

DOI:10.16356/j.1005-2615.2022.01.009

基于经验直觉的无人机威胁规避机动决策方法

王盼盼, 陈 谋, 吴庆宪, 邵书义

(南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106)

摘要: 针对无人机飞行过程中遇到威胁需要及时安全规避的问题, 本文提出一种基于经验直觉的无人机机动规避决策算法。首先将无人机威胁安全规避机动过程中所获取的态势信息, 按照规避机动区域进行结构化处理并标注相应的机动决策标签, 建立基于数据的无人机情景决策知识库。其次, 利用无人机情景决策知识库中的数据训练长短时记忆网络以实现情景与机动决策之间的正确映射。然后, 根据人类基于直觉进行行动决策的原理, 设计无人机基于经验直觉的机动规避算法。最后, 通过仿真分析表明所提出无人机威胁规避算法的有效性。

关键词: 无人机; 直觉决策; 情景决策知识库; 长短时记忆网络; 威胁规避机动

中图分类号: V279 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2022)01-0077-09

Threat Avoidance Maneuvering Decision-Making for Unmanned Aerial Vehicles Based on Experiences and Intuitions

WANG Panpan, CHEN Mou, WU Qingxian, SHAO Shuyi

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: In this paper, an unmanned aerial vehicle (UAV) maneuver avoidance decision algorithm based on experiences and intuitions is proposed for threats UAVs encounter during flight processes. Firstly, the situation information obtained during the safety threat avoidance maneuver of the UAV is structured according to the maneuver avoidance area, and the corresponding maneuver decision tag set is recorded. A UAV scenario decision-making knowledge is also established based on the data. Secondly, the long and short-term memory network is used to map the relations between the data scenario and the maneuvering decision in the UAV scenario decision-making knowledge database. Thirdly, according to the principle that human make action decisions based on their intuitions, a UAV maneuver avoidance algorithm is designed based on intuitions. Finally, the simulation analysis is conducted to illustrate the effectiveness of the proposed real-time threat avoidance algorithm for UAVs.

Key words: unmanned aerial vehicle(UAV); intuitive decision-making; scenario decision-making knowledge base; long and short-term memory network; threat avoidance maneuver

近年来, 无人机因具有战场适应能力强、生存能力强、低成本高效费比、配置灵活等优点, 迅速成为一种新型武器装备。无人机为了有效完成不同任务, 须具有一定程度的自主决策和自主规避能力^[1], 能在保证自身安全的前提下, 自主完成进攻、

防御和侦察等不同任务。因此, 无人机应具有自主认知、自主决策、自主规划和自主控制能力^[2]。提高无人机的自主威胁规避决策能力是适应现代化战争的必然趋势^[3]。

依据人脑的行为认知模式, 美国空军上校博伊

基金项目: 国家自然科学基金(U2013201); 航空科学基金(201957052001); 江苏省博士后基金(2020Z112)。

收稿日期: 2021-07-28; **修订日期:** 2021-12-30

通信作者: 陈谋, 男, 教授, 博士生导师, E-mail: chenmou@nuaa.edu.cn。

引用格式: 王盼盼, 陈谋, 吴庆宪, 等. 基于经验直觉的无人机威胁规避机动决策方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2022, 54(1): 77-85. WANG Panpan, CHEN Mou, WU Qingxian, et al. Threat avoidance maneuvering decision-making for unmanned aerial vehicle based on experiences and intuitions[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2022, 54(1): 77-85.

德提出观察-判断-决策-行动的循环模型^[4]。传统的威胁规避方法主要有预规划的全局式规避和反应式及时规避^[5]。由于环境的变化,全局式威胁规避需要不断地进行重规划,使得其应用有很大的局限性;反应式及时规避方法是通过雷达等传感器实时获取局部环境的变化并做出反应动作。文献[6]提出一种可以提高无人机在动态环境下态势感知能力的速度障碍法,有助于生成规避威胁的机动。文献[7]提出基于混合时间集的脉冲微分包含模型,通过分析认知无人机-环境系统状态的运动模式,推导出系统防撞稳定的条件。结合人脑的思维模式和思维过程,文献[8]提出了基于知识库来实现无人机自主决策的方法。文献[9]提出了一种在非均匀结构雷达威胁模型下基于改进马尔科夫决策过程模型的多无人机航路规划算法,将航路威胁代价和航路综合代价有效降低了25%。利用卷积神经网络(Recurrent neural networks, RNNs)模拟人类的运动皮层,文献[10]在认知地图的基础上进行路径规划和控制决策,并用长短时记忆(Long short term memory, LSTM)神经网络对交通数据、车辆状态数据和车辆机动行为集合进行训练,辅助系统生成规划路径和决策。以上文献从类脑智能规避决策的角度出发,取得了一定的研究成果,但针对

无人机威胁规避智能决策的研究仍处于初级阶段,需要进一步深入研究。

无人机自主威胁规避决策是无人机自主控制系统的核心环节,在无人机进行威胁规避时快速做出合理的机动决策对其安全具有至关重要的作用。受上述文献启发,借鉴人类在现实中遇到威胁,能利用直觉结合经验知识迅速做出适宜的判断和决策,快速高效的决策结果能有效避免事故的发生。因此,本文提出一种基于经验直觉的无人机威胁规避机动决策方法,模拟人类进行思维决策的过程,使无人机在面临威胁时能像人一样快速做出有效的威胁规避决策。

1 问题描述与预备知识

1.1 无人机直觉威胁规避决策原理

在复杂的飞行环境下,无人机不仅面临地形威胁、探测威胁、气象威胁,还面临非合作飞行单位威胁等。为了提高无人机的生存能力,需要快速高效地对所面临威胁做出规避决策。无人机通过模拟人类的直觉思维决策过程来进行威胁规避机动,实现基于机器直觉决策原则^[11]的无人机威胁规避决策,可以提高无人机的智能威胁规避能力。无人机基于直觉决策原理的威胁规避系统工作原理如图1所示。

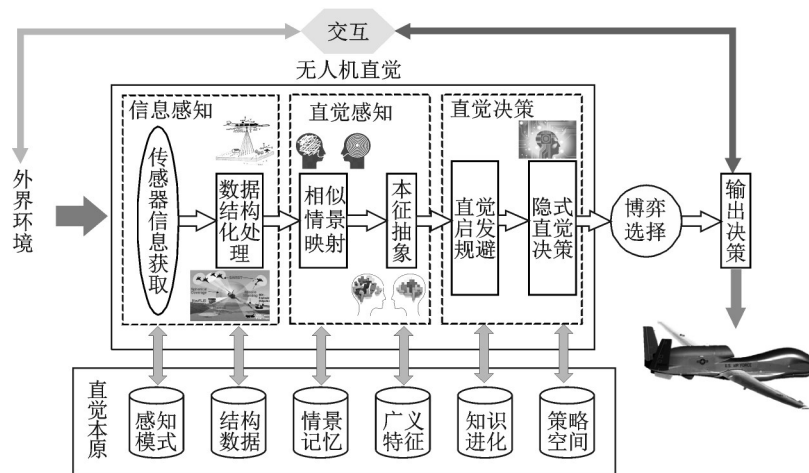


图1 无人机直觉威胁规避决策原理图

Fig.1 Schematic diagram of UAV threat avoidance decision-making based on intuitions

无人机直觉决策首先要对外界环境进行感知和处理,信息感知过程包括通过传感器获取外界环境中的原始信息并将原始数据进行结构化处理;然后对感知的信息进行搜索匹配,包括情景记忆中相似情景的映射和对情景广义特征的提取;最后根据提取的特征进行机动决策输出。为了实现无人机有效威胁规避决策,本文选取无人机位置、速度、迎角、侧滑角、航迹倾斜角、航迹滚转角、航迹方位角、目标点位置、威胁距离、威胁方位和

威胁速度等共15维数据信息作为广义特征中的关键影响因素;接着对当前态势进行直觉决策,直觉决策包含直觉启发^[11]规避和隐式直觉决策。隐式直觉决策是将本征抽象的广义特征直接映射到决策结果的策略空间,即根据当前态势信息直接获得决策结果。另外,直觉启发会对直觉本原中存储的知识进行更新以获得新知识并作用于策略空间,本文利用直觉启发以辅助无人机进行威胁规避决策。最后,通过隐式直觉决策出的结果和

直觉启发决策出的结果进行博弈选择,从而获得最合适的决策结果。

1.2 规避动作描述

在无人机飞行过程中,主要考虑无人机的前视区域威胁和机动限制条件,忽略无人机前视区域之外的威胁。假设无人机的机载传感器能够准确实时感知并获取无人机状态信息,并且机载雷达能准确实时探测到如图 2 所示的前视锥形区域的威胁方位与威胁距离。由于雷达的原始数据是使用离散点描述威胁信息,单个数据点不能准确描述威胁的相关信息,所以需要先将雷达探测到的数据点进行聚类处理。本文将无人机雷达扫描的前视锥形区域均等地划分为若干个扇形棱锥区域,扇形棱锥区域划分的越多,无人机威胁规避性能也就越灵活,但是计算量也会越大。综合考虑,将无人机前视探测区域均等划分成如图 2 所示的 12 个扇形棱锥,从机头正上方按照顺时针方向依次标记为 S_1, S_2, \dots, S_{12} 。结合无人机威胁规避机动决策需要对 7 种基本操作库^[12]进行扩充并与 12 种不同威胁规避区域相对应,如图 3 所示,除此之外无人机动作库中还有匀速前飞、减速前飞和加速前飞。

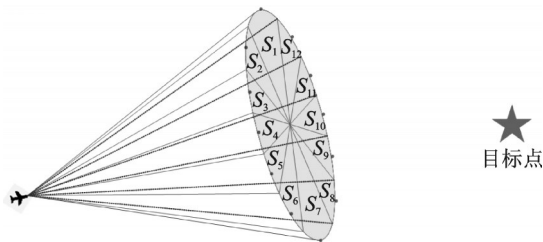


图 2 雷达探测区域与目标点距离示意图

Fig.2 Schematic diagram of the distance between the radar detection area and the target point

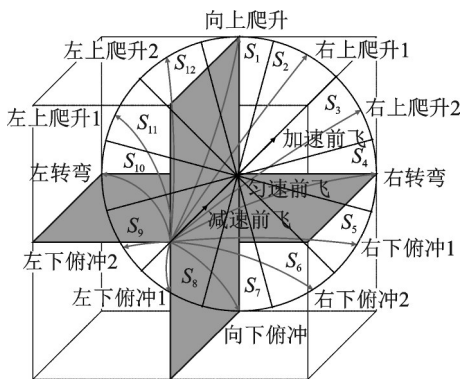


图 3 改进基本机动动作库

Fig.3 Improved basic maneuvers library

2 无人机安全规避的直觉决策方法

2.1 无人机感知数据处理

威胁规避直觉决策模型中需要获取无人机当

前态势下的环境信息。从无人机自身角度出发,需要准确获取无人机的位置信息、速度信息和姿态信息,包括无人机的位置、速度、迎角、侧滑角、航迹倾斜角、航迹滚转角和航迹方位角。考虑到复杂环境下无人机会遇到的地形威胁和非合作单位威胁,还需实时获取威胁的位置、速度和方位信息。同时为了防止无人机进行机动规避时背离目标点飞行,还需已知目标点的位置。

通过空速管、陀螺仪和机载雷达等传感器获取无人机的飞行参数和导航参数等如图 4 所示的态势信息,将采集的连续 12 帧^[13]状态信息作为特征向量。对原始数据进行滤波,去除明显错误数据,并修补缺失数据^[13],再对数据进行归一化处理并编码成特征向量,为直觉感知中的相似情景的映射和本征抽样做准备^[11]。

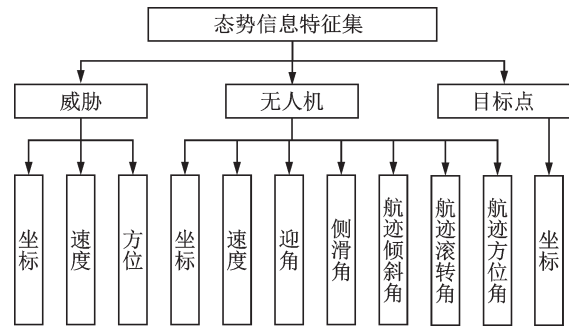


图 4 无人机态势信息感知数据树形图

Fig.4 Tree diagram of UAV situation perception data

2.2 无人机直觉机动决策结果标签化

无人机直觉情景决策知识库的建立,不仅需要感知数据结构化处理后作为输入数据,还需要输出直觉决策的机动动作。为了便于情景与决策结果之间的映射,将机动动作决策结果与决策标签进行对应。

根据飞行区域、法向过载和推力的改变,对无人机机动动作的 7 种基本操作库^[12]进行扩充后分别为向上爬升、右上爬升 1、右上爬升 2、右转弯、右下俯冲 1、右下俯冲 2、向下俯冲、左下俯冲 1、左下俯冲 2、左转弯、左上爬升 1、左上爬升 2、匀速前飞、减速前飞和加速前飞 15 种模式。针对这 15 种机动模式,分别设置 1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、11、12、13、14、15 共 15 个标签值与之对应,如图 5 所示。

2.3 无人机直觉启发规避

无人机机动决策是一个动态的连续变化过程,在无人机机动决策过程中,威胁信息、无人机的机动状态和目标点的位置都有可能发生改变。为了使无人机在不同的飞行状态下,面对复杂的飞行环境都能实时规避威胁,必须准确感知无人机的态势信息,模拟人脑的大局观对当前态势信息进行预测

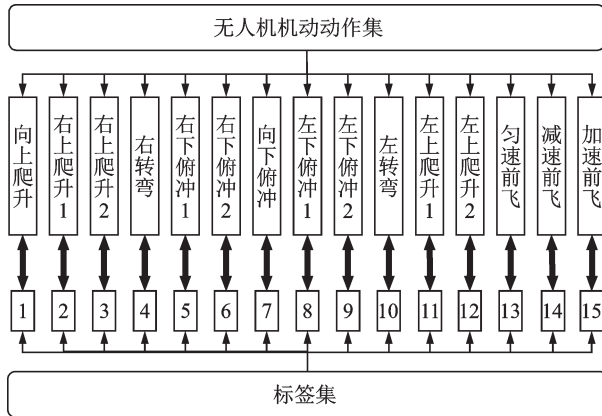


图5 机动作决策与模式解析标签对应图

Fig.5 Maneuver decision modes and corresponding labels

评估,从而对无人机下一帧机动动作做出决策。当无人机直觉情景决策知识库中情景匹配不成功时,需要采用直觉启发算法辅助无人机进行规避决策。

若无人机当前时刻没有感知到威胁信息,只需按照预定的飞行路线保持原飞行状态继续飞行,但当无人机检测到威胁信号时,无人机需要改变原飞行状态,对机动动作选择进行实时迭代更新并进行机动规避。针对威胁信息的不同,需要选取不同的机动动作进行安全规避。为确定威胁规避区域,本文综合考虑威胁等级、目标点的引导作用和无人机的机动限制条件选择无人机的规避区域及其对应的机动动作,如图6所示。

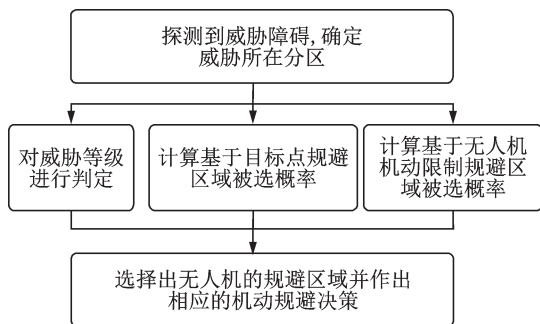


图6 无人机直觉启发规避区域选择原理图

Fig.6 Schematic diagram of UAV intuition-inspired avoidance area selection

外部威胁对无人机的机动决策起到主要的影响作用,首先需要雷达准确获取威胁所在的方位、距离和速度信息。基于雷达探测所获取的威胁距离和威胁速度,对威胁等级进行评估判定。

无人机在规避的过程中还要考虑到目标点对无人机的引导作用,避免无人机为了规避威胁而逐渐偏离目标点甚至背离目标点飞行情况的发生,因此加入目标点引导概率函数。假设任务目标点的坐标为 $O_{obj}(x_{obj}, y_{obj}, z_{obj})$,为了方便计算,将其转化

到机体坐标系下有^[14]:

$$O_{obj} = C_n^b [x_{obj} \ y_{obj} \ z_{obj}]^T = [x_{objb} \ y_{objb} \ z_{objb}]^T \quad (1)$$

式中 O_{obj} 为机体坐标系下的目标点坐标, C_n^b 为机体坐标系与地理坐标系之间的方向余弦矩阵^[14]。

无人机当前坐标为 $X_b = [x_b \ y_b \ z_b]^T$,将无人机的前视锥形规避区域等分为如图2所示的12个区域,取规避区域 S_i 底部区域圆弧中点的坐标为 $X_{ib} = [x_{ib} \ y_{ib} \ z_{ib}]^T$,则有

$$\begin{bmatrix} x_{ib} \\ y_{ib} \\ z_{ib} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_b \\ y_b \\ z_b \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -d \sin p \sin \frac{(2i-1)\pi}{12} \\ d \cos p \\ d \sin p \cos \frac{(2i-1)\pi}{12} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中 d 为无人机前视区域的最大距离, p 为无人机雷达的扫描角度。

S_i 底部区域圆弧中点的坐标 X_{ib} 与目标点 O_{obj} 的欧式距离为 $L_i^{[15]}$,可得

$$L_i^2 = \|X_{ib} - O_{obj}\|_2^2 \quad (3)$$

选择 S_i 区域作为下一规避区域的概率与 L_i^2 成反比,由于 L_i^2 之间的数值差别小,所以规避区域选择概率差别小,不足以体现目标点的引导作用。取 $\min(L_i^2)$ 对应的 S_i 的坐标记为 X_{opt} ,转化到机体坐标系下为 X_{optb} ,则式(3)可以重定义成如下形式

$$L_i^2 = \|X_{ib} - X_{optb}\|_2^2 \quad (4)$$

设基于当前坐标下规避区域被选择的概率 $P(X_{ib}|X_b)$ 服从均值为0,方差为 $\sigma^2 = \frac{6 + \sqrt{3}}{3} d^2 \sin^2 p$ 的高斯分布^[15],则有

$$P(X_{ib}|X_b) \propto \exp\left(-\frac{\|X_{ib} - X_{optb}\|_2^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

此外无人机的机动限制条件也会影响其威胁规避动作的选择,所以要在无人机安全边界保护系统的范围内进行机动动作规避,以无人机安全飞行边界为基准,对规避动作进行排除,综合形成无人机直觉启发辅助规避机动决策结果。

2.4 无人机隐式直觉决策

LSTM网络是在RNN网络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,而且利用LSTM模拟人脑的记忆机制和遗忘机制的过程符合人对突发威胁的预判规避机制^[13],所以用LSTM网络训练无人机飞行数据,威胁数据和目标点数据,并与相应的机动决策标签集形成对应关系,从而建立无人机直觉情景决策知识库。

在无人机安全规避决策时,需要考虑 LSTM 网络在当前时刻的决策输出,然后通过 softmax 函数^[16]计算模型的输出,softmax 函数如下式所示

$$P(y = s|s \in A) = \text{softmax}(W_{y,h}h + b_y) = \frac{W_{y,h}h + b_y}{\sum_{s \in A} (W_{y,h}h + b_y)} \quad (6)$$

式中, A 为无人机威胁规避的机动决策集合, s 为机动决策集合 A 中的某个元素, y 为机动决策 s 的输出概率, h 为 LSTM 网络隐含层最后输出, $W_{y,h}$ 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^[16],通过基于时间的误差反向传播算法(Back propagation through time, BPTT)^[17],来训练 LSTM 网络。

以无人机飞行过程中威胁机动规避为研究背景,实验数据从某仿真系统^[18]中提取。通过多次运行该仿真系统,得出无人机的态势信息以及机动决策信息,从中选取多组原始数据,针对每组 12×15 数据信息进行滤波,去除明显错误数据,并修补缺失数据,再对数据进行归一化处理并编码成特征向量^[13],同时记录下与之对应的机动决策标签集,形成映射关系并输入到 LSTM 网络中进行训练,进而获得无人机直觉情景决策知识库,无人机隐式直觉决策基本框架如图 7 所示。

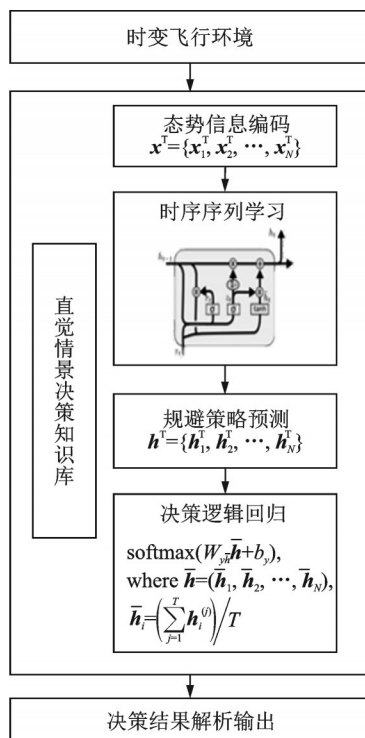


图 7 无人机隐式直觉决策框架图

Fig.7 Framework of UAV's implicit intuitive decision-making

2.5 无人机威胁规避直觉决策算法

本节结合 2.3 节无人机直觉启发规避和 2.4 节

无人机隐式直觉决策,提出无人机威胁规避直觉决策算法,进而模拟有经验的飞行员进行直觉规避威胁。

通过对无人机直觉启发辅助规避决策和隐式直觉决策的研究,建立如图 8 所示的无人机威胁规避直觉决策算法。对无人机多种经验模态的原始结构化信息进行训练,形成无人机情景记忆决策知识库。首先获取无人机的当前飞行态势数据,判断是否存在威胁,如果无威胁或威胁等级较低时,无人机保持原计划飞行;如果威胁等级处于中等但并不一定会对无人机造成实质性的损伤,无人机减速前行;如果威胁等级较高时,需要对无人机进行机动规避决策。然后提取并结构化处理传感器采集到的飞行数据、威胁数据和目标点数据等,归一化处理并编码成特征向量同时进行情景匹配,如果情景匹配成功,则对决策方案进行预评估,并选取最优决策方案到执行环节;如果没有匹配到成功的情景模式,则需要根据直觉启发辅助规避算法确定无人机的规避机动决策给执行环节,并更新无人机直觉情景决策知识库。

3 验证与仿真

3.1 数据准备

因实际地形过大,为便于仿真分析,将一个实际场景地形数据按照 164:1 的比例尺缩放放到仿真三维地图上,包含地形威胁数据,则单个栅格长、宽和高均记为 164 m。后续为便于仿真分析,直接使用栅格坐标。假设无人机起始栅格坐标为 (10, 10, 86),无人机的终止目标栅格坐标为 (290, 270, 34)。非合作探测雷达威胁数据和气象威胁数据如表 1 所示,非合作飞行器威胁的起始栅格坐标为 (300, 10, 35),终止栅格坐标为 (10, 300, 20)。

3.2 无人机直觉情景决策知识库训练

将 20 000 组特征向量随机抽取 80% 作为训练集,剩下 20% 作为验证集。通过多次仿真实验得出效果最好的 LSTM 网络的参数如下:隐含层记忆单元数目 $N = 100$,分批训练 mini_BatchSize = 512,训练迭代次数为 2 000,步长 $\alpha = 0.001$,超参数 $\beta_1 = 0.900, \beta_2 = 0.999$,平滑项 $\epsilon = 10^{-8}$ 。图 9 为训练样本在不同迭代次数下的训练准确率,从图中可以看出测试集准确率大约在 1 400 次迭代之后达到 90%,在 1 640 次之后逐渐稳定在 92% 左右。图 10 为信息迭代过程中 LSTM 网络的损失函数的变化曲线,Mini-batch 损失收敛到 0.35 附近。Adam 算法^[19]结合了 Momentum 算法和 RMSprop (Root mean square prop) 算法的优点,能够自适应地调整

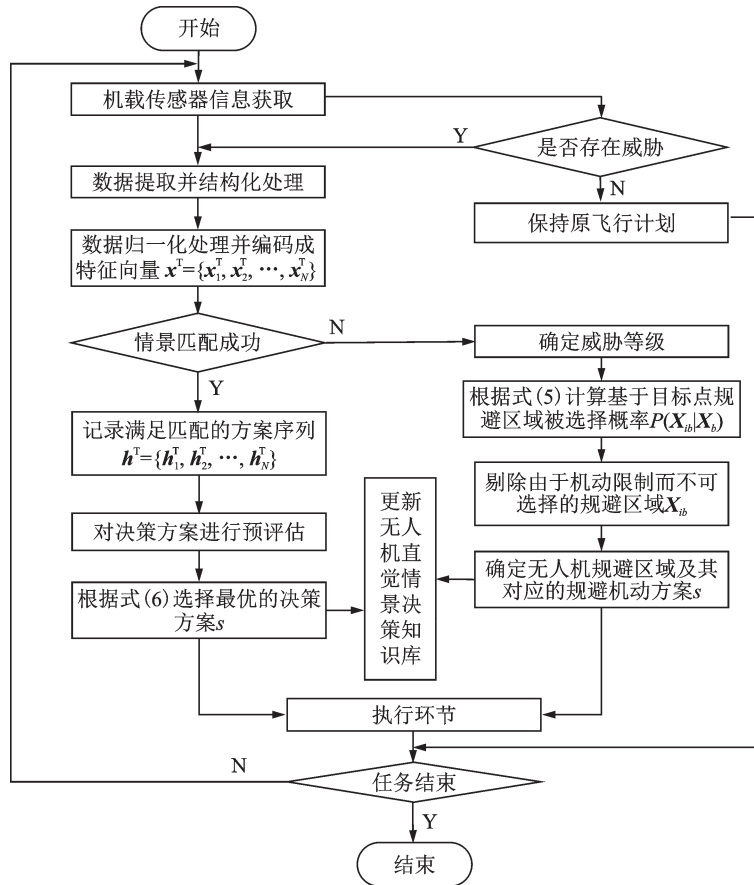


图8 无人机威胁规避直觉决策算法

Fig.8 Intuitive decision-making algorithm for UAV threat avoidance

表1 雷达威胁和气象威胁数据信息

Table 1 Information of radar threats and weather threats

威胁	威胁中心栅格坐标	威胁半径栅格数
非合作探测雷达1	(50, 50, 19)	40
非合作探测雷达2	(150, 100, 25)	50
非合作探测雷达3	(250, 150, 18)	50
气象威胁1	(100, 70, 65)	10
气象威胁2	(275, 200, 50)	10

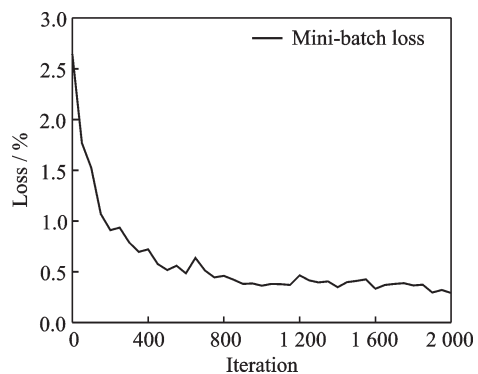


图10 Mini-batch 损失变化曲线

Fig.10 Curve of the mini-batch loss changing with iteration

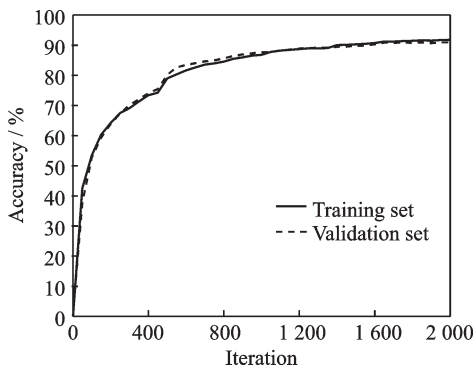


图9 训练集和验证集决策准确率变化曲线

Fig.9 Curves of decision accuracy rate changing with iteration for the training set and the validation set

学习率更新策略^[20],对比使用SGDM算法和RMSPProp算法训练无人机直觉情景决策知识库模型,

使用Adam算法具有更好的直觉机动决策效果,如图11所示。对比3种模型可知Adam算法不仅收敛速度快,且测试集决策准确度高于SGDM和RMSPProp算法,所以基于Adam算法的LSTM网络更适用于实现无人机直觉情景决策知识库的建立。

3.3 经验直觉模型决策准确性验证实验

将地形数据信息、威胁信息和目标点信息经归一化处理并编码成特征向量输入到无人机直觉决策情景匹配数据库中,无人机基于经验直觉的机动规避决策序列如表2所示。

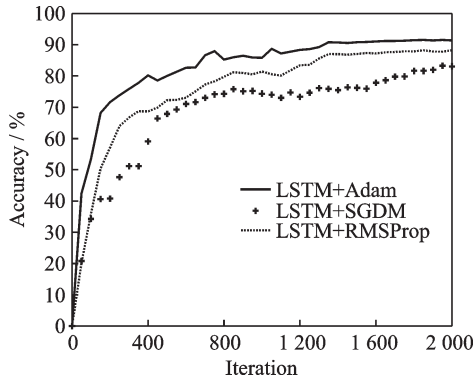


图 11 不同优化算法决策准确率变化对比图

Fig.11 Comparison of changes in decision accuracy rates of different optimization algorithms

表 2 无人机直觉机动决策表

Table 2 UAV intuitive maneuver decisions

机动序号	机动标签	机动动作
1	2	右上爬升 1
2	4	右转弯
3	2	右上爬升 1
4	7	向下俯冲
5	12	左上爬升 2
6	13	减速平飞
7	2	右上爬升 1
8	2	右上爬升 1
9	10	左转弯
10	9	左下俯冲 2
11	7	向下俯冲
12	7	向下俯冲
13	7	向下俯冲

航迹输出结果如图 12~14 所示。其中绿色和黄色半球是不同威胁半径的雷达威胁,红色球体是气象威胁,红色曲线是非合作飞行器的飞行轨迹,绿色轨迹是无人机基于直觉决策平滑处理后的轨迹路线图。图 12 是规避航迹俯视图,从图中可以看出无人机的飞行轨迹,实现了气象威胁的规避,但该图对无人机是否进入非合作目标探测雷达的探测区域不能清晰反映。从图 13 中可以清楚地看出无人机通过左转弯有效地规避了非合作单位的

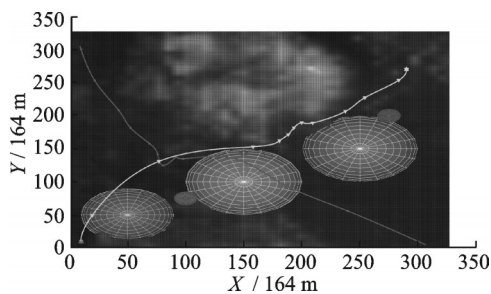


图 12 多威胁情况下无人机直觉决策规避路径俯视图

Fig.12 Top view of the UAV's intuitive decision-making avoidance path in the multi-threat situation

威胁。结合图 13,14,可以看出无人机不仅规避了非合作雷达的探测区域,还实现了地形规避。综上所述可知,无人机直觉决策算法成功规避多种威胁,确保航迹安全。

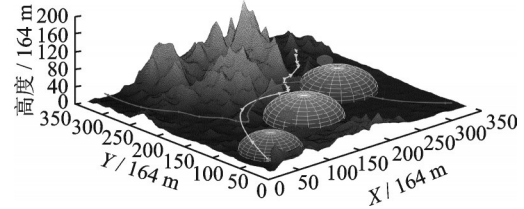


图 13 多威胁情况下无人机直觉决策规避路径左视图

Fig.13 Left view of the UAV's intuitive decision-making avoidance path in the multi-threat situation

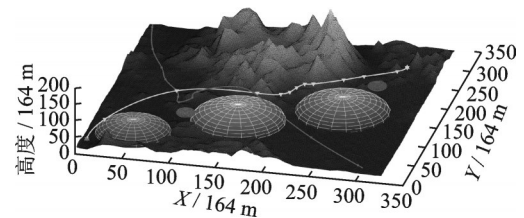
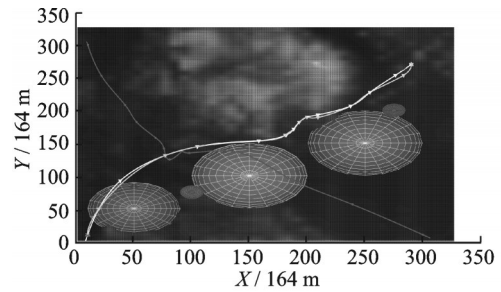


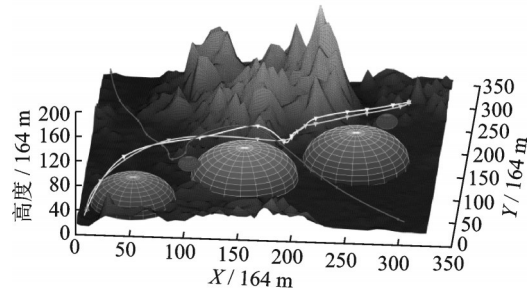
图 14 多威胁情况下无人机直觉决策规避路径前视图

Fig.14 Front view of the UAV's intuitive decision-making avoidance path in the multi-threat situation

相同飞行环境下无人机直觉决策规避路径与基于群智能算法的规避路径进行对比,如图 15 所示,其中黄色曲线是基于群智能算法的规避路径。两种方法均能实现无人机安全规避,从图 15(a)俯视图中可以看出两种方法规避路线没有太大的区



(a) Top view of the UAV's trajectory curve of the two different algorithms



(b) Side view of UAV trajectory curve of two different algorithms

图 15 两种不同算法下的无人机航迹曲线侧视图

Fig.15 Side view of UAV trajectory curve of the two different algorithms

别,从图15(b)的侧视图中可以看出直觉决策规避路径曲线更为平滑,尤其是机动5到机动8直觉决策规避路径比群智能优化算法规避路径的平滑性高。另外,对于具备成熟的情景决策知识库的直觉决策算法时间复杂度为 $O(1)$,即直接输出机动决策,而群智能算法时间复杂度为 $O(n)$,主要与样本的迭代次数相关。此时在时间复杂度上直觉决策算法优于群智能算法,但是前期需要花费大量的时间来建立和完善无人机情景决策知识库。该仿真实验中直觉决策算法的航迹总长度为68 671.72 m,群智能算法的航迹总长度为71 812.32 m,可见在航迹代价上直觉决策算法略优于群智能算法。

4 结 论

本文针对无人机在非博弈对抗飞行环境中安全规避威胁及智能机动决策问题,提出了一种基于经验直觉的无人机威胁规避机动决策方法。首先设计了无人机直觉启发辅助规避决策算法,然后提出基于数据的无人机隐式直觉决策算法,选用Adam梯度下降算法调整的LSTM网络对处理好的数据进行训练,建立了无人机直觉情景决策知识库,应用于无人机基于经验直觉的机动威胁规避决策。最终仿真结果表明该方法能准确地对无人机威胁规避进行直觉决策,进一步验证了所提出的基于经验直觉的无人机机动规避方法的有效性。

参考文献:

- [1] 唐强,张宁,李浩,等. 无人机自主控制系统简述[J]. 测控技术, 2020, 39(10): 114-123.
TANG Qiang, ZHANG Ning, LI Hao, et al. Brief review of UAV autonomous control system[J]. Measurement & Control Technology, 2020, 39(10): 114-123.
- [2] 张申,季自力,王文华. 透视未来的信息化战争[J]. 国防科技工业, 2019(7): 42-45.
ZHANG Shen, JI Zili, WANG Wenhua. Insight into the future information warfare[J]. Defence Science & Technology Industry, 2019(7): 42-45.
- [3] 冯志峰,刘鸿福,陈浩. 基于规则推理的无人机对地攻击目标选择自主决策[J]. 指挥控制与仿真, 2015, 37(4): 31-35.
FENG Zhifeng, LIU Hongfu, CHEN Hao. Self-determined decision-making about target selection in air-to-ground attacking of UAV based on rule reasoning[J]. Command Control & Simulation, 2015, 37(4): 31-35.
- [4] 赵欣怡,宗群,张睿隆,等. 类脑智能技术在无人系统上的应用[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(1): 1-12.
ZHAO Xinyi, ZONG Qun, ZHANG Ruilong, et al. Application of brain-inspired intelligence technology in unmanned vehicles[J]. Control Theory & Applications, 2019, 36(1): 1-12.
- [5] XIANG Y, ZHANG Y. Sense and avoid technologies with applications to unmanned aircraft systems: Review and prospects[J]. Progress in Aerospace Sciences, 2015, 74: 152-166.
- [6] YI J, VAN KAMPEN E, DE VISSER C C. Three-dimensional velocity obstacle method for UAV deconflicting maneuvers[C]//Proceedings of AIAA Sci-Tech Forum. Kissimmee, USA: AIAA, 2015.
- [7] 魏瑞轩,倪天,赵晓林,等. 认知无人机-环境系统的防碰撞稳定性[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(9): 1453-1460.
WEI Ruixuan, NI Tian, ZHAO Xiaolin, et al. Collision avoidance stability of the cognitive unmanned aerial vehicle & environment system[J]. Command Control & Simulation, 2019, 36(9): 1453-1460.
- [8] 马文,李辉,王壮,等. 基于深度随机博弈的近距离空战机动决策[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(2): 443-451.
MA Wen, LI Hui, WANG Zhuang, et al. Close air combat maneuver decision based on deep stochastic game [J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(2): 443-451.
- [9] 刘蓉,张衡,肖颖峰. 基于改进马尔可夫决策过程模型的多机协同航路规划研究[J]. 南京理工大学学报, 2021, 45(1): 84-91.
LIU Rong, ZHANG Heng, XIAO Yingfeng. Research on multiple unmanned aerial vehicles cooperative path planning based on improved Markov decision processes model[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2021, 45(1): 84-91.
- [10] CHEN S, ZHANG S, SHANG J, et al. Brain-inspired cognitive model with attention for self-driving cars[J]. IEEE Transactions on Cognitive & Developmental Systems, 2019, 11(1): 13-25.
- [11] 翟鹏,张立华,董志岩,等. 机器直觉[J]. 中国科学: 信息科学, 2020, 50(10): 1475-1500.
ZHAI Peng, ZHANG Lihua, DONG Zhiyan, et al. Machine intuition[J]. Scientia Sinica Informationis, 2020, 50(10): 1475-1500.
- [12] 朱可钦,董彦非. 空战机动动作库设计方式研究[J]. 航空计算技术, 2001(4): 50-52.
ZHU Keqin, DONG Yanfei. Study on the design of air combat maneuver library[J]. Aeronautical Computing Technique, 2001(4): 50-52.
- [13] 刘钻东,陈谋,吴庆宪,等. 非完备信息下无人空战目标意图预测[J]. 中国科学: 信息科学, 2020, 50(5): 704-717.

- LIU Zuandong, CHEN Mou, WU Qingxian, et al. Prediction of unmanned aerial vehicle target intention under incomplete information[J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2020, 50(5): 704-717.
- [14] 于媛媛. 先进歼击机超机动危险状态边界判定与保护控制[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2014.
- YU Yuanyuan. Predicating and protecting control of the dangerous state envelope for super maneuver flight motion of advance fighters[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2014.
- [15] 李卫硕, 孙剑, 陈伟. 基于BP神经网络机器人实时避障算法[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(11): 204-211.
- LI Weishuo, SUN Jian, CHEN Wei. Real-time obstacle avoidance algorithm for robots based on BP neural network[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(11): 204-211.
- [16] 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: 10-14.
- 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: 10-14.
- [17] MANNESCHI L, VASILAKI E. An alternative to backpropagation through time[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2020, 2(3): 155-156.
- [18] 郝宇, 赵鹏. 无人机操纵训练仿真系统[J]. *兵工自动化*, 2016, 35(8): 18-21.
- HAO Yu, ZHAO Peng. Training simulation system of UAV[J]. *Ordnance Industry Automation*, 2016, 35(8): 18-21.
- [19] GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A. *Deep LEARNING*[M]. USA: The MIT Press, 2016.
- [20] KINGMA D, BA J. Adam: A method for stochastic optimization [EB/OL]. (2014-12-22). <https://arxiv.org/abs/1412.6980>.

(编辑:张蓓)