

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.04.057

基于 FPA-SVM 的电力机车牵引整流器故障诊断研究

刘康宁, 王开文

(国能铁路装备有限责任公司, 河北 沧州 061113)

摘要:为提高电力机车牵引整流器故障诊断识别效率和正确率,提出基于 FPA-SVM 的电力机车牵引整流器故障诊断方法。采用压缩感知法对输出电压信号进行去噪处理;利用小波变换法对去噪之后的输出低压信号进行故障特征提取,得到能量特征向量;利用花授粉算法(FPA)对支持向量机(SVM)的惩罚参数 c 和核函数参数 g 进行寻优处理;利用 SVM 模型对能量特征向量进行分类识别,完成电力机车牵引整流器的故障诊断。通过压缩感知去噪、小波变换特征提取、FPA 参数寻优和 SVM 故障诊断识别等一系列流程,将故障诊断正确率提升至 96.3%,满足电力机车牵引整流器故障诊断的一般需求。

关键词:电力机车;牵引整流器;压缩感知;小波变换;花授粉算法;支持向量机;故障诊断

中图分类号:U264.3 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2025)04-0316-05

Research on Fault Diagnosis of Electric Locomotive Traction Rectifier Based on FPA-SVM

LIU Kangning, WANG Kaiwen

(Guoneng Railway Equipment Co., Ltd., Cangzhou 061113, China)

Abstract:In order to improve the efficiency and accuracy of fault diagnosis and recognition for electric locomotive traction rectifiers, a fault diagnosis method for electric locomotive traction rectifiers based on FPA-SVM is proposed, which adopts compressed sensing to denoise the output voltage signal, and applies wavelet transform to extract fault features from the denoised output low-voltage signal, obtaining energy feature vectors. The Flower Pollination Algorithm (FPA) is used to optimize the penalty parameter c and kernel function parameter g of Support Vector Machine (SVM). The SVM model is employed to classify and recognize energy feature vectors, thus completing the fault diagnosis of electric locomotive traction rectifiers. Through a series of processes such as compressed sensing denoising, wavelet transform feature extraction, FPA parameter optimization, and SVM fault diagnosis recognition, the accuracy of fault diagnosis can be improved to 96.3%, meeting the general requirements of fault diagnosis for electric locomotive traction rectifiers.

Keywords:electric locomotive; traction rectifier; compression perception; wavelet transform; flower pollination algorithm; support vector machine; fault diagnosis

0 引言

铁路货物运输是发展国民经济必不可少的运输手段,尤其是重载铁路运输,相比公路运输而言,具有单次运输量大,运输效率高的优点,是进行能源跨区域运输的最便捷方式^[1-2]。目前,重载铁路运输向着高速化和重载化方向发展,对列车运行状态提出了更高的要求。为了确保铁路电力机车的高效运输,有必要对列车运行状态实施全程监控,对电力机车故障诊断展开专项研究。

电力机车牵引整流器可以将交流电转换为直流电,为电力机车提供高压直流电,确保机车能够正常运行。由于重载铁路机车牵引质量大,单次

运输持续时间长,而且在各种复杂气候下行驶在各种复杂的路段中,易导致牵引整流器发生故障。一旦牵引整流器发生故障而未及时发现,则很可能影响电力机车的正常运行甚至会危及行车安全。因此对电力机车牵引整流器健康状态检测和故障诊断是目前最为关注的问题之一^[3]。陶宏伟等^[4]针对高速列车牵引整流器,提出了一种多类故障联合诊断方法。王英等^[5]以 CRH3 型动车组牵引整流器 IGBT 开路故障,提出一种基于改进谱峭度与电流均值的新型诊断方法。姜斌等^[6]对电力机车牵引系统故障诊断方法和预测技术进行了总结和探讨,同时指出了牵引控制系统故障诊断与预测目前存在的问题,并提出了合理建议。然

第一作者简介:刘康宁(1996—),男,河北保定人,本科,研究方向为机车检修、智慧化工厂建设, piaokailuwp47@163.com。

而,由于电力机车运行环境的复杂性,所监测样本不仅数据量巨大,而且还掺杂着大量干扰信号,这就导致在故障诊断时易出现误判,同时也大大降低了诊断效率。

为解决干扰信号对故障诊断的影响,同时提高故障诊断正确率和效率,本文结合压缩感知、小波变换、花授粉算法、支持向量机等多种技术,以SS4B型电力机车牵引整流器为研究对象,提出了一种基于FPA-SVM的电力机车牵引整流器故障诊断方法,以期能在电力机车牵引整流器故障诊断中发挥重要作用。

1 牵引整流器故障分析

1.1 整流器结构

SS4B型电力机车牵引整流器采用TGZ4B型变流装置,主要由整流二极管、晶闸管以及附件组成,主要负责将来自接触网的交流电转化为直流电供驱动牵引电机运转使用。牵引整流器电路由3个半控整流桥串联组成(包括1个4桥臂和1个6桥臂,共10个整流器组件)。第一桥段为封锁晶闸管T1—T4、T5和T6晶闸管移相,第二桥段为T5和T6满开放、T1和T2移相、T3和T4封锁,第三桥段为T1、T2、T5、T6满开放、T3和T4移相,如图1所示。

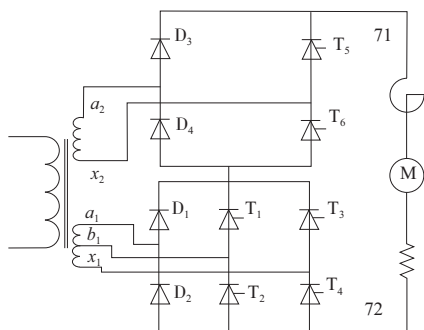


图1 电力机车整流器电路示意

1.2 故障原因

电力机车整流器的故障分为直通故障和开路故障。开路故障是直通故障的外在表现,因而开

路故障更能表现整个整流器的故障。导致整流器发生故障的原因在于:1)电流发生短路,整流器电流过大,导致器件损坏;2)晶闸管上的电流变换率过大,导致器件损坏;3)整流器长期承受过电压,导致器件击穿直通;4)晶闸管驱动电路脉冲丢失或者不正常,导致晶闸管无法进行正常的导通,从而引发整流器开路故障。

1.3 故障分类

按照整流器故障产生的原因,又可将故障分为单管、双管和三管故障,由于三管故障发生的概率很小,因此,本文仅对单/双管故障进行分析。根据主整流器中元器件的数量、位置,可得到整个整流器运行包括57种状态(包括正常情况),具体分类为:1)正常状态,整流器没有发生故障;2)单管故障,即D1—D4、T1—T6中的某一个器件发生故障,此类故障共有10种;3)双管故障,此类故障包括D1D2、T1T2、T3T4、D1T1、D1T3、T1T3、D2T2、D2T4、T2T4、D1T2、D1T4、T1D2、T1T4、D2T3、T2T3、D3T6、D4T5、D1D3、D1D4、D1T5、D1T6、D2D3、D2D4、D2T5、D2T6、T1D3、T1D4、T1T5、T1T6、T2D3、T2D4、T2T5、T2T6、T3D3、T3D4、T3T5、T3T6、T4D3、T4D4、T4T5、T4T6、D3D4、T5T6、D3T5、D4T6等共计46种。当发生D3D4、T5T6、D3T5、D4T6故障时,整流器无法形成电流回路,故而牵引机表现为无输出。这4种类型故障与其他52种故障区别较大,很容易区分,故而不在于本文讨论之列。

整流器在不同类型故障情况下的电压波形(触发角为 30°)对比如图2所示。从图2中可知:当处于正常工作状态时,电压呈有规律的正弦波形变化;当发生单管事故时,电压呈高低正弦波形变化;当发生双管事故时,电压在前一段呈类似方形变化,后一段呈正弦波形变化,存在故障的电压均为非平稳信号。当整流器处于不同状态下时,输出电压的波形具有明显的形状特征差异,因此可以通过对整流器输出电压故障信号的监测和分析,来对电力机车整流器故障进行识别和诊断。

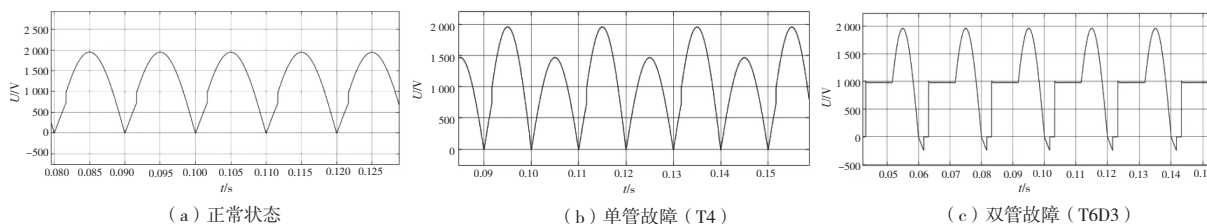


图2 不同故障类型电压波形对比

2 基于FPA-SVM故障诊断技术

2.1 故障特征提取

每一种状态下,电压波形是有差异的,在进行故障分类之前,需要对电压波形信号特征进行提取。目前最常用的信号特征提取法为小波变换法^[7-8],通过小波变换法可以获取输出电压中的时频信息。本文选用db3小波对整流器运行状态时的输出电压进行信号提取,并以正常状态、T4单管故障和T6D3双管故障的特征信号提取结果进行说明,结果如图3所示。从图3中可知:在使用db3小波进行6层小波分解之后,可以获得1个低频系数(C_{a6})和6个高频系数(d_1-d_6),越往下分解,占据的能量越小,低频信号占据着绝大多数的能量值,可以反映出输出电压的大概走势,而高频信号更多的是反映出输出电压的细节变化情况。将这7个分解系数所获得的全部能量进行求解,然后按照 C_a 、 d_6 、 d_5 、 d_4 、 d_3 、 d_2 、 d_1 顺序,组成特

征向量 T ,并将特征向量 T 进行归一化处理,得到不同状态下的特征向量:

$$T_{\text{normal}} = [0.983 \ 591 \ 3 \ 0.180 \ 095 \ 3 \ 0.010 \ 615 \ 6 \ 0.001 \ 001 \ 1 \ 1.732 \ 3 \times 10^{-4} \ 4.902 \ 8 \times 10^{-5} \ 3.384 \ 3 \times 10^{-5}] \quad (1)$$

$$T_{T4} = [0.985 \ 154 \ 1 \ 0.171 \ 421 \ 2 \ 0.009 \ 231 \ 2 \ 9.394 \ 6 \times 10^{-4} \ 1.930 \ 4 \times 10^{-4} \ 5.328 \ 3 \times 10^{-5} \ 3.967 \ 2 \times 10^{-5}] \quad (2)$$

$$T_{T6D3} = [0.997 \ 903 \ 8 \ 0.064 \ 203 \ 1 \ 0.007 \ 964 \ 7 \ 0.001 \ 481 \ 0 \ 4.777 \ 6 \times 10^{-4} \ 1.713 \ 0 \times 10^{-4} \ 5.951 \ 4 \times 10^{-5}] \quad (3)$$

从式(1)一式(3)可以看出:当整流器处于不同状态时,其输出电压的小波能量分解特征向量存在明显差异,能量越来越向低频系数集中,正常、T4、T6D3状态下的 C_{a6} 分别为0.983 591 3、0.985 154 1、0.997 903 8,即可以通过故障的能量特征向量分布情况来判断整流器是否发生故障。

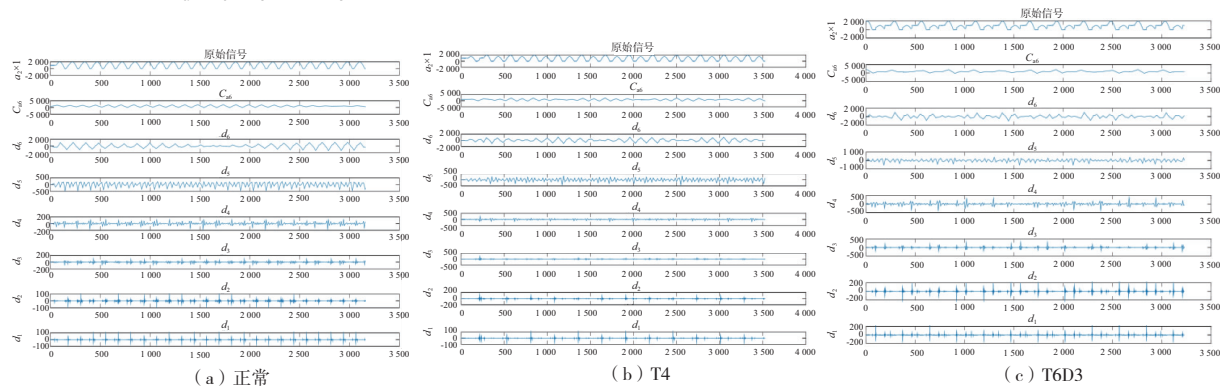


图3 不同故障类型小波分解结果

2.2 FPA-SVM故障诊断流程

支持向量机(support vector machine, SVM)是一种监督式学习方法,可以对没有类别标签的数据进行分类,主要用于模式分类和非线性回归分析。在进行分类分析时,经常会面临线性不可分的问题,遇到此种情况时有两种解决方式:第一种是通过引入松弛变量来构造相对“最优”平面,从而减小样本被错分的概率;另外一种是通过核函数来解决,通过核函数将二维线性不可分问题转换为高维空间线性可分问题,常用的核函数包括多项式核函数、感知器核函数、线性核函数和径向基核函数,本文采用核函数来进行特征向量的分类处理。

在利用SVM对特征向量进行分类时,惩罚参数 c 和核函数参数 g 的取值对于分类准确性有很大的影响,单纯靠人工经验选取往往很难达到较

好的诊断效果,因此在SVM基础上再引入花授粉算法(flower pollination algorithm, FPA)来对SVM的惩罚参数 c 和核函数参数 g 寻优,即FPA-SVM算法。在FPA算法中存在两种情况,一种是局部搜索(类似于自花授粉),另一种是全局收缩(类似于异花授粉),通过切换概率 p 来对局部和全局搜索进行控制转化。FPA假设每一植物只开一朵花,即对应一个问题解,每个花朵均会对应多种授粉方式,从这些授粉方式集合中,总会存在一组最优解^[9]。

FPA-SVM的整流器故障诊断流程如图4所示。首先,通过传感器采集整流器的输出电压信号;然后利用小波分解法提取得到信号的特征向量;接着将特征向量样本划分为训练样本和测试样本两部分,使用FPA算法对训练样本进行搜索分析,得到最佳惩罚系数 c 和核函数参数 g ,再接着

是将最佳惩罚系数 c 和核函数参数 g 代入 SVM 中,对测试样本进行分类计算,然后得出故障诊断结果。

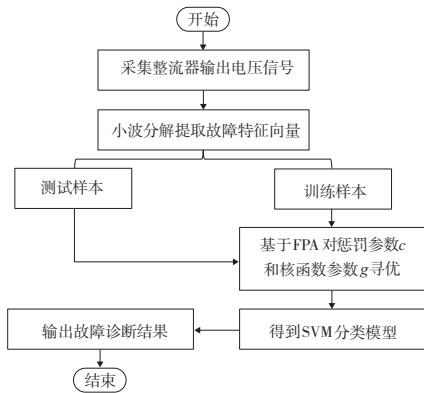


图4 基于 FPA-SVM 故障诊断流程

2.3 故障诊断应用

首先,随机选取多组输出电压信号,将电压信号分为训练样本和测试样本,训练样本包含 52 种故障,每种故障类型输出电压信号为 30 组,即训练样本数量为 $52 \times 30 = 1\,560$ 组,测试样本包括其中 9 种故障(D1 开路、T2 开路、D3 开路、T6 开路、D1D2 开路、T1D1 开路、D1T2 开路、D3T6 开路、D3T2 开路)。每种故障输出电压信号为 3 组,即测试样本数量为 $9 \times 3 = 27$ 组。然后,利用 FPA 对训练样本进行训练,训练时设置种群规模为 20,算法迭代次数为 100 次,FPA 的切换概率 p 设置为 0.6,通过 FPA 寻优得到最佳惩罚系数 $c = 8$,最优核函数参数 $g = 12.2$ 。最后,利用寻优后的 SVM 对测试样本进行诊断分析,结果如表 1 所示。在 27 组训练样本中,T2、D1D2 和 D3T6 分别有 1 组数据发生了误诊断,其余 24 组数据诊断正确,故障诊断正确率为 88.9%。这说明基于 FPA-SVM 的故障诊断方法是合理可行的,能够较准确地诊断出电力机车整流器的故障类型,但诊断准确率还有待进一步提升。

表 1 测试样本故障诊断结果

故障类型	诊断故障类型		
	1	2	3
D1	D1	D1	D1
T2	T2	T2	T1
D3	D3	D3	D3
T6	T6	T6	T6
D1D2	D1D2	D1D3	D1D2
T1D1	T1D1	T1D1	T1D1
D1T2	D1T2	D1T2	D1T2
D3T6	D2T6	D3T6	D3T6
D3T2	D3T2	D3T2	D3T2

2.4 诊断优化

影响 FPA-SVM 故障诊断准确率的主要原因是动力机车在工作过程中,受复杂环境的干扰,会难以避免给输出电压信号带来许多噪声,从而影响故障特征提取,最终导致诊断正确率降低。以 T4 开路故障为例,掺入噪声影响后两者的小波分解结果对比如图 5 所示。从图 5 对比可以看到:当掺入噪声后,采用小波分解的特征信号与未掺入噪声前,有明显的变化,因此得到的小波能量分解系数结果也会存在较大区别,最终会表现为诊断结果的误判。

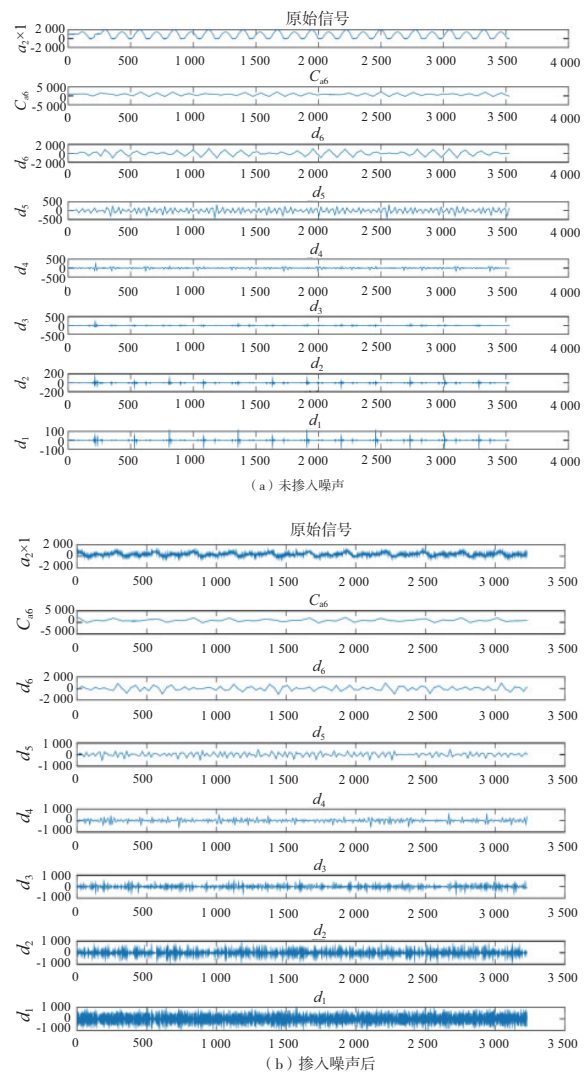


图5 掺入噪声前后小波分解结果对比

因此,要想提高故障诊断正确率,就必须提前对输出电压信号中的噪声进行剔除,即去噪处理。压缩感知可以突破对采样频率的限制,能够在提升采样和传输效率的同时,还能够对信号进行去噪,压缩感知要求被监测信号具有稀疏性,满足稀

疏性的信号仅需要通过很少的监测信息就能恢复原始信号。压缩感知去噪流程如图6所示,将带有噪声的信号进行压缩采样,对压缩信号进行正交匹配追踪重构,再利用DCT对白噪声信号进行稀疏变换(白噪声为非稀疏信号,不对白噪声进行重构)。通过稀疏重构,直至过滤掉所有白噪声,达到去噪效果^[10-11]。

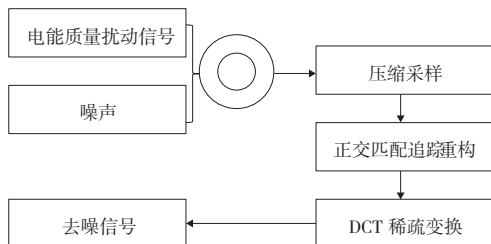


图6 压缩感知去噪流程

将相同的故障数据经过压缩感知处理之后再行诊断,结果如表2所示。从表2中可知:在27组测试样本中,仅有1组被误判(D1T2被误判成D1T3),故障诊断正确率由原来的88.9%提升至96.3%。故障诊断正确率得到有效提升,表明在经过压缩感知去噪之后,再通过FPA-SVM故障诊断效果明显提升。这是因为在利用压缩感知处理之后,数据长度从1 024字节被压缩到512,压缩比值可以达到2,但重构误差却能控制在0.5%以内,这样不仅可以减小数据的占用空间,同时能够保证解压出来的数据与原始数据基本一致,大大提升了故障诊断的效率和正确率,该方法可以用于电力机车牵引整流器故障诊断。

表2 压缩感知去噪处理后故障诊断效果

故障类型	诊断故障类型		
	1	2	3
D1	D1	D1	D1
T2	T2	T2	T2
D3	D3	D3	D3
T6	T6	T6	T6
D1D2	D1D2	D1D2	D1D2
T1D1	T1D1	T1D1	T1D1
D1T2	D1T2	D1T3	D1T2
D3T6	D3T6	D3T6	D3T6
D3T2	D3T2	D3T2	D3T2

3 结语

1) 电力机车牵引整流器在不同状态下具备不

同的输出电压波形,采用小波对输出电压波形进行故障特征提取,能够获得不同状态下的分解能量特征向量。

2) 利用FPA首先对SVM的惩罚参数 c 和核函数参数 g 进行寻优处理,然后再利用SVM模型对能量特征向量进行分类识别,从而完成故障诊断。

3) 受运行环境干扰影响,基于FPA-SVM进行故障诊断时,诊断正确率仅有88.9%,为减少噪声信号的对诊断结果的影响,采用压缩感知法对监测样本进行了去噪,然后再进行FPA-SVM故障诊断,可以将故障诊断正确率提升至96.3%。

参考文献:

- [1] 秦宝清,杨健,于海霞.重载铁路机车基础制动单元运行状态监测技术研究[J].铁道机车与动车,2023(4):41-42,45.
- [2] 刘博,庄德玉,邱锦波,等.采煤机牵引用PWM整流器LLCL滤波器设计[J].煤炭工程,2022,54(12):198-204.
- [3] 戴健,葛兴来,杨旭,等.基于动态自适应参考值的牵引整流器IGBT键合线老化状态监测方法[J].中国电机工程学报,2022,42(7):2650-2663.
- [4] 陶宏伟,彭涛,杨超,等.高速列车牵引整流器多类故障联合诊断方法[J].自动化学报,2019,45(12):2294-2302.
- [5] 王英,王丹,陈小强,等.基于改进谱峭度与电流均值的牵引整流器开路故障诊断方法[J].电力自动化设备,2020,40(1):112-118.
- [6] 姜斌,吴云凯,陆宁云,等.高速列车牵引系统故障诊断与预测技术综述[J].控制与决策,2018,33(5):841-855.
- [7] 王浏洋,徐彦伟,颜潭成,等.基于优化CNN与信息融合的地铁牵引电机轴承故障诊断[J].机械与电子,2023,41(8):39-44,48.
- [8] 李子凡,叶志锋,王彬.基于小波分析和神经网络的传感器故障诊断[J].机械制造与自动化,2023,52(4):196-201.
- [9] 冯顺利,饶美丽,姜凌丽.基于SVM的无刷同步发电机故障检测研究[J].机械制造与自动化,2023,52(3):203-205.
- [10] 张骞,裴荣,徐昕,等.基于压缩感知的可视化环境监测系统研究[J].机械制造与自动化,2022,51(2):172-176.
- [11] 许佳薇,韩军,丁良华.改进的压缩感知红外图像去噪算法[J].电子测量技术,2021,44(5):107-111.

收稿日期:2023-10-09