

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2024.03.006

车载空调制冷系统故障诊断研究

翟晨旭¹, 江斌¹, 孙东方¹, 张弘强¹, 唐海波¹, 张锐²

(1. 合肥工业大学 汽车与交通工程学院, 安徽 合肥 230009; 2. 合肥安信瑞德精密制造有限公司, 安徽 合肥 230061)

摘要:为实现车载空调制冷系统故障诊断功能,快速判断空调制冷系统可能出现的故障类型,文章建立车载空调制冷系统一维仿真模型,并以压缩机进出口温度、压力等参数为特征参数,冷凝器风量降低、制冷剂泄漏等故障为输出目标结果,构建车载空调制冷系统的反向传播(back-propagation, BP)神经网络故障诊断模型和决策树故障诊断模型。研究表明:当冷凝器风量降低时,压缩机排气温度与排气压力上升,空调系统的制冷量和性能系数(coefficient of performance, COP)下降。通过对比 2 种不同诊断策略的仿真测试结果发现,采用 BP 神经网络进行车载空调制冷系统故障诊断的准确率可以达到 92.5%。

关键词:空调制冷系统;故障诊断;反向传播(BP)神经网络;决策树;准确率

中图分类号: TB69 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-5060(2024)03-0324-05

Research on fault diagnosis of on-board air conditioning refrigeration system

ZHAI Chenxu¹, JIANG Bin¹, SUN Dongfang¹,
ZHANG Hongqiang¹, TANG Haibo¹, ZHANG Rui²

(1. School of Automobile and Traffic Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. Hefei Anxin Ruide Precision Manufacturing Co., Ltd., Hefei 230061, China)

Abstract: In order to realize the fault diagnosis function of on-board air conditioning refrigeration system and judge the possible fault types quickly, a one-dimensional simulation model of on-board air conditioning refrigeration system was established. The back-propagation(BP) neural network fault diagnosis model and decision tree fault diagnosis model of on-board air conditioning refrigeration system were constructed by taking the temperature and pressure of compressor inlet and outlet as the characteristic parameters, the condenser air volume reduction and refrigerant leakage as the output target results. The results show that when the condenser air volume decreases, the exhaust temperature and pressure of the compressor increase, and the cooling capacity and coefficient of performance(COP) of the air conditioning system decrease. By comparing the simulation test results of two different diagnosis strategies, it is found that the accuracy of fault diagnosis of on-board air conditioning refrigeration system using BP neural network can reach 92.5%.

Key words: air conditioning refrigeration system; fault diagnosis; back-propagation(BP) neural network; decision tree; accuracy

0 引言

车载空调系统为乘客创造了良好的乘坐环

境,但由于空调制冷系统长时间运行,经常会出现各种故障,而目前对空调系统的检修通常是在出现故障或进入维修周期时才会进行,这就意味着

收稿日期:2022-06-01;修回日期:2022-07-05

基金项目:中国博士后科学基金资助项目(2020M681983)

作者简介:翟晨旭(1997—),男,江苏沛县人,合肥工业大学硕士生;

江斌(1972—),男,江苏南通人,博士,合肥工业大学副教授,硕士生导师,通信作者, E-mail: binjiang@hfut.edu.cn.

浪费了时间,缩短了车辆服务周期,加大了维修成本。为解决上述问题,本文通过引入智能故障诊断方法有效诊断出空调系统可能出现的故障类型,延长车辆服务周期。

国内外学者针对故障诊断做了大量理论和实验研究,使其应用领域从传统的机械扩大到航空航天、化工、核电站及医学等众多领域。文献[1]借助故障树分析法(fault tree analysis, FTA)对北斗系统装备定位异常进行研究,分析各个故障之间的关系,使用与门、或门绘制出北斗系统定位异常的故障树,借助布尔运算法则对绘制的故障树进行定性分析,为北斗系统改进和维修提供意见;文献[2]对数控机床的机械故障信号进行分析,提出一种固定结构快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)改进算法,简化了运行步骤,提高了运算效率;文献[3]针对电力变压器故障识别问题引入决策树算法,实现了对电力变压器低温过热、高能放电等5种故障状态的识别,比其他方法速度快、准确率高;文献[4]研究了光伏发电故障诊断,引入反向传播(back-propagation, BP)神经网络和L-M(Levenberg-Marquardt)算法,实现了对光伏发电开路、异常老化等5种故障状态的识别;文献[5]在电机轴承故障中引入支持向量机(support vector machine, SVM),通过对比二分类与多分类的方式诊断准确率,并在不同方式下采用不同核函数,以确定最优的分类方式;文献[6]因径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络泛化能力较差而采用决策树算法来确定网络中心,并且设计出一种新的自适应观测器,可以更好地适应非线性系统,实现故障的检测和诊断。

本文针对车载空调制冷系统建立一维仿真结果模型,通过仿真得出机组各种故障数据;借助MATLAB平台搭建出BP神经网络故障诊断模型和决策树故障诊断模型,并通过对比2种不同故障诊断模型的准确率来确定最优的诊断策略,从而为空调制冷系统的故障诊断提供精确的诊断策略。

1 系统仿真模型搭建与分析

1.1 车载空调制冷系统仿真模型

车载空调制冷系统是由压缩机、冷凝器、蒸发器、热力膨胀阀及一些辅助设备构成。通过调用仿真软件空调系统元件库中相应的各部分组件,把各个组件按照相应的顺序连接起来,得到的车载空调制冷系统模型如图1所示。

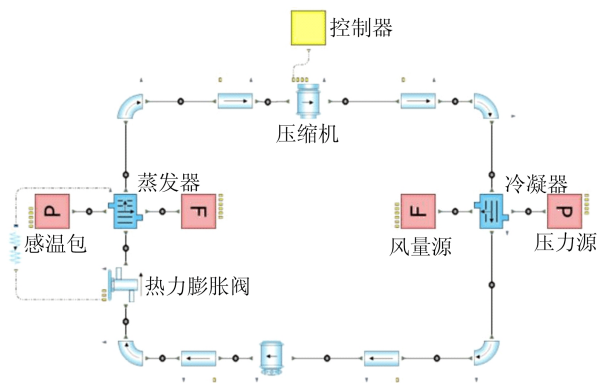


图1 空调系统模型

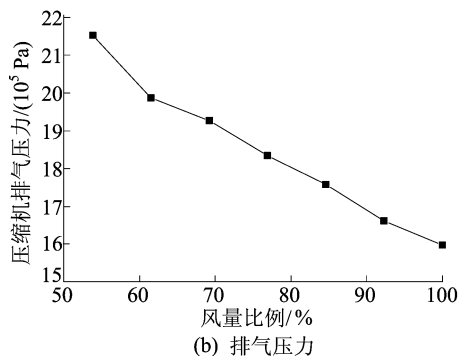
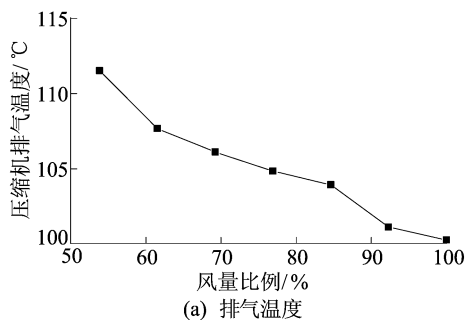
1.2 故障仿真分析

借助控制器,通过控制的方式仿真空调系统中压缩机转速降低、制冷剂泄漏、蒸发器风量降低、冷凝器风量降低4种故障。对冷凝器风量降低故障的研究发现,当冷凝器风量降低时会引起压缩机排气温度和排气压力、空调系统制冷量和性能系数(coefficient of performance, COP)呈现出显著的变化趋势。

影响冷凝器风量的因素有:

- 1) 当过滤网脏堵严重时,空气在流动过程中受到的阻力加大,导致冷凝器风量降低。
- 2) 当冷凝风机电机故障时,如转速降低,也会导致风量减少。

冷凝器风量降低时,压缩机排气温度和排气压力、空调系统制冷量和COP随冷凝器风量的变化规律如图2所示。



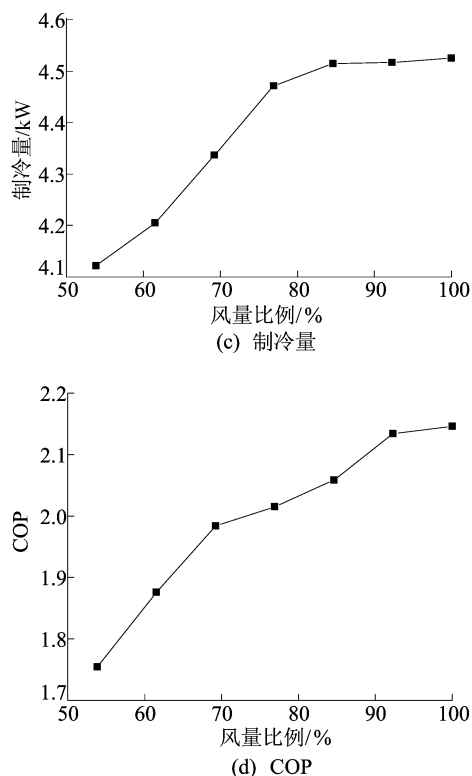


图 2 压缩机排气温度和排气压力、空调系统制冷量和 COP 随冷凝器风量变化的规律

从图 2a 可以看出,当冷凝器风量降低时,压缩机排气温度呈现上升的趋势。如果排气温度过高,会导致润滑油的黏度降低、性能下降;当温度超过润滑油工作的最高温度会导致润滑油分解,从而使压缩机轴承润滑失效及密封效果变差。

从图 2b 可以看出,当冷凝器风量降低时,压缩机排气压力呈现显著上升的趋势。若压缩机排气压力过高,则导致油压过高、密封性能变差,从而引起机油与制冷剂的泄漏,缩短压缩机的使用寿命^[7]。因此,为了避免故障引起更加严重的系统部件损坏,在空调系统发生故障时要快速发现故障并判别故障发生的位置,以方便迅速检修。

从图 2c、图 2d 可以看出,空调系统的制冷量和 COP 均随着冷凝器风量下降而下降。若不及时进行维修,在空调系统工作环境较恶劣、车内人员较多时,乘坐环境的舒适度则会变得非常差。因此,为了给乘客创造良好的乘坐环境,应及时发现空调系统故障并进行维修。

2 应用 BP 神经网络故障诊断

2.1 BP 神经网络理论

由于线性神经网络不能解决线性不可分问题,于是 Parallel distributed proccession 小组提出反向传播误差的方法,即 BP 神经网络,它是由多

层网络构成,不同层神经元之间通过传递函数连接,同一层神经元之间无连接^[8]。空调系统故障受很多因素影响,这些因素之间具有一定的关系,而 BP 神经网络具有良好的非线性映射能力与泛化能力,能够通过学习很好地解决空调系统故障诊断问题。BP 神经网络结构如图 3 所示。

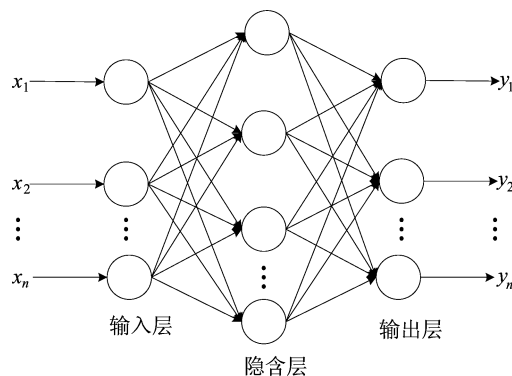


图 3 BP 神经网络结构示意图

2.2 BP 神经网络设计

BP 神经网络故障诊断模型设计主要是针对网络层数和每一层节点的个数。BP 神经网络设计原则如下。

1) BP 神经网络层数。神经网络层数设计的首要问题是确定隐含层层数的数量,大多数情况下 1 层隐含层已经可以满足要求,因此本文选取单层隐含层,输入层、输出层均为 1 层。

2) 节点数目。输入层节点数应根据空调制冷系统故障发生时所选的特征参数维数来确定;输出层节点数根据需要的目标结果来确定,通常在故障诊断中将所研究故障类型的数目作为输出层节点数目。隐含层节点数对 BP 神经网络性能有很大的影响,一般来说隐含层节点数目越多越好,但是节点数目过多会导致网络训练时间过长,而节点数目过少有可能导致训练精度不能满足要求,因此应恰当选择隐含层节点数目。目前,关于隐含层节点数的确定没有精确的计算公式,通常采用经验公式,本文选用的经验公式^[9]如下:

$$M = \sqrt{n+m} + a \quad (1)$$

其中: m 为输入层节点个数; n 为输出层节点个数; a 为 $[0, 10]$ 区间中的一个常数; M 为隐含层节点个数。

本文选择空调制冷系统发生故障时压缩机进出口压力、温度等 9 个特征参数作为输入向量;压缩机转速降低、制冷剂泄漏、蒸发器风量降低和冷凝器风量降低 4 种故障作为输出的目标结果。因此,车载空调制冷系统 BP 神经网络故障诊断模

型的层数和每层节点个数见表 1 所列,输出层定义和故障类型对应的编号见表 2 所列。

表 1 车载空调制冷系统故障诊断的 BP 神经网络结构

神经网络层数	输入层节点数	隐含层节点数	输出层节点数
3	9	11	4

表 2 BP 神经网络输出层设计和故障类型编号

I_1	I_2	I_3	I_4	故障名称	故障编号
1	0	0	0	压缩机转速降低	1
0	1	0	0	冷凝器风量降低	2
0	0	1	0	蒸发器风量降低	3
0	0	0	1	制冷剂泄漏	4

2.3 BP 神经网络故障诊断结果

BP 神经网络空调制冷系统故障诊断流程为:
① 结合空调系统故障数据和故障类型设计网络;
② 选取测试数据测试 BP 神经网络性能。BP 神经网络训练数据是在每种故障的样本数据中选取 10 组数据,共 40 组数据样本,另外选取测试数据样本 40 组。在 MATLAB 软件中构建空调制冷系统 BP 神经网络故障诊断模型,并对构建的神经网络模型进行测试。BP 神经网络故障诊断结果如图 4 所示。

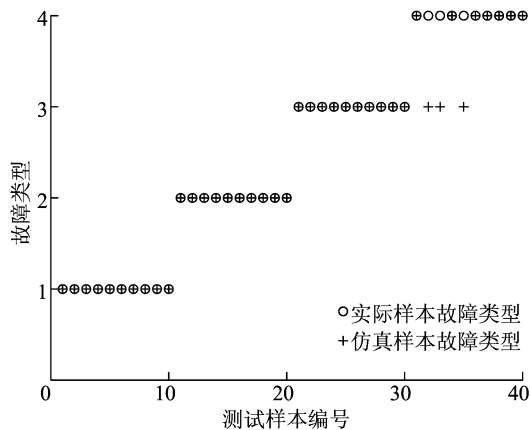


图 4 BP 神经网络故障诊断结果

图 4 中,“○”与“+”两者重合表示故障诊断正确,两者不重合表示故障诊断错误。由图 4 可知,测试结束后共计 3 个样本的实际样本故障类型与仿真样本故障类型不一致,因此采用 BP 神经网络进行车载空调制冷系统故障诊断的准确率为 92.5%。

3 应用决策树故障诊断

3.1 决策树理论

决策树学习是从一组杂乱无章无规则的数据

中推理出数据之间相应关系的一种算法。决策树学习是根据属性值的不同,从最上部根节点开始,根据属性值向下排列到某一个叶子节点进行分类^[10]。决策树的结构如图 5 所示。

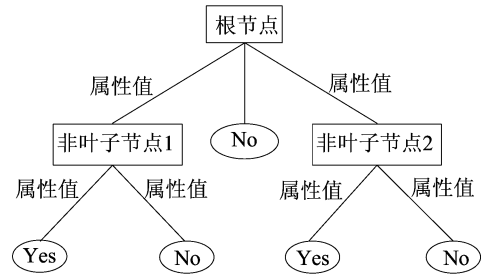


图 5 决策树结构示意图

目前,决策树算法由最初的 ID3 算法不断改进发展为 C4.5、CART 算法,本文采用 CART 算法。CART 算法又被称为 CART 决策树算法,可以对连续属性和离散属性很好地划分,常被用在分类领域。与 ID3、C4.5 不同的是,CART 决策树算法采用基尼指数来求解根节点的属性值,然后可从根节点向下构建决策树模型^[11]。GINI 指标用来衡量所要度量的杂质度,其计算公式^[12]如下:

$$I_{GINI}(A) = 1 - \sum_{k=0}^N p_k^2 \quad (2)$$

其中: N 为分类标签的数目; p_k 为类别 k 在样本集合 A 中出现的概率; I_{GINI} 为基尼指数,其值越小,说明样本越纯净。

3.2 决策树故障诊断结果

决策树故障诊断流程为根据数据创建空调系统决策树分类规则和测试决策树性能。选取的训练数据、测试数据与 BP 神经网络所选择的数据相同。在 MATLAB 软件中创建决策树模型,空调故障类型所对应的编号与 BP 神经网络相同。采用决策树方法构建的车载空调制冷系统决策树结构如图 6 所示,诊断结果如图 7 所示。

由图 6 可知,空调制冷系统故障诊断的决策树结构从决策树根节点开始,可以得到以下 6 条分类规则:① 若 $x_4 \geq 16.067 1$,则故障类型为冷凝器风量降低;② 若 $x_4 < 16.067 1, x_3 \geq 2.246 4$ 且 $x_5 \geq 50.637 6$,则故障类型为制冷剂泄漏;③ 若 $x_2 < 16.067 1, x_3 \geq 2.246 4$ 且 $x_5 < 50.637 6$,则故障类型为压缩机转速降低;④ 若 $x_4 < 16.067 1, x_3 < 2.246 4$ 且 $x_5 \geq 49.986 4$,则故障类型为制冷剂泄漏;⑤ 若 $x_4 < 16.067 1, x_3 < 2.246 4, x_5 < 49.986 4$ 且 $x_4 < 15.560 5$,则故障类型为制冷剂泄

漏; ⑥ 若 $x_4 < 16.067 1$ 、 $x_3 < 2.246 4$ 、 $x_5 < 49.986 4$ 且 $x_4 \geq 15.560 5$, 则故障类型为蒸发器风量降低。

图 7 中,“○”和“+”所代表的意义与图 4 相同。由图 7 可知,每种故障选取的测试数据为 10 组,共 40 组测试数据样本,在采用决策树方法进行空调制冷系统故障诊断的结果中共有 8 个样本的实际样本故障类型与仿真样本故障类型不同,因此,采用决策树方法进行车载空调制冷系统故障诊断的准确率为 80.0%。

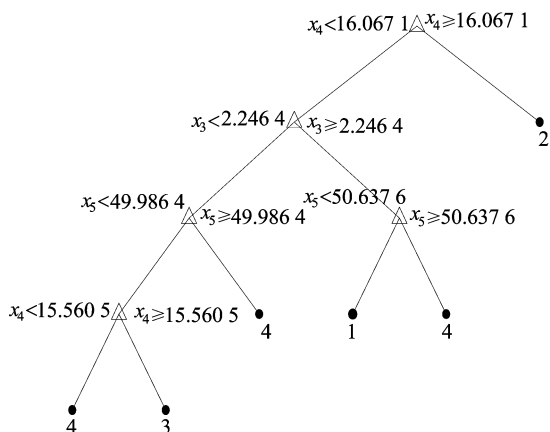


图 6 车载空调制冷系统故障诊断的决策树结构

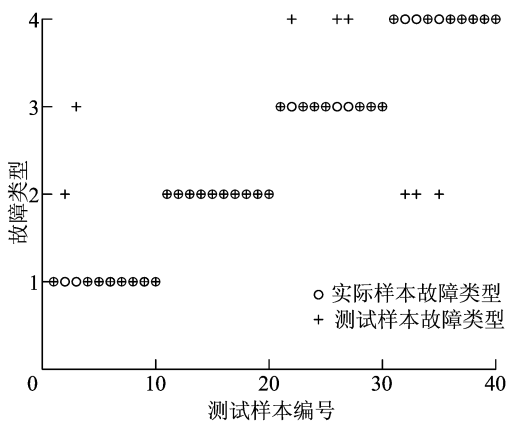


图 7 决策树故障诊断结果

3.3 诊断结果

针对空调制冷系统常见的 4 种故障,分别采用 BP 神经网络和决策树 2 种模型进行故障诊断。诊断结果表明:采用 BP 神经网络进行空调制冷系统故障诊断准确率为 92.5%;采用决策树进行空调制冷系统故障诊断准确率为 80.0%。

4 结 论

本文针对车载空调制冷系统常见的 4 种故障

类型,建立了空调制冷系统一维仿真模型及故障诊断模型,得出如下结论。

1) 当冷凝器风量降低时会导致压缩机排气温度和排气压力上升、系统制冷量和 COP 下降。排气温度过高会导致润滑油黏度降低,使得压缩机轴承润滑失效及密封性能变差,缩短压缩机的使用年限。

2) 车载空调制冷系统故障诊断采用 BP 神经网络模型准确率为 92.5%,而采用决策树模型进行故障诊断的准确率为 80.0%,因此 BP 神经网络模型更适用于车载空调系统的故障诊断。

[参 考 文 献]

- [1] 卢兆兴,董浩,纪若鹏,等. 基于故障树分析法的北斗装备定位异常分析[J]. 测控技术, 2021, 40(6): 9-13.
- [2] 蒋刚,肖建,郑永康,等. 一种改进的快速傅里叶变换算法及其在故障诊断中的应用[J]. 计算机应用, 2006, 26(2): 448-450.
- [3] 王涛,孙志鹏,崔青,等. 基于分类决策树算法的电力变压器故障诊断研究[J]. 电气技术, 2019, 20(11): 16-19.
- [4] 王元章,吴春华,周笛青,等. 基于 BP 神经网络的光伏阵列故障诊断研究[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(16): 108-114.
- [5] 陈渠. 支持向量机在电机轴承故障诊断中的应用效果研究[J]. 电子制作, 2021(4): 73-75.
- [6] WEN X, ZHANG X W, ZHU Y P. Design of fault detection observer based on hyper basis function[J]. Tsinghua Science and Technology, 2015, 20(2): 200-204.
- [7] 陈圣鑫. 制冷压缩机排气压力过高故障检修的研究[J]. 轻工科技, 2017, 33(3): 45-47.
- [8] 吴佳俊,刘保民,刘念. 基于 BP 神经网络的基坑沉降量的预测研究[J]. 邵阳学院学报(自然科学版), 2022, 19(1): 57-63.
- [9] 沈花玉,王兆霞,高成耀,等. BP 神经网络隐含层单元数的确定[J]. 天津理工大学学报, 2008, 24(5): 13-15.
- [10] 王黎明. 决策树学习及其剪枝算法研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2007.
- [11] 江志农,魏东海,王磊,等. 基于 CART 决策树的柴油机故障诊断方法研究[J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2018, 45(4): 71-75.
- [12] 杜春蕾,张雪英,李凤莲. 改进的 CART 算法在煤层底板突水预测中的应用[J]. 工矿自动化, 2014, 40(12): 52-56.

(责任编辑 胡亚敏)