

文章编号: 1674-8190(XXXX)XX-001-07

基于 LSTM 的民用飞机重着陆风险预测评估研究

何健¹, 钱宇¹, 唐盛香²

(1. 中国民用航空飞行学院 飞行技术学院, 广汉 618307)

(2. 中国商用飞机有限责任公司四川分公司, 成都 610200)

摘要: 民用飞机重着陆容易造成飞机结构损伤, 重着陆风险预测与评估对于降低民用飞机重着陆风险、提升民航运行安全是非常重要和必要的。利用 QAR 数据和 LSTM 神经网络建立重着陆风险预测模型, 通过计算垂直加速度的概率密度函数对发生重着陆的可能性和严重性进行计算, 得到风险值; 对飞机着陆时起落架受力进行分析, 选取垂直加速度(着陆载荷)、下降率、横滚角、横向加速度和俯仰角作为重着陆的影响参数, 利用 LSTM 神经网络对航班的着陆载荷进行训练, 建立重着陆风险表。通过 QAR 数据进行参数训练, 使用该模型预测航班的着陆载荷并验证其准确度, 参照风险等级表确定重着陆风险。结果表明: 预测值与实际值的 RMSE 和 MAE 都达到 10^{-3} 的量级, 实现了量化重着陆风险和重着陆风险预测; 本文所建立的预测模型能够为民用飞机着陆安全风险提供理论依据。

关键词: 重着陆; QAR 数据; LSTM 神经网络; 风险预测; 飞行安全

中图分类号: V328.3

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.XXXX.XX.01

Research on heavy landing risk prediction and evaluation of airplane based on LSTM

HE Jian¹, QIAN Yu¹, TANG Shengxiang²

(1. School of Flight Technology, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

(2. Sichuan Branch, Commercial Aircraft Corporation of China Ltd., Chengdu 610200, China)

Abstract: Heavy landing of airplane is easy to cause airplane structural damage. Studying the prediction and assessment of heavy landing risks for airplane is very important and necessary for reducing the risk of heavy landing and improving the safety of civil aviation operations. A heavy landing risk prediction model is established by using QAR data and LSTM neural network. By calculating the probability density function of vertical acceleration, the possibility and severity of heavy landing are calculated to obtain the risk value; Based on the analysis of landing gear force during landing, vertical acceleration (landing load), descent rate, roll Angle, lateral acceleration and pitch Angle are selected as the influencing parameters of heavy landing. LSTM neural network is used to train the landing load of the flight, and the landing risk table is established. Through the parameter training of QAR data, the model is used to predict the landing load of the flight and verify its accuracy, and the risk of heavy landing is determined with reference to the risk grade table. The simulation results show that the RMSE and MAE of the predicted value and the actual value both reach the order of 10^{-3} , and the quantitative heavy landing risk and heavy landing risk prediction are realized. The prediction model established by the research can provide theoretical basis for airplane landing safety risk management.

Key words: heavy landing; QAR data; LSTM neural network; risk prediction; flight safety

收稿日期: 2024-03-29; **修回日期:** 2024-05-27

基金项目: 国家自然科学基金民航联合基金重点项目(U2133209); 民航安全能力建设基金(ASSA2022/239); 中国民用航空飞行学院科研创新团队基金(JG2022-23)

通信作者: 钱宇(1981-), 男, 博士, 教授。E-mail: qianyu@cafuc.edu.cn

引用格式: 何健, 钱宇, 唐盛香. 基于 LSTM 的民用飞机重着陆风险预测评估研究[J]. 航空工程进展, XXXX, XX(X): 1-7.

HE Jian, QIAN Yu, TANG Shengxiang. Research on heavy landing risk prediction and evaluation of airplane based on LSTM[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, XXXX, XX(X): 1-7. (in Chinese)

0 引言

重着陆是指飞机在着陆接地时,垂直加速度过大,接地载荷超过了机型给定的限定值。飞行事故数据显示,虽然进近、着陆阶段占整个飞行总时长的4%,但发生事故的次数却占总事故次数的50%左右^[1]。飞机重着陆作为不安全事件,不仅会给飞机的安全运行带来影响,较为严重还会使飞机结构损坏,导致起落架的使用寿命变短,飞机的安全裕度降低。

根据民航规范性文件《飞行品质监控(FOQA)实施与管理》(AC-121/135-FS-2012-45),在接地前的5~2 s内,垂直接地载荷大于1.6g(g 为重力加速度)为轻度偏差,大于1.8g为严重偏差。目前国内有关重着陆的研究主要集中于3个方面:一是根据相应的模型,判断重着陆;二是对于重着陆的预测研究以及对其进行风险评估;三是重着陆风险控制。飞机重着陆诊断的根本目的在于发现危害飞机结构安全的事件^[2]。国内外对重着陆的诊断进行了研究。黄杰^[3]以通用航空飞行品质监控为研究对象,实现对通用航空各飞行阶段超限事件的诊断以及告警;Sartor等^[4]建立飞行参数传感器仿真模型计算飞机起落架精确值与模拟值之间的差别,来判断飞机的重着陆。在重着陆的预测方面,汪磊等^[5]对QAR数据进行统计建模,建立了重着陆风险定量评价模型;史佳辉等^[6]基于交互作用矩阵-多维云模型方法建立了飞机重着陆的风险评估模型;Sun Ruishan等^[7]基于随机森林算法对飞机的重着陆进行了预测。在重着陆预防和控制方面,Puranik等^[8]采用一种监督的机器学习方法对影响飞机重着陆的参数进行研究;鲁志东等^[9]对能量状态参数偏离所导致的进近着陆风险规律进行了研究;西科斯基飞机公司(Sikorsky Aircraft Corporation)也申请了一项专利针对飞机重着陆的探测和定向控制^[10]。综合来看,国内外已开展了重着陆风险的预测模型研究,但缺少对于重着陆风险的量化评估。同时QAR数据是时间序列集合,以往研究使用的模型未能充分发掘其内在的时序依赖性,而LSTM神经网络在处理时间序列数据时具有显著优势。

针对重着陆风险预测问题,本文利用正态检验方法计算垂直加速度的概率密度函数,建立重着陆风险量化模型;以航班某一段时间内的垂直加速度和重要影响参数为基础,结合LSTM神经网络建立重着陆风险预测模型,实现对重着陆风

险的精准预测,以期为航空公司提供一种飞行品质监控及风险管理的方法。

1 重着陆关联因素

飞机着陆包含两个阶段:第一阶段为开始进近着陆到主起落架接地,第二阶段为主起落架接地到三个起落架完全接地^[11]。又分为对称着陆和非对称着陆:飞机主起落架同时接地被称为对称着陆,包括两点接地和三点接地阶段^[9],如图1所示。

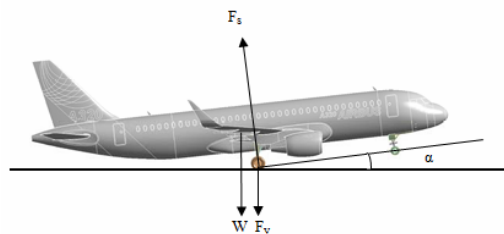


图1 飞机着陆主起落架接地受力分析图

Fig. 1 Force analysis diagram of landing gear grounding

飞机在第一阶段两点接地时垂直方向上的运动方程为

$$F_s \cos \alpha = \frac{1}{2} (W - ma) \quad (1)$$

式中: a 为垂直加速度; F_s 为起落架缓冲支柱作用于机身上的力; α 为飞机与地面之间的夹角; W 为综合升力。

因此,下降率过大或者垂直加速度过大,会导致飞机的主起落架承受过大的着陆载荷,从而导致重着陆的发生;若飞机以三点接地的方式着陆时,可以视为绕重心的俯仰运动,因此俯仰角过大,也有可能导致重着陆的发生。

非对称着陆表示飞机在着陆阶段中,主起落架未在同一时间触地,分为单点接地和两点接地阶段^[12]。单个起落架接地时的受力情况如图2所示。

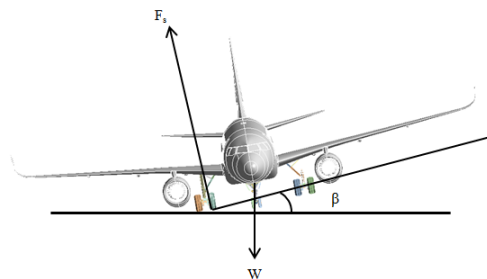


图2 单个起落架接地受力分析正视图

Fig. 2 View of single landing gear grounding force analysis

结合图 1 分析得到单点接地时飞机垂直方向上的运动方程:

$$F_s \cos \beta \cos \alpha = W - ma \quad (2)$$

式中: β 为横滚角,其余参数含义与式(1)相同。

由式(2)可知,垂直下降率或者垂直加速度过大将会导致飞机重着陆。由于轴向为起落架的设计受力方向,故横滚角 β 过大,导致侧向负荷 $F_s \sin \beta$ 过大,进而导致重着陆发生。

因此本研究选取垂直加速度、下降率、横滚角、横向加速度和俯仰角作为重着陆的影响因素。各因素在 QAR 数据中的参数表示如表 1 所示。

表 1 参数信息表
Table 1 Parameter information

关联因素	参数表示	单位	正/负号
垂直加速度	VRTG	重力加速度的倍数	无
下降率	IVV	英尺/秒	下降/上升
横滚角	ROLL	度	无
横向加速度	LATG	重力加速度的倍数	右/左
俯仰角	PITCH	度	俯/仰

2 重着陆风险量化评价

目前对于航空事故风险大多数都是定性评价,缺少这方面的定量评价,各航司的飞行数据还未得到更多的挖掘和利用,忽略了数据对飞行运行安全评价的价值。将机队一段时期内的 QAR 数据作为总体样本空间,通过相关统计学方法计算出机队某个飞行数据参数的分布规律后,根据该飞行参数的概率密度函数就能够计算得到事故发生的风险值。

通过分析,大多数飞行参数在样本总量中都近似表现为正态分布,因此研究利用正态检验方法计算重着陆的风险值。采用统计计算的定量评价法计算事故发生的概率和后果严重度,确定重着陆风险程度。该方法能够有效地评估重着陆的风险水平,具有准确性高的优点。

2.1 正态分布检验

收集某一机型在一段时期内 n 次航班的 QAR 数据,提取飞机接地前 5s-2s 内的垂直加速度数据,其中 X 代表整个数据样本, X_i 表示第 i 个样本值,计算样本的均值 μ 和方差 S^2 :

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i, i \in [1, n] \quad (3)$$

$$S^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2, i \in [1, n] \quad (4)$$

根据样本数据的偏度及峰度构造 Jarque-Bera 统计量,利用 Jarque-Bera 正态检验进而判断其是否符合正态分布,其中 JB 统计量表示为:

$$JB = \frac{S^2}{6/n} + \frac{(k-3)^2}{24/n} \quad (5)$$

$$S = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^{3/2}} \quad (6)$$

$$K = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^2} \quad (7)$$

式中: n 为样本数;通过对 QAR 数据进行正态分布检验,判断其是否符合正态分布。若通过则表示该数据样本 X 服从正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$,再对 X 进行偏差估计,得到 X 的无偏估计:

$$\begin{cases} \sigma^2 = \frac{n}{n-1} \\ S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \end{cases} (i \in [1, n]) \quad (8)$$

最后,可以得到该机型的垂直加速度的概率密度函数:

$$LATG(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp \frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2} \quad (9)$$

式中: $LATG(x)$ 为垂直加速度的概率密度函数; μ 为均值; σ^2 为总体方差的无偏估计。

2.2 风险计算

采用统计分析方法分别计算事故发生的可能性和严重性,进而得到事故发生的风险值,即表示为事故发生的可能性及其严重性的函数 $R = (P, S)$ 。则重着陆风险量化模型表示为重着陆发生的可能性和其发生后的严重程度的乘积,表示为

$$R_{ETS} = P_{ETS} \times S_{ETS} \quad (10)$$

其中, R_{ETS} 表示重着陆发生的风险值, P_{ETS} 表示重着陆发生的可能性, S_{ETS} 为重着陆发生后的严重程度。在某机型垂直加速度的正态分布函数

LATG(x)中,若某次航班的垂直加速度值 α 与均值 μ 的距离越近,则重着陆发生的可能性越小。因此, P_{ETS} 表示为以均值 μ 为对称轴, α 为距的区域概

$$\begin{cases} P_{ETS} = \left[\frac{2}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{\alpha} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) dx \right] - 1 & (\alpha > \mu) \\ P_{ETS} = 0 & (\alpha < \mu) \end{cases} \quad (11)$$

其中, $0 < P_{ETS} < 1$, α 均为某次航班的垂直加速度值。

S_{ETS} 表示重着陆事件发生的严重度,通过计算样本数据偏离均值的大小来评估重着陆的严重程度,偏离均值越大则说明严重程度越高,严重度计算公式为:

$$\begin{cases} S_{ETS} = \frac{\alpha - \mu}{\sigma} & (\alpha \geq \mu) \\ S_{ETS} = 0 & (\alpha < \mu) \end{cases} \quad (12)$$

2.3 风险等级划分

由式(12)可知, P_{ETS} 取值在0-1之间;根据正态分布的特性:总体期望值的3个标准差内能够实现包含99%以上的数据,因此 S_{ETS} 的范围在0-3之间。同时考虑 P_{ETS} 和 S_{ETS} 的取值区间,将重着陆风险划分为5个等级,如表2所示。

表2 重着陆风险等级划分
Table 2 Classification of heavy landing risk

风险等级	P_{ETS}	S_{ETS}	R_{ETS}
无	0	0	0
轻微	0—0.68	0—1	0—0.68
低	0.68—0.95	1—2	0.68—1.9
中	0.95—0.997	2—3	1.9—2.991
高	0.997—1	>3	2.991—3

根据 R_{ETS} 的范围将重着陆风险划为无、轻微、低、中、高5个等级,并通过该风险等级对航班飞行后的重着陆风险进行判定;当“低”风险发生次数较多或者重着陆风险等级判定为“中”或“高”时,就需要采取相应的措施来减少重着陆的发生,降低重着陆对飞行安全带来的风险。

3 重着陆预测模型

3.1 数据预处理和归一化

快速存取记录器是将大量飞行系统运行情况

率 P ;若 $\alpha < \mu$,则排除发生重着陆的可能性;则 P_{ETS} 表示为

记录下来的飞机设备,通过读取其记录的数据对飞行品质进行监控,有助于发现潜在的飞行安全隐患^[13]。在实际的运行中,存在由于设备故障、人为因素以及极端天气等导致数据样本失真,出现数据缺失或者数据异常的情况,需要先对异常数据进行清洗和对缺失信息进行补充。由于QAR数据中参数众多且单位各不相同,导致变量之间存在较大数量级差距,为解决这一问题,需要将数据进行归一化处理,使各维特征限定在一定范围内,以避免运算陷入局部最优化,提升可信度。归一化公式为:

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (13)$$

式中: X_{norm} 为归一化后的数据; X 为初始数据; X_{min} , X_{max} 分别是初始数据中的最小值和最大值。

3.2 重着陆预测模型

LSTM模型是由Hochreiter和Schmidhuber提出,并由Graves改进,可以解决梯度消失的问题^[14]。LSTM神经网络是一种特殊类型的RNN神经网络,其在网络结构和模型参数方面都有许多相似之处,二者都是在深度学习中用来处理时序信息^[15]。

LSTM网络预测模型的输入层为多元数据列,根据实际采集到的信息进行相关性分析并结合着陆时飞机起落架受力情况,将下降率、横滚角、横向加速度和俯仰角做为神经网络的输入特征信息,垂直加速度做为输出特征信息。QAR数据按照接地前5 s-2 s每一秒进行数据划分为4组数据;对数据进行预处理和归一化并将数据划分成训练集和测试集,设置循环条件让网络性能函数达到收敛状态,以获得最优的训练模型,用于重着陆的预测。重着陆风险预测模型流程图如图3所示。

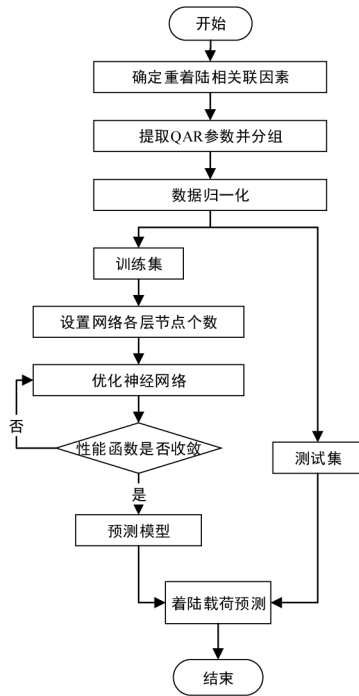


图3 重着陆风险预测模型流程图

Fig. 3 Flow chart of heavy landing risk prediction model

3.3 重着陆预测模型评估标准

为了检测所建立的预测模型的准确度是否达到预期要求,需要对其预测效果进行相应的评估。本研究选取损失函数作为评估方法。损失函数能够量化模型预测值与真实值的不一致程度,其数值越小,则模型的鲁棒性越好。本研究选择均方根误差(Root Wean Square Error,简称 RMSE)和平均绝对误差(Mean Absolute Error,简称 MAE)作为评估预测模型的标准^[15]。表达式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i^2} \quad (14)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |a_i| \quad (15)$$

其中 n 为样本数量, a 为预测值与实际值的偏差。

4 仿真验证及分析

4.1 预测模型参数设置

LSTM 网络训练在输入时需要确定多个超参数,研究选取重着陆的相关联因素为下降率、横向加速度、横滚角和俯仰角,因此输入特征维数为 4,即 $input_size=4$, $batch_size$ 为一次输入到模型中

的训练数据个数,值越大训练速度越快,准确率越低,合适的 $batch_size$ 值不仅能够提高训练速度还可以加快结果误差的收敛速度,研究设置 $batch_size=60$,且经过多次实验分析,当 $Dropout=0.02$ 时的预测的效果最好,不同 $Dropout$ 预测模型 RMSE 值如图 4 所示。具体的模型参数如表 3 所示。

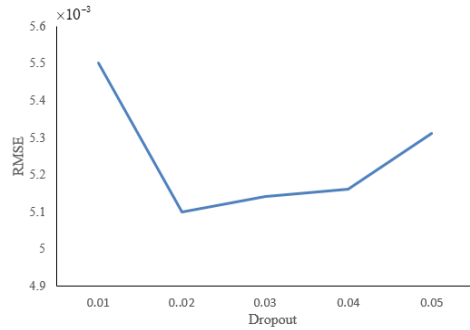


图4 不同Dropout预测模型RMSE值对比图

Fig. 4 Comparison of RMSE prediction models with different Dropout

表3 神经网络模型参数表

Table 3 Neural network model parameters

参数类名	数值
输入特征维数	4
输入层节点数	20
隐藏层节点数	20
输出层节点数	1
Batch_size	60
Learn Rate	0.01
Dropout	0.02
Epochs	10000

4.2 实例分析

研究利用空客 A319 飞机在拉萨机场着陆的 301 个航班的 QAR 数据进行仿真分析。选取每个航班在着陆前 5s-2s 的数据,其中 241 个数据为训练集,60 个数据为测试集,再加入另外一部分数据进行验证。根据以上模型参数设置预测模型,以垂直加速度(VRTG)对飞机重着陆进行预测。其中接地前第 2 s 的实际值与预测值的对比图如图 5 所示,可以看出:着陆载荷的预测值与实际观测值从趋势和数值上基本重合。

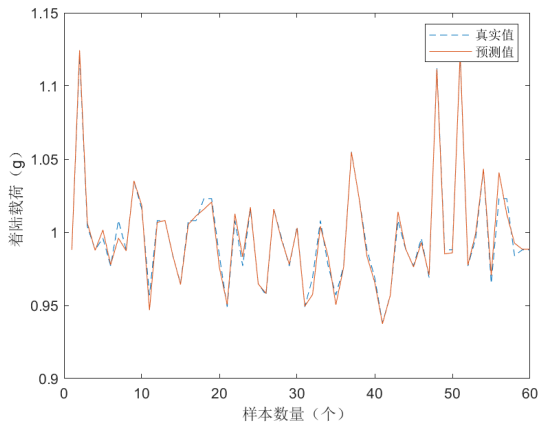


图5 第2秒着陆载荷实际值与预测值对比图
Fig. 5 Curve fitting diagram of actual value and predicted value in second

预测值与实际值的对比散点图如图6所示,可以看出:大多数预测值与实际值相差较小,并且预测值与实际值的重合覆盖率较高。模型预测的误差值如图7所示,误差值的大小范围在(-0.02~0.03)。RMSE与MAE误差统计图如图8所示。

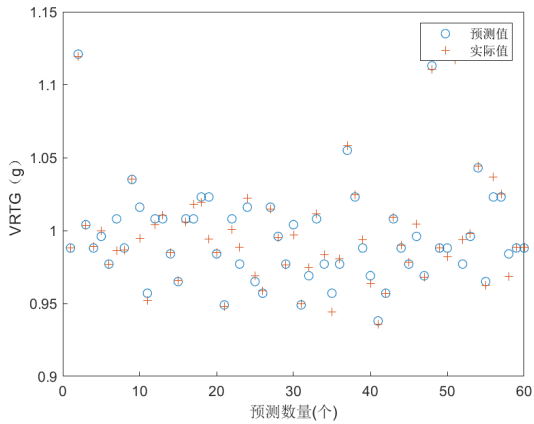


图6 着陆载荷预测值与实际值落点图
Fig. 6 Plot of predicted and actual values

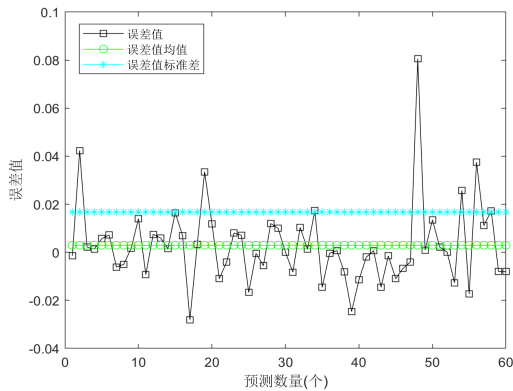
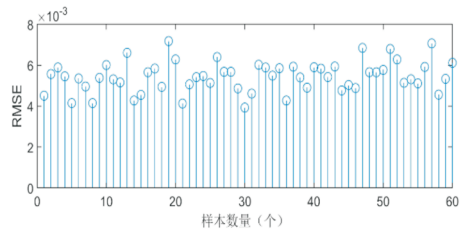
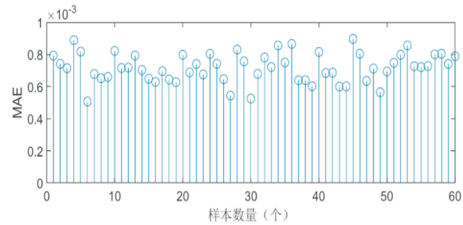


图7 模型预测误差图
Fig. 7 Model prediction error diagram



(a) RMSE 误差统计



(b) MAE 误差统计

图8 RMSE与MAE误差统计图
Fig. 8 RMSE and MAE error statistics chart

从图8可以看出:仿真样本之间的误差值无较大的落差变化且RMSE值范围在 $[0.0039, 0.0071]$, MAE值范围在 $[0.0005, 0.0009]$, RMSE和MAE两种误差的误差值都较小,达到了 10^{-3} 量级。

综上,通过QAR数据验证,重着陆风险目标着陆载荷的预测值与实际值相差较小,研究所建立的预测模型的准确性高。

5 结论

1) 基于LSTM神经网络建立民用飞机重着陆预测模型,并通过重着陆相关联的影响参数的QAR数据进行学习与训练,对重着陆判定参数着陆载荷(垂直加速度)进行预测。

2) 通过QAR数据对重着陆预测模型的可用性以及准确率进行验证。仿真结果显示,该预测模型能够实现单次航班的着陆载荷即重着陆风险的有效预测,着陆载荷的预测与实际的误差值的RMSE和MAE大小都在 10^{-3} 量级,误差小,准确性高。

3) 该模型可以准确有效地实现对飞机重着陆的预测,进而降低重着陆风险、提高飞行安全。

参考文献

[1] 李嘉华. 如何防止重着陆[J]. 科技展望, 2015, 25(26): 262.
LI Jiahua. How to prevent heavy landing[J]. Outlook of Science and Technology, 2015, 25(26): 262. (in Chinese)

- [2] 钱宇, 叶亮. 民航运输飞机重着陆研究综述[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(31): 13211-13220.
QIAN Yu, YE Liang. Review on heavy landing of civil aviation aircraft [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(31): 13211-13220. (in Chinese)
- [3] 黄杰. 训练飞行超限事件实时诊断与告警[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2016.
HUANG Jie. Real-time diagnosis and alarm of training flight overrun event [D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2016. (in Chinese)
- [4] SARTOR P, BECKER W, WORDEN K, et al. Bayesian sensitivity analysis of flight parameters in a hard-landing analysis process[J]. Journal of Aircraft, 2016, 53(5): 1-15.
- [5] 汪磊, 孙瑞山, 吴昌旭, 等. 基于飞行 QAR 数据的重着陆风险定量评价模型[J]. 中国安全科学学报, 2014, 24(2): 88-92.
WANG Lei, SUN Ruishan, WU Changxu, et al. Quantitative evaluation model for heavy landing risk based on flight QAR data [J]. China Safety Science Journal, 2014, 24(2): 88-92. (in Chinese)
- [6] 史佳辉, 徐吉辉, 陈玉金, 等. 基于交互作用矩阵—多维云模型的飞机重着陆风险评估方法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(10): 3026-3032.
SHI Jiahui, XU Jihui, CHEN Yujin, et al. Research on risk assessment method of aircraft heavy landing based on interaction matrix multidimensional cloud model[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(10): 3026-3032. (in Chinese)
- [7] SUN Ruishan, LI Chongfeng. A risk prediction model of hard landing based on random forest algorithm[J]. E3S Web of Conferences, 2021, 257: 1-6.
- [8] PURANIK T G, RODRIGUEZ N, MAVRIS D N. Towards online prediction of safety-critical landing metrics in aviation using supervised machine learning[J]. Transportation Research Part C, 2020, 120: 1-18.
- [9] 鲁志东, 张曙光, 戴闰志, 等. 大型民机进近着陆段异常能量风险判据[J]. 航空学报, 2021, 42(6): 102-115.
LU Zhidong, ZHANG Shuguang, DAI Runzhi, et al. Risk criteria for abnormal energy during approach and landing of large civil aircraft [J]. Acta Aeronautica et Astronautica, 2021, 42(6): 102-115. (in Chinese)
- [10] SIKORSKY AIRCRAFT CORPORATION. Patent issued for hard landing detection and orientation control: EP14177295.4[P]. 2015-10-21.
- [11] 许桂梅, 黄圣国. 应用 LS-SVM 的飞机重着陆诊断[J]. 系统工程理论与实践, 2010, 30(4): 763-768.
XU Guimei, HUANG Shengguo. Aircraft heavy landing diagnosis based on ls-svm [J]. System Engineering Theory and Practice, 2010, 30(4): 763-768. (in Chinese)
- [12] 韩韶华. 基于机器学习的飞机重着陆预测研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2021.
HAN Shaohua. Prediction of aircraft hard landing based on machine learning [D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2021. (in Chinese)
- [13] 万健, 夏正洪, 王剑辉, 等. 基于 QAR 超限事件的民航飞行安全风险评价方法[J]. 科技导报, 2019, 37(11): 101-108.
WAN Jian, XIA Zhenghong, WANG Jianhui, et al. A risk assessment method for civil aviation flight safety based on QAR overrun events [J]. Science & Technology Review, 2019, 37(11): 101-108. (in Chinese)
- [14] 向雁, 侯艳林, 姜文来, 等. LSTM 模型在耕地面积预测领域的构建与应用[J]. 科技导报, 2021, 39(9): 100-108.
XIANG Yan, HOU Yanlin, JIANG Wenlai, et al. Construction and application of LSTM model in the field of arable land area prediction [J]. Science & Technology Review, 2021, 39(9): 100-108. (in Chinese)
- [15] 鲁杰, 杨晓栋, 彭靖宇, 等. 基于 LSTM 的运动想象脑电信号分类方法[J]. 电子设计工程, 2021, 29(04): 88-92.
LU Jie, YANG Xiaodong, PENG Jingyu, et al. Classification method of electroencephalographic signal of motor imagery based on LSTM [J]. Electronic Design Engineering, 2021, 29(04): 88-92. (in Chinese)

(编辑:马文静)