

基于 IBA-LSSVM 强迫选择模型的民用飞机 着陆滑行仪表灯常亮故障关联检测

郝精一

(航空工业西安飞机工业集团有限公司, 西安 710089)

摘要: 民用飞机着陆滑行仪表灯是故障检测系统的重要组成部分, 因民用飞机在地面滑行过程中, 电气接口易受到电磁干扰, 引起着陆滑行仪表灯常亮故障, 在飞行过程中增加了安全隐患; 为此, 提出基于 IBA-LSSVM 强迫选择模型的民用飞机着陆滑行仪表灯常亮故障关联检测方法: 分析仪表灯常亮故障产生的原因, 利用 Python 编程数据采集飞机起飞、近进、降落、地面滑行时的照明信号及电气交联数据, 通过控制逻辑, 建立数据关联检测逻辑关系数据库; 利用自适应多普勒补偿方法改进蝙蝠算法 (IBA), 检测着陆滑行灯常亮故障特征, 在强迫选择部分, 构建 IBA-LSSVM 模型, 将分布式博弈和线性输出调节理论相结合, 抵消外部干扰, 完成着陆滑行灯常亮故障检测; 仿真测试结果表明: 所提方法的故障识别率均在 95% 以上, 故障识别准确率可以达到 96.8%, 故障识别时间低于 2 ms, 可有效识别故障数据, 降低飞行安全隐患。

关键词: IBA 算法; IBA-LSSVM 模型; 着陆滑行仪表灯; 仪表灯常亮故障; 强迫选择; 分布式博弈; 线性输出

Fault Correlation Detection of Civil Aircraft Landing Taxiing Instrument Lights on Based on IBA-LSSVM Forced Selection Model

HAO Jingyi

(AVIC Xi'an Aircraft Industry (Group) Company Ltd., Xi'an 710089, China)

Abstract: A civil aircraft landing taxiing instrument light is an important part of a fault detection system. Because the electrical interface of civil aircraft is vulnerable to electromagnetic interference during the ground taxiing process, causing the landing taxiing instrument light to stay on continuously, which increases the potential safety hazard during flight. For this reason, a fault correlation detection method based on IBA-LSSVM forced selection model for civil aircraft landing taxiing instrument light is proposed. Firstly, the cause of the instrument light constant lighting fault is analyzed, Python programming data is used to collect the lighting signals and electrical cross-linking data during aircraft takeoff, approach, landing and ground taxiing, and establish a data association detection logic relationship database through the control logic. Secondly, the adaptive Doppler compensation method is used to improve the bat algorithm (IBA) and to detect the fault characteristics of the landing taxiing light always on. In the forced selection part, the IBA-LSSVM model is constructed. The distributed game theory and linear output regulation theory are combined to eliminate external interference, and complete the landing taxiing light always on fault detection. The simulation test results show that the fault identification rate of the proposed method is above 95%, the fault identification accuracy can reach 96.8%, and the fault identification time is less than 2 ms, which can effectively identify fault data and reduce flight safety hazards.

Keywords: IBA algorithm; IBA-LSSVM model; landing taxiing instrument light; constant light fault; forced selection; distributed game; linear output

0 引言

航空产业的不断壮大, 民用飞机的安全性受到了业界的高度关注, 机场设备、飞行员能力、飞机系统故障和天气都是影响飞机安全的重要因素。根据数据显示, 目前民用飞机的运营与维修均存在较多问题, 其中不乏因航空电气设备故障引发的安全问题, 而民用飞机的内部体系较为复杂, 且具有连带性, 若某一设备出现问题, 则需要花费大量精力进行排查。故障检测系统是保证飞机在起飞、飞行、巡航、着陆等各个运行阶段具备一定安全性的重要系统之一^[1-2], 无论大型运输机^[3]、民用飞机^[4-5]还是军用飞

机^[6]均离不开故障检测系统的灯光指示。民用飞机着陆滑行灯在飞机起飞、近进、降落和地面滑行时, 利用高压气体放电使 HID 灯发光, 为飞行员照明飞机前方地面跑道和障碍物, 确保飞行安全。民用飞机着陆滑行灯采用高电压供电方式, 其驱动电源内部结构较为复杂, 电气接口在信号交联时容易受到电磁干扰^[7], 导致着陆滑行灯常亮故障。民用飞机着陆滑行灯故障往往不是单一故障, 漏判会加大飞行安全隐患^[8], 同时也会增加航空公司时间消耗成本。因此, 为了提高民用飞机飞行的安全性, 降低事故发生频率, 对民用飞机着陆滑行仪表灯常亮故障进行关联检测,

收稿日期: 2023-01-05; 修回日期: 2023-02-27。

作者简介: 郝精一(1982-), 男, 高级工程师。

引用格式: 郝精一. 基于 IBA-LSSVM 强迫选择模型的民用飞机着陆滑行仪表灯常亮故障关联检测[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(11): 46-52.

具有重要的研究意义，对调节飞机飞行状态和着陆状态起着至关重要的作用。

目前国内外相关专家针对飞机不同类型故障进行诊断研究，可以为着陆滑行灯常亮故障诊断提供借鉴。王占刚^[9]等通过分析大气数据系统的工作原理和线路，排查灯常亮故障发生的原因，根据由易到难的方式进行筛查，获取着陆滑行仪表灯常亮故障产生的原因。但该方法的排查时间较长，不利于快速识别故障。田静^[10]等采用遗传算法 (GA) 优化最小二乘支持向量机 (LSSVM)，获取飞机发动机气路故障参数，计算正则化参数和核参数实现故障精准诊断，有效提高抗噪强度。但是，GA-LSSVM 寻优过程较长，故障诊断耗时较高。孔祥芬^[11]等将最小二乘法 (LSR) 和支持向量回归机 (SVR) 有效结合，计算飞机驱动发电机可靠性分布参数，获取飞机零部件故障变化规律，确保飞机安全性。但是，该方法在处理大量样本数据时，容易产生数据冗余。陈瑶^[12]等引入自适应多普勒策略，改进寻优频率参数，缩短全局搜索最优解过程，通过动态邻域增强寻优结果精度，有效避免局部最优。Taimoor M^[13]等将扩展卡尔曼滤波器用于多层感知器神经网络中，更新故障参数的权重值，在提高故障发生响应速度的同时，提高了故障检测的准确性。但是以上方法在着陆滑行仪表灯常亮的故障系统检测中，均面临检测过程故障概率博弈迭代死循环的问题，导致检测效果不佳。

综上所述，为了解决上述方法存在的问题，有效诊断民用飞机着陆滑行灯常亮故障，提高飞机在飞行过程中的安全性，提出了基于 IBA-LSSVM 强迫选择模型的民用飞机着陆滑行仪表灯常亮故障关联检测方法。分析故障产生原因后，利用 Python 编程数据采集代码，建立 Web 服务器，根据控制逻辑建立系统逻辑关系数据信息表，提高数据采集的效率。采用改进蝙蝠算法 (IBA) 与最小二乘支持向量机 (LSSVM) 相结合的方式，构建改进蝙蝠算法-最小二乘支持向量机 (IBA-LSSVM) 诊断检测强迫博弈模型，进一步提升故障识别率和准确率，缩短故障识别时间。以航空照明数据样本为例进行仿真计算，验证 IBA-LSSVM 模型的有效性，仿真测试结果表明所提模型能够准确识别着陆滑行灯常亮故障，且识别时间和计算量较少，解决了民用飞机着陆滑行仪表灯常亮故障检测效率和检测精度低等问题，有效保证飞行安全。

1 民用飞机着陆滑行仪表灯常亮故障分析

民用飞机在着陆滑行过程中，易产生仪表灯常亮故障，极大影响了飞机飞行的安全性，甚至引发紧急下降事件，为此，需要分析仪表灯常亮故障产生的原因，主要有以下几个方面。

第一，高压原因：民用飞机在飞机起飞、近进、降落和地面滑行过程中，高压气体放电使着陆滑行灯发光，当气源总管的压力低于 12 PSI，就会关闭最小压力关断活门，导致气源瞬间中断，放气活门靠近关位，增加了座舱的升降率。在引气压力 < 90 PSI 时，15 级高压引气在短时间内

冲入气源管道，使气源总管的压力瞬间高于 12 PSI，打开了最小压力关断活门，放气活门中压力陡增，飞机舱内气压升高，降低座舱的升降率，速率限制器保护系统引发仪表灯常亮故障。

第二，机械故障原因：飞机使用时间过长，仪表灯线路易产生故障，如连接线损坏导致金属材料的磨损、氧化和腐蚀等问题。若燃气涡轮转速表内发生短路，也容易导致仪表灯常亮现象。

第三，外部原因：当飞机仪表灯线路受到外来物挤压等情况，也容易造成仪表灯常亮故障。

在实际的故障检测过程当中，常用的故障检测方法有：目视检验法、电表测量法和故障定位仪检测法。本文利用 IBA-LSSVM 强迫选择模型对民用飞机着陆滑行仪表灯常亮故障进行检测。

2 故障数据的采集及逻辑关系信息的统计

在飞机的飞行过程中，通过 Python 编程数据采集代码，建立 Web 服务器，提高数据采集的稳定性，采用 k-means 聚类算法对相同参数信号数据进行合并聚类，利用小波阈值去噪方法获取去噪后的数据，根据控制逻辑设计系统逻辑关系数据信息表，将有效数据存储至数据库中，以此完成故障数据的采集及逻辑关系信息的统计。

2.1 采集着陆滑行仪表灯信号及电气故障交联数据

飞机飞行状态下，着陆滑行仪表灯的系统信号会通过信号接地的方式，利用搭接线完成信号传输回路。但是，电磁辐射和开关效应会改变导线电气特性，造成照明系统发生故障。通过 Python 编程数据采集代码，建立 Web 服务器，为满足照明系统信号及电气交联数据采集的稳定性、扩展性、高效性的需求，选用由万国商业机器公司研发的 IBM system x3 670 型号服务器作为系统的 Web 服务器。Web 服务器的具体参数配置，如表 1 所示。

表 1 Web 服务器技术参数

组件	指标名称	型号/参数
处理器	类型	英特尔至强 E6-3 400
	频率	2.4 GHz
	加速主频	3.2 GHz
内存	类型	ECC DDR5
	容量	32 GB
	插槽数	30
	最大容量	1 024 GB
硬盘	接口类型	SAS
	容量	1T
	磁盘阵列模式	0、1、10
	光驱	DVD
网络	控制器	USB 端口 * 10
电源	电源功率	1 000 W
其他	系统支持	Windows server、red hat enterprise Linux 等

利用 k-means 聚类算法^[14-16]将照明系统信号数据划分

为若干个聚类集合，对相同参数信号数据实施合并聚类：

$$D_i = \sum_{i=1}^n d_i \times r \quad (1)$$

式中， n 为照明系统信号数据总量， d_i 为第 i 个训练数据集经验熵， r 为电容量。照明系统信号及电气交联数据处理过程中，数据通常含有噪声，需要补充缺失值，采用小波阈值去噪方法，明确并去除噪声数据，利用小波阈值去噪方法的去噪步骤如下。

步骤 1：选取合适的小波，对数据进行变换后获取小波系数。

步骤 2：通过阈值计算得到适合的阈值函数，修正小波系数。

步骤 3：重构已修正的小波系数，获取最终的去噪数据为：

$$Q_i = \frac{m_i \times D - \overline{m}_1 \times r}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (m_i - \overline{m}_i)^2 \Delta z}} \quad (2)$$

式中， m_i 为照明系统信号频率； \overline{m}_i 为电阻指标； Δz 为相邻样本数据之间的电感属性差值。倘若某些照明属性因为各种原因导致没有数值，则在数据清洗时需要单独处理此类残缺属性值：

$$T_i = \frac{m_i}{\sum_{i=1}^R \lambda_i Q_i} \quad (3)$$

式中， R 为静电电容量； λ_i 为聚类度量因子。以此，满足照明系统全部数据属性的有效挖掘，完成数据采集。通过采集照明系统信号可以有效研判飞机起飞、近进、降落、地面滑行时状态下的各机外灯光指标状态。

2.2 存储飞行状态下的故障数据逻辑关系信息

根据控制逻辑^[17]建立知识库，知识库的作用是采集、管理航空电气设备故障诊断的知识，通过 C# 语言完成编程。利用自动收集与非自动收集两种方式，采集故障诊断的相关知识。前者主要凭借系统自身的知识收集能力，通过与领域专家交互，取得所需知识，或者从运行实践中，通过归纳总结，学习到所需知识，输入到知识库中；后者则是知识工程师通过编辑从相关源头收集到的知识，输入到知识库中。根据知识库收集到知识，建立系统逻辑关系数据信息表，如表 2 所示。

表 2 系统逻辑关系数据信息表

名称	类型	空值
Rule code	VARCHAR(5)	null
Illuminate code	INT(3)	/
If	VARCHAR(25)	null
Then	VARCHAR(35)	/
Possibility	VARCHAR(50)	/
Base	VARCHAR(5)	null

根据统计表信息，将有效系统数据存储至 SQL Server 2018 数据库^[18-19]，为后续着陆滑行灯常亮故障诊断提供数据支持。

以 IBM system x3670 型号的服务器为基础，建立独立系统数据库服务器，以减少编程量和数据存储开销，保证故障诊断更稳定，响应速度更快速。所建数据库服务器的具体参数配置，如表 3 所示。

表 3 数据库服务器技术参数

组件	指标名称	型号/参数
处理器	类型	英特尔至强 E5-5 300
	频率	2 GHz
	个数	3
	制程工艺	30 nm
	三级缓存	20 MB
	核心数量	8
	线程数量	13
主板	扩展槽数量	10
内存	类型	DDR3
	容量	64 GB
	最大容量	1 024 GB
硬盘	接口类型	SATA
	最大容量	1T
	磁盘阵列模式	0、1、10
其他	系统支持	Red hat enterprise Linux 2 018

根据以上设计，以更好地采集故障数据并统计其逻辑关系信息，为设计着陆滑行灯常亮故障检测方法奠定基础。

3 着陆滑行灯常亮故障检测方法设计

根据自适应多普勒补偿，优化蝙蝠算法的脉冲频率参数，成为改进蝙蝠寻优算法，提高了蝙蝠算法的全局寻优能力。利用稀疏近似将 SVM 中的不等式约束转变为等式约束，通过改进的蝙蝠寻优算法构建 IBA-LSSVM 模型，提高民用飞机着陆滑行灯常亮故障的识别率和准确率，缩短故障识别时间。

3.1 改进蝙蝠寻优算法设计

蝙蝠算法^[20-22]是通过模拟蝙蝠使用声呐躲避障碍物、搜猎物进行捕食的随机搜索方法，也就是模仿蝙蝠通过超声波探测障碍物或猎物的基本探测能力，并与最优目标函数结合起来，根据飞行声响应度和脉冲发射率，调节接收频率、速度和位置信息，以此判断蝙蝠的最优位置，寻求最优解的方法，具有寻优过程短，全局寻优能力强的特点。蝙蝠在迭代过程中，脉冲频率 f_i 、速度 v_i 、方位 x_i 的表达式为：

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\beta \quad (5)$$

$$v_i = v_i^t + (x_i^t - x^*)f_i \quad (6)$$

$$x_i = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (7)$$

式中， f_{\min} 为脉冲频率最小值； f_{\max} 为脉冲频率最大值； β 为随机因子， $\beta \in [0, 1]$ ； v_i^t 为 t 时刻个体移动速度； x_i^t 为 t 时刻的方位位置； x^* 为方位最优位置。

蝙蝠个体位置发生变化后，会影响脉冲频率，造成算法收敛速度慢，容易产生局部极值。为了提高算法收敛速度和局部搜索能力，采用自适应多普勒补偿方法，优化脉

冲频率参数，自适应多普勒补偿方法是一种常用的补偿方法，在方位空间频率—多普勒频率的二维域得到广泛的应用。考虑到在实际应用场景中的外界干扰，将分布式博弈和线性输出调节理论相结合，以抵消外部干扰，过程如下：

$$f'_i = \frac{v_i - v_i^t}{v_i + v_k} f_i^t + (x_i^{t+1} - x^*) f_i \quad (8)$$

式中， v_k^t 为 t 时刻的全局最佳个体速度标量； f_i^t 为 t 时刻的脉冲频率。通过自适应调整后，提升了蝙蝠算法全局寻优能力，利用 IBA 检测着陆滑行灯常亮故障信号特征。具体操作流程如下所示。

步骤 1：对蝙蝠种群进行初始化处理后，设置迭代所需的基本参数。

步骤 2：采用自适应多普勒补偿优化脉冲频率等参数，形成改进蝙蝠寻优算法，生成优选解集。

步骤 3：对照明信号和电气交联信号进行预处理，利用改进蝙蝠寻优算法获取最优解。

步骤 4：完成迭代后，则继续匹配照明系统信号的特征；若未完成迭代，则返回步骤 2。

步骤 5：完成着陆滑行灯常亮故障信号特征的提取。

根据上述改进蝙蝠寻优算法提取着陆滑行灯常亮故障信号特征的流程图如图 1 所示。

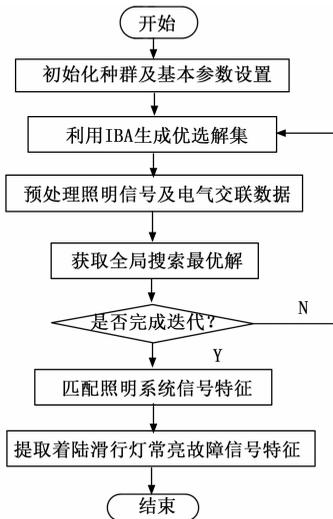


图 1 着陆滑行灯常亮故障信号特征提取流程

通过自适应多普勒补偿方法实现对蝙蝠算法的改进，在抵消外部干扰的同时，提升了蝙蝠算法全局寻优能力，以此建立 IBA-LSSVM 强迫博弈模型。

3.2 构建 IBA-LSSVM 强迫博弈模型

在着陆滑行仪表灯常亮的故障系统检测中，面临检测过程故障概率博弈迭代死循环，在故障检测的强迫选择部分，利用上述改进蝙蝠寻优算法构建 IBA-LSSVM 模型来解决故障概率博弈迭代死循环问题。

LSSVM^[23] 利用稀疏近似将 SVM 中的不等式约束转变为等式约束，可以有效优化目标，降低计算复杂度，减少数据冗余，提升收敛精度。使用 LSSVM 进行故障诊断时，最优化条件对模型的学习能力和采集提取结果具有较大影响力。

改进的 IBA 具有并行全局寻优能力，在故障诊断过程中能够确保算法收敛的同时，避免早熟收敛。构建 IBA-LSSVM 模型可以提升故障识别率和准确率，缩短故障识别时间。

任意设定 x_i, v_i ，更新 f'_i ，设置以最少时间消耗和最优全局解为着陆滑行灯常亮故障诊断要求的测试集与训练集。训练 LSSVM 分类器，通过参数寻优与自适应度求解，取得对应最小适应度蝙蝠方位 x_p ：

$$x_p = \frac{n_t}{v_i} \quad (9)$$

式中， n_t 为 t 时刻的着陆滑行灯信息数量。通过获取第 i 个蝙蝠新的方位 x_i^{t+1} 与速度 v_i^{t+1} ，构建 IBA-LSSVM 模型。

$$v_i^{t+1} = \frac{v_i^t \times f'_i}{x_i^t - x_p} \quad (10)$$

$$x_i^{t+1} = \frac{x_i^t}{v_i^{t+1}} \quad (11)$$

根据 v_i^{t+1}, x_i^{t+1} ，生成任意常数 η ，结合蝙蝠声波平均响度 A_i ，完成 IBA-LSSVM 模型：

$$R = \frac{\eta \times A_i}{f'_i} \cdot x_{new} \quad (12)$$

式中， x_{new} 为扰动后蝙蝠新方位。根据 IBA-LSSVM 模型，计算飞机飞行故障检测强迫选择阈值参数：

$$r_i = \frac{R}{\gamma t} \times I \quad (13)$$

式中， γ 为风载振动系数； I 为电流。根据照明参数，对采集到的系统信号及电气交联数据进行电流计算。当 $P_i \leq 1$ 时，即做出强迫选择，为着陆滑行灯常亮故障：

$$P_i = \frac{r_i \times A_i^t}{\alpha} \times \delta \quad (14)$$

式中， A_i^t 为 t 时刻的第 i 个蝙蝠声波响度； α 为响度衰减系数； δ 为脉冲频率的增长参数。根据上述计算过程，利用稀疏近似将 SVM 中的不等式约束转变为等式约束的 LSSVM 模型，和利用自适应多普勒补偿方法改进的蝙蝠算法，设计基于 IBA-LSSVM 模型的寻优步骤如下所示。

步骤 1：划分采集到的着陆滑行仪表灯信号及电气故障交联数据。

步骤 2：对改进的 IBA 算法和 LSSVM 的参数进行初始化处理，并设定 LSSVM 参数的阈值。

步骤 3：计算蝙蝠个体的适应值，获取全局最优解。

步骤 4：对蝙蝠的速度和位置进行更新，获取当前最新位置和速度。

步骤 5：对蝙蝠的个体适应度进行评估，若高于全局最优解，则需替换全局最优解；反之，进行下一步。

步骤 6：将蝙蝠的最优解位置参数输入 LSSVM 模型中，训练后输出全局最优解。

步骤 7：判断当前全局最优解是否满足终止条件，若不满足，则返回步骤 4；若满足，则获得最佳参数组合

步骤 8：获取最佳故障诊断结果。

通过上述步骤，解决了故障概率博弈迭代死循环问题，完成了着陆滑行灯常亮故障检测，有效提升着陆滑行灯常亮故障诊断精度，确保飞机安全飞行。

4 仿真测试

为了验证所提基于 IBA-LSSVM 的民用飞机着陆滑行灯常亮故障诊断方法的有效性进行仿真测试。拟定实验平台即 Matlab R2019 b, 在主频为 1 的环境下进行仿真测试。在航空工业西安飞机工业集团有限公司的民用飞机飞行状态数据库中随机选取 1 500 组照明系统数据信息, 将其中 1 200 组数据信息用于训练, 300 组数据信息用于测试, 利用所提方法 (基于 IBA-LSSVM 的民用飞机着陆滑行灯常亮故障诊断方法) 和文献 [9] 方法 (大气数据系统“失速”灯常亮故障分析方法) 对故障识别率、故障识别准确率、故障识别时间和故障识别效果进行测试。具体仿真步骤如下所示。

步骤 1: 采集着陆滑行仪表灯信号及电气故障交联数据。

步骤 2: 存储飞行状态下的故障数据逻辑关系信息至 SQL Server 2018 数据库。

步骤 3: 采用自适应多普勒补偿方法, 改进蝙蝠算法。

步骤 4: 基于改进 IBA 的地方寻优能力, 建立 IBA-LSSVM 强迫博弈模型。

步骤 5: 计算系统信号及电气交联数据的电流, 完成着陆滑行灯常亮故障检测。

4.1 故障识别率分析

为了验证所提基于 IBA-LSSVM 的民用飞机着陆滑行灯常亮故障的识别率, 与文献 [9] 方法进行对比测试。民用飞机着陆滑行灯故障识别率是指从飞机起飞时刻到飞机降落时刻, 这个时间段内飞行状态下的所有故障数据识别能力。着陆滑行灯故障识别率对后续地故障识别准确率提供支撑, 因此故障识别率至关重要。故障识别率计算公式为:

$$G = \frac{F}{U} \times 100\% \quad (15)$$

式中, F 为故障识别数量; U 为有效照明系统数据总量。着陆滑行灯故障识别率达到 95%, 即为满足测试要求, 所提方法和文献 [9] 方法的具体故障识别率结果如表 4 所示。

表 4 着陆滑行灯故障识别率结果

序号	故障类型	识别率/%	
		所提方法	文献[9]方法
1	信号灯常亮	98.7	87.7
2	响应速度慢	97.6	86.2
3	变压器高温	95.9	85.9
4	灯泡损坏	97.4	87.8
5	线路故障	96.4	86.8
6	冷却时间长	95.4	87.2
7	断路器跳闸	96.3	86.3
8	控制开关失效	97.1	87.3

根据表 4 可知, 文献 [9] 方法在 8 种不同类型的故障识别过程中, 识别率在 85.9%~87.8% 之间, 而所提方法在 8 种不同类型的故障识别过程中, 识别率均在 95% 以上, 最高识别率可达到 98.7%, 满足测试要求, 虽然文献 [9] 方法的识别率也处于较高水平, 但略低于所提方法。因为

所提方法利用 k-means 聚类算法, 对照明系统信号数据进行划分, 将若干个聚类集合中的相同参数信号进行归一化处理, 并以此作为后续的故障诊断标准, 所以故障识别率较高, 可以有效识别着陆滑行灯多类型故障, 具有较强实用性。而文献 [9] 方法未将照明系统信号数据进行归一化处理, 着陆滑行灯故障识别率还需进一步提升。

4.2 故障识别准确率分析

为了验证基于 IBA-LSSVM 的民用飞机着陆滑行灯常亮故障识别准确率, 通过迭代方式, 对 300 组识别到的多类型着陆滑行灯故障数据信息进行准确率计算。计算公式为:

$$W = \frac{E}{F} \times 100\% \quad (16)$$

式中, E 为准确识别故障属性数量。将故障识别准确率作为测试指标, 准确率越高, 表明该算法的识别精度越高, 以此测试所提方法和文献 [9] 方法的识别准确率如图 2 所示。

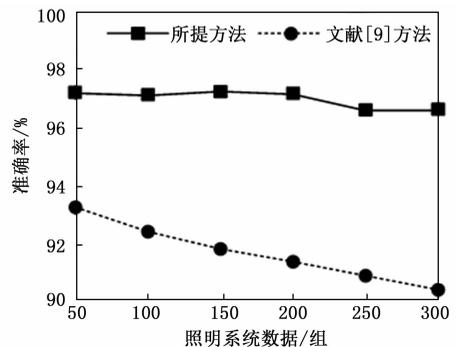


图 2 着陆滑行灯识别准确率结果

根据图 2 可知, 随着照明系统信号及电气交联数据的增加, 两种方法的着陆滑行灯故障识别准确率差异逐渐增加。文献 [9] 方法随着照明系统数据的增加, 着陆滑行灯识别准确率不断下降, 且准确率范围在 90%~94% 之间。而所提方法不论照明系统数据如何增加, 识别准确率曲线始终保持在稳定水平, 且均在 96% 以上, 高于文献 [9] 方法, 在故障诊断至 250 组时, 故障识别准确率趋于稳定, 达到 96.8%。这是由于所提方法构建了 IBA-LSSVM 模型, 通过 IBA 计算飞机飞行状态照明参数, 有效提升着陆滑行灯常亮故障诊断精度。

4.3 故障识别时间分析

利用所提方法和文献 [9] 方法测试 300 组照明系统数据信息的识别时间, 识别时间越短, 表明该算法的检测效率越高; 识别时间越长, 表明该方法的检测效率越低。两种方法的测试结果如图 3 所示。

根据图 3 可知, 随着照明系统数据的增多, 两种方法的故障识别时间也随之增加, 文献 [9] 方法的故障识别时间在 1.5~2.5 ms 之间, 而所提方法对滑行仪表灯常亮故障的识别时间始终在 2 ms 以下, 低于文献 [9] 方法。因为所提方法根据改进后的蝙蝠算法获取最小适应度蝙蝠方位, 有效提高全局最优解寻优速度, 以此提升故障识别效率, 故障识别时间较短, 仅用 2 ms 可以有效识别 600 个照明系

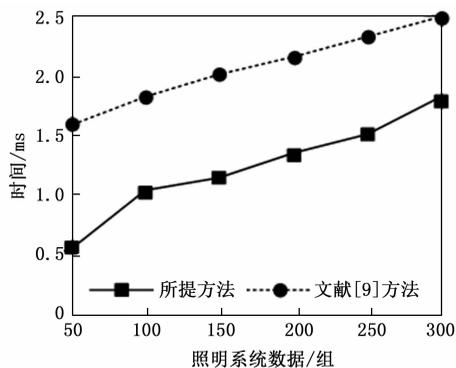


图 3 故障识别时间结果

统信号及电气交联数据中存在的多类型着陆滑行灯故障。

4.4 故障识别效果

为了验证基于 IBA-LSSVM 的民用飞机着陆滑行灯常亮故障诊断方法的识别效果，随机在 300 组照明系统数据信息中混入不同数量的故障数据，利用所提方法和文献 [9] 方法进行故障识别，测试故障数量与实际故障数量相同，表明该方法的识别效果越好。两种方法的故障识别效果如表 5 所示。

表 5 故障识别效果

照明系统数据/组	故障数量/个	识别数量/个	
		所提方法	文献[9]方法
50	2	2	2
100	3	3	3
150	3	3	2
200	4	4	3
250	4	4	5
300	5	5	5

由表 5 可知，在 300 个照明系统数据检测中，所提方法可有效检测出存在故障的照明系统数据的数量，而文献 [9] 方法在照明系统数据为 150 组、200 组和 250 组时，识别的故障数量与真实的故障数量存在一定的差异。由此可知，所提方法具有更好的识别效果。因为所提方法通过控制逻辑建立了系统逻辑关系数据信息表，将有效数据信息存储至 SQL Server 2018 数据库，提高了整体识别效果。

根据上述 4 个仿真分析结果，证明了基于 IBA-LSSVM 强迫选择模型的民用飞机着陆滑行仪表灯常亮故障关联检测方法的有效性。在故障识别率分析中，所提方法的识别率在 95.4%~98.7% 之间，具有较高的识别率，因为所提方法利用 k-means 聚类算法对照明系统信号数据进行了归一化处理，有效提高了故障识别率；在故障识别准确率分析中，所提方法的识别准确率在 97% 左右，因为所提方法通过 IBA 计算飞机飞行状态照明参数，提高了着陆滑行灯常亮故障诊断精度；在故障识别时间分析中，所提方法的故障识别时间在 0.5~2.0 ms 之间，因为所提方法利用改进蝙蝠寻优算法获取最小适应度蝙蝠方位，提高故障识别效率；在故障识别效果分析中，所提方法可识别出所有

的故障数据，因为所提方法将有效信息进行存储，具有良好的故障识别效果。

5 结束语

航空事业可推动经济可持续发展，是加快我国经济发展道路上不可或缺的重要部分。近几年的航空工业迅猛发展，呈智能化发展的照明系统越来越复杂，导致潜在故障逐渐增多。随着应用频率日益提升，严峻的安全问题受到高度关注，一旦发生故障就会对航空安全产生严重威胁，甚至引发空难。以保障航行安全为目标，针对民用飞机着陆滑行灯常亮故障诊断问题，本文构建 IBA-LSSVM 强迫博弈模型：通过分析因高压原因、机械故障原因和外部原因导致的民用飞机着陆滑行仪表灯常亮故障，采用 Python 编程数据采集代码，建立 Web 服务器，利用 k-means 聚类算法规划照明系统信号数据，完成着陆滑行仪表灯信号及电气故障交联数据的采集，并根据控制逻辑建立系统逻辑关系数据信息表，将有效数据存储至 SQL Server 2018 数据库，保障系统的稳定运行。通过自适应多普勒补偿方法对蝙蝠算法进行改进，在提高算法收敛效果的同时避免早熟收敛，结合分布式博弈和线性输出调节理论构建 IBA-LSSVM 模型，解决了故障概率博弈迭代死循环问题，完成民用飞机着陆滑行仪表灯常亮故障关联检测。测试结果表明，所提方法的故障识别率均高于 95%、故障识别准确率可以达到 96.8%，故障识别时间在 2 ms 以下，为故障诊断方法提供良好理论支持。为了进一步提高民用飞机着陆滑行仪表灯常亮故障关联检测效果。未来将从以下几个方向展开进一步尝试：

1) 采用多属性综合决策，明确照明系统故障处理优先级，区别处理不同设备的离散量和连续量。

2) 融合模糊神经网络与 IBA-LSSVM 相结合，更好地完成参数学习，适用飞机多种设备的故障诊断。

参考文献：

- [1] 杨英萍. 飞机照明系统夜视兼容改进探究 [J]. 大科技, 2020, 6 (36): 190-191.
- [2] ZHANG Z, BAI S, XU G, et al. Knitting needle fault detection system for hosiery machine based on laser detection and machine vision [J]. Textile Research Journal, 2021, 91 (1-2): 143-151.
- [3] 尚文. 靶向多维度照明设备在大型飞机研制中的应用 [J]. 设备管理与维修, 2021, 42 (21): 163-164.
- [4] 黄顺云. 民用飞机驾驶舱 LED 指示灯模拟调光研究 [J]. 照明工程学报, 2022, 33 (2): 52-58.
- [5] 张海凤, 刘广锋. 波音 787 飞机应急照明系统分析及维护 [J]. 航空维修与工程, 2020, 27 (9): 95-97.
- [6] BROTHERTON T, JOHNSON T. Anomaly detection for advanced military aircraft using neural networks [C] //2001 IEEE Aerospace Conference Proceedings (Cat. No. 01TH8542). IEEE, 2001 (6): 3113-3123.
- [7] 龙余, 姚建军, 徐海琴. 飞机外部照明装置的发射干扰问题及优化措施 [J]. 安全与电磁兼容, 2021, 28 (2): 81-83, 89.
- [8] 岳仁田, 李君尉. 基于反向模糊 Petri 网的航空事故致因分析

- [J]. 安全与环境学报, 2021, 21 (6): 2423-2429.
- [9] 王占刚, 刘建波, 谢向成, 等. 大气数据系统“失速”灯常亮故障分析 [J]. 航空维修与工程, 2021 (12): 98-100.
- [10] 田 静, 胡鹤翔. 基于 GA-LSSVM 的航空发动机气路故障诊断 [J]. 中国民航大学学报, 2021, 39 (3): 29-33.
- [11] 孔祥芬, 刘敬赞, 王 杰, 等. 飞机 IDG 可靠性参数估计方法对比研究 [J]. 机械科学与技术, 2022, 41 (6): 977-984.
- [12] 陈 瑶, 陈 思. 基于自适应多普勒及动态邻域的改进 BA 算法 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (22): 166-176.
- [13] TAIMOOR M, AIJUN L. Adaptive strategy for fault detection, isolation and reconstruction of aircraft actuators and sensors [J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2020, 38 (4): 4993-5012.
- [14] 杨晓梅. 多源信息数据的并行优化抽样聚类 K-means 算法 [J]. 计算机仿真, 2020, 37 (7): 305-308.
- [15] 廖纪勇, 吴 晟, 刘爱莲. 基于相异性度量选取初始聚类中心改进的 K-means 聚类算法 [J]. 控制与决策, 2021, 36 (12): 3083-3090.
- [16] 张腾飞, 李中文, 马福民, 等. 基于类簇规模不均衡度量的粗糙模糊 K-means 聚类算法 [J]. 信息与控制, 2020, 49 (3): 281-288.
- [17] 陈 磊, 侯一晨, 王伟佳, 等. 电站直接空冷系统防冻高效运行控制逻辑及数值模拟 [J]. 中国电机工程学报, 2022, 42 (13): 4896-4907.
- [18] 陈素芳. 浅谈 SQL Server 数据库应用时的安全措施 [J]. 数字通信世界, 2021, 17 (3): 95-96.
- [19] 王子铭, 杜应吉. 基于 SQL-Server 数据库的渡槽健康状态综合评价 [J]. 水力发电, 2022, 48 (1): 123-129.
- [20] 王宇杰, 李 宇, 黄海宁. 一种基于蝙蝠算法的多目标跟踪数据关联方法 [J]. 声学技术, 2020, 39 (1): 98-103.
- [21] 王永贵, 张博雅, 吕欢欢. 自适应多普勒补偿与变异选择的蝙蝠算法 [J]. 计算机科学与探索, 2020, 14 (1): 125-139.
- [22] 董舒豪, 徐志刚, 秦开仲, 等. 基于随机密钥蝙蝠算法的多行设施布局设计 [J]. 中国机械工程, 2021, 32 (15): 1874-1883.
- [23] HU K, JIANG M, ZHANG H, et al. Design of fault diagnosis algorithm for electric fan based on LSSVM and Kd-Tree [J]. Applied Intelligence, 2021, 51 (2): 804-818.
- 89-95.
- [24] BRYANT I D, CHEN M Y, RAGHURAMAN B, et al. Utility and reliability of cemented resistivity arrays in monitoring waterflood of the mansfield sandstone, Indiana, USA [C] // SPE Annual Technical Conference and Exhibition, 2001.
- [25] SCHMIDT-HATTENBERGER C, BERGMANN P, KIESSLING D, et al. Application of a Vertical Electrical Resistivity Array (VERA) for Monitoring CO₂ Migration at the Ketzin Site: First Performance Evaluation [J]. International Journal of Greenhouse Gas Control, 2011 (4): 3363-3370.
- [26] CARRIGAN C R, YANG X, LABRECQUE D J, et al. Electrical resistance tomographic monitoring of CO₂ movement in deep geologic reservoirs [J]. International Journal of Greenhouse Gas Control, 2013, 18: 401-408.
- [27] VILAMAJO E, RONDELEUX B, QUERALT P, et al. A land controlled-source electromagnetic experiment using a deep vertical electric dipole: experimental settings, processing, and first data interpretation [J]. Geophysical Prospecting, 2015, 63 (6): 1527-1540.
- [28] BOERNER J H, HERDEGEN V, REPKE J-U, et al. The electrical conductivity of CO₂-bearing pore waters at elevated pressure and temperature: a laboratory study and its implications in CO₂ storage monitoring and leakage detection [J]. Geophysical Journal International, 2015, 203 (2): 1072-1084.
- [29] KREMER T, SCHMUTZ M, MAINEULT A, et al. Laboratory monitoring of CO₂ injection in saturated silica and carbonate sands using spectral induced polarization [J]. Geophysical Journal International, 2016, 207 (2): 1258-1272.
- [30] XING L, ZHANG H, WANG S, et al. Pore-scale modelling on complex-conductivity responses of hydrate-bearing clayey sediments: Implications for evaluating hydrate saturation and clay content [J]. Geoenergy Science and Engineering, 2023, 221.
- [31] 张树立, 邢兰昌, 魏 伟, 等. 含水合物沉积物复电导率测试实验系统设计与开发 [J]. 实验室研究与探索, 2022, 41 (1):
- [32] 陈国旗, 李承峰, 刘昌岭, 等. 基于 CT 的含水合物沉积物电阻率测量系统设计与开发 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (8): 72-77.
- [33] LESPARRE N, BOYLE A, GRYSHTOL B, et al. Electrical resistivity imaging in transmission between surface and underground tunnel for fault characterization [J]. Journal of Applied Geophysics, 2016, 128: 163-178.
- [34] KHAMBAMPATI A K, KIM K Y, LEE Y G, et al. Boundary element method to estimate the time-varying interfacial boundary in horizontal immiscible liquids flow using electrical resistance tomography [J]. Applied Mathematical Modelling, 2016, 40 (2): 1052-1068.
- [35] GESELOWITZ D B. An application of electrocardiographic lead theory to impedance plethysmography [J]. Ieee Transactions on Bio-Medical Engineering, 1971, 18 (1): 38-41.
- [36] ISAACSON D. Distinguishability of Conductivities by Electric Current Computed Tomography [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1986, 5 (2): 91-95.
- [37] 孙启国, 孙 奥, 李照威. 基于响应面法的油气润滑 ECT 传感器优化设计 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (11): 250-255.
- [38] 刘智波. ERT 传感器结构参数对传感器性能影响及优化 [D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2020.
- [39] BING Z, GREENHALGH S A. Cross-hole resistivity tomography using different electrode configurations [J]. Geophysical Prospecting, 2010, 48 (5): 887-912.
- [40] LEONTARAKIS K, APOSTOLOPOULOS G V. Laboratory study of the cross-hole resistivity tomography: The Model Stacking (MOST) Technique [J]. Journal of Applied Geophysics, 2012, 80: 67-82.
- [41] 朱 泰, 邢兰昌, 祁 雨, 等. 基于 LabVIEW 的天然水合物电一声联合探测实验装置测控软件开发 [J]. 计算机测量与控制, 2019, 27 (6): 124-129.