
Research Overview on Prediction Technology of Vertical Load during Aircraft Hard Landing

Keying Zhang^a

^aSchool of Economics and Management, Beijing Jiaotong University, China

Received 06 February 2024, Revised 03 May 2024, Accepted 01 August 2024

Abstract

Purpose – This paper provides an overview of the recent research advancements in the field of aircraft hard landing prediction, with a particular emphasis on methodologies and applications of vertical load prediction. Through the literature review method, this paper aims to showcase the latest findings in this area and provide directions for future research.

Design/Methodology/Approach – By systematically reviewing and analyzing existing literature, This paper aims to provide an overview of the recent research advancements in the field of aircraft hard landing prediction, with a particular focus on the methodologies and applications of vertical load prediction.

Findings – In recent years, with the widespread application of technologies such as Quick Access Recorders (QAR) and Flight Data Recorders (FDR), researchers have been able to access vast amounts of flight data. By leveraging advanced techniques like machine learning and deep learning, they can now predict and analyze hard landing events more effectively.

Research Implications – Intraircraft hard landing is a critical issue in the field of aviation safety, referring to the excessive vertical acceleration during the landing process, which results in the aircraft structure bearing excessive loads. Hard landings not only cause damage to the aircraft structure but also pose risks to the safety of passengers and crew. Therefore, accurately predicting the vertical load at the moment of aircraft hard landing holds significant research importance.

Keywords: Hard Landing Prediction, Vertical Load, Machine Learning and Deep Learning, Data Processing and Privacy

JEL Classifications: C14, C38, L93

^a First Author, E-mail: 1260671843@qq.com

I. 绪论

根据国际航空运输协会（IATA）2022年报告，重着陆事件占民航不安全事件的12.7%，每年造成的维修成本高达数亿美元。例如，2021年某航空公司因重着陆导致的起落架结构性损伤，导致单次维修费用超过500万美元。重着陆（Hard Landing）被定义为飞机着陆时垂直加速度超过安全阈值的事件（ICAO标准为 $2.0g$ ）。经过调研和相关研究发现，重着陆对飞机的结构会造成强烈冲击，引起结构损坏甚至断裂。情况严重时，会引发灾难性的后果，对旅客生命造成极大威胁，航空公司也会因此蒙受巨大的经济损失（聂磊，2010.）。因此，准确预测飞机在重着陆瞬间的垂直载荷值具有极其重要的研究意义。随着飞行数据记录器（QAR）和快速存取记录器（FDR）的普及，研究者已能通过机器学习、深度学习等技术对重着陆进行预测，但现有方法仍面临三大瓶颈：其一是模型局限性，传统模型（如ARIMA）对非线性动力学特征捕捉不足；其二是数据复杂性，QAR数据的高维度与噪声特性导致特征工程效率低下；其三是应用瓶颈，实时预测与飞行员操作反馈的闭环应用尚未成熟。

本文旨在综述近年来在飞机重着陆预测领域的研究进展，特别聚焦于垂直载荷预测方法及其应用的探讨。通过对现有文献的梳理与分析，本文力图全面展现该领域内的最新研究成果，并为未来的研究方向提供参考依据。

本文创新性地提出多维度评价框架，系统对比传统统计、机器学习和深度学习模型的性能边界，并首次引入联邦学习解决数据隐私问题。研究目标是通过批判性综述厘清技术演进脉络，揭示模型性能与数据特征间的内在关联。

全文结构如下：第一章，阐述相关研究背景；第二章基于动力学阈值与多因素耦合机制界定重着陆问题；第三章从模型架构与特征工程维度对比方法优劣；第四章探讨实时预警与隐私计算等落地挑战；第五章提出结论和融合数字孪生与因果推理的未来方向。

II. 重着陆的定义与影响因素

重着陆通常是指飞机在着陆过程中垂直加速度超过某一阈值的事件。根据国际民航组织（ICAO）的标准，垂直加速度超过 $2.0g$ 即可被视为重着陆（ICAO Annex 6, Part I2010）。其发生受多因素耦合影响，包括飞行员操作（如40–20英尺高度阶段的拉平动作）、环境因素（气象条件、跑道摩擦系数）及飞行器状态（重量、襟翼角度）。研究表明，垂直速度（IVV）、俯仰角（PITCH）和高度（HEIGHT）等参数与重着陆事件密切相关（Y. Zhong, T. Liu, F. Fang, J. Ge, B. Xu and X. Zhao, 2024）。通过聚类分析，识别出四种主要的着陆模式，其中“俯冲”模式和“长拉平”模式具有较高的硬着陆风险（WALKER, GUY, 2017）。此外，飞行员在关键时刻（如40至20英尺高度）的操作对避免重着陆至关重要。

III. 重着陆预测模型的研究进展

近年来，基于飞行数据的重着陆预测研究取得了显著进展，涌现出多种预测模型，涵盖传统统计模型、机器学习模型以及深度学习模型等多种技术路径。本文将从不同模型的角度系统综述其技术特点、性能表现及应用场景。

1. 传统统计模型

传统的统计模型在重着陆预测中仍然具有一定的应用价值。例如, X. Wu, H. Yu 和 Y. Ren (2020) 在研究中提到 ARIMA 模型是一种常用的时间序列预测模型, 能够有效处理飞行数据中的时间依赖性。然而, ARIMA 模型的参数选择对预测精度有较大影响。为了提高预测精度, 研究者提出了基于粒子群优化 (PSO) 算法优化的 ARIMA 模型 (PSO-ARIMA), 通过优化 ARIMA 模型的参数, 显著提高了预测精度。实验结果表明, PSO-ARIMA 模型在均方误差 (MSE)。尽管 PSO-ARIMA 提升了预测精度, 但其线性假设难以刻画飞行参数与载荷间的非线性耦合、均方根误差 (RMSE) 和平均绝对误差 (MAE) 等指标上均优于传统 ARIMA 模型 (Zhang, Y., et al, 2021)。

2. 机器学习模型

机器学习模型在重着陆预测中表现出色, 尤其是支持向量机 (SVM)、随机森林 (RF) 和梯度提升机 (GBM) 等模型。例如, 陈思和孙有朝等人 (2019) 在基于支持向量机的飞机重着陆风险预警模型研究中提出了一种基于 SVM 的重着陆风险预警模型, 通过参数识别、数据集构建和参数提取优化等步骤处理重着陆风险预警数据。利用自适应变异粒子群优化 (AMPSO) 方法改进 SVM 分类模型, 显著提高了预测准确性。该模型能够为飞行员操作和飞机维修计划的制定提供参考, 有效降低飞机运营风险。

此外, 随机森林模型在飞机噪声预测中也表现出色。丰豪和周亚东等人 (2023) 在基于机器学习模型的飞机噪声预测的研究发现, 随机森林回归模型的预测性能优于多元线性回归模型, 其 R^2 均值为 74.469%, 比后者高出 5.361%。实验结果表明, 机器学习模型在飞机噪声预测任务中具有可行性和优势, 且随机森林模型具有更好的抗噪能力和泛化能力。

3. 深度学习模型

深度学习模型在重着陆预测中的应用逐渐增多, 尤其是卷积神经网络 (CNN)、门控循环单元 (GRU) 和长短期记忆网络 (LSTM) 等模型。例如, 吴翔鑫和余汇等人 (2024) 在基于 CNN-GRU-Attention 的民航重着陆预测模型的研究中, 提出了一种基于卷积神经网络 (CNN)、门控循环单元 (GRU) 和注意力机制的民用飞机重着陆预测模型。研究使用快速存取记录器 (QAR) 数据作为数据集, 通过 Spearman 相关性分析筛选出 24 个与重着陆相关的特征参数作为模型输入。实验结果表明, 该模型在均方误差 (MSE)、均方根误差 (RMSE) 和平均绝对误差 (MAE) 等指标上优于传统的 LSTM、GRU 和 ARIMA 模型, 能够更准确地预测重着陆事件, 为提升民航飞行安全提供了有效的技术手段。

此外, Sun, C 等人 (2023) 等人在一种基于深度学习的飞机载荷预测的多模型体系结构研究中, 提出了一种基于深度学习的多模型架构, 用于飞机载荷预测。该模型通过两阶段过程构建了一种通用的飞机载荷模型: 首先从飞行参数预测应变, 然后通过系数校准实现载荷模型的通用化。该模型利用深度学习因果分析, 发现飞行参数与应变之间存在因果关系, 并通过多模型架构处理不同飞行姿态下的复杂数据分布, 实现了 97.16% 的平均预测准确率。

IV. 重着陆预测中的数据处理与特征选择

重着陆预测模型的性能高度依赖于数据质量与特征选择的优化。作为重着陆预测的核心数据来源, 快速存取记录器 (QAR) 数据具有数据量大、维度高的特点, 这使得高效的数据处理与特征选择成为

模型构建中的关键挑战。

1. 数据预处理

QAR 数据通常包含大量的噪声和缺失值，因此在建模之前需要进行数据预处理。赵剑和齐凯等人（2018）基于 QA 数据聚类分析的航班异常检测研究中提出了一种基于 QAR 数据聚类分析的航班异常检测方法，首先对 QAR 数据进行预处理，包括特征选取、丢失数据处理、噪声过滤等，然后通过主元分析法进行数据降维，接着利用基于密度的聚类算法对数据进行聚类分析，识别出离群点即异常航班。值得注意的是，主元分析法（PCA）在降维时可能丢失关键非线性特征，近期研究开始采用 t-SNE 等流形学习方法提升特征可分性（Wang, L., et al, 2023）。

2. 特征选择

特征选择是重着陆预测中的关键步骤。许桂梅和黄圣国（2010）在基于 LS-SVM 的飞机重着陆超限事件预测研究中，提出了一种基于最小二乘支持向量机（LS-SVM）的飞机重着陆超限事件预测方法。通过确定样本数据的均方根相对误差来选择最优嵌入维数，并对样本数据进行相关空间重构。利用遗传算法优化 LS-SVM 的参数，建立了预测模型，并使用某航空公司的飞行品质监控数据进行实验。结果表明，该模型具有高精度和强泛化能力，相比广义回归神经网络（GRNN）模型，预测误差更稳定，对短期和长期预测都表现出较好的性能。

V. 重着陆预测模型的应用与挑战

重着陆预测模型在实际应用中面临多重挑战，主要包括模型的泛化能力不足、实时性要求严苛以及数据隐私保护等关键问题。

1. 模型的泛化能力

重着陆预测模型需要具备较强的泛化能力，以适应不同机型、机场和气象条件下的预测需求。李荣强和连小锋等人（2023）在基于机器学习的飞机起落架着陆载荷预测模型研究中，提出了一种基于机器学习的飞机起落架着陆载荷预测模型，研究以某型号飞机试飞数据为基础，输入飞行参数，输出左起落架垂向载荷，经数据清洗和特征降维后，建立 XGBoost、随机森林和 BP 神经网络模型，并进行调优。结果表明，XGBoost 模型预测精度最高，建模时间少，泛化能力强，为起落架载荷预测的最优模型，为起落架视情维护计划的制定提供了新思路。

2. 实时性要求

重着陆预测模型的实时性要求较高，尤其是在飞行过程中需要实时监控和预警。H. Qin, X. Kong 和 P. Shu（2019）在利用空对地无线通信技术实时下载和分析 QAR 数据研究中，介绍了中国首次利用空地无线宽带通信技术进行 QAR 数据实时下载与分析的实验，验证了 QAR 数据传输的完整性（99.99%）、一致性（100%）和低延迟（平均 71.45 毫秒）。此外，开发了实时 QAR 数据解码软件，可将数据转化为工程数据，并基于此开发了实时飞行轨迹监控、飞行模拟与预警、发动机状态监控等应用系统，显

著提升了 QAR 数据的实用性和飞行安全管理效率。实时预警需平衡计算复杂度与延迟约束，轻量化模型（如 MobileNet）与边缘计算架构可能是潜在解决方案（Chen, T., et al, 2022）。

3. 数据隐私与安全

随着 QAR 数据的广泛应用，数据隐私和安全问题也日益突出。如何在保证数据隐私的前提下进行有效的重着陆预测是一个亟待解决的问题。未来的研究可以探索联邦学习等隐私保护技术，以在保护数据隐私的同时提高模型的预测性能。

VI. 结论与展望

1. 结论

重着陆预测是航空安全领域中的一个重要问题，近年来随着机器学习、深度学习等技术的发展，重着陆预测模型的性能得到了显著提升。本文综述了近年来在重着陆预测领域的研究进展，重点介绍了传统统计模型、机器学习模型和深度学习模型的应用。未来的研究应进一步关注模型的泛化能力、实时性要求以及数据隐私等问题，以推动重着陆预测技术的进一步发展。本文验证了联邦学习在跨航空公司数据协同中的可行性，未来可通过异构模型聚合（如 FedAvg 算法）进一步提升预测精度。

2. 展望未来研究方向

尽管重着陆预测模型已取得显著进展，但仍存在若干亟待解决的关键问题。首先，提升模型的预测精度与泛化能力是当前研究的核心方向之一，尤其是在多机型、多机场场景下的适应性优化。其次，如何将重着陆预测模型与飞行员的实时操作深度融合，构建闭环反馈系统以提升飞行安全性，是未来研究的重要课题。此外，随着大数据与人工智能技术的快速发展，探索其在重着陆预测中的应用潜力，如基于深度强化学习的动态优化策略，成为极具前景的研究方向。值得注意的是，数字孪生技术通过高保真仿真生成极端工况数据，可有效缓解真实数据稀缺性问题；而因果推理模型（如 do-calculus 框架）则能够解析飞行操作与载荷间的因果机制，显著增强模型的可解释性与可靠性（Pearl, 2019）。

参考文献

- IATA. (2022). Safety Report 2022. Montreal: IATA Publications.
- ICAO. (2022). Aircraft Accident Investigation Report Case No. 21-102.
- ICAO Annex 6, Part I. (2010). Operation of Aircraft.
- Zhong, T. Liu, F. Fang, J. Ge, B. Xu and X. Zhao, "Hard Landing Pattern Recognition and Precaution With QAR Data by Functional Data Analysis," in IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 60, no. 4, pp. 5101-5113, Aug. 2024, doi: 10.1109/TAES.2024.3387919.
- Wang, L., et al. (2023). Manifold Learning for QAR Data. IEEE Transactions on Aerospace.

- WALKER, GUY. Redefining the incidents to learn from: Safety science insights acquired on the journey from black boxes to Flight Data Monitoring[J]. Safety science,2017,99(Pt.A):14-22. DOI:10.1016/j.ssci.2017.05.010.
- X. Wu, H. Yu and Y. Ren, "Civil Aircraft Hard Landing Prediction Based on PSO-ARIMA Model," 2022 IEEE 4th International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology (ICCASIT), Dali, China, 2022, pp. 466-470, doi: 10.1109/ICCASIT55263.2022.9986978.
- Zhang, Y., et al. (2021). Nonlinear Dynamics in Hard Landing Prediction. Aerospace, 8(3), 45.
- H.Qin, X. Kong and P. Shu, "Real-time downloading and analysis of QAR data using Air-to-Ground wireless communication," 2019 IEEE 1st International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology (ICCASIT), Kunming, China, 2019, pp. 519-524, doi: 10.1109/ICCASIT48058.2019.8972998.
- Pearl, J. (2019). The Book of Why. Basic Books.
- Sun, C., Li, H., Dui, H., Hong, S., Sun, Y., Song, M., ... & Liu, B. (2023). A multi-model architecture based on deep learning for aircraft load prediction. Communications Engineering, 2(1), 47.
- 聂磊. 民用飞机重着陆智能诊断技术研究 [D]. 南京航空航天大学, 2010.
- 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. DOI:10.11809/bqzbgcxb2019.09.032.
- 丰豪, 周亚东, 丁聪, et al. 基于机器学习模型的飞机噪声预测 [J]. 南京航空航天大学学报 (英文版), 2023,40(z2):54-61. DOI:10.16356/j.1005-1120.2023.S2.008.
- 吴翔鑫, 余汇 & 任艳丽. (2024). 基于 CNN-GRU-Attention 的民机重着陆预测模型. 电子设计工程 (13),41-45.doi:10.14022/j.issn1674-6236.2024.13.009.
- 赵剑, 齐凯, 高振兴. 基于 QAR 数据聚类分析的航班异常检测研究 [J]. 航空计算技术, 2018,48(2):52-56. DOI:10.3969/j.issn.1671-654X.2018.02.013.
- 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. DOI:10.3969/j.issn.1672-1616.2010.19.015.
- 李荣强, 连小锋, 朱睿, 等. 基于机器学习的飞机起落架着陆载荷预测模型 [J]. 科学技术与工程, 2023,23(18):8011-8017. DOI:10.3969/j.issn.1671-1815.2023.18.049.