

## 【航空电子电气工程】

## 低空无人机碰撞预警模型研究

千月欣<sup>1</sup>, 李佳骏<sup>2</sup>, 张绍泉<sup>1</sup>

(1. 河南低空经济发展集团有限公司, 河南 郑州 450008;

2. 国网电力空间技术有限公司, 北京 102209)

**摘要:**为保证在空域资源有限、无人机数量激增背景下实现低空无人机协同安全运行,进行了无人机碰撞识别及风险预警研究。首先通过使用长短记忆神经网络模型实现了无人机短时航迹预测。之后,综合考虑时间延迟和航向变化对碰撞域的影响,基于碰撞风险划设无人机多层长方体碰撞域。在碰撞识别及风险预警过程中,提出碰撞指数概念,并通过计算机模拟仿真生成多种碰撞类型,制定了五级预警机制,实现了对无人机飞行过程中潜在碰撞风险的及时识别与预警,旨在提供一种可参考的低空无人机碰撞预警方法。

**关键词:**低空无人机;航迹预测;碰撞域;碰撞预警;长短记忆神经网络模型

**中图分类号:** V 279

**文献标识码:** A

**DOI:**10.13486/j.issn.2097-4973.2025.04.005

## 0 引言

2023 年 12 月,我国民用航空局颁布《国家空域基础分类方法》,增加 G 和 W 类非管制空域,为无人机提供了特定运行空间<sup>[1]</sup>。然而,随着无人机技术的提升和应用范围的拓展,无人机数量激增,空域需求增长。如何在有限空域内确保无人机飞行安全有序,减少冲突,提高效率成为急需解决的问题。无人机运行安全受内部(如技术、操控水平)和外部(如天气、环境、法规、人为干扰)多重因素干扰。全面考虑并有效应对这些因素,通过飞行航迹识别评估短时运行风险,是确保低空无人机飞行安全的关键。

目前,低空无人机碰撞预警研究主要集中在两大方面。一是无人机航迹规划及预测方面。大部分研究者采用数据驱动的预测方法,通过分析历史轨迹数据结合使用深度学习、混合模型等预测未来轨迹。如 Zhang 和钟昱等都是基于历史数据,通过研究飞行轨迹位置预测误差,来实现短时航迹偏离状态动态监测<sup>[2-3]</sup>。Dang 等提出基于注意力增强和卷积融合结构的改进长短记忆神经网络(LSTM)轨迹预测方法<sup>[4]</sup>。张成佳通过构建 PSO-CNN-GRU 模型显著提升了无人机航迹预测的收敛速度和精度<sup>[5]</sup>。曾润等通过建立一种数据融合的改进粒子滤波航迹预测算法得到比传统非线性滤波算法更高的预测精度,为三维航迹预测研究提供了参考<sup>[6]</sup>。梁天宇和耿增显等针对无人机飞行轨迹都使用神经网络进行预测<sup>[7-8]</sup>。Corbetta 等基于机器学习算法和历史飞行数据的实时轨迹预测系统,准确预测了无人机的飞行路径<sup>[9]</sup>。二是无人机安全评估方面。Du 等通过使用改进的人工势场(APF)方法,提出一种安全高效的双层分离管理策略,实现自适应调整无人机之间的动态安全间隔<sup>[10]</sup>。Wan 等基于机动协调和计划轨迹预测对固定翼无人机的避障算法进行研究,为无人机安全研究提供了参考<sup>[11]</sup>。焦瑶瑶改进传统 Event 模型,将通用航

收稿日期:2024-11-13

第一作者简介:千月欣(1998—),女,河南武陟人,硕士研究生,从事无人机技术应用研究。

E-mail:yuexinqian@hnhtyxgs.com

空器简化为拼接四棱锥碰撞盒,建立同高度平行航路纵向及侧向的碰撞风险评估模型,并验证了其可行性<sup>[12]</sup>。李子璇运用碰撞风险模型建立多因素风险评估模型,得到混合空域下融合飞行冲突量化结果<sup>[13]</sup>。王聪等改进地面撞击风险模型,使用概率统计及 Spearman 系数法探讨了撞击风险等级划分方案<sup>[14]</sup>。李丹先是基于历史数据建立静态风险评估模型,之后综合考虑无人机飞行轨迹全过程,实现精准估计飞机在任意时刻的瞬时碰撞概率,为后续研究提供了理论参考<sup>[15]</sup>。Liang 等提出了一种基于 PPO-GIC 算法和 CNN-LSTM 融合网络的多无人机自主避碰方法,通过结合卷积神经网络和长短期记忆网络来提升避碰决策的准确性和实时性<sup>[16]</sup>。

现有研究在无人机航迹预测及碰撞预警方面已取得显著进展,但仍存在以下局限:传统轨迹预测模型对非线性动态特征的适应性不足,导致复杂环境下的预测误差累积,并且难以满足实时性要求;多数碰撞域模型为静态或单因素分析,未充分整合时间延迟与航向变化的动态影响;安全评估指标多依赖单一参数,缺乏多维风险量化能力。此外,传统无人机避障技术主要依赖于红外线、超声波、激光和视觉等传感器来实现对周围障碍物的识别和规避,存在探测障碍物距离短、受气象条件影响大的缺点。

本文首先提出 LSTM 多层动态碰撞域模型,将时间延迟、航向不确定性及操作余度分层量化,实现风险分级预警;其次,设计碰撞指数公式,融合速度、加速度及空间重叠概率动态反映风险演化趋势;最后,结合仿真与实测数据验证模型,提出五级预警机制,为空管决策提供多维度支持。

## 1 短时无人机航迹预测及碰撞域划设模型

### 1.1 短时航迹预测

研究无人机碰撞本质就是明确无人机飞行航迹在特定的时间内与其他飞行器或固定障碍物之间是否存在冲突,前提是获取无人机及障碍物的移动轨迹。接下来将使用 LSTM 做短时轨迹预测。

LSTM 属于循环神经网络(RNN)的一种变体,具有记忆长短期的能力,通过处理序列数据中的长期依赖关系,捕捉数据中的复杂模式和规律,经自适应学习和模型参数调整来提高其预测性能和泛化能力<sup>[17]</sup>,LSTM 基本结构如图 1 所示。

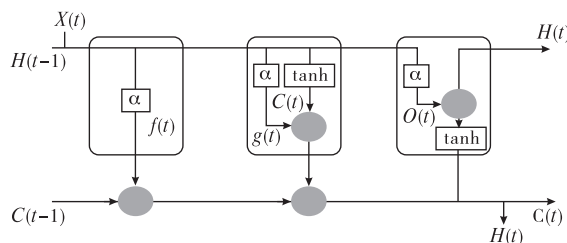


图 1 LSTM 基本结构图

LSTM 决定每一时刻信息记忆与遗忘是通过三个“门”,即遗忘门、输入门、输出门结构逻辑控制的。

输入门决定加入系统中的信息量,遗忘门控制每一时刻信息是否被遗忘,输出门决定每一时刻信息是否输出。这克服了传统 RNN 权重影响过大、梯度易消失和爆炸的缺点,收敛速度更快,效果更好,可以有效提高预测精度<sup>[18-19]</sup>。

无论是受自身因素影响还是外界环境干扰,无人机的飞行轨迹、速度和方向的变化量将综合反映其运行状态,从无人机历史飞行数据着手能更加全面地剖析无人机真实状态。可根据已有的无人机经纬度以及高度信息绘制历史轨迹,之后在 LSTM 模型中输入包含各变量信息的 70% 数据进行网络训练,15% 的数据做测试,剩余 15% 的数据进行验证,来建立无人机短时轨迹预测模型。此处设计模型包含两个 LSTM 层(隐藏单元数分别为 128 和 64),全连接层输出三维航迹坐标;经网格搜索优化,学习率设为 0.001,训练 200 轮;同时为防止过拟合,引入 Dropout 层;损失函数采用均方误差(MSE),优化器为 Adam;最终模型在验证集上的 MSE 为 0.0023。

为验证 LSTM 在无人机航迹预测中的优越性,本文对比了 LSTM、GRU(门控循环单元)及 CNN(卷积神经网络)模型的性能,如表 1 所示。实验采用相同数据集,以 MSE 值和训练时间为评价指标。结果显示,LSTM 在长时序依赖场景下,MSE 降低 12.3%,梯度消失问题显著缓解,适用于无人机频繁机动场景。GRU 虽训练速度更快,但对突发轨迹变化的捕捉能力较弱;CNN 因局部感知特性,难以有效建模全

局时序关联。

表 1 不同预测模型性能对比

模型	MSE	训练时间/min	适用场景
LSTM	0.002 3	45	高机动、长时序
GRU	0.002 7	32	平稳飞行
CNN	0.003 5	28	静态障碍物避障

## 1.2 无人机碰撞域的划设

无人机碰撞域通常被定义为在飞行过程中, 无人机可能与周围物体(例如建筑物、其他无人机或航空器等)发生接触的潜在空间范围。该区域的大小和形状会根据所使用的建模技术和实际应用场景的不同而有所变化<sup>[20]</sup>。常见的碰撞区域划分方式有椭球形碰撞域、圆柱形碰撞域以及长方体形碰撞域等几种类型<sup>[21]</sup>。

为简化碰撞建模过程, 本文将基于碰撞风险划设无人机多层长方体碰撞域, 按照无人机自身各边最大尺寸将其视为  $L \times W \times H$  的长方体质点, 无人机的飞行方向决定碰撞域的延伸方向, 速度决定其长短。

划设的第一层长方体碰撞域就是无人机本身, 即 
$$\begin{cases} a^1 = L \\ b^1 = W, \text{若在该碰撞域范围内出现障碍物, 必会发生} \\ c^1 = H \end{cases}$$

碰撞。

在实际无人机操作过程中, 指令下达与实际反应之间必会存在时间延迟, 这与人的反应、系统机械反应、信号传输等的延迟有关, 并且难以被克服。正常人理想状态下接受刺激到做出反应的时间为  $0.2 \sim 0.3$  s, 实际的反应时间会因个人年龄、健康状况、注意力集中程度等多种因素而有所延长。再加上系统机械制动传动及信号传递接受过程中的时间损耗, 实际延长时间可能会更长。在第二层碰撞域的划设中, 将充分考虑这些难以避免的时间延迟带来的飞行距离影响, 暂不考虑无人机方向的变化。设总延迟时间为  $t_0$ , 无人机飞行速度为  $v_0$ , 加速度为  $a_0$ , 则第二层碰撞域可表示为

$$\begin{cases} a^{2'} = L + v_0 t_0 + a_0 t_0^2 / 2, \\ b^{2'} = W, \\ c^{2'} = H. \end{cases}$$

因为反应时间是无法克服的, 所以在第二层碰撞域内发生碰撞的概率几乎是百分之百。此外, 无人机在飞行过程中, 其航向变化是任意的, 为保证飞行安全, 还需进一步考虑方向改变带来的影响。设无人机在横轴面内的转弯角度为  $\theta_0$ , 纵轴面内转弯角度为  $\alpha_0$ , 飞行时间为  $t_1$ , 飞行速度为  $v_1$ , 加速度为  $a_1$ , 则第三层碰撞域可表示为

$$\begin{cases} a^{3'} = a^{2'} + v_1 t_1 + a_1 t_1^2 / 2, \\ b^{3'} = W + 2a^{3'} \cos \alpha_0 \sin \theta_0, \\ c^{3'} = H + 2a^{3'} \sin \alpha_0 \cos \theta_0. \end{cases}$$

为达到识别障碍物并提前预警防范的目的, 需要进一步扩大碰撞域范围, 在第四层碰撞域中, 继续增加各边余度, 即

$$\begin{cases} a^{4'} = a^{3'} + \Delta a, \\ b^{4'} = b^{3'} + \Delta b, \\ c^{4'} = c^{3'} + \Delta c. \end{cases}$$

式中:  $\Delta a$  为纵轴方向余度,  $\Delta b$  为横轴方向余度,  $\Delta c$  为立轴方向余度。考虑无人机飞行性能, 一般设定  $\Delta a$  的值大于  $\Delta b$  和  $\Delta c$ 。同理, 若想进一步扩大预警范围, 可继续增大安全余度设定值, 直至增大至无碰撞风

险,此时刻设第五层碰撞域。五层碰撞域之外的区域可认为无安全风险,不予考虑。

## 2 无人机碰撞识别及风险预警

当无人机的碰撞域与周围物品的碰撞域在未来某个时间点发生重叠时,才会存在碰撞风险,即必须满足时间和空间维度上的一致。同一时间点,设无人机与任意障碍物之间的距离为  $d$ ,则碰撞指数  $q$  满足:

$$\begin{cases} q = k \arctan |d|, q \in [0, k), d \in (-\infty, +\infty), \\ k = v_r \cdot a_r \cdot \cos \theta. \end{cases}$$

式中: $q$  表示两物体接近速率与空间重叠概率的综合风险,参数  $k$  为动态安全系数, $v_r$  为相对速度, $a_r$  为相对加速度, $\theta$  为航向夹角。 $|d|$  值越大,代表两运动体距离逐渐变大,此时  $q$  值越接近常数  $k$  ( $k$  值的大小受速度、加速度等因素影响),无碰撞风险;相反, $|d|$  值越小,碰撞风险越大。考虑无人机及障碍物自身形状,往往在  $|d|$  值尚未达到 0 时就已经发生碰撞。当出现以下条件时,无人机必然会碰撞,即

$$\begin{cases} d \leq L_1 + L_2, \\ d \leq W_1 + W_2, \\ d \leq H_1 + H_2. \end{cases}$$

式中: $L_1$ 、 $W_1$ 、 $H_1$  分别代表无人机的长宽高, $L_2$ 、 $W_2$ 、 $H_2$  代表障碍物的长宽高。根据碰撞位置及角度,可进一步将碰撞分为对头碰撞、侧面碰撞、追尾、上下垂直、斜向碰撞等多种情况。

## 3 用例分析

### 3.1 数据搜集

本文搜集到国内某无人机某日 12:46:52—15:37:59 的自驾仪数据,包含共计 114 种变量,可大致分为以下 3 种类型:一是基准数据,如时间、经纬度、高度、风向等;二是状态数据,如电压、磁场强度、发动机状态、电机状态、导航控制状态、内部各部件回路状态等;三是执行数据,如速度、航向、滚转角、俯仰角、偏航角及在各维度的变化程度数据等。按照每秒一个数据进行整理,最终得到 10 267 个样本数据。需要说明的是,本研究未考虑天气、电磁干扰等外部因素对碰撞预警的影响,还需在后续的研究中持续改进。

### 3.2 数据预处理

为保证后续工作顺利开展,对搜集到的飞行数据进行清洗和预处理。数据预处理是数据科学和机器学习项目中的关键步骤,主要作用是将未经处理的原始数据转换为在数量、结构和格式方面完全适合于对应数据挖掘任务的干净数据,一般包含 4 个基本过程:清洗、集成、变换、归约<sup>[22]</sup>。通常为便于可视化地审视数据,识别噪声和离群点,可以用图像进行直观展示,如图 2 所示。

在数据清洗阶段,按照每秒一个数据的原则,采用唯一标识符的方法,即: $H = \text{hash}(U)$ , $H$  代表哈希值, $U$  表示唯一标识符,去除重复记录的数据。特别说明的是,哈希是一种数学函数(算法),可接收任意大小的输入数据,并将其计算、转换成一个固定长度的,几乎唯一的值,这个输出值就像是数据的独特“指纹”。针对突兀的异常值,使用 Z-score 法,设定阈值,当样本数据与区域范围内的平均值之间的偏离程度超过阈值就做删除、替换或修正处理。

在缺失值处理方面,对一定样本范围内变化较为平缓的数据,假设邻近两个数据点之间的变化率是恒定的,对这类缺失值进行线性插值处理。已知数据缺失点坐标为  $(a, b)$ ,相邻两点坐标分别为  $(a_1, b_1)$ 、 $(a_2, b_2)$ ,具体公式表示为  $b = b_1 + (b_2 - b_1) \cdot (b - b_1) / (a_2 - a_1)$ 。

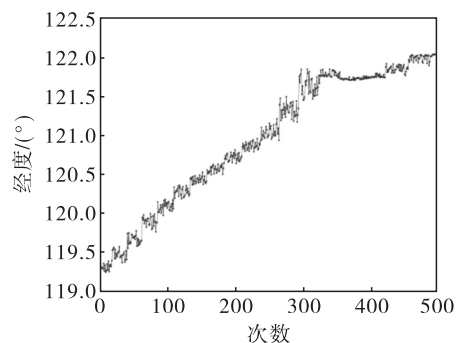


图 2 部分经度数据可视化展示图

图 3 为纬度上部分数据插值处理前后对比图, 插入第 153 处的缺失值后, 整体变化趋势基本不变。

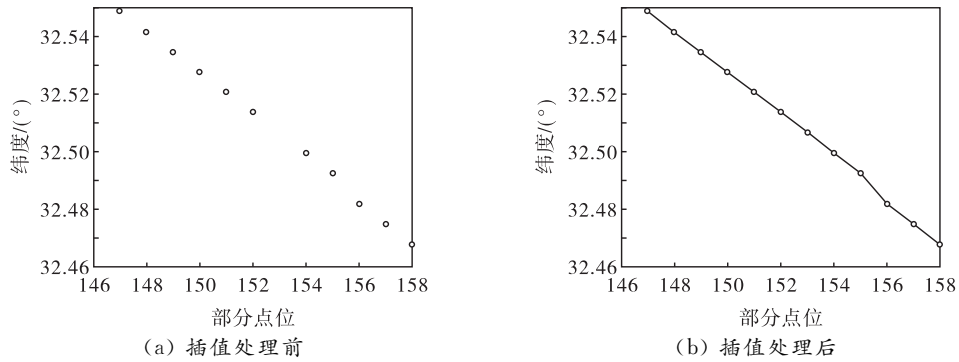


图 3 部分数据线性插值前后对比图

对于变化浮动较大且无明显规律的数据, 本文采取单位范围内样本数据均值填充的方法进行插值, 即  $X_{\text{miss}} = \text{mean}(X)$ ,  $X \in (X_i, X_j)$ 。如图 4(a) 所示, 经度数据在第 213 点位数据缺失, 但从 205~220 点位样本数据变化趋势中难以推断其数值大小, 在这里直接用现有邻近的 15 个样本数据的平均值进行填充, 得到 4(b) 所示的结果, 使数据呈现整体周期性变化的趋势, 插值效果较为显著。

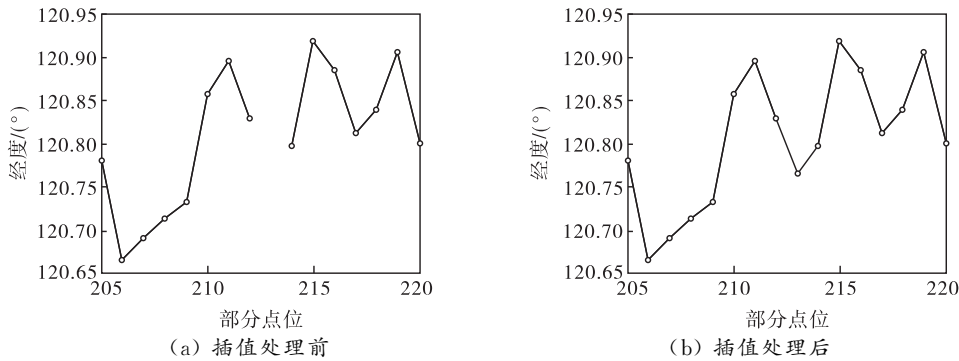


图 4 部分数据均值插值前后对比图

接着进行数据类型转换, 如将年月日时分秒时间数据按照数字形式进行转换, 无人机相关状态信息用 0 或 1 表示。为将不同规格不同类型的数据统一, 对现有数据进行无量纲化处理。常用方法有中心化和缩放处理, 本质上是使所有值同时减去或除以某个固定值, 将数据样本平移到某个范围之内。此处, 对数据进行归一化, 即  $x^* = a + \frac{(x - \min(x)) \times (b - a)}{\max(x) - \min(x)}$ , 把所有数据收敛到  $[a, b]$ 。

经上述步骤后, 得到如表 2 所示的部分变量描述性统计表。

表 2 部分变量描述性统计表

系统时间	数量	最小值	最大值	平均值	标准差
GPS 状态	10 267	335.937	1 017.255	789.196 99	247.281 261
滚转角	10 267	0	545 879 400.000	536 544 577.913	46 597 208.980
向下地速	10 267	-26.99	21.50	-0.104 4	10.554 61
真空速	10 267	-7.68	3.58	0.004 4	0.99 379
.....	.....	.....	.....	.....	.....
动压	10 267	90 094	97 266	92 515.63	2 624.108

### 3.3 建模与分析

将经处理后的数据按照建模步骤一一输入系统并仿真, 生成如图 5 所示的部分无人机轨迹短时预测

图。其中,长实线是根据已知数据绘制出来的部分无人机实际轨迹,多层长方体为其碰撞域。

事实上,很难在商业化运行中获取无人机碰撞数据,所以本文通过计算机模拟仿真生成 3 种碰撞类型,如图 6 所示。图 6 中,1 号轨迹及碰撞域以不大于  $5^\circ$  角与无人机对头碰撞,2 号轨迹及碰撞域以  $90^\circ$  角垂直撞向无人机侧面,3 号轨迹则代表追尾,碰撞域的长短一定程度上反映了轨迹中运动物体的速度。

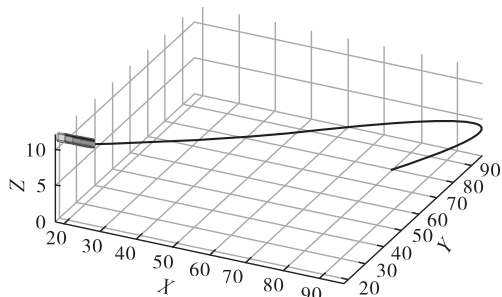


图 5 部分无人机轨迹及时预测图

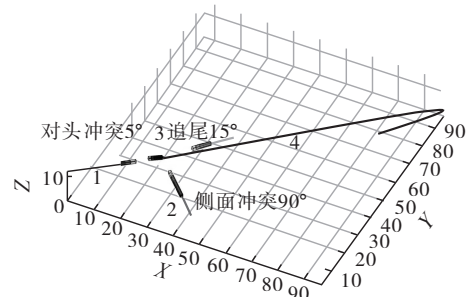


图 6 同一平面上无人机碰撞类型仿真图

识别碰撞风险的目的是制定相关预警机制,提醒操作人员及时决策并采取有效措施,避免碰撞事故发生,在此测试用例中将预警级别分为安全、低风险、中风险、高风险、碰撞 5 个级别,具体以对头碰撞为例进行详细展示。图 7(a)~(e)为仿真得到的两运动物体在连续时间内的飞行轨迹及碰撞域情况图,(a)~(e)展示对头冲突过程中碰撞域层级与预警级别的动态变化,时间间隔为 0.5 s。第五层碰撞域(浅灰色)触发低风险预警(碰撞概率  $C \geq 0.3$ ),第四层(灰色)触发中风险( $C \geq 0.6$ ),第三层( $C \geq 0.8$ )和第二层( $C \geq 0.9$ )触发高风险,第一层重合判定碰撞( $C=1$ )。图 7(a)中无人机斜向上移动,同一平面上一运动体以更快的速度与之相向飞行,但距离较远,各自运行状态安全;双方不改变方向继续飞行,在图 7(b)中距离逐渐缩短,第五层碰撞域感知颜色稍微变深,此时为低风险预警,若此刻操作员能够采取有效措施,完全可以避免冲突;图 7(c)中启动中风险碰撞预警,此时第四碰撞域颜色变成灰色,需要在设定余度范围或短时间内完成冲突解脱;随着两者距离进一步靠近,图 7(d)中显示,双方第五层碰撞域已经重合,第三及第二层碰撞域颜色变为深灰,系统给出高风险预警,此时无人机十分危险,需要迅速做出反应;当无人机与障碍物的第一碰撞域发生重合时,如图 7(e)所示,表示已经发生碰撞,需要尽快做出补救措施,避免无人机坠落之后发生二次灾害。

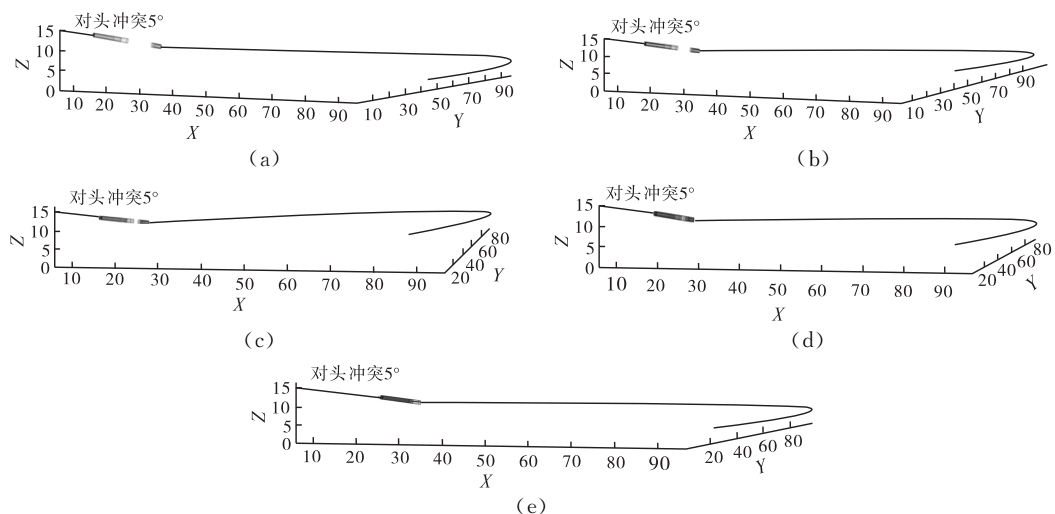


图 7 无人机对头碰撞预警示意图

#### 4 结论

本文使用 LSTM 模型对无人机的短时航迹进行预测,并从碰撞风险角度着手,综合考虑时间延迟和

航向变化对碰撞域的影响,在预测航迹的基础上划设了无人机多层长方体碰撞域。在碰撞识别及风险预警过程中,为量化无人机与障碍物之间的碰撞风险,提出碰撞指数的概念,并通过历史数据处理及计算机模拟仿真生成了多种碰撞类型,制定了包含安全、低、中、高、碰撞5种级别的预警机制,实现了对无人机飞行过程中潜在碰撞风险的及时识别与预警。

### 参考文献:

- [1] 中国民用航空局. 国家空域基础分类方法[EB/OL]. (2023-12-21)[2024-11-01]. [http://www.caac.gov.cn/XXGK/XXGK/TZTG/202312/t20231221\\_222397.html](http://www.caac.gov.cn/XXGK/XXGK/TZTG/202312/t20231221_222397.html).
- [2] ZHANG J, LI Z X, LUO X Y, et al. Study of urban unmanned aerial vehicle separation in free flight based on track prediction[J]. Applied sciences, 2024, 14(13): 5712.
- [3] 钟罡, 周蒋颖, 杜森, 等. 基于航迹预测的无人机短时航迹偏离检测方法[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(8): 2696-2708.
- [4] DANG Z Y, SUN B, LI C, et al. CA-LSTM: An improved LSTM trajectory prediction method based on infrared UAV target detection[J]. Electronics, 2023, 12(19): 4081.
- [5] 张成佳. 基于 PSO-CNN-GRU 模型的无人机短期航迹预测[J]. 舰船电子工程, 2024, 44(5): 45-49.
- [6] 曾润, 田杰, 江虹, 等. 改进粒子滤波的无人机航迹预测方法[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(5): 148-151.
- [7] 梁天宇, 高永, 刘军民, 等. 基于误差修正 NLSTM 神经网络的无人机航迹预测[J]. 工程数学学报, 2022, 39(2): 171-182.
- [8] 耿增显, 陈锦涛, 赵鹏飞, 等. 基于 BP 网络的小型无人机航迹预测[J]. 西华大学学报(自然科学版), 2022, 41(1): 30-35.
- [9] CORBETTA M, BANERJEE P, OKOLO W, et al. Real-time UAV trajectory prediction for safety monitoring in low-altitude airspace[C]//AIAA aviation 2019 forum. 2019: 3514.
- [10] DU Y S, WANG Y C, ZHANG X J, et al. Automatic Separation management between multiple unmanned aircraft vehicles in uncertain dynamic airspace based on trajectory prediction[J]. Revue d'intelligence artificielle, 2019, 33(3): 171-180.
- [11] WAN Y, TANG J, LAO S Y. Research on the collision avoidance algorithm for fixed-wing UAVs based on maneuver coordination and planned trajectories prediction[J]. Applied sciences, 2019, 9(4): 798.
- [12] 焦瑶瑶. 基于改进 Event 模型的通航空中交通碰撞风险研究[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2024.
- [13] 李子璇. 4D 航迹预测下大型固定翼无人机安全飞行评估研究[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2024.
- [14] 王聪, 姚慧敏, 周仁建. 以事故间隔为核心的中大型无人机地面撞击风险评估[J]. 科技通报, 2023, 39(10): 98-104.
- [15] 李丹. 有人机与无人机终端区空中碰撞风险评估方法研究[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2024.
- [16] LIANG C Q, LIU L, LIU C. Multi-UAV autonomous collision avoidance based on PPO-GIC algorithm with CNN-LSTM fusion network[J]. Neural networks, 2023, 162: 21-33.
- [17] 张邦楚, 杨朋坤, 梁毅雍, 等. 基于 LSTM 的空战无人机实时航迹预测[J]. 战术导弹技术, 2024(3): 72-83.

- [18] 韩雨恒. 基于 LSTM 神经网络的轨道预报算法研究[J]. 科学技术创新, 2022(21):88-91.
- [19] 潘长宁, 肖锋, 曾千城, 等. 基于集成长短期记忆网络的小样本短期光伏功率预测[J]. 电力科学与工程, 2024, 40(12):52-62.
- [20] 陆冰清. 一种基于船舶轨迹预测的碰撞预警系统设计与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2022.
- [21] 李航, 聂芳艺. 基于贝叶斯网络的物流无人机碰撞风险评估[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(15): 6700-6706.
- [22] 肖浩汉, 曹瑞琅, 王玉杰, 等. 随钻监测数据预处理方法研究[J]. 水利学报, 2024, 55(11):1379-1390.

## Research on collision warning models for low-altitude unmanned aerial vehicles

QIAN Yuexin<sup>1</sup>, LI Jiajun<sup>2</sup>, ZHANG Shaoquan<sup>1</sup>

(1. Henan Low Altitude Economic Development Group Co., Ltd., Zhengzhou 450008, China)

2. State Grid Electric Power Space Technology Co., Ltd., Beijing 102209, China)

**Abstract:** In the background of limited airspace resources and the rapid increase of drone numbers, this study conducted research on drone collision recognition and risk warning to ensure safe coordinated operation of low-altitude drones. First, the short-term flight trajectory prediction of drones was achieved by using the LSTM neural network model. Then, considering the influence of time delay and heading change on the collision domain, the multi-layer rectangular collision domain was set up based on the collision risk. In the area of collision recognition and risk warning, the concept of collision index was proposed, and various types of collisions were generated through computer simulation and simulation, a five-level warning mechanism was formulated, and the potential collision risks of drone flight were identified and warned in time, which has certain reference value.

**Keywords:** low-altitude UAVs; flight path prediction; collision domain; collision warning; LSTM neural network model

(责任编辑: 唐立平)

**引用格式** 千月欣, 李佳骏, 张绍泉. 低空无人机碰撞预警模型研究[J]. 山东航空学院学报, 2025, 42(4):37-44.

QIAN Y X, LI J J, ZHANG S Q. Research on collision warning models for low-altitude unmanned aerial vehicles [J]. Journal of Shandong University of Aeronautics, 2025, 42(4):37-44.