Research on Airborne Electrical Load Type Identification Based on Two-Layer Random Forest Algorithm*

LU Yufang[1*], LUO Meng[1], WANG Jianfei[2], CAI Zhigang[3], JIANG Zhijun[1], CHEN Furong[1]
(1.School of Computer Science and Engineering, Guilin University of Technology, Guilin Guangxi 541004, China;
2.Sichuan Tengdun Technology Co., Ltd., Chengdu Sichuan, 610037, China;
3.Milltary Representative Office of Army Equipment Department, Liuzhou Guangxi 545006, China)

Abstract: In order to improve the adaptability of the intelligent power supply and distribution system of more-electric/all-electric aircraft to the airborne electrical load, improve the reliability and reduce the false alarm rate, the two-layer random forest algorithm is applied to the identification of airborne electrical load types. Firstly, based on the circuit theory, the circuit models of different airborne electrical loads are established, and the feature vectors of airborne electrical loads are extracted and simulated. Then, by analyzing the characteristics of classification and regression models, a random forest classification model and a double-layer random forest classification model are established for classification training and testing. Compared with the traditional classification algorithm, the accuracy of the airborne electrical load identification model of the double-layer random forest is the best. Finally, the model is tested on the ground bench of an airborne intelligent power supply and distribution system. The test results show that the recognition accuracy reaches 97%, which further verifies the feasibility of the method.

Key words: electrical load; type identification; classification algorithm; two-layer random forest algorithm
EEACC: 7220; 7310 **doi**: 10.3969/j.issn.1005-9490.2026.04.026

基于双层随机森林算法的机载电气负载类型识别研究*

陆玉芳[1*], 罗 猛[1], 王建飞[2], 蔡志刚[3], 蒋志军[1], 陈福荣[1]
(1.桂林理工大学计算机科学与工程学院, 广西 桂林 541004; 2.四川腾盾科技有限公司, 四川 成都 610037;
3.陆军装备部某军代室, 广西 柳州 545006)

摘 要: 以提高多电/全电飞机智能供配电系统对机载电气负载的适应性, 提高可靠性, 减少虚警率为研究背景, 将双层随机森林算法应用于机载电气负载类型识别。首先以电路理论为基础建立不同机载电气负载的电路模型, 提取机载电气负载的特征向量, 并进行仿真分析; 然后通过分析分类与回归模型的特点, 建立随机森林与双层随机森林分类模型, 进行分类训练及测试, 与传统分类算法对比, 双层随机森林的机载电气负载识别模型精度最佳; 最后将该模型在某机载智能供配电系统地面台架进行电气负载识别试验, 试验结果表明其识别准确度达到 97%, 进一步验证了方法的可行性。

关键词: 电气负载; 类型识别; 分类算法; 双层随机森林算法
中图分类号: TP181; TP212.9 **文献标识码**: A **文章编号**: 1005-9490(2026)04-0879-08

机载电气系统是飞机的基础、关键子系统。图 1 所示是飞机电气系统的典型架构, 包括发电、电能转换、电能分配、电能存储和电气负载管理等功能。

随着航空航天技术的发展, 越来越多的飞机二次能源正向多电化、全电化及电动化转变[1]。这一变革虽然开辟了新的可能性, 但同时也引入了一系列挑战, 尤其是在精确管理和识别不同类型负载的能力上。接入容性负载虽然有助于提高功率因数, 但管理不善会导致电压不稳定, 引发电网电压波动, 从而触发误保护甚至系统掉电; 此外, 容性和感性元件的相互作用可能放大谐波, 干扰设备运行; 感性负载启动时需大量电流, 可能引起电网压降, 影响设备运行, 降低功率因数, 并增加热负荷。因此, 在这种背景下, 负载类型的准确识别变得尤为重要, 它不仅能够帮助系统更有效地管理和调配资源, 还能提高系统的稳定性和效率。

近年来提出了多种创新方法以提高负载识别的准确性和鲁棒性。Deng[2] 提出了一种结合线性插值和矩阵操作的改进随机森林算法, 有效解决电力数据大量缺失问题。张冬松等[3] 通过组合多个 SVM 构建多分类器, 突破 SVM 仅支持二分类的限制, 提高了负载识别的性能。文献[4-9]分别关注

项目来源: C919-600 飞机试飞测试配电系统研究项目(COMAC-SFZX-2023-57)
收稿日期: 2024-04-16 **修改日期**: 2024-06-22

负载识别问题,提出了多种自动识别负载类型和参数确定的方法,包括利用神经网络技术。这些研究共同推动了负载识别技术的发展,为实现更高效、准确的负载管理提供了有力支持。然而这些研究主要集中在电气系统或者是单独的负荷识别研究与设计,很少有针对机载电气负载类型识别的研究。

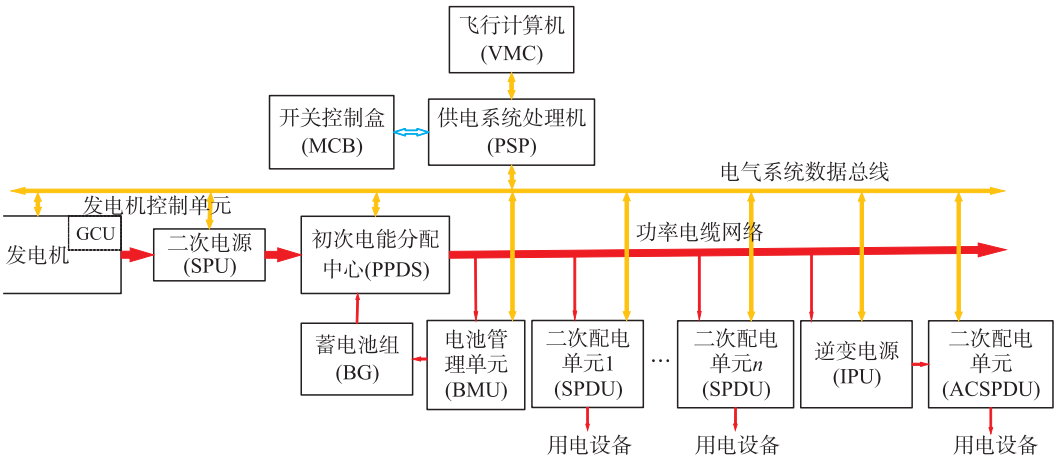

图 1 机载电气结构图

针对以上问题,本文通过对不同负载类型特性进行分析,得出特征向量,构建分类特征数据集,并利用双层随机森林算法进行分类训练与测试,从而实现对机载电气负载类型高精度分类。通过识别负载类型,能够为系统配电控制策略提供依据,为系统的智能化和自适应性提供有效支持。

1 不同负载类型电路特征向量分析及仿真

负载可以根据其电气特性分为三种主要类型:容性负载、阻性负载和感性负载。不同类型的负载对于系统资源、能源需求和通信要求等方面都有不同的特点。通过准确识别负载类型,系统可以自动调整资源分配、能源管理和通信设置,以最大程度地满足负载的需求,提高系统性能和效率。

负载类型识别是指通过分析电力系统中的电气参数(如电压、电流、功率、频率等)来识别和分类连接到系统上的负载特性的过程。在电路中,容性负载可以等效为一个电容与一个电阻的并联,感性负载等效为一个电感与一个电阻的串联[10]。传统的容性负载和感性负载的检测方法主要是示波器图像重合法、等效阻抗法、LC 振荡法,50 Hz 法等[11],虽然在特定条件下有效,但它们通常依赖于硬件设备和手动操作,限制了自动化程度和检测效率。本文则是通过研究负载两端的电压和电流在电路中的特性,以此得到分类模型的特征向量。

1.1 不同负载类型电路特征向量分析

①容性负载特征向量分析

在直流电路中,充满电的电容器表现为高阻抗,类似开路,不再影响电路,直至电路状态改变使电容放电。根据欧姆定律和电容器的关系,可以建立以下拟合公式:

$$I(t)=C\frac{\mathrm{d}V(t)}{\mathrm{d}t} \tag{1}$$

式中:$I(t)$是 t 时刻的电流,C 是电容值,$V(t)$是 t 时刻的电压。

根据图 2 等效电路,为了计算方便,电阻 R_1 和电阻 R_2 可以进一步等效为 R,然后与电容 C 串联。假设开关 S 在闭合前电路处于零初始状态,即 $u_C(0_-)=0$,根据 KVL,有:

$$u_R+u_C=U_S \tag{2}$$

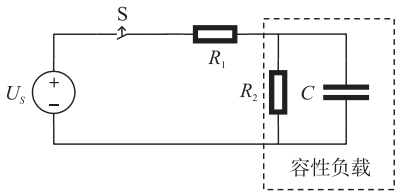

图 2 容性负载等效电路图

将 $u_R=iR$,$i=C\frac{\mathrm{d}u_C}{\mathrm{d}t}$代入,得电路的微分方程:

$$RC\frac{\mathrm{d}u_C}{\mathrm{d}t}+u_C=U_S \tag{3}$$

求得 $u_C=U_S+A\mathrm{e}^{-\frac{t}{\tau}}$,其中 $\tau=RC$。代入初始值可求得 $A=-U_S$,即:

$$u_C=U_S(1-\mathrm{e}^{-\frac{t}{\tau}}) \tag{4}$$

$$i=C\frac{\mathrm{d}u_C}{\mathrm{d}t}=\frac{U_S}{R}\mathrm{e}^{-\frac{t}{\tau}} \tag{5}$$

根据图 3 电路的动态性,当开关 S 在触点 1、2 切换闭合时,有:

$$u_C = U_S e^{-\frac{t}{\tau}} \tag{6}$$

$$i = -\frac{U_S}{R} e^{-\frac{t}{\tau}} \tag{7}$$

由式(4)、式(5)可知,容性负载两端的电压 u_C 随时间 t 的增大而增大,最后趋于电源电压 U_S,电流 i 随时间 t 而减少,最终趋于零。

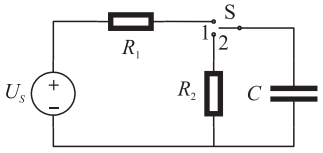

图 3　容性阻性负载电路图

②感性负载特征向量分析

当通过导体(如线圈)的电流发生变化时,会在导体周围产生变化的磁场,进而在导体中产生一个电动势,电动势的方向根据楞次定律,总是试图阻止引起电动势的电流变化。根据欧姆定律和电感器的关系,可以建立以下拟合公式:

$$V(t) = L\frac{\mathrm{d}I(t)}{\mathrm{d}t} \tag{8}$$

式中:$V(t)$ 是 t 时刻的电压,L 是电感值,$I(t)$ 是 t 时刻的电流。

根据图 4,同理可得感性负载电压电流公式:

$$u_L = U_S e^{-\frac{t}{\tau}} \tag{9}$$

$$i = \frac{U_S}{R}(1 - e^{-\frac{t}{\tau}}) \tag{10}$$

式中:$\tau = L/R$。

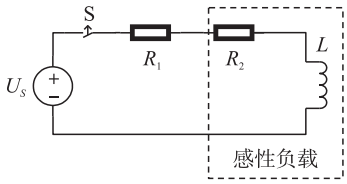

图 4　感性负载等效电路图

根据图 5 电路的动态性,当开关 S 在触点 1、2 切换闭合时,同理可求得此时电感 L 两端的电压和电流:

$$u_L = U_S e^{-\frac{t}{\tau}} \tag{11}$$

$$i = \frac{U_S}{R} e^{-\frac{t}{\tau}} \tag{12}$$

由式(9)、式(10)可知,感性负载两端的电压 u_L 随时间 t 的增大而减少,最后趋于零,电流 i 随时间 t 而增大,最终趋于某个值。

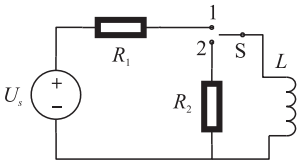

图 5　感性阻性电路图

③阻性负载特征向量分析

阻性负载的主要特点是在电路中主要消耗电能,将电能转换为热能。根据欧姆定律和电阻的关系,可以建立以下拟合公式:

$$I(t) = \frac{V(t)}{R} \tag{13}$$

式中:$I(t)$ 是 t 时刻的电流,$V(t)$ 是 t 时刻的电压,R 是电阻值。

根据图 6,同理可得阻性负载电压与电流公式:

$$u_R = \frac{R}{(R_1 + R)} U_S \tag{14}$$

$$i = \frac{u_R}{R} \tag{15}$$

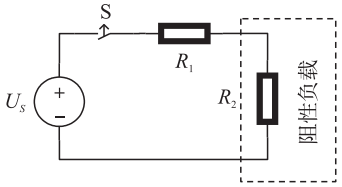

图 6　阻性负载等效电路图

在图 7 中,假设二阶电路的初始储能为零(即电容两端电压和电感中的电流都为零),开关 S 闭合时,有:

$$u_L = L\left\{340\sqrt{2}U_S e^{-100t}\left[\sin\left(100t + \frac{\pi}{4}\right) - \cos\left(100t + \frac{\pi}{4}\right)\right]\right\} \tag{16}$$

$$i_L = 5.4 - 3.4\sqrt{2}e^{-100t}\sin\left(100t + \frac{\pi}{4}\right) \tag{17}$$

$$u_C = u_L \tag{18}$$

$$i_C = C\frac{\mathrm{d}u_C}{\mathrm{d}t} \tag{19}$$

由式(14)、式(15)可知,阻性负载两端的电压 u_R 和电流 i 不会随时间 t 的变化而变化,而是始终维持某个值。

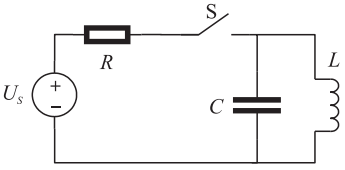

图 7　容性感性阻性负载电路图

综上所述,不同负载类型的电压和电流特性是不一样的,因此可以用负载两端的电压和电流特征作为机载电气负载类型识别的特征向量,以此拟合模型分类。

1.2 特征向量仿真分析

基于对不同负载类型在电路中的特征分析,接下来将通过构建仿真模型来检验负载识别模型特征向量的有效性。所选用的系统仿真参数如表 1 所示。

表 1 系统仿真参数

参数类型	参数值
电压	270 V
电阻	1 kΩ
电容	100 nF
电感	100 μH

在 Simulink 仿真平台中根据以上的数据设置参数进行负载识别仿真实验,通过电容、电感和电阻的不同串联、并联建立不同的电路模型。不同负载两端的电压和电流波形如图 8 和图 9 所示。

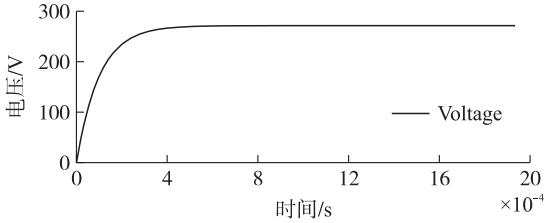

图 8 容性负载电压图

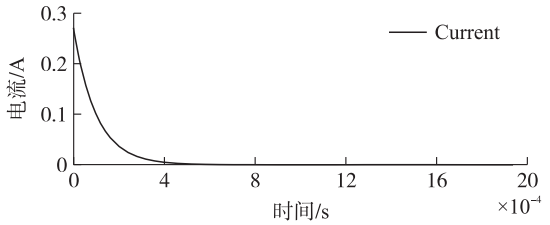

图 9 容性负载电流图

根据容性负载两端的电压与电流的波形图可知,初始时刻,电容器处于未充电状态,电压为零,随着时间的推移,电流不断流入电容器,电容器逐渐蓄积电荷,电压也逐渐上升。电流的波形图呈现出从最大值逐渐减小至零,而电压的波形图则呈现出从零开始逐渐增加,最终达到电源电压值。根据式(4)、式(5)特性,容性负载的电压随时间逐渐增加,这反映了电压变化率逐渐增加;而电流逐渐减少,说明电流变化率逐渐减小。

根据感性负载两端的电压与电流波形图(图 10 与图 11)可知,当开关闭合,电流开始流向电感时,电感内部的磁场开始建立。根据楞次定律,自感应电动势的方向与电流变化的方向相反,意图抵抗电流的变化。尽管电感试图通过产生自感应电动势来抵抗这种变化,但只要电源继续提供电压,电流最终会增大,直到达到由电源电压和电路总阻抗决定的稳定值。根据式(9)、式(10)特性,可以描述成,当电压变化率减少而电流变化率增大时,此时负载属于感性负载。

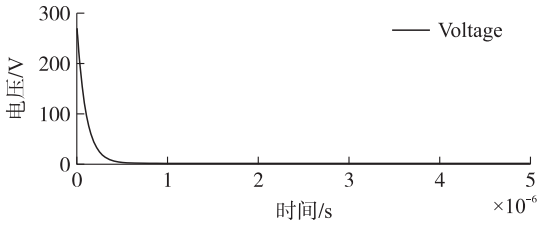

图 10 感性负载电压图

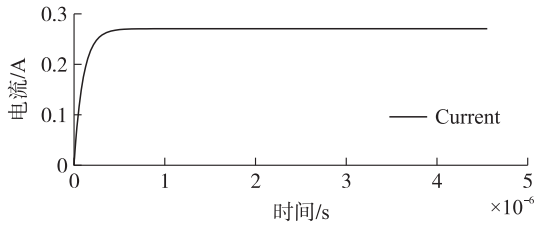

图 11 感性负载电流图

根据阻性负载两端的电压与电流波形图(图 12 与图 13)可知,只要电源电压保持恒定,且电阻值不变,流经电阻的电流以及电阻两端的电压就会保持不变。根据式(14)、式(15)特性,可以描述成,当电压变化率和电流变化率恒定不变且此时的电压和电流都不为零时,此时负载属于阻性负载。

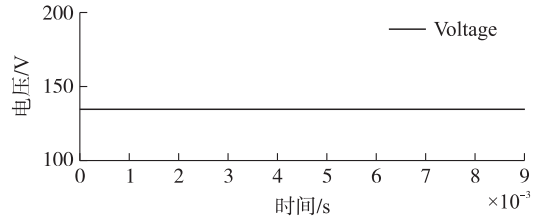

图 12 阻性负载电压图

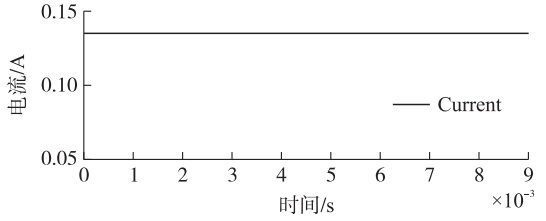

图 13 阻性负载电流图

综上所述,通过仿真实验验证不同负载电压与电流特征向量,发现与电路特征吻合,因此能够将其作为机载电气负载类型的特征向量,不同的负载类型与特征具体如表 2 所示。

表 2 负载类型分类与特征

参数	特征描述	负载类型
电容	$du_C/dt\uparrow, di/dt\downarrow$	容性负载
电感	$du_L/dt\downarrow, di/dt\uparrow$	感性负载
电阻	$du_R/dt=di/dt=0$	阻性负载

2　基于双层随机森林分类算法的机载电气负载分类方法

2.1　分类与回归模型对比

在有监督机器学习中，分类模型和回归模型是常用的方法。这两类模型的主要区别在于，回归模型的输出向量通常是连续变量，而分类模型的输出向量是离散的变量。它们的特征对比如表 3 所示。

表 3　分类器对比

分类维度	分类	回归
问题类型	将输入样本分类为不同的类别	预测连续数值的输出
输出结果	离散的类别标签	连续的数值或数值向量
评价指标	准确率、召回率、F1 等	均方根误差、平均绝对误差等

在负载类型识别中，将系统的参数特性作为模型的输入，将系统可能存在的各种情况作为不同分类标签的输出，进而训练一个或多个分类器来进行负载类型识别。而不同类别的负载对应的特征向量不一样，不能使用相同的分类规则。因此，只能选用多分类器模型来进行不同负载类型的识别。

2.2　随机森林多分类算法

随机森林算法[12]是一种广泛应用于分类和回归任务的强大集成学习方法。该方法结合多个随机决策树，并通过平均来汇总预测，在处理特征数量远大于样本数量的情况下，展现了优秀的性能。其通用性能够轻松应对大规模问题[13-14]，并且可以灵活地适应多种特定的学习任务。随机森林的构建过程如图 14 所示，主要分为 3 个关键步骤：基于 Bagging 或 Boosting 的方法构建训练样本集，基于特征子集随机性选取特征属性构造决策树，对各决策树的结果采用多数投票法进行决策。

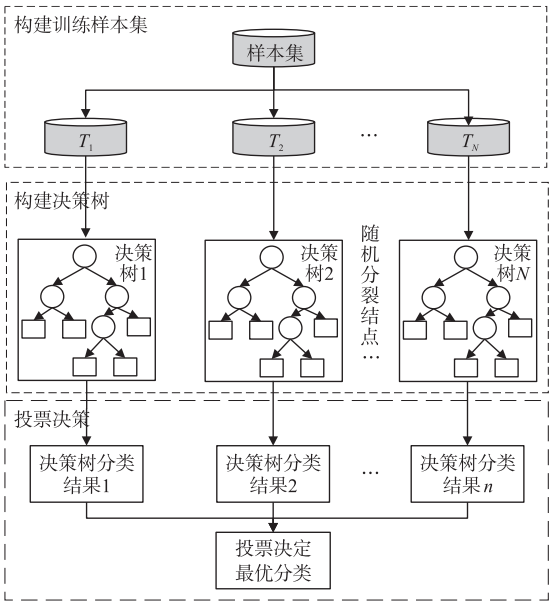

图 14　随机森林分类流程

2.3　机载电气负载的双层随机森林多分类算法的建立

双层随机森林算法[15]在传统随机森林模型之上添加了一个附加层级，目的是提升分类任务的性能。该算法首先对负载的电压和电流等特征进行深度特征分析，选取能够精确映射负载多样性的特征集合，利用这些特征构建一个分层的双层随机森林分类器。

双层随机森林分类预测流程如图 15 所示。在第一层，通过创建多个决策树，对负载特征与其类型之间的关系进行详细的分析与学习，目的是实现对负载类型的初步分类。该阶段的主要目标是减少分类过程中可能出现的误差，并为第二层模型训练提供更精确的数据输入。随后，第二层模型以第一层的输出为基础，进一步精化分类结果，并通过增加决策树的数量来提升模型对数据分类的准确度及整体稳定性。双层随机森林算法的分层设计不仅优化了模型性能，还提高了其对复杂数据结构处理和解析的能力，使其在处理高维数据集和复杂分类问题时，展现出更高的效率和准确性。

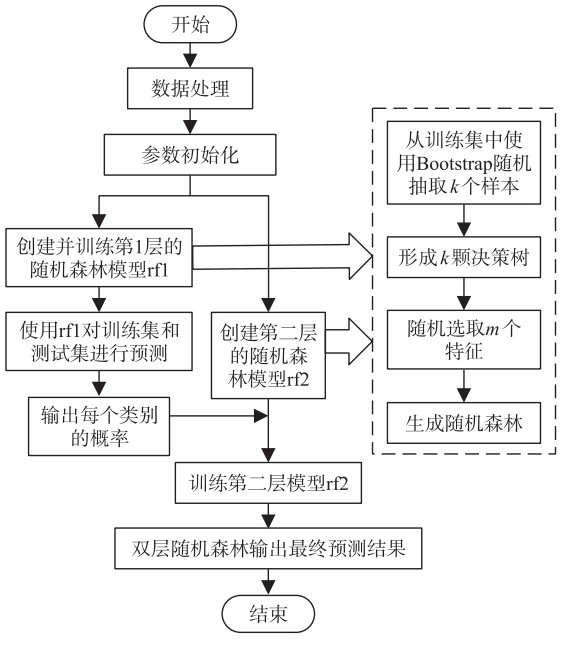

图 15　双层随机森林分类流程

2.4　随机森林与双层随机森林算法多分类模型的测试

基于上述分析，开始训练双层随机森林与随机森林多分类模型，针对容性、感性和阻性负载的特性设置 6 组模型。利用大量样本数据，以电压与电流特征信息作为输入向量训练并保存模型，实现精确的负载分类。负载识别流程如图 16 所示。

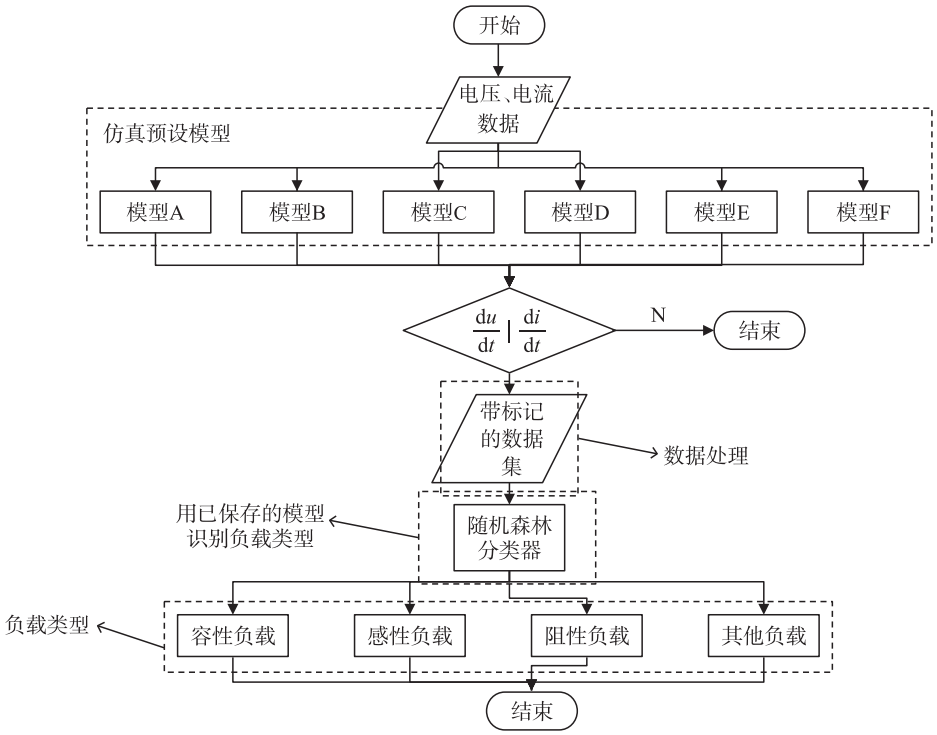

图 16 机载电气负载识别模型

OOB(Out-of-Bag)错误率是随机森林算法中一种用于评估模型性能的指标。较低的 OOB 错误率表示模型在未见过的数据上的预测能力更强,应用于新样本时可能具有较高的准确性和可靠性。

由图 17 可知,OOB 错误率在 0~75 棵决策树时随着决策树的数量增加而降低;在 100~200 棵决策树范围内波动。随机森林的训练时间和内存使用量与 n_estimators 呈正相关。当 n_estimators 的值较小,可能会降低模型的准确度;而值较大,则会提高训练时间和对计算资源的需求,有时甚至使模型过于复杂化。综合判断,n_estimators 取值为 100。

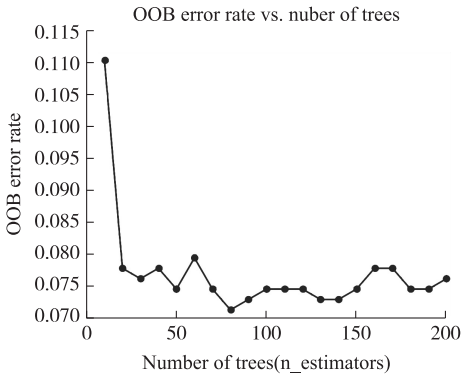

图 17 OOB 错误率与树的数量关系图

由表 4 可知,双层随机森林算法在整体准确率上,超过了单层随机森林算法,说明在负载类型分类识别中,双层随机森林算法具有更高的分类准确性。

表 4 双层随机森林与随机森林算法多分类模型结果对比

分类算法	整体准确率/%
双层随机森林	95.4
随机森林	90.6

为了进一步验证本文提出的双层随机森林算法在机载电气负载类型识别中具有很好的应用前景,与决策树[16]、*K* 最邻近[17]、支持向量机[18]单一分类算法进行对比实验。结果如图 18 所示。其中 TLRF 是双层随机森林算法,RF 是随机森林算法,DT 是决策树算法,KNN 为 *K* 最邻近算法,SVM 为支持向量机算法。

由图 18 可知,双层随机森林算法在所比较的传统分类算法中表现最优,说明该算法在机载电气负载类型分类任务上具有很高的分类精度,证明本文所设

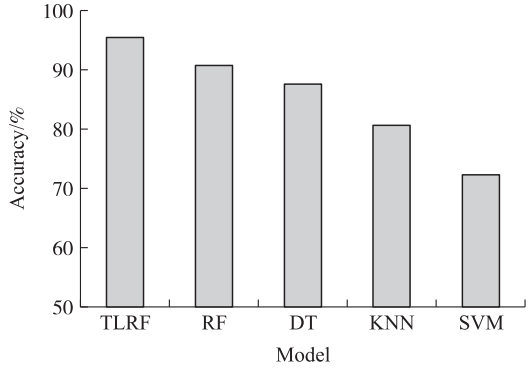

图 18 测试集上各分类算法的准确率

计的双层随机森林分类器具有较好的分类效果，能够很好地运用在机载电气负载类型识别研究中。

3　机载电气负载类型识别分类试验

在某机载电气系统试验平台上进一步验证本文提出的负载类型识别方法的有效性。系统结构如图 19 所示，采集若干组负载两端的电压和电流数据作为训练好的双层随机森林模型识别的特征向量。

图 19　试验平台

将采集好的数据集作为测试集，用混淆矩阵来表示分类预测结果，如图 20 所示。

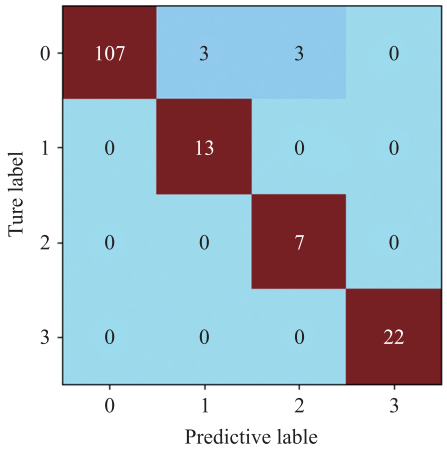

图 20　测试集分类的混淆矩阵

从混淆矩阵可知：107 个其他类型分类样本正确预测，有 3 个误判为容性负载，3 个误判为感性负载。容性负载 13 个样本、感性负载 7 个样本、阻性负载 22 个样本的预测均无误分类。总体而言，模型表现优秀，尤其在容性、感性、阻性负载分类中。

混淆矩阵显示了分类结果，但未全面评估模型性能。由表 5 可知，训练集上准确率、召回率和 F1 分数这三个指标均为 1，说明模型完美学习了训练数据。测试集的准确率为 0.97，召回率为 0.98，F1 分数为 0.93，表明模型在测试集上也有优秀表现，尤其是高召回率和良好的 F1 分数，说明模型能准确且有效地识别样本，具有实用价值。

表 5　训练集和测试集评价指标

数据集	准确率	召回率	F1
训练集	1	1	1
测试集	0.97	0.98	0.93

4　总结

传统的负载类型识别方法常常依赖于手工设计的特征和简单的分类器，受限于特征的表达能力和分类器的性能。为了解决这个问题，本文采用了双层随机森林算法，利用其强大的特征表达能力和分类能力来进行机载电气负载类型的识别。

实验结果显示，该分类方法在机载电气负载类型的自动识别任务上，相较于传统算法和其他机器学习方法，展现出了显著的性能优势。这种双层模型结构不仅提高了分类的准确性，还增强了模型对于复杂数据环境的适应能力和鲁棒性，为机载电气系统的负载管理和故障预测提供了一种高效、可靠的技术解决方案。

参考文献：

[1] Lu Y F, Jiang Z J, Chen C H, et al. Energy Efficiency Optimization of Field-Oriented Control for PMSM in All Electric System[J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2021, 48: 101575.

[2] Deng W, Guo Y X, Liu J, et al. A Missing Power Data Filling Method Based on Improved Random Forest Algorithm[J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2019, 5(4): 33-39.

[3] 张冬松，马琪. 一种基于 SVM 的负载识别算法[J]. 电子科技，2017，30(8)：59-62.

[4] Jiao D, Yu H Y, Wu X. A New Construction Method for Load Signature Database of Load Identification[C]// 2018 2nd IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration, Beijing, China, 2018: 1-6.

[5] Gibo N, Kikuma T, Takenaka K, et al. Estimation Method of Load Type and Capacity by Using Starting Load Characteristics[C]//2009 IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition (PSCE), Seattle, WA, USA, 2009: 1-6.

[6] Varadan S, Makram E B. Harmonic Load Identification and Determination of Load Composition Using a Least Squares Method[J]. Electric Power Systems Research, 1996, 37(3): 203-208.

[7] 王娟，高蒙，亢海伟. 基于 BP 神经网络的负载识别和

C 语言实现[J]. 河北省科学院学报,2005,22(1):11-14.
[8] 冯洁,高蒙. 基于小波神经网络的负载类型识别[J]. 电气技术,2008(2):47-49.
[9] 高坤生. 数字式恶性负载识别装置的研究[J]. 计算机光盘软件与应用,2010(4):121,127.
[10] 胡翔骏. 电路分析[M]. 第 2 版. 北京:高等教育出版社,2007:449-452.
[11] 唐庆,王灿,贺赟,等. 容性负载和感性负载测量方法[J]. 实验技术与管理,2014,31(5):61-64.
[12] Fawagreh K,Gaber M M,Elyan E. Random Forests:From Early Developments to Recent Advancements[J]. Systems Science Control Engineering,2014,2(1):602-609.
[13] Mei J,He D W,Harley R G,et al. Random Forest Based Adaptive Non-Intrusive Load Identification[C]//2014 International Joint Conference on Neural Networks,Beijing,China,2014:1978-1983.
[14] Wang S Z,Zhang Z F,Geng S S,et al. Research on Optimization of Random Forest Algorithm Based on Spark[J]. Computers, Materials and Continua, 2022, 71(2):3721-3731.
[15] 邢书豪,高广玲,张智晟. 基于双层随机森林算法的短期负荷预测模型[J]. 广东电力,2019,32(9):160-166.
[16] 谢金梅,王艳妮. 决策树算法综述[J]. 软件导刊,2008(11):83-85.
[17] Yu X P,Yu X G. The Research on an Adaptive *k*-Nearest Neighbors Classifier[C]//2006 5th IEEE International Conference on Cognitive Informatics, Beijing, China, 2006:535-540.
[18] 常继科,赵建辉,任新会,等. 支持向量机综述[J]. 光盘技术,2007(2):4-5.

陆玉芳(1983—),男,广西全州人,研究员,工学博士,硕士生导师,主要从事嵌入式实时控制系统、飞行器供配电管理、伺服与运动控制及功率集成电路等方向的研究;

王建飞(1983—),男,黑龙江省齐齐哈尔人,高级工程师,工学硕士,主要从事无人机系统开发、飞行器供配电管理、通用质量特性等方向的研究;

陈福荣(1997—),男,重庆人,桂林理工大学电子信息专业在读硕士研究生。

罗 猛(1997—),男,广西玉林人,桂林理工大学电子信息专业在读硕士研究生;

蒋志军(1984—),男,广西兴安人,高级工程师,硕士,主要从事电能供配电管理系统,电机及运动控制系统和发控系统等方向的研究;