2021 年 第 21 卷 第 31 期
2021, 21(31): 13211-10

科 学 技 术 与 工 程
Science Technology and Engineering

ISSN 1671—1815
CN 11—4688/T

引用格式: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. Summary of research on civil commercial transport aircraft hard landing[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(31): 13211-13220.

航空、航天

民航运输飞机重着陆研究综述

钱 宇, 叶 亮
(中国民用航空飞行学院飞行技术学院, 广汉 618307)

摘 要 飞行安全是民航运行的基础,飞机着陆时速度小、惯性大、运行环境复杂,是事故高发阶段。为了分析飞机重着陆研究现状,对中外重着陆研究文献进行了评述。从仿真建模、机器学习等方法对重着陆智能进行诊断,利用定量分析法、定性分析法进行重着陆致因分析和风险评估,以及对重着陆的风险、数量和相关参数进行预测,对以上三个方面的现有研究成果和不足进行了分析。由于飞行环境和人机交互过程中的复杂性、多变性、不确定性,民航飞机稳定控制系统和重着陆实时预测是未来的研究趋势。

关键词 重着陆; 飞行数据; 时间序列分析; 风险评估; 预警方法
中图法分类号 V355; **文献标志码** A

Summary of Research on Civil Commercial Transport Aircraft Hard Landing

QIAN Yu, YE Liang
(School of Flight Technology, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

[**Abstract**] Flight safety is the foundation of civil aviation operations. The low speed, high inertia, and complex operating environment of an aircraft during landing are the stage where accidents occur frequently. In order to analyze the research status of aircraft hard landing, a review of domestic and foreign literature on hard landing was conducted. Simulation modeling, machine learning and other methods were used to analyze the intelligent diagnosis of hard landing, quantitative analysis and qualitative analysis were used to carry out hard landing causation analysis and risk assessment, and the risk, quantity and related parameters of hard landing were predicted. The results and deficiencies of the existing research on the above three aspects were analyzed. Due to the complexity, variability, and uncertainty in the flight environment and human-computer interaction, the stability control system and the real-time prediction of hard landing of civil aircraft are the future research trends.

[**Keywords**] hard landing; flight data; time series analysis; risk assessment; prediction technique

安全是民航业永恒的主题,起降阶段是飞机事故发生高风险阶段,着陆过程包括下滑、拉平、接地和着陆滑跑。重着陆是指飞机在接地瞬间垂直方向上的载荷超过规定值的一类超限事件。虽然飞机的起落架都设计有缓冲装置将大部分撞击的能量通过压缩减震器中的油液空气,使其高速穿过小孔以热能方式耗散冲击产生的能量,但是起落架减震支柱的压缩行程有限,而且随着压缩行程的增加,传递给机身的作用力也会越大[1-2],轻则影响乘客乘坐体验,重则可能会导致机体结构损伤并产生次生伤害以至于需要做探伤检修等程序[3],中外甚至发生过数起因重着陆导致的机毁人亡的严重事件。着陆过程虽然只有短短数秒,但飞行员注意力需要在仪表和目视之间来回切换,根据实际情况做出及时的判断和准确的调整[4],因此飞机着陆的好坏不仅从驾驶员的操作水平直接体现,还受诸多环境因素如气象条件、机场条件等影响,理想的着陆状态是接地瞬间升力约等于重力,垂直载荷接近 1g (g 为重力加速度,垂直载荷用重力加速度的倍数表示)。但并不是越轻越好,在某些天气情况下,飞行员反而会主动选择“扎实接地”[5],使着陆看起来很“重”,值得注意的是,着陆重不等于重着陆,前者强

收稿日期: 2021-01-21; **修订日期**: 2021-06-15
基金项目: 国家自然科学基金民航联合基金(U2033213);民航飞行技术与飞行安全重点实验室研究项目(FZ2020ZZ01);中国民用航空飞行学院研究生科研创新项目(X2021-4)
第一作者: 钱 宇(1981—),男,汉族,四川资中人,博士,副教授。研究方向:飞行力学动力学与控制、飞行数据分析与民航安全。E-mail: qianyu@cafuc.edu.cn。

调主观感受,后者更加依赖于客观数据。航空公司实际运行中,主要通过实施飞行品质监控(flight operation quality assurance,FOQA)对快速存取数据记录器(quick access recorder, QAR)中的垂直加速度和下降率进行监测,发现“超限事件”,从而判断是否发生重着陆,但飞行员和机务人员普遍认为此种方法效率低,不够严谨,容易造成错判漏判[6]。罗帆等[7]认为解决航空行为人的内在局限性或失误的可能性是提高航空灾害预警的重要途径。因此,对重着陆事件进行全面客观的评判,寻找诱发重着陆的关键致因,有助于承运人开展重着陆预防工作。

现总结中外重着陆研究文献,介绍重着陆的诊断方法、风险评价方法和预测方法;指出当前研究在预测方面存在的不足,针对主要存在的问题,提出重着陆预防研究的展望。

1 重着陆判断

飞机着陆载荷主要由起落架载荷和翼根载荷两部分组成,其中起落架载荷是在机轮接地时地面支持力产生的载荷,翼根载荷超限常出现于飞机的减速下降、拉平阶段,悬挂在机翼上的发动机由于惯性而产生过大的向上加速度。因此着陆载荷不仅与起落架构造有关,还与飞机质量和飞行状态有关。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,因此重着陆的判断还需要考虑及时性和准确性,将事故风险关口前移,为采取措施提供充足时间可有效减少损失。传统超限事件分析都是事后分析,缺乏及时性。蔡坤烨等[8]提出一种飞机重着陆的客户化报文设计方法,通过设置事件的触发逻辑可以帮助机务人员快速发现重着陆事件并指导检修。赵新宇[9]、黄杰[10]针对通用航空飞行品质监控,对超限事件进行识别,通过实时判别飞行阶段,利用高带宽、超高速、低延时的“飞天”地空通信系统,实现了飞行各阶段的实时诊断和告警,但诊断着陆垂直荷载大用到的方法仍然是单参数的阈值判断,忽略了其他参数的影响,因为在着陆载荷没有超限的情况下同样可能会造成机身结构的损坏。因此重着陆诊断需要使用更为综合全面的方法。

1.1 仿真建模

仿真建模法是一种辅助判断重着陆的直接方法,该方法以飞机制造商给出的荷载标准为依据,采用动力学分析的方法判断飞机在着陆时荷载是否超过手册中规定的标准。袁心等[11]建立了在大气扰动环境下飞机起降事故仿真动力学模型,可结合起落架模型的仿真结果和飞行数据记录器(flight data recorder, FDR)对事故调查起辅助作用。Sartor等[12]认为飞机的数据分析一般具有保守性,不能准确评估飞机实际的情况,如飞机的垂直加速度传感器记录频率是 8 Hz,但飞机接地瞬间往往小于 0.125 s,因而提出建立飞行参数传感器仿真(flight parameter sensor simulation, FPSS)模型,通过贝叶斯灵敏性分析方法改变输入如质量、重心,俯仰角、下降率、轮胎状态等参数,计算出起落架精确值和模拟值之间的误差,使重着陆的判断更为精确。Lee等[13]通过结合多体动力学(multi-body dynamics, MBD)模型和线性仿真代替传统的非线性着陆仿真,将着陆模型转换为飞机刚体模型 + 起落架轮胎模型的分体式着陆模型,如图 1 所示,结果表明相比后者,有着更好的计算性能。

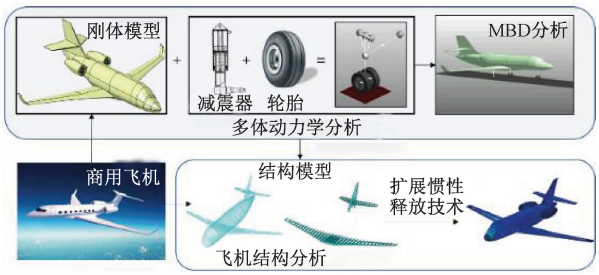


图 1 飞机分体式着陆模型[13]

Fig. 1 Hierarchical aircraft landing model[13]

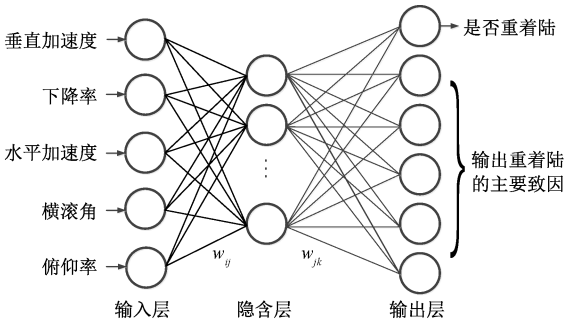
但是,仿真建模需要占用大量的计算资源和以海量数据做支撑,而且重着陆常规检修程序复杂耗时,85% 的检查却现根本没有损坏[14],存在耗时、效率低等缺点。中国许多学者针对这一问题开展了研究,提出基于机器学习的故障诊断方法,通过分析与重着陆相关的参数,挖掘数据规律,找到重着陆诊断的潜在方法,提高诊断效率的同时避免了 FOQA 超限监测中人为主观性对重着陆判断的影响。

1.2 机器学习

1.2.1 神经网络

神经网络算法是深度学习的基础,其具有自适应与自组织、泛化能力、非线性映射能力、高度并行性等特点,广泛应用于分类、预测等领域。

曹海鹏等[15]通过讨论飞机的接地姿态和受力分析,选取垂直加速度、下降率、水平加速度、横滚角和俯仰率 5 个 QAR 参数作为引起重着陆的主要因素,将其数据作为三层 BP(back propagation)神经网络的输入,以表示重着陆严重程度的数字作为输出,如图 2 所示。用 1 000 个样本数据参与训练,经检验,该神经网络能判断出单一因素引起或者复合



w_{ij} 和 w_{jk} 分别为输入层与隐含层和隐含层与输出层的权值

图 2　BP 神经网络诊断结构图[15]

Fig. 2　BP neural network diagnostic structure diagram[15]

因素引起的重着陆,准确率较高。于健等[16]同样采用 BP 神经网络,考虑了与飞行员操作相关的两个参数,分别是驾驶杆位置和驾驶盘位置,用 100 个事件样本数据对着陆垂直载荷大事件进行诊断,经测试在诊断的同时还能识别出飞行员的动作特征,为后续深入的风险分析做了铺垫。郭媛媛等[17]通过统计近 30 年的灾难性事故样本,得到 14 种致因和冲出跑道、硬着陆、碰撞 3 种事故类型,将其分别作为 BP 神经网络和 Elman 神经网络的输入和输出,训练出进近着陆阶段事故致因和事故类型的隐含关系,可预测可能出现的事故类型。张帅[18]建立基于飞行品质监控的超限裕度模型,挑选与着陆垂直荷载大相关的 5 个超限事件裕度值作为 BP 神经网络输入,经训练该模型能判断着陆垂直荷载大事件是否发生并找出是由哪些超限事件引起的。

虽然神经网络有着良好的非线性映射能力,但其本身存在的一些缺陷,如过拟合、过训练、学习样本要求高等,而且模型的参数选择也依赖经验技巧,无法保证诊断结果最优。

1.2.2　支持向量机

支持向量机(support vector machine, SVM)广泛应用于模式识别领域,通过设置分类并训练样本数据,寻找最优超平面,达到区分样本的目的。

聂磊[19]提出基于支持向量机 SVM 的重着陆诊断模型,以飞机着陆受力分析确定的 5 个风险参数作为训练数据,使用 70 组样本进行训练,识别率最高高达 92.86%。Wang 等[20]对比最小二乘支持向量机(least-squares support vector machine, LS-SVM)和反向传播神经网络(back propagation artificial neural network, BP-ANN)方法在重着陆诊断中的应用,前者在训练时间上要显著优于后者,除此之外,支持向量机有需要样本少,诊断精度高的优点。王旭辉等[21]构建的重着陆事件决策系统使用 SVM 算法在诊断的同时还能给出事件诱因所在。许桂梅等[22-25]在优化支持向量机的诊断中做了较多工作,文献[22-23]使用遗传算法(genetic algorithm, GA)和粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)优化 LS-SVM 中惩罚系数 C 和核参数 σ 的选择,提高了分类精度和速度。文献[24-25]通过多种核函数的组合来提高模型精度。贾宝惠等[26]将主起落架缓冲支柱的套筒压缩行程纳入到硬着陆判断因素,使用改进 AdaBoost SVM 算法优化弱分类器的评价系数权重,有效降低了重着陆识别的漏判误判率。

但是,由于神经网络和 SVM 的智能方法属于"黑盒"算法,缺乏对模型的解释性,高小霞等[27]提出基于模糊关联分类器(fuzzy associative classifier, FAC)的超限事件诊断方法,将 QAR 数据通过模糊 C 均值聚类(fuzzy C-mean algorithm, FCMA)后用 Apriori 算法挖掘数据之间的规律形成分类规则库,最后由遗传算法优化,试验结果表明,该方法在保证诊断识别率情况下,解释性要优于最小二乘支持向量机。在一些重要深度学习领域,人们不能一味相信机器的结果,因此,在保证识别准确率的前提下增强模型的解释性成为研究新方向。

2　重着陆风险分析

重着陆作为一类风险事件,其发生往往不具有偶然性,海恩法则指出:每一起严重事故的背后,必然有 29 次轻微事故和 300 起未遂先兆以及 1 000 起事故隐患。着陆阶段的事故类型如擦机尾、着陆跳跃、冲偏出跑道等都和重着陆有着千丝万缕的联系,而且与飞行员的操作水平有着直接的关联,REASON 模型很好地说明了事故的致因,如图 3 所示。识别风险,通过使用风险评价方法,可以为航空公司后续的风险管理提供一定参考建议。风险分析方法在民航安全如跑道超限[28]、可控飞行撞地[29]等有着广泛的应用,目前中外普遍采用定性和定量或者二者相结合的方法。

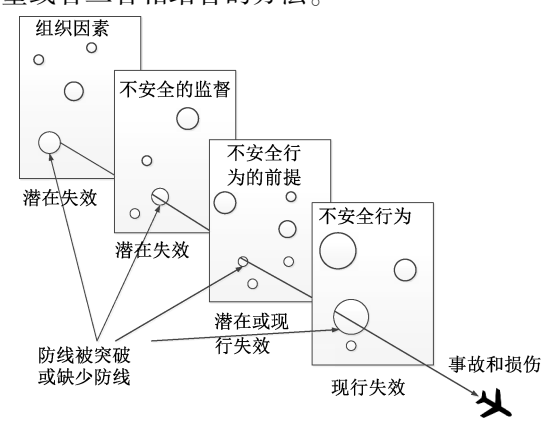


图 3　REASON 模型

Fig. 3　REASON model

2.1 定量分析法

2.1.1 统计分析

汪磊等[30-33]提出若干基于统计分析的风险评价方法,文献[30]根据大部分 QAR 数据统计分布呈正态分布特点,选择垂直加速度作为评价指标,用偏离均值μ的距离和程度表示重着陆发生的可能性和严重度,由二者乘积定量表示风险值的大小。文献[31]提出基于 QAR 数据的曲线相似度方法,用飞行数据曲线的总体趋势、伸缩变量、平移变量 3 个指标与由数理统计得到的"标准曲线"差异来评价飞行员着陆操作风险的大小。文献[32]提出飞行数据正态云概念,以正态云模型刻画飞行数据的分布,如图 4 所示。由云模型理论和信息熵概念确定评价指标权重,模糊贴近度方法确定评价指标与风险等级的相似度,有效降低了因不同标准导致的评价偏差。

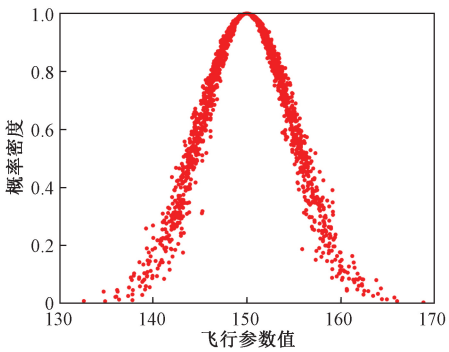


图 4 正态云模型[32]

Fig. 4 Normal cloud model[32]

文献[33]选取飞机着陆阶段俯仰角和驾驶杆位移参数为研究对象,使用小波分析方法描述飞行员操作和飞机状态参数在时域和频域之间的相关关系,从而对飞行操作进行分析和评价。祁明亮等[34]提出以黄金分割法划分飞机着陆阶段可能触发超限事件的高风险区域,计算出着陆阶段发生超限的平均概率。赵新斌等[35]根据垂直加速度满足截尾正态分布的特点,划分出风险区间,利用风险极大化思想优化判别重着陆的标准。

2.1.2 权重分析

Wang 等[36]采用多元线性模型对重着陆和非重着陆的关键参数进行比较,发现 50 ~ 0 ft(1 ft = 30.48 cm)参数变化较大,飞行员需要时刻注意下降率和地速,逻辑回归模型表明,接地姿态的俯仰角、横滚角和襟翼位置与重着陆密切相关。在此基础上,文献[37]进一步分析了飞行员操纵杆和油门杆配合对飞机长着陆和重着陆的影响。王冉等[38]通过建立飞机进近着陆距离标准模型,利用灰色接近关联分析和灰典型相关分析方法找到影响长着陆和重着陆的关键参数及其相关性。Qian 等[39]引入面板数据聚类的社会经济学统计方法,提取并对飞机着陆前 10 ~ 2 m 的关键飞行数据进行统计和聚类,找出重着陆的关键致因。Wang 等[40]建立了以FOQA监控标准为指标,以层次分析法(analytic hierarchy process, AHP)确定权重的重着陆风险评估模型。Jasra 等[41]采用主成分分析法(principal component analysis, PCA)对在美国境内不同机场运行飞机的飞行参数差异进行了分析。王旭辉[42]根据"人-机-环"风险管理机制建立 3 层风险因素体系,在层次分析法基础上提出增量式算法,通过增量信息修正风险因素权重可解释随航线运行各风险因素变化情况。汪磊等[43]针对着陆期间飞行员操作驾驶杆、方向舵的控制输入进行分析,以专家打分方式确定权重,应用功率谱分析法评价操纵水平。郭超超等[44]在层次分析法基础上提出飞行品质指数(flight quality index, FQI)概念并以此对航空公司可控飞行撞地风险值进行了定量研究。

2.2 定性分析法

定性分析法是从多个维度分析事件性质的方法。SHELL 模型用于分析事件中人、软件、硬件、环境四个要素之间的相互关系,用于重着陆事件可以得到导致重着陆的风险因素[45]。周进[46]、郑薇[47]在 SHELL 模型基础上用熵权法和优劣距离法(technique for order preference by similarity to an ideal solution, TOPSIS)法对引起重着陆的风险因素排序,找出事件发生的主要原因。赵礼强等[48]以 Reason 模型为基础,通过采用清晰集定性比较分析法(crisp-set qualitative comparative analysis,CSQCA)研究了 45 起空难事故,总结出空难事故多因素联动致因。

2.3 综合分析法

刘俊杰等[49]以人、机、环、管 4 方面改进 Bow-tie 模型,通过数量统计的方式突出风险管控重点。王晴昊等[50]使用系统理论过程分析方法(system theore-tic process analysis, STPA)将飞机进近着陆阶段不安全事件视为控制问题,认为不安全事件是由不正确的控制过程导致的,结合飞机进近着陆运动学方程,分析飞机进近着陆阶段高度和距离的关系,给出飞机的速度和下滑角在一定范围内才能保证安全接地的条件。陈农田等[51]以新舟 600 机型为例,使用层次分析法分解标准操作程序并确定了进近着陆阶段对安全性有重大影响的关键操作行为,为实施飞行员进近着陆操纵行为风险分析奠定基础;使用灰色白化权聚类方法建立了用于评价飞行员进近着陆品质的重要指标[52]。刘柳[53]用变量

相似度聚类和专家经验实现参数约简,定义并量化了着陆阶段的风险情景,用 bowtie 模型对风险情景定性分析出风险与不安全事件的逻辑关系,以此确定贝叶斯网络的节点和结构,在确定事件的情况下通过反向推理得到事件致因的后验概率。

3　重着陆预测

将事故风险前移,为采取措施提供充足时间可有效减少损失。传统超限事件分析都是事后分析,缺乏及时性,指导意义不大。目前重着陆预测主要从三个方面展开:风险、数量、参数。

3.1　事故风险预测

飞行品质监控通过设定监控标准来识别超限事件,但都是基于触发逻辑的方式,容易存在虚发和漏发警报情况。孙瑞山等[54]采用过程控制方法,将风险告警关口前移,并利用 3σ 原则确定控制限,基于 ISO8258:1991 即国标 GB/T 4091—2001 异常监测准则修正垂直加速度数据的判定准则,使其能提前预测超限风险大小。常文兵等[55]截取着陆阶段数据,用支持向量机训练 5 个影响参数随机组合下的预测模型,在少量变量的情况下有较好的预测精度。文献[53]也通过贝叶斯网络计算出当发生特定风险情景时导致事件发生的可能性大小。郑磊等[56]采用动态事件规整(dynamic time warping, DTW)方法将飞行时间序列聚类分析出飞行操纵模式,利用卷积神经网络做分类训练,在已知飞行员操作模式的情况下,能表现出较好的重着陆的预测准确率和召回率。陈思等[57-58]利用基于自适应变异粒子群方法(adaptive mutation particle swarm optimizer, AMPSO)改进的支持向量机将预测准确率从 80.747% 提高至 96.340 5%,效果显著。结合预警参数的实时监控,从而实现重着陆的风险预警。汪磊等[59]使用蒙特卡洛模拟方法对参数进行扩充再根据概率统计预测了飞机着陆擦机尾风险,该方法同样适用于重着陆的风险预测。Ding 等[61]通过对比分析不同算法在重着陆预测中的效果,发现基于 K 最邻近分类器的梯度增强决策树(gradient boosting decision tree, GBDT)模型表现最优,且基于数据驱动的模型要由于基于知识驱动的模型。

3.2　事故数量预测

通过预测超限事件发生的数量从而揭示事故发生趋势,可以为航空公司掌握运行质量,提高安全水平并及时做出预防措施提供参考依据。

文献[47,60]使用 BP 神经网络对航空公司重着陆事故数量做了预测。许桂梅等[62]利用遗传算法优化的最小二乘支持向量机对某航空公司重着陆超限事件进行了预测研究,其短期预测和长期预测均表现出较好的预测精度。陈农田等[63]使用灰色马尔科夫模型预测了进近着陆不安全事件数量。但是事故数量预测并不能从根本上杜绝重着陆的发生,只是单纯反映数字发展趋势,不能揭示事故发展规律。因此需要从飞行参数入手,探讨重着陆发生的一般规律。

3.3　参数预测

由于 QAR 数据的记录特点,飞行参数是一种典型的多元时间序列,记为 $\boldsymbol{X}$, $\boldsymbol{X}=(\boldsymbol{X}_1,\cdots,\boldsymbol{X}_i,\cdots,\boldsymbol{X}_m)$, $\boldsymbol{X}_i=(x_{1i},\cdots,x_{ji},\cdots,x_{ni})$ $(i=1,2,\cdots,m;j=1,2,\cdots n;n,m\in\mathbf{N})$,其中 $\boldsymbol{X}_i$ 表示第 i 时刻的观测序列,n 表示观测序列的长度,m 表示记录参数的个数。$\boldsymbol{X}$ 用矩阵形式可表示为

$$\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix} \tag{1}$$

将式(1)在三维空间中绘制如图 5 所示。

通过机器学习、时间序列分析等方法对飞行参数进行预测,提前预知飞机飞行状态,从而保证飞机运行在安全的包线内。

Hu 等[65]将 9 ~ 2 m 飞行高度范围内以每0.5 m 切片的 7 个飞行参数进行相关性分析降维到 3 个以优化 SVM 输入参数,使重着陆预测精度由 46.78% 提高到 52.74%。Qiao 等[66]在飞行数据切片基础上建立径向基(radial basis function, RBF)神经网络的预测模型,该模型采用 K 均值聚类算法确定模型参数,预测精度由 BP 神经网络的 66.52% 提高到 72.27%。巴塔西等[67]使用曲线拟合方法和自回归滑动平均模型(autoregressive moving average mo-del, ARMA)模型对飞行参数时间序列进行了预测。将连续航班的着陆载荷看成是一个随机过程,王旭辉等[68]用模糊加权 Markov 方法对着陆载荷进行状态预测,并根据预测的载荷序列来划分重着陆等级,

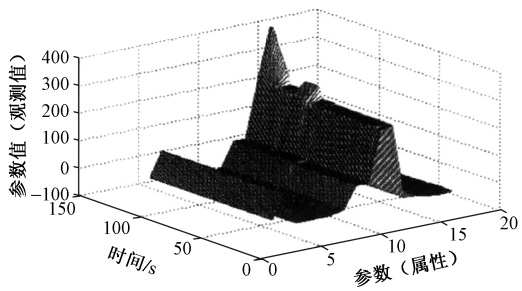


图 5　多元飞行数据时间序列三维图[64]

Fig. 5　Three-dimensional time series diagram of multiple flight data[64]

达到风险控制的目的。传统循环神经网络(recurrent neural network, RNN)神经网络算法存在梯度消失问题,BP 神经网络结构简单,不能充分挖掘数据,支持向量机 SVM 又由于没有考虑时序特征,因此在预测飞行参数上不够精确。Tong 等[69]引入长短时记忆网络(long short-term memory, LSTM)对飞机着陆垂直荷载时间序列进行预测,由于 LSTM 可记忆时间序列长期依赖关系,相比于 SVM 的预测方法,使均方误差(mean square error, MSE)能达到 10^{-4}。Zhang 等[70]同时比较了 LSTM 与 SVM 模型、BP 模型、逻辑回归(logistic regression, LR)模型在重着陆预测方面的能力,结果表明,LSTM 在精度和召回值都保持较高水平。Geoffrey 等[71]通过建立基于机器学习的多层神经网络预测模型,利用起落架接地实验数据如减震器参数、轮胎参数和速度参数预测起落架的荷载。Jeong 等[72]建立 MBD 模型,输入飞行参数,通过 Levenberg-Marquardt 反向传播算法训练 ANN 神经网络,能准确估算出起落架应变和着陆产生的载荷。由于着陆阶段人机环影响错综复杂,Lu 等[73]采用自回归的方式对飞机着陆模型(aircraft landing model, ALM)着陆阶段各变量序列进行预训练,使用预训练的飞机着陆模型能使 LSTM 预测精度显著提高。各预测方法对比如表 1 所示。

表 1 预测方法对比

Table 1 Comparison of prediction methods

方法	优点	缺点
BP	自适应和泛化能力强	需要数据量大,易陷入局部最优
SVM	需要训练样本小,泛化能力强	参数选择需要一定技巧和经验
ARMA	考虑到随机因素对时间序列的影响	对突变和长期时间序列预测效果差
LSTM	快速适应序列的波动情况	逐步预测,速度较慢

4 控制策略

为避免重着陆,需要飞行员操作和飞机系统工程的共同努力。飞机系统主要是通过分析系统控制问题从而优化飞机在着陆过程中的可操作性。李晓明[74]建立了以飞机状态、飞行员操作为输入,飞机姿态变化为输出的静态预测模型,在此基础上结合(proportion integral differential, PID)控制模型用 BP 神经网络对 QAR 时间序列进行动态预测,实现对飞行姿态的在线调节。虽然 PID 控制简单易实施,但鲁棒性较差[75]。考虑到飞机在着陆时容易受到地面效应影响,从而影响飞机的操纵性,Lan 等[76]研究了飞机在强风着陆过程中的稳定控制问题,建立模糊逻辑动态模型,提出基于方向舵和副翼的抑制和控制策略。

随着飞机自动化水平的提高,飞机在绝大部分时间都可以使用自动驾驶程序,并具备特定条件下的自动着陆功能[77],飞行员的意义更多体现在如何处置突发情况并做出正确判断上,由于飞行员是执行飞行任务的核心控制人员,约束并发现飞行员的不安全行为,在一定程度上能防止事故的发生。通过飞行员安全绩效评价,实现对飞行员全场景全时段的操作品质量化,为航空公司制定安全战略提供可靠依据。

5 结论和展望

通过对民航运行飞机重着陆四个方面的总结研究,得到以下结论和展望:

(1)重着陆诊断方面,基于多参数的机器学习方法只需要在诊断模型中输入目标航班的相应 QAR 数据,调节模型参数,经过训练便能输出诊断结果是否重着陆和导致重着陆的主要飞行参数,该方法数据来源广泛,简单易操作,适用范围广,能大大降低人为主观性对事件定性判断的影响。通过改进算法,优化模型参数选取等方法可提升诊断准确率和效率,但在现有算法得基础上效果提升并不显著且由于深度学习等智能算法的内在局限性对诊断结果也缺乏解释性。因此,未来可以建立基于多元数据的着陆仿真模型对重着陆进行监测,通过综合飞机参数数据、飞行运行数据、机场环境数据等信息实现对飞机的仿真模拟和场景回放,对重着陆事件进行精确识别,相比于神经网络的算法识别过程,建模仿真对识别结果有着更好的可解释性,但大数据的耦合问题和时间成本过长问题也对建模过程提出了更高的要求和挑战。

(2)重着陆风险分析方面,现有研究大多基于航空公司的飞行手册、标准操作程序、飞行品质监控体系,结合基于概率的统计学分析法和基于事件的人因模型方法,从定性和定量两方面对重着陆进行风险识别、风险分类和风险评估,但风险的量化缺乏统一的标准,包括指标的选取和权重的确定过程,仍然需要凭借主观经验,结论中指出的风险致因如粗猛带杆、收油门过早、拉平过早等定性描述或建议对飞行员的实际指导意义有限。未来可以通过建立并完善飞行员技能全生命周期的管理体系,统一飞行员操作量化和评价标准,改进和提升飞行员着陆操纵水平,实现对飞行着陆风险的源头管控,增强飞机安全接地的“软实力”。

(3)重着陆预测方面,一方面将航空公司连续

航班的着陆载荷作为随机序列进行预测,可以得到未来一段时间内航空公司发生重着陆事件数量和概率,为承运人了解运行风险,及时采取行动提供参考;另一方面将飞行参数作为时间序列,利用人工智能算法对数据序列自身进行预测,得到飞机在未来短时间内的飞行数据,从而达到提前预测和告警的目的,但对接地时刻参数突变的趋势预测能力较弱,实用价值较低。未来,除了改进算法提高预测适用能力以外,还可以结合飞行控制系统开发可靠的自动着陆系统,将预测的数据用于系统输入,从而调整飞机的着陆姿态、推力,速度在控制范围内,但对飞机和机场的导航设施、传感器、计算系统设计等有较高要求。

参　考　文　献

[1] 陈　爽, 赵　铭. 重着陆导致飞机机身前部结构损伤的力学分析[J]. 科技视界, 2014(23): 85, 123.
Chen Shuang, Zhao Ming. Mechanical analysis of structural damage to front fuselage of aircraft caused by hard landing[J]. Science & Technology Vision, 2014(23): 85, 123.

[2] 李　飞. 重着陆对正常类飞机机身结构的影响[J]. 中国科技信息, 2020(21): 25-26.
Li Fei. The effect of hard landing on the fuselag estructure of normal aircraft[J]. China Science and Technology Information, 2020(21): 25-26.

[3] 罗　辉, 吴　剑, 何建新. 某型号飞机重着陆检查程序优化分析[J]. 内燃机与配件, 2019(16): 180-182.
Wu Hui, Wu Jian, He Jianxin. Optimization analysis of hard landing inspection procedure for a certain type of aircraft[J]. Internal Combustion Engine & Parts, 2019(16): 180-182.

[4] 王建民. 仪表进近转为目视时如何克服视错觉[J]. 西安航空技术高等专科学校学报, 2013, 31(1): 3-5.
Wang Jianmin. How to overcome optical illusion during the transition from instrument approach to visual landing[J]. Journal of Xi'an Aeronautical University, 2013, 31(1): 3-5.

[5] 陈智华, 孔祥骏. 从物理成因和机组心理谈重着陆的预防[J]. 中国民用航空, 2010(1): 50-52.
Chen Zhihua, Kong Xiangjun. Prevention of heavy landing by analysis of physical cause and crew psychology[J]. China Civil Aviation, 2010(1): 50-52.

[6] 舒　平, 王旭辉, 黄圣国, 等. 民用飞机重着陆响应及诊断研究[J]. 中国制造业信息化, 2009, 38(15): 68-70, 72.
Shu Ping, Wang Xuhui, Huang Shengguo, et al. Research on reaction and diagnose of civil aircraft landing[J]. Manufacturing Information Engineering of China, 2009, 38(15): 68-70, 72.

[7] 罗　帆, 佘　廉, 宋　磊. 航空灾害预警管理系统及建立[J]. 中国民用航空, 2002(11): 40-42.
Luo Fan, She Lian, Song Lei. Establishment of aviation disaster warning management system[J]. China Civil Aviation, 2002(11): 40-42.

[8] 蔡坤烨, 蔡　景, 黄世杰. 重着陆的客户化报文设计及事故原因分析[J]. 机械设计与制造工程, 2020, 49(12): 55-58.
Cai Kunye, Cai Jing, Huang Shijie. Research on the design of customized message for aircraft hard landing and accident cause analysis[J]. Machine Design and Manufacturing Engineering, 2020, 49(12): 55-58.

[9] 赵新宇. 通用航空飞行品质监控系统设计与实现[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2018.
Zhao Xinyu. Design and implementation of general aviation flight quality monitoring system[D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2018.

[10] 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. Training flight over-limit events real-time diagnose and alarm[D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2016.

[11] 袁　心, 高振兴. 民机近地面飞行建模与起降阶段事故复现研究[J]. 飞行力学, 2015, 33(3): 269-273, 279.
Yuan Xin, Gao Zhenxing. Research on civil aircraft near-ground flight modeling and accident recurrence during takeoff and landing[J]. Flight Dynamics, 2015, 33(3): 269-273, 279.

[12] 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.

[13] Lee K B, Jeong S H, Cho J Y, et al. Hard-landingsimulation by a hierarchical aircraft landing model and an extended inertia relief technique[J]. International Journal of Aeronautical & Space Scieences, 2015, 16(3): 394-406.

[14] Young J, Haugse E, Davis C. Structural health management an evolution in design[C]//Proceedings of International Workshop on SHM 2009. California: Stanford University, 2009: 3-13.

[15] 曹海鹏, 舒　平, 黄圣国. 基于神经网络的民用飞机重着陆诊断技术研究[J]. 计算机测量与控制, 2008(7): 906-908.
Cao Haipeng, Shu Ping, Huang Shengguo. Study of aircraft hard landing diagnosis based on nerual network[J]. Computer Measurement & Control, 2008(7): 906-908.

[16] 于　健, 董健康, 李　佳. 基于神经网络的飞机着陆垂直载荷大诊断技术研究[J]. 中国民航飞行学院学报, 2010, 21(4): 16-18.
Yu Jian, Dong Jiankang, Li Jia. Research on the diagnosis technology of aircraft landing vertical load based on neural network[J]. Journal of Civil Aviation Flight University of China, 2010, 21(4): 16-18.

[17] 郭媛媛, 孙有朝, 李龙彪, 等. 民用飞机进近着陆阶段灾难事故类型预测[J]. 航空计算技术, 2016, 46(4): 31-34.
Guo Yuanyuan, Sun Youchao, Li Longbiao, et al. Prediction of catastrophic accident types of civil aircraft at approach and landing phases[J]. Aeronautical Computing Technique, 2016, 46(4): 31-34.

[18] 张　帅. 飞行品质监控中的超限裕度模型研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2014.
Zhang Shuai. Event margin model for flight operation quality assurance[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2014.

[19] 聂　磊, 黄圣国, 舒　平, 等. 基于支持向量机(SVM)的民用飞机重着陆智能诊断研究[J]. 中国安全科学学报, 2009, 19(7): 149-153, 181.
Nie Lei, Huang Shengguo, Shu Ping, et al. Intelligent diagnosis for hard landing of aircraft based on SVM[J]. China Safety Science Journal, 2009, 19(7): 149-153, 181.

[20] Wang X H, Nie L, Shu P, et al. A decision support system based on support vector machine for hard landing of civil aircraft[C]// 2009 International Forum on Computer Science-technology & Applications. Washington, D.C.: IEEE, 2009: 548-552.

[21] 王旭辉, 舒 平, 黄圣国. 民用飞行器重着陆事件决策系统研究[J]. 中国安全科学学报, 2010, 20(2): 116-120, 179.
Wang Xuhui, Shu Ping, Huang Shengguo. Research on decision support system for civil aircraft hard landing events[J]. China Safety Science Journal, 2010, 20(2): 116-120, 179.

[22] 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. Airplane's hard landing diagnosis using LS-SVM[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2010, 30(4): 763-768.

[23] 许桂梅, 黄圣国. 基于优化支持向量机的飞机重着陆智能诊断[J]. 计算机测量与控制, 2011, 19(2): 256-259.
Xu Guimei, Huang Shengguo. Airplane's hard landing diagnosis based on optimized support vector machine[J]. Computer Measurment & Control, 2011, 19(2): 256-259.

[24] 许桂梅, 黄圣国. 基于多核支持向量机的飞机重着陆诊断[J]. 计算机工程, 2011, 37(10): 157-159.
Xu Guimei, Huang Shengguo. Airplane hard landing diagnosis based on multi-kernel support vector machine[J]. Computer Engineering, 2011, 37(10): 157-159.

[25] 许桂梅. 民航机场跑(场)道事故风险管理技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2010.
Xu Guimei. Reasearch on techniques of risk management for airport runway accident[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010.

[26] 贾宝惠, 应臣伟, 王玉鑫. 飞机硬着陆多因素特性判断仿真研究[J]. 中国民航大学学报, 2018, 36(1): 25-29.
Jia Baohui, Ying Chenwei, Wang Yuxin. Simulation study on multi-factor characteristic judgment of aircraft hard landing[J]. Journal of Civil Aviation University of China, 2018, 36(1): 25-29.

[27] 高小霞, 霍纬纲, 冯兴杰. 基于模糊关联分类器的民机超限事件诊断方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2014, 40(10): 1366-1371.
Gao Xiaoxia, Huo Weigang, Feng Xingjie. Civil aircraft's exceedance event diagnosis method based on fuzzy associative classifier[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2014, 40(10): 1366-1371.

[28] Kirkland I D L, Caves R E, Humphreys I M, et al. An improved methodology for assessing risk in aircraft operations at airports, applied to runway overruns[J]. Safety Science, 2004, 42(10): 891-905.

[29] 杨 姝, 雒旭峰, 李俊龙. 可控飞行撞地风险因素分析及系统结构研究[J]. 安全与环境学报, 2018, 18(3): 866-871.
Yang Shu, Ge Xufeng, Li Junlong. Risk factors analysis and the system structural model investigation of the CFIT of the aircraft[J]. Journal of Safety and Environment, 2018, 18(3): 866-871.

[30] 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. A flight QAR data based model for hard landing risk quantitative evaluation[J]. China Safety Science Journal, 2014, 24(2): 88-92.

[31] 汪 磊, 郭世广, 蒋 引, 等. 基于曲线相似度的飞行着陆操作评价方法[J]. 交通信息与安全, 2019, 37(6): 63-69.
Wang Lei, Guo Shiguang, Jiang Yin, et al. A method of landing operation evaluation based on curve similarity[J]. Journal of Transport Information and Safety, 2019, 37(6): 63-69.

[32] 汪 磊, 郭世广, 任 勇. 基于飞行数据正态云的着陆操作风险评价方法[J]. 安全与环境学报, 2019, 19(5): 1555-1561.
Wang Lei, Guo Shiguang, Ren Yong. Landing operation risk evaluation based on the normal cloud of the flight data[J]. Journal of Safety and Environment, 2019, 19(5): 1555-1561.

[33] 汪 磊, 王 帅. 基于 QAR 数据和小波变换的飞行操作分析方法[J]. 飞行力学, 2020, 38(5): 77-83.
Wang Lei, Wang Shuai. Flight operation analysis method based on QAR data and wavelet transformation[J]. Flight Dynamics, 2020, 38(5): 77-83.

[34] 祁明亮, 邵雪焱, 池 宏. QAR 超限事件飞行操作风险诊断方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2011, 37(10): 1207-1210.
Qi Mingliang, Shao Xueyan, Chi Hong. Flight operations risk diagnosis method on quick-access-record exceedance[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2011, 37(10): 1207-1210.

[35] 赵新斌, 李 斌. 民用飞机着陆垂直加速度标准的优化模型[J]. 沈阳师范大学学报(自然科学版), 2017, 35(1): 61-67.
Zhao Xinbin, Li Bin. Optimization model of civil aircraft landing vertical acceleration standard[J]. Journal of Shenyang Normal University(Natural Science Edition), 2017, 35(1): 61-67.

[36] Wang L, Wu C, Sun R, et al. Ananalysis of hard landing incidents based on flight QAR data[C]// International Conference on Engineering Psychology and Cognitive Ergonomics. Berlin: Springer, 2014: 398-406.

[37] Wang L, Ren Y, Wu C X. Effects of flare operation on landing safety: a study based on ANOVA of real flight data[J]. Safety Science, 2018, 102: 14-25.

[38] 王 冉, 高振兴. 基于飞行数据的民机着陆安全影响因素研究[J]. 交通信息与安全, 2019, 37(4): 27-34.
Wang Ran, Gao Zhenxing. Influencing factors of civil aircraft landing safety based on flight data[J]. Journal of Transport Information and Safety, 2019, 37(4): 27-34.

[39] Qian S L, Zhou S H, Chang W B. An improved aircraft hard landing prediction model based on panel data clustering[C]// 2017 29th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Washington, D.C.: IEEE, 2017: 438-443.

[40] Wang X, Miao L Y, Sun H B. Study on risk evaluation model of aircraft hard landing events[C]//Proceedings of 2019 International Conference on Aviation Safety and Information Technology (ICASIT 2019). Ottawa: CSP, 2019: 99-101.

[41] Jasra S K, Valentino G, Muscat A, et al. Evaluation offlight parameters during approach and landing phases by applying principal component analysis[C]//AIAA Scitech 2020 Forum. Reston: AIAA, 2020: 0674.

[42] 王旭辉, 舒 平, 曹 力. 基于增量层次分析法的民机着陆风险因素权重研究[J]. 中国安全科学学报, 2010, 20(9): 112-115.

Wang Xuhui, Shu Ping, Cao Li. Incremental-AHP- based weight assessment for risk factors of civil aircraft landing process[J]. China Safety Science Journal, 2010, 20(9): 112-115.

[43] 汪　磊, 董传亭, 崔美叶. 基于功率谱的飞行操作技能评价方法[J]. 飞行力学, 2018, 36(4): 92-96.
Wang Lei, Dong Chuanting, Cui Meiye. Evaluation method of flight operation skills based on power spectrum[J]. Flight Dynamics, 2018, 36(4): 92-96.

[44] 郭超超, 赵慧冰. 基于 QAR 超限事件的可控飞行撞地风险分析与对策研究[J]. 安阳工学院学报, 2020, 19(4): 1-4.
Guo Chaochao, Zhao Huibing. Study on the risk analysis and countermeasures of controllable flight into terrain based on QAR over-limit events[J]. Journal of Anyang Institute of Technology, 2020, 19(4): 1-4.

[45] 刘军凯. 民航飞机重着陆事件的风险评估[J]. 产业与科技论坛, 2021, 20(2): 31-32.
Liu Junkai. Risk assessment of hard landing events for civil aircraft[J]. Industrial & Science Tribune, 2021, 20(2): 31-32.

[46] 周　进. 基于熵权 TOPSIS 的飞机重着陆风险因素排序[J]. 河南科技, 2019(19): 106-110.
Zhou Jin. Risk factors sequencing of aircraft hard landing based on entropy weight and topsis method[J]. Journal of Henan Science and Technology, 2019(19): 106-110.

[47] 郑　薇. 基于 QAR 数据的重着陆风险评估及预测研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2014.
Zheng Wei. Hard landing risk assessment and forecast research based on QAR data[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2014.

[48] 赵礼强, 潘　杰, 张子辰. 民航不安全因素联动对空难事故的影响——基于 45 起案例的清晰集定性比较分析[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(28): 11809-11817.
Zhao Liqiang, Pan Jie, Zhang Zichen. Effects of the interaction among civil aviation unsafe factors to air crash: a crisp-set qualitative comparative analysis of 45 cases[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(28): 11809-11817.

[49] 刘俊杰, 张丽娟. 基于改进 Bow-Tie 模型的民航重着陆事件分析[J]. 交通信息与安全, 2016, 34(4): 57-62.
Liu Junjie, Zhang Lijuan. An analysis of hard landing events in civil aviation based on an improved Bow-Tie model[J]. Journal of Transport Information and Safety, 2016, 34(4): 57-62.

[50] 王晴昊, 胡剑波, 姚登凯. STPA 在进近着陆飞行安全分析中的研究及应用[J]. 系统工程理论与实践, 2018, 38(10): 2703-2712.
Wang Qinghao, Hu Jianbo, Yao Dengkai. Research and application of STPA to flight safety analysis in approach and landing[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2018, 38(10): 2703-2712.

[51] 陈农田, 王　帅, 高文韬, 等. 基于层次任务分析理论的飞行员进近着陆操纵任务分析[J]. 民航学报, 2018, 2(6): 84-87.
Chen Nongtian, Wang Shuai, Gao Wentao, et al. Pilot approaching and landing manipulating task analysis based on HTA theory[J]. Journal of Civil Aviation, 2018, 2(6): 84-87.

[52] 陈农田. 基于灰色白化权函数聚类的飞行员进近着陆操纵品质评估指标遴选[J]. 数学的实践与认识, 2020, 50(6): 195-200.
Chen Nongtian. Approach and Landing manipulation quality assessment indicators selection based on grey whitening weight function clustering[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2020, 50(6): 195-200.

[53] 刘　柳. 基于 QAR 数据的着陆阶段飞行风险研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2018.
Liu Liu. Research on flight risk in landing using QAR data[D]. Chongqing: Chongqing University, 2018.

[54] 孙瑞山, 张思远, 汪　磊. 基于统计过程控制的 QAR 数据风险预测方法[J]. 统计与决策, 2015, 21: 33-36.
Sun Ruishan, Zhang Siyuan, Wang Lei. QAR data risk prediction method based on statistical process control[J]. Statistics and Decision, 2015, 21: 33-36.

[55] 常文兵, 张佳宁, 周晟瀚. 基于支持向量机的飞机重着陆预测模型[J]. 飞机设计, 2017, 37(2): 19-22.
Chang Wenbing, Zhang Jianing, Zhou Shenghan. A prediction model of airplane hard landing based on support vector machine[J]. Aircraft Design, 2017, 37(2): 19-22.

[56] 郑　磊, 池　宏, 许保光, 等. 飞机重着陆预警分析方法[J]. 数学的实践与认识, 2019, 49(3): 56-72.
Zheng Lei, Chi Hong, Xu Baoguang, et al. Method of early warning analysis for aircraft hard landing[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2019, 49(3): 56-72.

[57] 陈　思, 孙有朝, 郑　敏. 基于支持向量机的飞机重着陆风险预警模型[J]. 兵器装备工程学报, 2019, 40(9): 154-158.
Chen Si, Sun Youchao, Zheng Min. Heavy landing risk pre-warning model based on support vector machine[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2019, 40(9): 154-158.

[58] 陈　思. 基于机器学习的航空运营风险预警模型研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2019.
Chen Si. The research of the aviation operation risk pre-warning model based on machine learning[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2019.

[59] 汪　磊, 杨星月. 基于蒙特卡洛方法的着陆擦机尾风险预测[J]. 中国安全生产科学技术, 2019, 15(2): 45-50.
Wang Lei, Yang Xingyue. Risk prediction of tail strike during landing based on Monte Carlo method[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2019, 15(2): 45-50.

[60] 曹海鹏. B737 重着陆诊断技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2008.
Cao Haipeng. Research on hard landing diagnosis of B737[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2008.

[61] Ding J J, Yuan X Q, Li H X. Performance evaluation of feature selection methods for aircraft hard landing incident prediction[J]. Proceedings of the Association for Information Science and Technology, 2020, 57(1): e332.

[62] 许桂梅, 黄圣国. 基于 LS-SVM 的飞机重着陆超限事件预测[J]. 中国制造业信息化, 2010, 39(19): 61-64.
Xu Guimei, Huang Shengguo. Ultra limits events forecasting of airplane's hard landing based on LS-SVM[J]. Manufacturing Information Engineering of China, 2010, 39(19): 61-64.

[63] 陈农田, 张宏钰, 曹玉宽. 基于灰色马尔科夫理论的进近着陆不安全事件预测[J]. 数学的实践与认识, 2020, 50(4): 306-314.
Chen Nongtian, Zhang Hongjue, Cao Yukuan. Prediction of ap-

proaching landing unsafe events based on grey Markov method[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2020, 50(4): 306-314.

[64] 张建业, 张 鹏. 飞行数据的时间序列分析方法及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013: 100-101.
Zhang Jianye, Zhang Peng. Time series analysis methods and application for flight data[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2013: 100-101.

[65] Hu C, Zhou S H, Xie Y, et al. The study on hard landing prediction model with optimized parameter SVM method[C]//Control Conference. Washington, D. C.: IEEE, 2016: 916-920.

[66] Qiao X, Chang W, Zhou S, et al. A prediction model of hard landing based on RBF neural network with *K*-means clustering algorithm[C]// 2016 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM). Washington, D. C.: IEEE, 2016: 462-465.

[67] 巴塔西, 李 蕊, 熊 毅, 等. 基于 QAR 数据的民用飞机故障预测及验证[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(10): 31-35.
Ba Taxi, Li Rui, Xiong Yi, et al. Civil aircraft fault prediction and verification based on QAR data[J]. Computer Measurement & Control, 2019, 27(10): 31-35.

[68] 王旭辉, 舒 平, 曹 力. 基于模糊加权 Markov 方法的飞机重着陆风险控制研究[J]. 安全与环境学报, 2010, 10(6): 184-187.
Wang Xuhui, Shu Ping, Cao Li. On fuzzy Markov modeling with weights for risk control of aircraft hard landing[J]. Journal of Safety and Environment, 2010, 10(6): 184-187.

[69] Tong C, Yin X, Li J, et al. An innovative deep architecture for aircraft hard landing prediction based on time-series sensor data [J]. Applied Soft Computing Journal, 2018, 73: 344-349.

[70] Zhang H C, Zhu T Y. Aircraft hard landing prediction using LSTM neural network[C]//Proceedings of the 2nd International Symposium on Computer Science and Intelligent Control (ISCSIC '18). New York: ACM, 2018: 1-5.

[71] Geoffrey H, Pia S, Stephen R, et al. Prediction of landing gear loads using machine learning techniques[J]. Structural Health Monitoring, 2016, 15(5): 578-592.

[72] Jeong S H H, Lee K B, Ham J H, et al. Estimation of maximum strains and loads in aircraft landing using artificial neural network [J]. International Journal of Aeronautical and Space Sciences, 2020, 21(1): 117-132.

[73] Lu Y, Zhu T. Pre-training of autoregressive model for aircraft hard landing prediction based on QAR data[C]//2019 IEEE 31st International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI). Washington, D. C.: IEEE, 2019: 1613-1617.

[74] 李晓明. 进近着陆阶段飞行安全的综合分析与建模[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2014.
Li Xiaoming. Comprehensive analysis and modeling of aircraft flight safety in approach and landing[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2014.

[75] 章军辉, 陈大鹏, 李 庆. 自动驾驶技术研究现状及发展趋势[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(9): 3394-3403.
Zhang Junhui, Chen Dapeng, Li Qing. Research status and development trend of technologies for autonomous vehicles[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(9): 3394-3403.

[76] Lan C E, Chang R C. Unsteady aerodynamic effects in landing operation of transport aircraft and controllability with fuzzy-logic dynamic inversion[J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 78: 354-363.

[77] 马 麟, 许皖卉. 浅析 A330 自动驾驶仪工作原理及使用建议[J]. 科技创新导报, 2020, 17(12): 60-62, 64.
Ma Lin, Xu Wanhui. Analysis on the working principle and application suggestion of A330 autopilot[J]. Science and Technology Innovation Herald, 2020, 17(12): 60-62, 64.