

中文引用格式:王兴隆,许晏丰. 基于AM-LSTM的飞行区航空器滑行轨迹预测与冲突识别[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(1): 116-124.

英文引用格式:WANG Xinglong, XU Yanfeng. Aircraft taxiing trajectory prediction and conflict risk identification in airfield area based on AM-LSTM [J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(1): 116-124.

基于AM-LSTM的飞行区航空器滑行轨迹预测 与冲突识别*

王兴隆 研究员, 许晏丰

(中国民航大学 民航飞联网重点实验室, 天津 300300)

中图分类号: X949; V351

文献标志码: A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.01.1517

基金项目: 国家自然科学基金资助(U2133207, 62173332); 中央高校基金重点项目(3122019191); 天津市科技计划项目(21JCYBJC00700)。

【摘要】 为解决航空器点源定位难以有效预测而引发冲突风险愈来愈多的问题, 构建基于注意力机制(AM)和长短期记忆网络(LSTM)的时间序列轨迹预测模型AM-LSTM, 预测未来短时间内飞行区航空器的瞬时点源位置; 在此基础上, 根据航空器型号和滑行航向对其进行轮廓扩展, 以航空器速度作为安全距离权重, 通过射线法实现轮廓冲突的判定; 并以乌鲁木齐地窝堡机场为例进行验证, 利用训练完成的轨迹预测模型预测飞行区航空器滑行轨迹, 以识别航空器轮廓间的滑行冲突。结果表明: AM-LSTM预测模型能够准确预测飞行区航空器运动轨迹。未来3 s内轨迹位置预测的平均位移误差为1.05 m, 轨迹点位置预测精准性可达94.37%, 故能在轨迹预测的基础上精确识别滑行冲突风险, 有利于保障飞行区的安全运行。

【关键词】 注意力机制(AM); 长短期记忆网络(LSTM); 飞行区; 航空器滑行; 滑行轨迹

Aircraft taxiing trajectory prediction and conflict risk identification in airfield area based on AM-LSTM

WANG Xinglong, XU Yanfeng

(Key Laboratory of Internet of Aircrafts, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: In order to address the increasing risk of conflict caused by the difficulty in effectively predicting aircraft point source localization, a time series trajectory prediction model AM-LSTM based on AM and LSTM was constructed, to predict the instantaneous point source location of the aircraft in the airfield area in a short time in the future. On this basis, the contour was expanded according to the aircraft type and glide heading, the aircraft speed was used as the safety distance weight, and the ray method was used to realize the determination of the contour conflict. Urumqi Dewopu Airport was used as an example for validation, and the trained trajectory prediction model was utilized to predict aircraft taxiing trajectories in the airfield area and identified taxiing conflicts between aircraft profiles. The results show that the AM-LSTM prediction model can accurately predict the aircraft movement trajectory in the airfield area, and the average displacement error of the trajectory position prediction in the next 3 s is 1.05 m, and the accuracy

of trajectory point position prediction can reach 94.37%. Therefore, it can accurately identify the risk of taxiing conflict on the basis of trajectory prediction, which is conducive to guaranteeing the safe operation of the airfield area.

Keywords: attention mechanism(AM); long short term memory(LSTM); airfield area; aircraft taxiing; taxiing trajectory

0 引言

近年来,我国民用机场飞行区内运行的航空器数量及相匹配的保障设备快速增多,导致航空器滑行冲突风险日益增加。但是现使用的场面监视系统,如广播式自动相关监视系统或多点定位系统(Multilateration, MLAT)等,存在着数据跳变或质点漂移等问题,且都是点源监视,难以体现飞机的翼展、机长等关键信息。而在点源定位的基础上构建航空器轮廓,可以更加精准地判断滑行冲突,提高机场飞行区的运行安全。

精准预测活动目标轨迹是现代智能交通系统中防止交通堵塞和冲突的重要手段之一。ZHOU Zhijing 等^[1]提出一种基于飞机运动模型和灰色理论的航迹预测方法,实现了实时在线轨迹预测;YUE Song 等^[2]在典型轨迹的基础上,提出一种改进的轨迹预测算法,将标称轨迹代替飞行计划路径进行传播,提高了航迹预测的精准度;ZHANG Caikun 等^[3]提出基于遗传规划的飞机轨迹预测方法,用来求解复杂的轨迹拟合函数,提高了传统轨迹预测方法精度不足的问题;AYHAN 等^[4]利用机器学习技术从历史数据中训练推理模型,在考虑环境不确定性的情况下提出一种新的空中交通管理下飞机随机轨迹预测方法。其中,循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)和长短期记忆网络(Long Short Term Memory, LSTM)以序列数据处理的能力和性能出色^[5-7],已经在公路交通^[8]、卫星运行^[9]和水路运输^[10]等方面实现了应用。在航空应用方面,MA Lan 等^[11]提出一种将卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)和 LSTM 相结合的4D 轨迹预测混合结构,实现了4D 轨迹的高精度预测;SHI Zhiyuan 等^[12]提出一种适用于飞行轨迹预测的约束长时间记忆网络,根据飞机的动态特性,提出不同的约束条件,有助于保持轨迹的连续精准预测;ZENG Weili 等^[13]将4D 轨迹预测问题转化为序列对序列学习问题,提出一种用于轨迹预测的序列对序列深长短时记忆网络。在冲突预测方面,张卫华等^[14]选取碰撞时间和模式利用训练模型作为判定追尾冲突

和换道冲突的标准,进行冲突预测;张思远等^[15]针对自由飞行中复杂的多机冲突场景,通过将冲突区域网格化,根据冲突危险系数并结合遗传算法规划出全局最优的无冲突航迹;李善梅等^[16]研究了飞行冲突的混沌问题,利用混沌预测方法预测模拟数据,并通过灰色误差检验方法评价冲突预测结果;QU Zhaowei 等^[17]提出一种多变量冲突指标,并建立了一种向同一方向移动的电动自行车的冲突识别方法;LU Wenyong 等^[18]旨在通过开发飞行冲突预测模型来提高途中飞行的安全性,通过历史数据进行飞行冲突识别。

综合现有研究文献,对于活动目标轨迹预测的研究仍有如下问题:①对于飞行区航空器的滑行预测不同于航路轨迹预测,需要考虑滑行道对于航空器运行的约束;②对航空器冲突预测研究主要是将航空器视作质点,较少利用到飞行计划和飞机型号数据来体现航空器轮廓。鉴于此,笔者拟引入 LSTM 算法来优化航空器滑行轨迹预测模型,通过对航空器质点构建轮廓,识别航空器的滑行冲突风险,以期提高飞行区运行安全。

1 轨迹预测模型

LSTM 是一种改进过的时间算法^[19],是为解决一般 RNN 存在的长期依赖问题而专门设计出来的^[20],因此,适合进行时间序列上的轨迹预测问题。但未来轨迹不仅仅取决于运动目标本身,也受到其他目标以及静态环境的极大影响,在飞行区中滑行道极大地约束着航空器的运行。故为体现滑行道对航空器运行态势的影响,引入注意力机制(Attention Mechanism, AM),构建滑行轨迹预测模型,以便精确预测航空器滑行轨迹。

1.1 时序预测模块

LSTM 是由 MLAT 数据中获取航空器运动轨迹 M , $M = \{m_1, m_2, \dots, m_i\}$, 其中, m_i 为目标轨迹点, 包含时间、经纬度、速度、航向等信息。设 m_i^j 表示第 i 个轨迹点的第 j 种属性。拟采用时间间隔 Δt 对运动轨迹数据进行采样。

输入样本 x 为 $t-k \sim t$ 时刻的活动目标运动轨迹点, 含有属性 j , 即 $(m_{t-k}^j, m_{t-k+1}^j, \dots, m_t^j)$ 。输出预测值 y 根据预测步长 m , 通过作递归处理, 预测出 $t+m$ 时刻的轨迹点 m_{t+m}^j 。

AM 用于计算航空器每一次改变滑行道与当前位置的相关性, 从而构建当前时刻的前后特征向量。AM 的加入弥补了 LSTM 无法处理过长序列的缺陷,

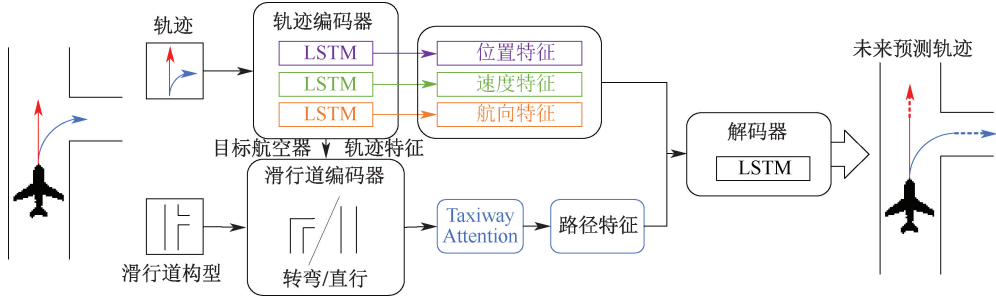


图 1 AM-LSTM 模型整体架构

Fig. 1 Overall architecture of AM-LSTM model

1) 轨迹编码器。轨迹数据集将被输入轨迹编码器, 为每个运动航空器提取特征。使用标准的 LSTM 对航空器的运动进行编码。由于航空器的位置、速度和航向对于预测都很重要, 因此, 在该体系结构中, 轨迹编码器由 3 个 LSTM 组成。分别对位置历史、速度历史和航向历史编码, 再将 3 个提取的特征拼接为航空器运动特征, 作为输出。如下式:

$$f_{TR_i} = g_1(X^i) || g_2(v^i) || g_3(\alpha^i) \quad (1)$$

式中: f_{TR_i} 为输出的运动特征; X^i 、 v^i 和 α^i 分别为第 i 航空器的位置、速度和航向序列; $||$ 为特征拼接。

2) 滑行道选择。对于每个航空器轨迹, 使用一个注意力机制模块来预测它的未来滑行道选择, 以图 1 为例, 即为判断该航空器为直行或右转。

以历史滑行数据为训练集, 获取不同滑行道被选择的相关历史概率, 并以此概率作为注意力权重分配标准, 特殊训练 Attention 模块, 输出将经过 Softmax 层以获得每个滑行道的特征权重, 该权重将用于后续路径特征计算。

通过 AM 获得的特征权重和运动特征, 计算出每个滑行道的路径特征, 如下式:

$$l_n = \frac{\exp((W_l^T f_{TR_i}) \cdot (W_l^T f_{l_n}))}{\sum_{j=1}^n \exp((W_l^T f_{TR_i})^T \cdot (W_l^T f_{l_j}))} \quad (2)$$

式中: l_n 为第 n 条滑行道的路径特征; W_l 为当前航迹对应滑行道特征权重; W_i 为所选第 n 条滑行道的特征权重。

也体现了滑行道对航空器运动的约束。

1.2 AM-LSTM 模型构建

AM-LSTM 预测模型的总体架构如图 1 所示。该系统由轨迹编码器、滑行道编码器、滑行道选择 Attention 模块和生成未来轨迹的轨迹解码器 4 个主要模块组成。输入数据是 1 组轨迹数据和滑行道构型相关数据。

根据计算的路径特征, 最终得到一条最可能的轨迹。

3) 解码器。解码器网络的结构也是一个标准的 LSTM 网络, 其输入包括目标航空器的轨迹特征和滑行道选择的路径特征, 用于最终预测航空器轨迹, 输出一条预测轨迹。

1.3 模型训练

在模型构建的基础上, 通过以下 4 个步骤实现对模型的训练:

步骤 1: 数据选择与处理。选取 MLAT 数据作为试验数据, 数据信息同时包含目标编号、位置(经度、纬度)、速度、航向和监视时间等基本属性, 也将根据这些基本属性实现对航空器场面运行轨迹的预测。

但由于系统误差、信号遮挡等原因, MLAT 数据存在重复、跳变等问题, 从而对模型训练造成不同情况的影响, 故需先预处理数据。数据预处理主要包括数据误差检测、数据归一化、划分数据集等。实现异常数据剔除、丢失数据线性补充和绝对值小的数据不被大数据“吃掉”^[21]的目标。

步骤 2: 模型参数的初始化。包括确定 LSTM 的序列长度、网络层的数量、每层中的神经元的数量, 每个批次的样本量、最大历元数和初始学习率等。除这些参数外, 在区间 $[0, 1]$ 中随机选择初始化模型权重。

步骤 3: 更新训练集权重。在每个历元期间, 从

训练数据集中随机选择指定数量的轨迹,并根据输入序列和预测序列的长度划分这些轨迹。再通过输出来计算损失函数。如果丢失函数已达到最大历元数,则转至步骤4,否则,通过梯度下降法调整权重。

步骤4:验证集验证。将验证集输入到训练集的学习模型中。如果估计输出与实际输出之间的误差在预期范围内,则输出最优预测模型;否则,重复步骤2—步骤4的过程,直到满足停止标准。

对 AM-LSTM 模型的相应参数设置如下:由于要求时间间隔相等,结合轨迹预测意义和数据质量,确定时间间隔为 1 s;数据 80% 作为训练集,20% 作测试集;初始 dropout = 0.5,防止随机梯度下降过程中过拟合;优化器设定为 Adam。其余相关参数在实例验证中结合试验情况确定。

2 飞行区滑行冲突识别方法

基于 MLAT 获取的目标定位信息实质上是定位点源的位置信息,但为更加准确识别滑行冲突条件,需将点源定位信息扩展为目标轮廓定位信息。因此,将利用机场飞行计划信息,在预测航空器瞬时点源位置的基础上,将定位点与飞行计划相结合,扩展航空器轮廓,实现对滑行冲突的识别。

2.1 航空器轮廓顶点坐标计算

因为航空器的安全运行需要一定的安全阈值,故以一个标准凸多边形为外轮廓完全可以满足航空器的滑行安全需求,若是精确到航空器的具体轮廓,在增加定位难度的情况下反而降低航空器的安全阈值。故将航空器轮廓假设为带有长宽特征的矩形,其轮廓尺寸数据由航班型号获得。

对航空器建立以定位点位置为原点的局部坐标系,其中,航空器以机身轴向为 X 轴,以机翼轴向为 Y 轴;保障车辆以平面投影左右对称方向为 X 轴。建立的局部坐标系如图 2 所示。图 2 中, F 、 B 、 L 、 R 分别为原点与目标前、后、左、右轮廓的垂直距离,均为已知参数。

该顶点计算是二维平面的旋转平移,且在二维平面的旋转本质是绕自身坐标原点进行的旋转, X 轴方向上的旋转必然会带动 Y 轴方向上的旋转,因此,不会产生万向节死锁情况,故直接采用旋转平移公式^[22]即可得到目标外轮廓在局部坐标系下的坐标。

2.2 基于外轮廓的冲突风险识别

飞行区活动目标间的冲突风险多发生在航空器

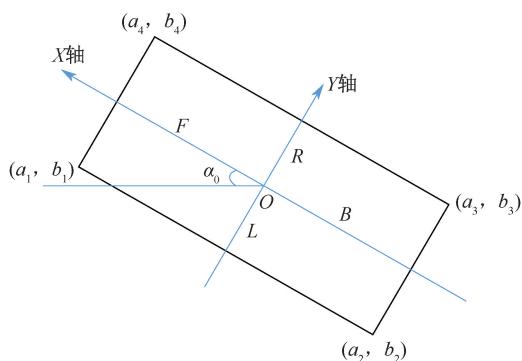


图 2 目标局部坐标系

Fig. 2 Target local coordinate system

与航空器之间,车辆与车辆之间,航空器与车辆之间。但是,车辆间冲突并不太影响飞行区运行效率,车辆运行于车行道,而航空器则在航空道运动,故冲突极少。因此,文中主要研究航空器间的冲突识别,这也是对飞行区安全和运行效率影响最大的冲突情况。

一般情况,滑行规定为航空器滑行速度不超过 50 km/h;2 机距离 ≥ 50 m。当 2 滑行中的航空器间距离 < 50 m 时,则视为具有滑行冲突风险。基于滑行冲突风险的规定和定义,以滑行速度为权重,建立航空器外轮廓的安全区域。

航空器间冲突风险判断如图 3 所示。图 3 中,虚线范围内即为航空器的安全区域,安全区域范围的确认由滑行速度加权得出,根据滑行规定,采用滑行速度每增加 10 km/h,安全区域轮廓距离航空器外轮廓增加 5 m 的标准。若 2 航空器的安全区域有所重合,则说明存在滑行冲突风险;若航空器外轮廓重合,则说明存在滑行冲突。出现上述 2 种情况,需要立即管控滑行航空器。

采用射线法判断是否存在冲突风险,该方法常用水平扫描线法或垂直线法判断某点是否在特定区域内。与其他检测方法相比,该方法准确、简单、适应性强。具体为遍历判断目标航空器(即航空器 B)轮廓的 4 个顶点,判断其轮廓与基准目标航空器(即航空器 A)轮廓的位置关系。如果交点数为奇数,说明判断航空器轮廓点在基准航空器轮廓内部,则识别为存在冲突风险;如果交点数为偶数,说明判断航空器轮廓点在基准航空器轮廓外部,则识别为冲突不存在冲突风险。

以图 3 中垂直射线为例,判定冲突风险方法具体步骤为:

1) 判断目标航空器(即航空器 B)安全区域一

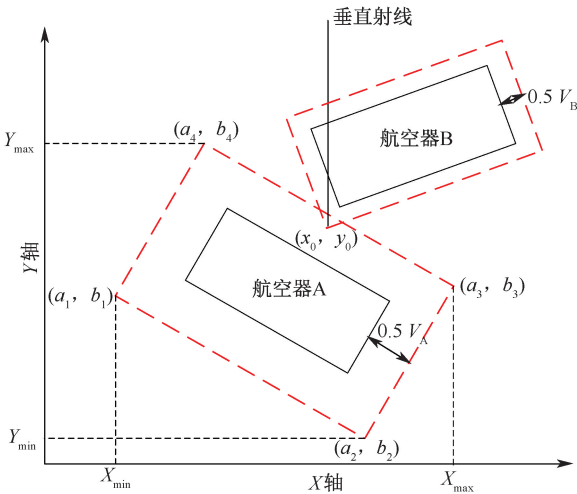


图3 航空器间冲突判定

Fig. 3 Apron conflict determination

个顶点横纵坐标是否均小于航空器 A 安全区域 4 个顶点最小值或大于最大值,若是,则判断滑行冲突风险不发生;否则进入第 2 步。

2) 判断航空器 B 的安全区域轮廓点是否与航空器 A 安全区域顶点重复,重复则判断滑行冲突风险存在;不重复进入第 3 步。

3) 若航空器 B 的安全区域轮廓点横坐标位于

航空器 A 的安全区域轮廓任一边横坐标范围内,则计算垂直射线与轮廓边交点的纵坐标。

$$y = b + \frac{b_{i+1} - b_i}{a_{i+1} - a_i} (x_0 - a_i) \quad (3)$$

其中, $i = 1 \sim 4$; $a_5 = a_1$; $b_5 = b_1$ 。若 $y \in [\min(b_i, b_{i+1}), \max(b_i, b_{i+1})]$, 则存在 1 个交点, 否则无交点。

4) 判断交点个数, 若为奇数, 则存在滑行冲突风险; 若为偶数, 则不存在滑行冲突风险。

在判断出具有滑行冲突风险的情况下, 还需要根据飞行计划数据, 进一步判定冲突风险, 因为在有些情况下, 即便 2 航空器距离较近, 也并不会产生冲突, 如 2 较近滑行道的平行滑行、背向滑行等情况。因此, 需要根据飞行情报中的航空器目标时刻所在地点和 MLAT 数据中的航向信息, 再次判定冲突风险。

3 实例验证与分析

选取 2021 年 5 月 4 日乌鲁木齐地窝堡机场的飞行区高峰时段 MLAT 监控数据作为实例验证数据。其涉及航班数据 801503 条, 实例验证以 CSN6883 为例, 进行航迹预测及冲突识别验证, 进行数据处理后, 其航班时刻运行数据见表 1。

表 1 航班 CSN6883 运行数据

Tab. 1 Data of flight CSN6883 operation

数据时间	航向/(°)	速度/(m·s ⁻¹)	经度/(°)	纬度/(°)	地点
10:47:00	344	7	43.902 879 8	87.479 057 2	A102_3
10:47:01	344	7	43.902 911	87.479 044 8	A102_3
10:47:02	344	7	43.902 942 1	87.479 032 3	A102_3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
11:06:27	254	141	43.911 533 6	87.494 969 6	RW26L
11:06:30	254	141	43.908 444 8	87.480 043 2	uncontrolled

注: uncontrolled 意为无法探测该航空器, 即该航空器已顺利起飞。

此外, AM 模块需要使用到滑行道构型数据, 地窝堡机场的现行滑行道构型如图 4 所示。该机场北侧 2 条跑道为改扩建工程, 暂未使用, 故根据地窝堡机场南侧的滑行道构型和跑道布局。同时, 结合地窝堡机场的地面滑行规则, 可以得出, 地窝堡机场的相关滑行路径在得出滑行路径的情况下, 可以基于 AM 模块对滑行道的选择作出预测。

3.1 滑行轨迹预测

3.1.1 预测模型对比

对比 AM-LSTM 和标准 LSTM, 2 种模型的轨迹预测结果与真实轨迹的比较情况散点如图 5 所示。

由图 5 可知: 标准 LSTM 模型因为模型结构较简单, 所以虽然在直线时预测精准, 但在转向处难以

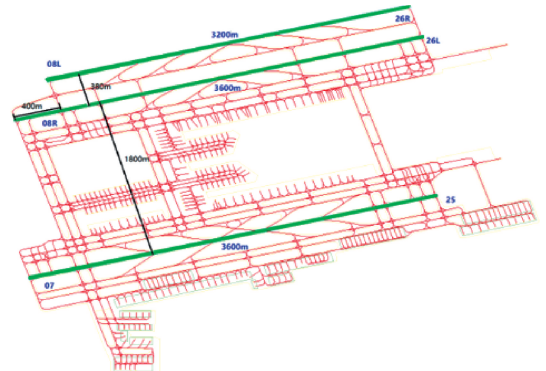


图 4 地窝堡机场滑行道构型

Fig. 4 Configuration diagram of taxiway of Diwopu airport

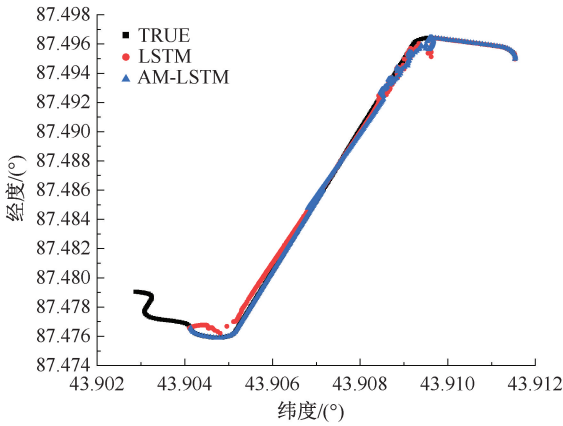


图 5 轨迹预测结果对比

Fig. 5 Comparison of trajectory prediction results

保证预测准确性。甚至在训练量较少的前期,在转弯处一度出现难以预测的情况。而增加 AM 模块的 AM-LSTM 预测模型,很好地弥补了这一不足,无论在直行还是转向阶段,都有很好的预测表现。即使在滑行后期,在长期预测时精度稍有下降,但是,可以通过调整参数和增加迭代次数实现优化,提高模型预测精度。

3.1.2 AM-LSTM 模型调参

AM-LSTM 模型的参数设置主要为优化模型中 LSTM 的参数,采用网格搜索法对比选取模型中的关键参数包括神经元数量、批量大小和学习速率。参数优化过程见表 2。

表 2 参数优化过程

Tab. 2 Optimization process of parameters

批量大小	神经元=20		神经元=30		神经元=40	
	损失率	准确率	损失率	准确率	损失率	准确率
80	0.14	0.89	0.08	0.92	0.08	0.91
120	0.06	0.91	0.03	0.94	0.04	0.93
160	0.09	0.88	0.06	0.91	0.06	0.92

由表 2 的损失率和准确率可确定,LSTM 模型最终的参数取值为批量大小为 120,每层的神经元数量为 30。因为当批量大小和神经元数量继续增加时,模型计算结果并无明显提升。

最后,还需确认学习率大小,当学习速率取为 0.01 时,迭代结果虽快速收敛,但难以稳定,故表示学习率取值过大。而当学习速率取为 0.000 1 时,损失率并无可观降低,但计算速度大幅变慢,浪费机器算力。

当学习速率取为 0.001 时,迭代结果较好,计算速度较快,如图 6 所示。综上,文中选取学习速率为 0.001。

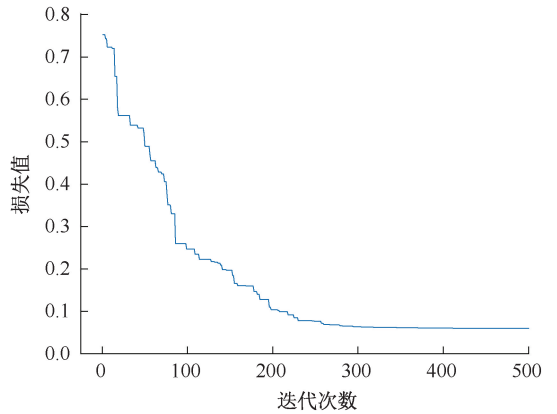


图 6 学习率取 0.001 时的损失函数

Fig. 6 Loss function when learning rate is 0.001

调整参数后,用最优的关键参数重新计算,最终得出航空器滑行轨迹预测结果,轨迹对比结果如图 7 所示。

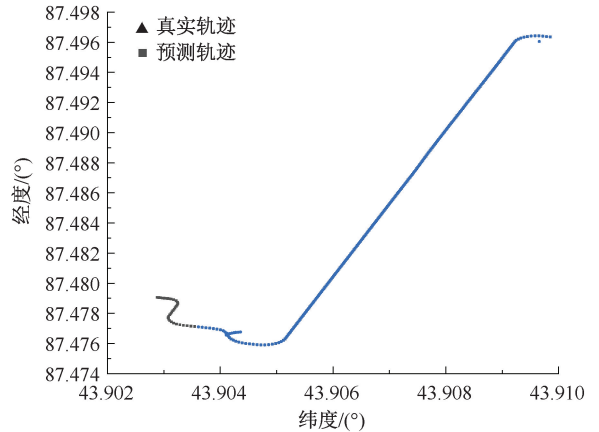


图 7 调参后轨迹预测结果

Fig. 7 Trajectory prediction results after parameter adjustment

经调参后的预测结果明显更加优秀,但为进行量化说明,引入平均位移误差 (Average Displacement Error, ADE) 和最终位移误差 (Final Displacement Error, FDE) 来计算预测结果的准确性,如下式:

$$ADE = \frac{1}{T} \sum_{t=t_0}^{t_h} \|\hat{Y}_t - Y_t\| \quad (4)$$

$$FDE = \|\hat{Y}_t - Y_t\| \quad (5)$$

式中 \hat{Y}_t 为预测目标时间 t 时的预测位置。不同步长设置的预测结果见表 3。

从表 3 可以看出,当选取时间步长为 9,预测步长为 3,即每 9 s 的轨迹预测后 3 s 的轨迹,对轨迹预测的精度最高,能够达到 94.37%,进行预测所产生的 ADE 为 1.05 m,而 FDE 为 1.71 m。考虑到即使以 50 km/h 的最快限定速度滑行,3 s 的时间单个航

表 3 不同预测步长对预测结果影响

Tab. 3 Influence of different prediction steps on prediction results

预测步长	时间步长	预测精度/%	ADE/m	FDE/m
3	9	94.37	1.05	1.71
4	12	92.81	1.17	1.94
5	15	89.39	1.31	2.05
6	18	86.83	1.38	2.13

空器有将近 40 m 的预测运动距离,2 航空器间隔都会大于安全间隔标准,即便操作人员有反应时间,也能够实现冲突解脱。再短时间的预测步长或许可以提高预测精度,但是在时间上难以保证能够实现冲

突解脱。

随着预测步长的增加,预测精度开始下降,这是可以预期的。同时,过长时间的预测信息会给管制员及机长带来更多工作负荷,反而不利于飞行区的安全运行。综上,最终确定时间步长为 9,预测步长为 3。

3.2 滑行冲突风险识别

在精准预测航空器位置的前提下,实现对 CSN6883 航班的轮廓确定,该航班所使用飞机型号为 B737-800 型飞机,机身长 39.5 m,翼展为 35.8 m。即 $F=B=19.75\text{ m}$, $L=R=17.9$,由此计算得出的航空器轮廓顶点见表 4。

表 4 航班 CSN6883 轮廓顶点

Tab. 4 Flight CSN6883 contour vertex

时间	(a_1, b_1)	(a_2, b_2)	(a_3, b_3)	(a_4, b_4)
10:27:00	(43.914 643, 87.455 138)	(43.880 229, 87.465 006)	(43.891 117, 87.502 976)	(43.925 530, 87.493 108)
10:27:01	(43.914 674, 87.455 126)	(43.880 260, 87.464 994)	(43.891 148, 87.502 964)	(43.925 561, 87.493 096)
10:27:02	(43.914 705, 87.455 113)	(43.880 292, 87.464 981)	(43.891 179, 87.502 951)	(43.925 593, 87.493 083)
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
11:06:30	(43.884 526, 87.468 280)	(43.894 394, 87.502 694)	(43.932 364, 87.491 806)	(43.922 496, 87.457 393)

分别以 CSN6883 航班为基准目标和判断目标,判断其他航空器与该航班滑行过程中的可能冲突风险。在根据速度构建安全区域的基础上,通过射线法判断不同航班间的轮廓关系,并排除虽位置过近但不存在冲突风险的情况,可以最终识别出 CSN6883 航班的潜在滑行冲突风险,冲突风险识别情况见表 5。

表 5 航班 CSN6883 冲突风险识别

Tab. 5 Flight CSN6883 conflict risk prediction

冲突航班	冲突时间	冲突地点	2 机关系
CSN6645	10:48:57	TB_16_2	turning
CSN6645	10:51:08	TB_21_2	same
CSN6645	10:53:46	TB_21_2	same
GCR7591	10:56:04	TB_24_2	turning
CHB6357	10:51:01	TB_21_2	turning
CHB6357	10:51:38	TB_21_2	same
CHB6357	10:51:51	TB_22	same
CHB6357	10:53:43	TB_23	same
CHB6357	10:53:51	TB_24_2	same
CHB6357	10:55:39	TB_25	same
CHB6357	10:55:47	TB_D1_1	same
CHB6421	10:59:58	TD1_10_1	turning
CHB6421	11:02:13	TD1_10	opposite

注:turning 表示有一航空器转向;same 表示 2 航空器跟随滑行;opposite 表示 2 航空器对头滑行。表 6 同。

对比识别出的冲突风险与地窝堡机场的塔台电

子进程单的实际冲突情况。实际冲突情况见表 6。

表 6 航班 CSN6883 实际冲突风险

Tab. 6 Actual conflict risk of flight CSN6883

冲突航班	冲突时间	冲突地点	2 机关系
CSN6645	10:48:57	TB_16_2	turning
CSN6645	10:51:46	TB_21_2	same
GCR7591	10:56:04	TB_24_2	turning
CHB6357	10:51:01	TB_21_2	turning
CHB6357	10:51:51	TB_22	same
CHB6357	10:53:51	TB_24_2	same
CHB6357	10:55:47	TB_D1_1	same
CHB6421	10:59:58	TD1_10_1	turning
CHB6421	11:02:13	TD1_10	opposite

对比表 5 和表 6,并比较当日地窝堡机场的全部滑行冲突风险识别结果和实际冲突风险,可得出,航空器在滑行过程中,绝大多数的滑行冲突风险存在于跟随滑行中,但是该种风险对于管制来说并不重要,因为跟随航空器可以自行调节滑行速度,从而保障滑行安全。当滑行冲突风险发生在航空器穿越滑行道道口或转向时,此时滑行冲突风险往往会导致航空器过久停留,也会占用管制人员大量精力。而且,滑行冲突风险大多集中发生在 11—13 时这段时间,这是由于在高峰时段,离场和进场的航班量都较大,造成滑行道资源紧张。

总的来说,在精准预测滑行冲突风险的基础上,

若能提前识别相关滑行冲突风险,并提前管制调控,便可以在保障飞行区安全运行的同时,提高飞行区的运行效率。

4 结 论

1) AM-LSTM 预测模型能够准确地预测未来 3 s 内航空器的轨迹位置,ADE 为 1.05 m,精准性可达 94.37%。对比预测冲突结果与地窝堡机场的塔台电子进程单的实际冲突情况,验证了该方法能够准确预测场面滑行冲突。

2) 在飞行区建立的 AM-LSTM 轨迹预测模型,能够综合考虑航空器滑行时的自身运动态势与滑行道构型对轨迹的限制,提高对航空器位置的实时动态预测精度,帮助管制人员实现对冲突的提前告警,具有良好的应用价值。

3) 文中在选择预测轨迹时仅考虑了航空器,其实对飞行区安全运行造成影响的包括车辆、人员及无动力设备。在进行冲突判定时未考虑场面障碍物对航空器的影响,未来将对这些内容作进一步研究。

参 考 文 献

- [1] ZHOU Zhijing, CHEN Jinliang, SHEN Beibei, et al. A trajectory prediction method based on aircraft motion model and grey theory[C]. 2016 IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC), 2016:1 523-1 527.
- [2] YUE Song, PENG Cheng, MU Chundi. An improved trajectory prediction algorithm based on trajectory data mining for air traffic management[C]. International Conference on Information & Automation, 2012:981-986.
- [3] ZHANG Caikun, ZHANG Xuan, SHI Chuan, et al. Aircraft trajectory prediction based on genetic programming[C]. 2016 3rd International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE), 2016:158-162.
- [4] AYHAN S, SAMET H. Aircraft trajectory prediction made easy with predictive analytics[C]. 22nd ACM SIGKDD International Conference, 2016:21-30.
- [5] 熊晓夏,刘擎超,沈钰杰,等. 基于 LSTM-BF 的高速公路交通事故风险模型[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(5):170-176.
XIONG Xiaoxia, LIU Qingchao, SHEN Yujie, et al. Study on risk model of highway traffic accidents based on LSTM-BF[J]. China Safety Science Journal, 2022,32(5):170-176.
- [6] 冯文刚. 基于深度长短记忆模型的民航安保事件分析[J]. 中国安全科学学报, 2021,31(9):1-7.
FENG Wen'gang. Research on civil aviation security event analysis based on deep LSTM model[J]. China Safety Science Journal, 2021,31(9):1-7.
- [7] 赵江平,徐恒,党悦悦. 基于改进 Faster R-CNN 的铁路客车螺栓检测研究[J]. 中国安全科学学报, 2021,31(7):82-89.
ZHAO Jiangping, XU Heng, DANG Yueyue. Research on bolt detection of railway passenger cars based on improved Faster R-CNN[J]. China Safety Science Journal, 2021,31(7):82-89.
- [8] MAO Yao, QIN Guojin, NI Pingan, et al. Analysis of road traffic speed in Kunming plateau mountains: a fusion PSO-LSTM algorithm[J]. International Journal of Urban Sciences, 2021, 26(1):87-107.
- [9] 张心宇,刘源,宋佳凝. 基于 LSTM 神经网络的短期轨道预报[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(3):939-947.
ZHANG Xinyu, LIU Yuan, SONG Jianing. Short-term orbit prediction based on LSTM neural network[J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(3): 939-947.
- [10] 于琛,付玉慧,张逸飞,等. 基于 ARIMA-BIGRU 的船舶航迹预测[J]. 船海工程, 2021, 50(6):147-152.
YU Chen, FU Yuhui, ZHANG Yifei, et al. The track prediction method based on ARIMA-BIGRU neural network[J]. Ship & Ocean Engineering, 2021,50(6):147-152.
- [11] MA Lan, TIAN Shan. A hybrid CNN-LSTM model for aircraft 4D trajectory prediction[J]. IEEE Access, 2020, 8:134 668-134 680.
- [12] SHI Zhiyuan, XU Min, PAN Quan. 4-D flight trajectory prediction with constrained LSTM network [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 22(11): 7 242-7 255.

- [13] ZENG Weili, QUAN Zhibin, ZHAO Ziyu, et al. A deep learning approach for aircraft trajectory prediction in terminal airspace[J]. IEEE Access, 2020,8: 151 250–151 266.
- [14] 张卫华, 陶虎, 陈乾. 城市快速路互通立交分流区交通冲突预测模型[J]. 公路工程, 2022, 47(1):149–155.
ZHANG Weihua, TAO Hu, CHEN Qian. The predicting model of traffic conflicts in diverging segments of expressway interchange[J]. Highway Engineering, 2022,47(1):149–155.
- [15] 张思远, 李仙颖, 沈笑云. 基于 ADS-B IN 的冲突预测与多机无冲突航迹规划[J]. 系统仿真学报, 2019, 31(8): 1 627–1 635.
ZHANG Siyuan, LI Xianying, SHEN Xiaoyun. ADS-B in based conflict prediction and conflict-free trajectory planning for multi-aircraft[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(8): 1 627–1 635.
- [16] LI Shanmei, XU Xiaohao, MENG Linghang. Flight conflict of recasting based on chaotic time series[J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2012, 29(4):388–394.
- [17] QU Zhaowei, GAO Yuhong, SONG Xianmin, et al. Traffic conflict identification of E-BIKES at signalized intersections[J]. Transport, 2020, 2020:1–14.
- [18] LYU Wenying, ZHANG Honghai, WAN Junqiang, et al. Research on safety prediction of sector traffic operation based on a long short term memory model[J]. Applied Sciences-BASEL, 2021, 11(11):1 076–1 093.
- [19] 王志刚, 王业光, 杨宁, 等. 基于 LSTM 的飞行数据挖掘模型构建方法[J]. 航空学报, 2021, 42(8): 262–271.
WANG Zhigang, WANG Yeguang, YANG Ning, et al. Construction method of flight data mining model based on LSTM[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica,2021,42(8): 262–271.
- [20] 魏晓良, 潮群, 陶建峰, 等. 基于 LSTM 和 CNN 的高速柱塞泵故障诊断[J]. 航空学报, 2021, 42(3):435–445.
WEI Xiaoliang, CHAO Qun, TAO Jianfeng, et al. Cavitation fault diagnosis method for high-speed plunger pumps based on LSTM and CNN[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica,2021,42(3): 435–445.
- [21] 吴春鹏, 冯姣. 结合 AMS 的 C-LSTM 船舶轨迹预测[J]. 船海工程, 2021, 50(6):141–146,152.
WU Chunpeng, FENG Jiao. Ship trajectory prediction based on C-LSTM combined with AMS[J]. Ship & Ocean Engineering,2021,50(6):141–146,152.
- [22] 吴明先, 许甜, 刘建蓓, 等. 基于高频高精度定位信息的车辆轮廓冲突瞬时预测方法[J]. 中国公路学报, 2019, 32(6):105–113.
WU Mingxian, XU Tian, LIU Jianbei, et al. Instantaneous prediction of vehicle outline conflict using high-frequency and high-precision position information[J]. China Journal of Highway and Transport,2019,32(6): 105–113.

作者简介: 王兴隆 (1979—),男,黑龙江北安人,硕士,研究员,主要从事空域运行安全、空中交通流量管理等方面的研究。E-mail: xinglong1979@163.com。

