

文章编号: 1674-8190(2024)03-081-09

地理环境因子对民航飞行“接地距离远” 超限事件影响分析

冉瑾瑜^{1,2}, 孙华波³, 刘岳峰^{1,2}

(1. 北京大学 遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871)

(2. 北京大学 空间信息集成与 3S 工程应用北京市重点实验室, 北京 100871)

(3. 中国民航科学技术研究院 航空安全研究所, 北京 100028)

摘要: “15 m (50 ft) 至接地距离远”是民航客机在着陆阶段常发生的超限事件。研究机场地理环境因子对该超限事件的影响, 能够为机场选址和飞行品质评估提供参考依据。使用飞机快速存储记录器(QAR)数据、机场的地形和气象数据, 通过全局和局部相关性分析, 确定“接地距离远”事件的主要地理环境影响因子; 基于地理加权回归模型, 建立“接地距离远”事件频率与高程、起伏度以及气温之间的回归模型; 根据回归系数, 采用 K-means 聚类算法将因子的影响模式分为五类, 探究地理环境因子对“接地距离远”事件影响的空间格局及作用机制。结果表明: “接地距离远”事件频率与高程、起伏度、气压和气温有显著的相关性, 各因子对“接地距离远”事件的影响强度和方向存在明显的空间分异现象, 同一影响模式下的机场在空间分布上呈现出聚集性。

关键词: 飞行品质监控; 接地距离远事件; 快速存储记录器; 地理环境因子; 地理加权回归

中图分类号: V328

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2024.03.08

Analysis of impacts of geographical environmental factors on "long landing distance" over-limit event of civil aviation

RAN Jinyu^{1,2}, SUN Huabo³, LIU Yuefeng^{1,2}

(1. Institute of Remote Sensing and Geographical Information Systems, Peking University, Beijing 100871, China)

(2. Beijing Key Laboratory of Spatial Information Integration and its Applications, Peking University, Beijing 100871, China)

(3. Institute of Aviation Safety, China Academy of Civil Aviation Science and Technology, Beijing 100028, China)

Abstract: The long landing distance from 15 m (50 ft) to touchdown is an over-limit event frequently occurring during the landing phase, and also can significantly increase the risk of landing accidents. The study on the impacts of geographical environmental factors of the over-limit event can provide references for airport site selection and flight quality evaluation. Based on the flight quick access record (QAR) data, topographic data and climate data of the airports, global and local correlation analysis are adopted to identify the main factors influencing the over-limit event. The regression model between the over-limit event frequency and elevation, fluctuation, air temperature is established, based on the geographical weighted regression model. According to the regression coefficients, the impact modes of these factors are divided into five categories using K-means method, so as to explore the spatial pattern and mechanism of geographical environmental factors on the over-limit event. The results show that the elevation, fluctuation, air pressure and air temperature have a significant impact on the frequency of the "long landing distance" over-limit event. There is an obvious spatial differentiation of the impact of geographical environment factors. The spatial distribution of airports under the same impact mode shows clustering.

Key words: flight operational quality assurance; long landing distance event; quick access record; geographical environmental factors; geographically weighted regression

收稿日期: 2023-04-15; 修回日期: 2023-07-31

基金项目: 国家自然科学基金(U1433102)

通信作者: 刘岳峰(1970—), 男, 博士, 副教授。E-mail: yuefengliu@pku.edu.cn

引用格式: 冉瑾瑜, 孙华波, 刘岳峰. 地理环境因子对民航飞行“接地距离远”超限事件影响分析[J]. 航空工程进展, 2024, 15(3): 81-89.

RAN Jinyu, SUN Huabo, LIU Yuefeng. Analysis of impacts of geographical environmental factors on "long landing distance" over-limit event of civil aviation[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2024, 15(3): 81-89. (in Chinese)

0 引言

飞行品质监控(Flight Operational Quality Assurance,简称FOQA)是目前国际上广泛应用的航空业质量保证项目,用以提高飞行机组的操纵品质,为飞行安全风险提供数据支持^[1]。快速存取记录器(QAR)是FOQA进行数据收集和存储的设备,记录了整个飞行阶段飞机上各种传感器的测量数据。在QAR中当飞行监测参数值达到或超过了预先设定的监控标准,便探测到了一个超限事件。超限事件监测对于航空安全分析具有重要意义,是飞行品质监控的核心^[2]。

受近地面气流紊乱多变、飞机速度变化快和飞行操作程序复杂等因素的影响,着陆阶段是飞机飞行过程中的事故高发阶段^[3]。据国际民航组织对2011—2020年航空事故的统计,着陆阶段致命事故数量占总航空致命事故数量的26%,虽然着陆阶段仅占平均飞行时间的1%^[4]。发生在着陆阶段的“15 m (50 ft)至接地距离远”超限事件是指飞机从离地15 m至接地的距离超过了给定的上限^[1]。了解和掌握机场的地理环境条件对“接地距离远”超限事件的影响有助于提高飞行安全管理和质量控制水平。

考虑到着陆阶段超限事件的潜在风险,研究者对飞机着陆阶段超限事件的影响因素和关联参数进行了分析,并提出相应的着陆风险评价模型。现有研究将着陆阶段飞行事故风险因素归为人为因素和环境因素^[5-6],人为因素包括空管因素^[6]、机组人员操作^[7-8]等,环境因素包括机场跑道条件^[5]、气象因素等^[9]。陈农田等^[10]利用文本信息挖掘的方法,把进近着陆阶段的致险因素细分为四类,统计发现飞行员操作、恶劣天气和机场管控力度是进近着陆阶段重要的致险因素;潘军等^[11]、蔡良才等^[12]从飞行动力学角度建立了高原机场飞机着陆滑跑距离计算模型,发现海拔、气压、气温和风速都会影响着陆滑跑距离,海拔和气温对着陆滑跑距离具有正向影响,并且随着海拔增高着陆滑跑距离受气温的影响会更加显著。机器学习和深度学习方法也被广泛地运用到了QAR数据的特征选取和超限事件风险量化分析中^[13-15];Kong Y X等^[16]使用飞机降落数据,建立了贝叶斯循环神经网络来预测某机场飞机接地的垂直速度以量化飞机硬着陆的风险;蔡景等^[17]使用QAR数据采用灰

色关联度分析方法提取出飞机重着陆事件特征监测参数,并建立了基于长短期记忆网络的飞机重着陆预测模型。

尽管上述研究都使用了真实的飞行事故数据或QAR数据,但研究的对象主要是飞机的各种性能参数指标,对各机场所处地理环境如何在宏观上影响飞机着陆安全缺乏分析。此外,现有研究对“15 m (50 ft)至接地距离远”这一超限事件的研究较少。事实上,该超限事件的发生频率并不低。在所研究的机场中,有近一半的机场出现过“接地距离远”事件月频率超过10%的情况,部分机场甚至达到了30%以上。研究机场地理环境因子对该超限事件的影响,能够为机场选址和飞行品质评估提供参考依据。

本文采用某航空公司A320型飞机QAR数据和易获取的地形及常规地面气象数据,分析地理环境因子与“接地距离远”事件频率的相关性;在此基础上选择高程、起伏度和气温为解释变量,采用最小二乘回归(Ordinary Least Square,简称OLS)和地理加权回归(Geographically Weighted Regression,简称GWR)建立回归模型,研究地理环境因子对“接地距离远”事件影响的空间分异;根据GWR模型回归系数,将地理环境因子对“接地距离远”事件的影响模式分为五类。

1 数据与研究方法

1.1 数据来源及预处理

本文采用的飞行数据来源于国内某航空公司2014年A320型飞机的QAR数据,包含了超过 1.8×10^5 条的航段数据。每条数据记录的内容有飞机的起降机场、起降时刻、飞行过程中发生的超限事件、事件发生的时间等。从航段记录中选取37个机场,保证每个机场的降落航段数均大于1 000(1 069~19 440,降落航段记录总计167 890条),这些机场“接地距离远”事件频率范围为2.8%~37.0%。根据事件发生的频率将机场分为四个等级,如表1所示,可以看出:“接地距离远”事件频率具有自东向西逐渐增大的趋势,在中部和东部地区机场的“接地距离远”事件频率普遍较低,而在新疆、四川、云南等西部地区机场的“接地距离远”事件频率则相对较高。

表1 机场“接地距离远”事件频率
Table 1 Airport "long landing distance" event frequency

事件频率/%	机场
2~9	沈阳机场、长春机场、郑州机场、北京机场、武汉机场、南京机场、杭州机场、厦门机场、广州机场等
10~19	济南机场、大连机场、兰州机场、西宁机场、西安机场、贵阳机场、桂林机场、昆明机场
20~29	成都机场、呼和浩特机场
37	乌鲁木齐机场

飞机操作性能和飞行安全受气象因子的影响,包括云雾、风、能见度、气温、气压、空气密度、降水以及飞机结冰、湍流、低空风切变等因素^[9]。根据飞机飞行受地理环境影响的因素,选择地形和常规地面气象观测数据中的高程、起伏度、气温、气压、降水量、风速和日较差七个参数,以具体分析它们对“接地距离远”事件的影响。

高程数据来自美国地质勘探局网站提供的ASTER GDEM数据,其空间分辨率为1 rad/s。气象数据来自中国气象数据网提供的中国气候资料日值数据集V3.0,包含全国839个国家级气象观测站对2014年每日气温、日较差、气压、降水量和风速等气象参数的监测数据。基于高程数据利用ArcGIS 10.4软件计算机场区域地形起伏度。克里金插值是一种最优线性无偏的插值方法,本文通过克里金插值将气象站点的日值数据插值到全国整个陆地区域,再采样得到各机场的气象日值数据,然后进一步计算各机场气象数据的月均值^[18]。

1.2 地理加权回归

传统线性回归模型如最小二乘回归(OLS)模型得到的回归参数是在整个研究区域的平均值,掩盖了变量间关系的局部特征^[19]。而GWR是一种局部回归模型,假设回归系数会随着空间位置的变化而变化。GWR模型将观测点的位置嵌入到回归参数中,再逐点估计回归系数^[20]。设解释变量 y 受 p 个自变量 $x_1, x_2, \dots, x_p$ 的影响,并且其内在联系是线性的,则第 i 个采样点的地理加权回归方程为

$$y_i = \beta_{i0} + \sum_{j=1}^p \beta_{ij} x_{ij} + \varepsilon_i \quad (1)$$

式中: y_i 为第 i 个观测点的因变量; x_{ij} 为第 j 个自变

量在第 i 个观测点的值; β_{ij} 为第 i 个观测点上第 j 个回归参数值; ε_i 为第 i 个区域的误差项。

GWR模型的回归参数通过加权最小二乘法进行计算。第 i 个采样点回归参数满足使目标函数 Q_i 达到极小。

$$Q_i = \sum_{k=1}^n w_{ik} \left(y_k - \beta_{i0} - \sum_{j=1}^p \beta_{ij} x_{kj} \right)^2 \quad (2)$$

式中: n 为研究区域内总的采样个数; w_{ik} 为回归点 i 和其他观测点 k 之间的权重,随两点间距离 d_{ik} 的增大而减小; w_{ik} 为计算权重,其空间权函数是关于距离的函数,反映了不同位置样本点间关系的强弱。

本文采用的高斯核空间权函数是最常见的空间权函数之一。高斯核空间权函数通过高斯函数来表示空间权重与两点间距离的连续递减关系,有效解决了参数突变和近点权值无穷大的问题,提高了GWR模型的稳定性和准确性^[19],其表达式为

$$w_{ik} = e^{-(d_{ik}/b)^2} \quad (3)$$

式中: b 为带宽,用于描述权重与距离之间函数关系的非负衰减参数。

1.3 K均值聚类

K均值(K-means)聚类算法是一种非监督聚类算法,依据输入数据的相似性通过迭代求解来划分聚类,具有原理简单、收敛速度快的优点^[21]。给定聚类类簇数,对于 n 个待聚类样本 $x_1, x_2, \dots, x_n$,K-means算法首先选择一个初始划分 $(C_1, C_2, \dots, C_K)$,得到各类的聚类中心 μ_i :

$$\mu_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} x \quad (4)$$

计算各样本到各类聚类中心的欧式距离,选择最近的一类作为新的划分,然后重新计算各类聚类中心;重复迭代计算新的聚类划分和聚类中心,直到聚类中心的改变小于给定的阈值。

采用Calinski-Harabasz指标来确定最优聚类数,该指标通过类内离差矩阵表示类内紧密度,类间离差矩阵表示类间分离度^[21],计算公式如式(5)所示。

$$C_H(K) = \frac{tr(B_K)}{tr(W_K)} \times \frac{N-K}{K-1} \quad (5)$$

式中: N 为样本数; K 为聚类数; $tr(B_K)$ 为类间协方差矩阵的迹; $tr(W_K)$ 为类内协方差矩阵的迹。

Calinski-Harabasz 指标大小与类内紧密度、类间分离度成正比, $C_H(K)$ 值越大说明聚类效果越好。

2 单因子相关性分析

飞机的飞行性能受气温、气压等大气状态参数的影响, 这些大气状态参数随地理位置、时间和天气的变化而变化, 飞机的空气动力和飞行性能也会随之改变。利用 2014 年各机场“接地距离远”事件月频率数据和地理环境数据, 从全局和局部两个角度对事件频率与单个地理环境因子的相关性进行分析。由于 8 月份有数据的机场过少, 在分析中剔除了 8 月份的数据。

2.1 全局相关性分析

在全局空间上, 按照月份划分数据集, 每个数

据集的样本为对应月份下机场“接地距离远”事件月频率和相应时段的地理环境因子数据。各月份超限事件频率与地理环境因子间的相关系数如表 2 所示, 可以看出: 在全局空间, “接地距离远”事件频率与高程、起伏度、气温、日较差和气压都有一定的相关性。在相关性大小上, 超限事件频率与高程和气压的相关性较强, 其次为气温、日较差和起伏度。并且事件频率与高程、起伏度和日较差成正相关, 而与气温、气压表现为负相关。

根据飞行动力学理论, 在制动时空气密度降低会导致飞机动能增大, 使得飞机着陆距离增长, 更容易诱发“接地距离远”事件^[9]。机场高程、气温和气压等地理环境参数会直接影响空气密度的大小, 从而影响机场“接地距离远”事件频率。在全局范围内, 气压和气温随高程的升高而降低, 因此高程与“接地距离远”事件频率成正相关, 而气温和气压则与“接地距离远”事件频率成负相关。

表 2 事件频率和因子间的全局相关性
Table 2 Global correlation between over-limit event frequency and geographical environmental factors

月份	相关系数						
	高程	起伏度	气温	日较差	风速	气压	降水量
1	0.562**	0.380**	-0.234	0.199	-0.224	-0.552**	-0.193
2	0.558**	0.424**	-0.393*	0.398*	-0.178	-0.527**	-0.319*
3	0.668**	0.380**	-0.455**	0.448*	-0.106	-0.604**	-0.298
4	0.646**	0.456**	-0.447**	0.393*	0.103	-0.615**	-0.339*
5	0.641**	0.301	-0.497**	0.445*	0.110	-0.632**	-0.364*
6	0.616**	0.289	-0.587**	0.526**	0.182	-0.602**	-0.288
7	0.537**	0.299	-0.547**	0.466**	-0.022	-0.493**	-0.268
9	0.534**	0.252	-0.439**	0.420*	-0.255	-0.497**	-0.221
10	0.575**	0.360**	-0.333*	0.187	-0.324	-0.535**	-0.044
11	0.558**	0.333	-0.428**	0.293	-0.112	-0.530**	-0.340*
12	0.422*	0.273	-0.266	0.122	-0.246	-0.370*	-0.108

注: “**”和“*”分别表示在 0.01 和 0.05 水平上显著。

2.2 局部相关性分析

局部相关性分析按机场划分数据集, 每个数据集的样本为对应机场各月“接地距离远”事件频率和气象数据。对于每个机场数据集, 高程和起伏度两个地理因子是常量, 因此只需要计算事件频率与所在地区气象因子间的相关系数, 事件频率和因子间的局部相关性结果如表 3 所示。

表 3 事件频率和因子间的局部相关性
Table 3 Local correlation between over-limit event frequency and geographical environmental factors

统计量	相关系数				
	气温	日较差	风速	气压	降水量
25% 分位数	0.224	-0.003	-0.059	-0.645	0.003
中位数	0.412	0.255	0.230	-0.430	0.215
75% 中位数	0.626	0.406	0.439	-0.053	0.440
平均值	0.343	0.190	0.155	-0.299	0.214

从表3可以看出:在绝大部分机场的气温和气压因子是“接地距离远”事件的主要因素,并且气温因子表现为正向影响,气压因子表现为负向影响。这是因为在局部地区,高程一定,空气密度的大小主要受气温和气压的影响,气温升高或者气压降低均会导致空气密度减小,促使飞机着陆距离增长,因此更容易发生“接地距离远”事件。

以气温为例,选取降落数最多的前16个机场,对比“接地距离远”事件频率和气温两变量的逐月变化趋势。考虑到两个变量的变化范围不同,并

消除量纲影响,对变量进行标准差标准化处理,得到:

$$X^* = \frac{X - \bar{X}}{S} \quad (6)$$

式中: X^* 为标准差标准化后变量; X 为原变量; $\bar{X}$ 为变量均值; S 为变量标准差。

标准差标准化后的数据,均值为0,方差为1,且与量纲无关。两个变量标准化后的逐月变化趋势如图1所示,可以看出:“接地距离远”事件频率和气温的变化具有一致性。

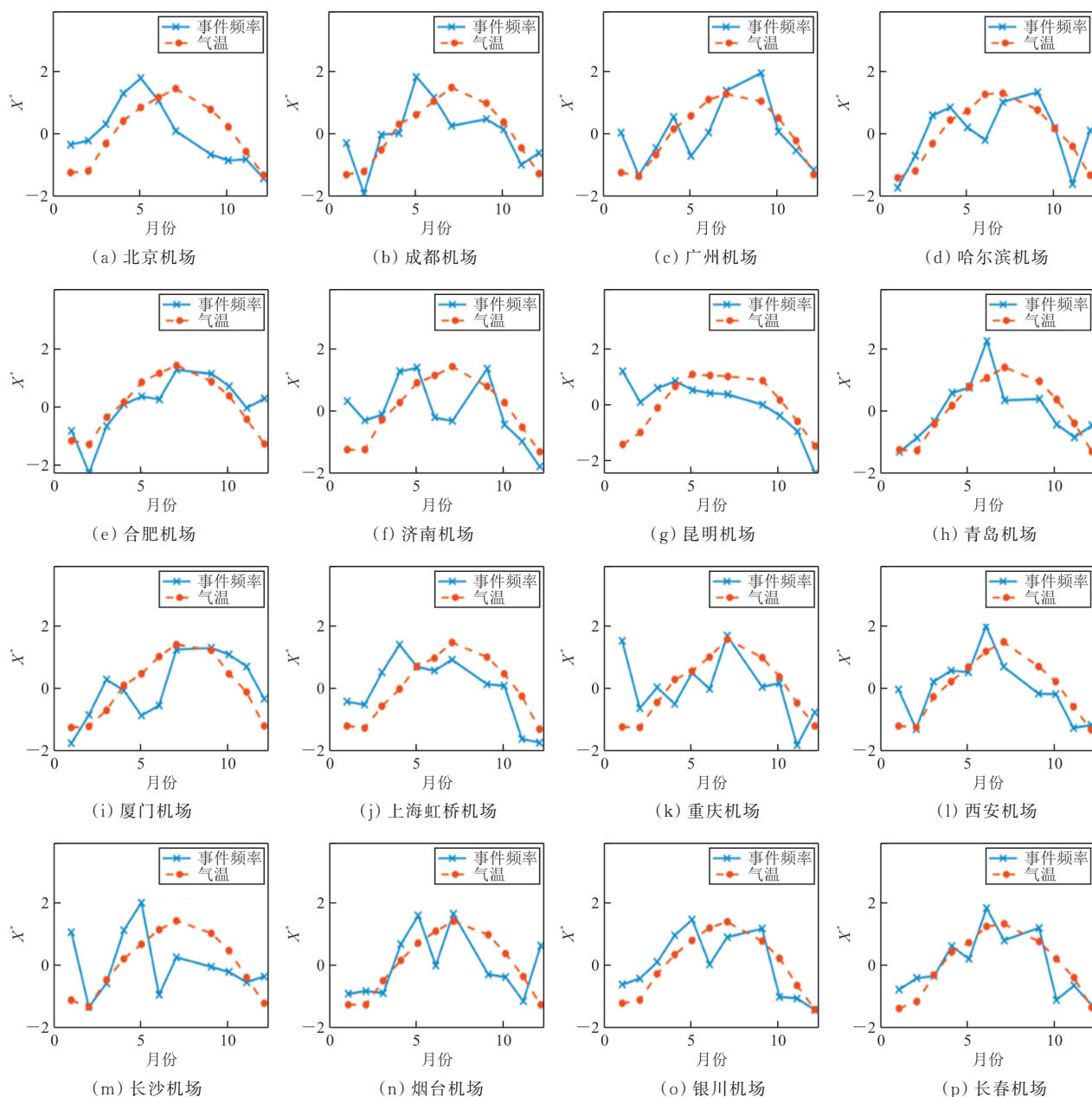


图1 事件频率与气温变化趋势对比

Fig. 1 Monthly variation of over-limit event frequency and temperature

此外,相关系数计算结果也说明气象因子对“接地距离远”事件的影响在空间上具有非平稳性,即气象因子在不同机场的影响存在差异。例如,在西安机场和青岛机场,气温和气压对“接地距离远”事件频率的影响较强,相关系数绝对值均大于 0.75;广州机场、合肥机场和成都机场,尽管“接地距离远”事件频率与气温的相关性也很强,但是与气压相关系数绝对值却不足 0.6。

3 多元回归分析

3.1 解释变量选取

在回归建模之前,先对地理环境因子间的相关性进行分析,相关性较强的因子不能同时选为解释变量,否则模型会出现多重共线性的问题,因子间相关系数计算结果如表 4 所示。

表 4 自变量间相关性

Table 4 Correlation between independent variables

自变量	相关系数					
	高程	起伏度	气温	日较差	风速	气压
起伏度	0.46*					
气温	-0.56**	-0.06				
日较差	0.69**	0.14	-0.88**			
风速	-0.01	-0.27*	-0.37*	0.34*		
气压	-0.98**	-0.40*	0.54**	-0.69**	-0.05	
降水量	-0.54*	0.03	0.85**	-0.86**	-0.46*	0.55*

注:“**”和“*”分别表示在 0.01 和 0.05 水平上显著。

从表 4 可以看出:气温、日较差和降水量之间有较强的相关性;气压与高程表现出了极强的负相关性,这是因为某地的气压主要取决于该地的高程,并随高程的增高而降低;气温和高程也有一定的相关性,随高程的增高而降低,但不同于气压,气温不仅受高程的影响,同时还受纬度、季节、离海洋距离、太阳辐射等多种因素的影响,因此气温与高程间的相关性要弱于气压与高程间的相关性。

地理环境因子与“接地距离远”事件频率的相关性分析表明,高程和起伏度因子会在宏观上影响各机场“接地距离远”事件频率。但高程和起伏度只能反映机场的地势情况,不能直接说明机场的气象环境条件。在机场局部区域,气温、气压等气象参数会影响当地空气密度的大小从而影响

“接地距离远”事件频率,因此需要综合地形和气象因素共同进行建模分析。考虑到气压和高程在自然环境下具有极强的相关性,高程一定时气压的变化只有其均值的 $\pm 2\%$ 左右,因此可以用高程来代替气压。

选择高程、起伏度和气温三个因子作为解释变量,分别采用普通最小二乘回归和地理加权回归对“接地距离远”事件频率进行回归建模,在回归前对解释变量进行标准差标准化处理。

3.2 基于最小二乘回归模型的分析结果

OLS 模型拟合结果如表 5 所示,调整后的赤池信息准则 C_{AIC} 用以衡量模型拟合优度, C_{AIC} 值越小说明模型对数据的拟合效果越好。OLS 模型调整的 R^2 只有 0.399,表明该 OLS 模型可解释飞机“接地距离远”事件频率变差 40% 左右。

表 5 OLS 模型拟合结果

Table 5 Results of OLS model

参数	数值	参数	数值
R^2	0.450	显著性指标	0.000**
调整的 R^2	0.399	C_{AIC}	1 536.196

注:“**”表示在 0.01 水平上显著。

OLS 模型回归系数如表 6 所示,表中方差膨胀因子 V_{IF} 用于检查回归模型中自变量间是否存在多重共线性。从表 6 可以看出:三个因子 V_{IF} 值均小于 10,说明彼此间不存在显著的线性相关。从回归系数来看,“接地距离远”事件频率主要受高程因子的影响,并且高程和起伏度因子对事件频率均为正向影响,而气温因子表现为负向影响,与图 1 中气温和事件频率表现出的一致变化趋势不符,其原因可能是气温与高程较强的负相关性导致的。

表 6 OLS 模型回归系数

Table 6 Regression coefficients of OLS model

解释变量	回归系数	标准差	t	V_{IF}
常数项	10.487**	0.967	10.839	—
高程	3.377*	1.503	2.247	2.346
起伏度	1.563	1.190	1.313	1.472
气温	-1.068	1.302	-0.820	1.763

注:“**”和“*”分别表示在 0.01 和 0.05 水平上显著。

3.3 基于地理加权回归模型的分析结果

最小二乘回归模型将全局空间看作等质的,模型解释能力有限。为了反映不同机场因子影响的空间差异,使用GWR模型计算三个解释变量在各机场的局部回归系数,GWR模型拟合结果如表7所示,可以看出:与OLS模型相比,GWR模型的 C_{AIC} 值下降到1 372.3,调整的 R^2 提升到0.84,说明GWR模型的解释能力优于OLS模型。

表 7 GWR模型拟合结果

Table 7 Results of GWR model

参数	数值	参数	数值
R^2	0.876	显著性指标	0.000*
调整的 R^2	0.840	C_{AIC}	1 372.271

注:“*”表示在0.05水平上显著。

根据GWR模型中高程、起伏度和气温三个自变量的回归系数大小,将其分别分为四个等级,各

级回归系数数值范围和对应机场如表8所示,可以看出:

1) 高程项回归系数的变化范围在-13~30之间,空间分异现象最明显。高程因子在东北地区,对“接地距离远”事件表现出较强的负向影响;在中部和南部地区,从西向东高程因子对“接地距离远”事件的正向影响逐渐增大;在江苏、浙江和上海等长江三角洲地区,高程因子的正向影响极强。

2) 起伏度项回归系数的变化范围在-6.0~7.3之间。起伏度因子在山东、辽宁和东部沿海地区表现为较强的负向影响;在中部地区表现为较弱的正向影响;而在新疆、内蒙古等地对“接地距离远”事件有较强的正向影响。

3) 气温项回归系数的变化范围在-3.0~5.5之间。气温因子只在新疆的乌鲁木齐机场表现为负向影响,在其他地区至东向西对“接地距离远”事件的正向影响逐渐增强。

表 8 GWR模型回归系数

Table 8 Regression coefficients of GWR model

因子	回归系数	机场
高程	-13.4~-2.7	哈尔滨机场、沈阳机场、济南机场、长春机场、大连机场、烟台机场、厦门机场、乌鲁木齐机场
	-2.6~8.1	郑州机场、石家庄机场、北京机场、西安机场、武汉机场、成都机场、贵阳机场、昆明机场、广州机场、深圳机场等
	8.2~18.8	长沙机场、合肥机场
	18.9~29.6	南京机场、常州机场、无锡机场、上海浦东机场、上海虹桥机场、宁波机场、杭州机场
起伏度	-6.2~-2.8	长春机场、济南机场、大连机场、南京机场、杭州机场、上海虹桥机场、成都机场、昆明机场、厦门机场等
	-2.7~0.6	哈尔滨机场、合肥机场、兰州机场、西宁机场、西安机场、武汉机场、长沙机场、重庆机场、贵阳机场、南昌机场
	0.7~3.9	郑州机场、北京机场、银川机场、桂林机场、广州机场、深圳机场、三亚机场
	4.0~7.3	石家庄机场、榆林机场、呼和浩特机场、乌鲁木齐机场
气温	-2.9	乌鲁木齐机场
	0.3~2.0	沈阳机场、济南机场、北京机场、郑州机场、西安机场、武汉机场、杭州机场、厦门机场、广州机场、桂林机场等
	2.1~3.7	南昌机场、长沙机场、贵阳机场、兰州机场、西宁机场
	3.8~5.5	成都机场、重庆机场、昆明机场

3.4 因子影响的空间分异

高程和气温的变化直接影响到空气密度的变化,起伏度关系到空气运动的非平稳性,地理加权回归模型表明三个因子在不同区域有不同的影响模式。基于GWR模型得到的回归系数,利用K-means聚类算法对地理环境因子的影响模式进行聚类。通过实验对比,发现分为五类时Calinski-Harabasz聚类评价指标最大(如图2所示),说明聚类效果最好,因此将因子影响模式划分为五类,聚类结果如图3所示。

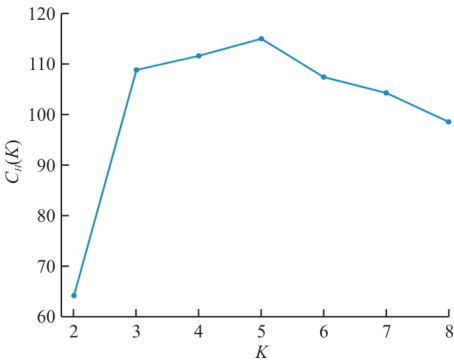


图2 $C_H(K)$ 值随聚类数K变化
Fig. 2 $C_H(K)$ value varied with clustering number K

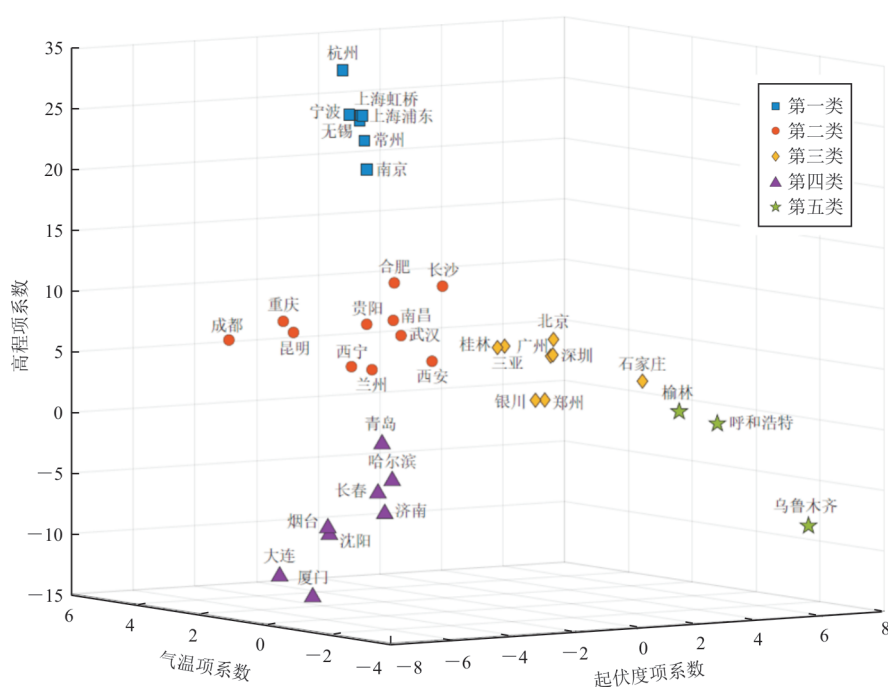


图3 因子影响模式分类

Fig. 3 Factor action modes classification

第一类影响模式体现在杭州机场、上海虹桥机场等位于长江三角洲地区的机场。对于这些机场,高程因子是“接地距离远”事件的主要影响因子,其次为起伏度因子。高程因子回归系数平均值大于25表现为极强的正向影响,起伏度因子表现为强负向影响,气温因子则是较弱的正向影响。

第二类影响模式体现在成都机场、西安机场等中部和西部地区的机场。在这些区域,高程因子仍是“接地距离远”事件的主要影响因子,其次为气温因子。高程因子回归系数平均值为6.8表现为较强的正向影响,气温因子对“接地距离远”事件有中等强度的正向影响,而起伏度因子的影响很小。

第三类影响模式体现在桂林机场、广州机场、北京机场、郑州机场等机场,在这些区域,高程、起伏度和气温三个因子的影响都不是特别强。

第四类影响模式体现在哈尔滨机场、长春机场、青岛机场等东北和山东地区的机场。在这些地区,高程和起伏度因子都表现为负向影响,气温因子则是较弱的正向影响。

第五类影响模式体现在乌鲁木齐机场、呼和浩特机场和榆林机场。在这些地区,起伏度因子是“接地距离远”事件的主要影响因子表现为较强

的正向影响,气温和高程的影响则很小。

对比五类作用模式发现,在绝大多数机场,高程是主要的影响因子,尽管不同机场高程因子的影响强度和方向有差别,起伏度因子在新疆、内蒙等地影响较强,气温因子在中部和西南地区影响较强。同一作用模式下的机场,在地理空间上也有聚集分布的特征。

4 结 论

1) 在全球范围内,高程和起伏度两个地理因子对“接地距离远”事件频率有正向影响;而在机场局部地区,气温和超限事件频率表现出较强的正相关性。

2) 地理加权回归模型能有效地对“接地距离远”事件频率进行多元回归建模,揭示出地理环境因子对“接地距离远”事件的影响具有空间异质性和非平稳性。

3) 对比地理加权回归模型得到的回归系数,在绝大多数机场,高程是主要的影响因子,其次是起伏度和气温。综合高程、起伏度和气温三个因子的影响,可将地理环境因子对“接地距离远”事件的影响模式分为五种类型,被同一类模式所影响的机场在空间上有聚集分布的特征。

参考文献

- [1] 中国民用航空局飞行标准司. 飞行品质监控(FOQA)实施与管理: AC-121/135-FS-2012-45R1[S]. 北京: 中国民用航空局, 2015.
Flight Standards Division Civil Aviation Administration of China. The implementation and management flight operational quality assurance (FOQA): AC-121/135-FS-2012-45R1[S]. Beijing: Civil Aviation Administration of China, 2015. (in Chinese)
- [2] WALKER G. 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: 14-22.
- [3] 杨志刚, 张炯, 李博, 等. 民用飞机智能飞行技术综述[J]. *航空学报*, 2021, 42(4): 265-274.
YANG Zhigang, ZHANG Jiong, LI Bo, et al. Reviews on intelligent flight technology of civil aircraft[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(4): 265-274. (in Chinese)
- [4] AIRPLANES B C. Statistical summary of commercial jet airplane accidents worldwide operations 1959—2020 [R]. Washington: Aviation Safety, 2021.
- [5] 孙宏. 影响民航客机着陆性能的因素分析[J]. *飞行力学*, 1999, 17(4): 66-70.
SUN Hong. The affection to civil aviation landing performance analysing[J]. *Flight Dynamics*, 1999, 17(4): 66-70. (in Chinese)
- [6] WICKENS C D, HELTON W S, HOLLANDS J G, et al. Engineering psychology and human performance[M]. New York: Routledge, 2021.
- [7] WANG L, REN Y, WU C. Effects of flare operation on landing safety: a study based on ANOVA of real flight data[J]. *Safety Science*, 2018, 102: 14-25.
- [8] 齐心歌, 毕晟, 张楠, 等. 冲偏出跑道事件风险影响指标分析[J]. *航空工程进展*, 2024, 15(1): 61-68.
QI Xinge, BI Sheng, ZHANG Nan, et al. Risk analysis of runway excursion event[J]. *Advances in Aeronautical Science and Engineering*, 2024, 15(1): 61-68. (in Chinese)
- [9] 匡江红, 王秉良, 吕鸿雁. 飞机飞行动力学[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 66-73.
KUANG Jianghong, WANG Bingliang, LYU Hongyan. Aircraft flight dynamics[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 66-73. (in Chinese)
- [10] 陈农田, 李俊辉, 满永政, 等. 基于民航安全信息文本挖掘的进近着陆致险因素分析[J]. *中国安全生产科学技术*, 2022, 18(3): 5-10.
CHEN Nongtian, LI Junhui, MAN Yongzheng, et al. Risk factors analysis of approach and landing based on civil aviation safety information text mining[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2022, 18(3): 5-10. (in Chinese)
- [11] 潘军, 陈柏松, 华欣. 高原机场着陆性能计算与分析[J]. *科学技术与工程*, 2020, 20(5): 2093-2098.
PAN Jun, CHEN Baisong, HUA Xin. Calculation and analysis of landing performance of plateau airport[J]. *Science Technology and Engineering*, 2020, 20(5): 2093-2098. (in Chinese)
- [12] 蔡良才, 张因子, 王海服, 等. 高原机场飞机着陆滑跑距离计算与分析[J]. *空军工程大学学报(自然科学版)*, 2014, 15(3): 5-9.
CAI Liangcai, ZHANG Yinzi, WANG Haifu, et al. Calculation and analysis of plane's landing slipping length with full thrust in plateau airfield[J]. *Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition)*, 2014, 15(3): 5-9. (in Chinese)
- [13] 张鹏, 杨涛, 刘亚楠, 等. 基于CNN-LSTM的QAR数据特征提取与预测[J]. *计算机应用研究*, 2019, 36(10): 2958-2961.
ZHANG Peng, YANG Tao, LIU Yanan, et al. Feature extraction and prediction of QAR data based on CNN-LSTM[J]. *Application Research of Computers*, 2019, 36(10): 2958-2961. (in Chinese)
- [14] QIN K, WANG Q, LU B, et al. Flight anomaly detection via a deep hybrid model[J]. *Aerospace*, 2022, 9(6): 329.
- [15] BARRY D J. Estimating runway veer-off risk using a Bayesian network with flight data[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2021, 128: 103180.
- [16] KONG Y X, ZHANG X G, MAHADEVAN S. Bayesian deep learning for aircraft hard landing safety assessment[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(10): 17062-17076.
- [17] 蔡景, 蔡坤烨, 黄世杰. 基于实时监测参数的民用飞机重着陆预警方法[J]. *交通运输工程学报*, 2022, 22(2): 298-309.
CAI Jing, CAI Kunye, HUANG Shijie. Early warning method for heavy landing of civil aircraft based on real-time monitoring parameters[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2022, 22(2): 298-309. (in Chinese)
- [18] 刘岳峰, 张凯, 陈越, 等. 民航飞机低空颠簸与地理环境因子相关性研究[J]. *北京大学学报(自然科学版)*, 2019, 55(4): 683-691.
LIU Yuefeng, ZHANG Kai, CHEN Yue, et al. Correlation study of low-altitude turbulence in civil aircraft with geographical environmental factor[J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis*, 2019, 55(4): 683-691. (in Chinese)
- [19] HAINING R. Spatial data analysis: theory and practice [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003.
- [20] BRUNSDON C, FOTHERINGHAM A, CHARLTON M. Spatial nonstationarity and autoregressive models[J]. *Environment and Planning A*, 1998, 30(6): 957-973.
- [21] JAIN A K, MURTY M N, FLYNN P J. Data clustering: a review[J]. *ACM Computing Surveys*, 1999, 31(3): 264-323.

(编辑:丛艳娟)