

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211706

# 基于 IPSO 算法优化小波神经网络的转辙机故障诊断<sup>\*</sup>

韦子文

(中铁第一勘察设计院集团有限公司 西安 710043)

**摘要:** 转辙机是铁路上实现道岔转换的重要的设备,其运营、维护工作耗时长、故障识别精度不高且存在误判、漏判等问题。针对上述问题,本文基于人工智能、深度学习等新型技术,提出一种新的 S700K 型转辙机故障识别方法。相较于较传统的 Harr 或 Mexicanhat 小波分解,本文首先将微机监测系统采样的转辙机动作功率曲线数据用一种具有紧支撑的正交小波 Daubechies 波分解与重构,提取 8 种常见类型故障的特征向量,归一化后作为改进后小波神经网络的输入量;然后采用分类学习粒子群算法优化网络内部的各项权值、阈值等参数,构建 IPSO-WNN 故障识别模型;最后选取车站监测机数据库中的动作功率曲线对故障识别模型进行网络训练和测试。本文提出的算法对 8 种常见的转辙机故障识别准确率超过 95%,用时仅 21 s 左右,可以有效地运用于 S700K 型转辙机的故障识别并提高其精度与速度,为实现转辙机故障识别的预测提供理论支撑。

**关键词:** 转辙机;故障识别;深度学习;小波神经网络;功率曲线

**中图分类号:** U284.92;TP312 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520;580

## Fault diagnosis of switch machine based on wavelet neural network optimized by IPSO algorithm

Wei Ziwen

(China Railway First Survey And Design Institute Group Co., Ltd., Xi'an 710043, China)

**Abstract:** Switch machine is an important equipment to realize turnout conversion on the railway. Its operation and maintenance takes a long time, its fault identification accuracy is not high, and there are many problems such as misjudgment, omission and soon. To solve the above problems, this paper proposes a new fault recognition method for S700K switch machine based on artificial intelligence, deep learning and other new technologies. Compared with the traditional Harr or Mexicanhat wavelet decomposition, in this paper, the power curve data sampled by the microcomputer monitoring system is decomposed and composed by an orthogonal wavelet Daubechies wave with tight support, and the feature vectors of eight common types of faults are extracted, which are normalized as the input of the improved wavelet neural network. Then, the IPSO-WNN fault recognition model is constructed by using the classification learning particle swarm optimization algorithm to optimize the weights and thresholds in the network. Finally, the action power curve in the station monitor data base is selected for network training and testing of the fault identification model. The algorithm proposes in this paper has a fault identification accuracy of more than 95% and takes only about 21 seconds on the 8 common fault of switch machine. It can be effectively applied to the fault identification of S700K type switch machine and improve its accuracy and speed, providing theoretical support for the prediction of fault identification of switch machine.

**Keywords:** switch machine; fault recognition; deep learning; wavelet neural network; power curve

### 0 引言

目前,设备运营单位常用的做法是由专业人员周期性地对道岔转辙设备进行维修、维护,并通过信号集中监测系

统实时监测设备的运行状况<sup>[1]</sup>。但随着轨道交通的快速发展,转辙机维修、维护所需的人力和物力也大幅增加,同时也伴随着效率降低、可靠性不高等问题,势必会对列车的安全运输、高效运行产生影响。为了保证列车安全、可靠、高

收稿日期:2022-10-14

<sup>\*</sup> 基金项目:陕西省重点研发计划(2021GY-101)、中铁第一勘察设计院集团有限公司科技研究开发课题(2021KY19ZD(ZNGT)-08)项目资助

效地运行,对转辙机的故障类型进行研究、实现故障状态的精确识别意义重大。

针对上述问题,国、内外学者对转辙机常见的几种故障类型进行了深入研究。Eker 等<sup>[2]</sup>、姜媛媛等<sup>[3]</sup>将支持向量机(support vector machine, SVM)与适应性遗传算法<sup>[4]</sup>结合起来用以识别转辙机等设备的故障,但支持向量机计算量大且无法检测多种故障类型;2015 年,国内学者肖蒙等<sup>[5]</sup>提出通过差别矩阵对故障诊断决策表进行约简以得到最简的诊断决策表,然后利用决策表中的链接关系建立用于故障诊断的贝叶斯网络模型;2017 年, Wang 等<sup>[6]</sup>融合故障和实际天气数据,采用基于自适应增强集成算法(adaptive boosting, Adaboost)和贝叶斯网络的预测模型研究了转辙机故障与天气之间的联系;2020 年,王林洁<sup>[7]</sup>基于转辙机故障现象与多种原因之间的不确定性提出一种采用粗糙集约简的高效贝叶斯网络故障诊断方法,而贝叶斯网络需要大量的且不易确定的先验参数;Wang<sup>[8]</sup>提出了采用轮盘赌选择基本分类器的样本集,然后将支持向量机与自适应增强集成算法相结合(support vector machine-adaptive boosting, SVM-AdaBoost)实现对全电子联锁系统的故障诊断,为其故障诊断提供了依据;神经网络以其良好的时、频域局部特性和自主学习等功能特性在机械设备故障诊断中具有广泛的应用,王瑞峰等<sup>[9]</sup>、肖旰等<sup>[10]</sup>提出将灰色关联分析和集合经验模态分解引入神经网络;刘新发等<sup>[11]</sup>和田健<sup>[12]</sup>学者依据故障与征兆的模糊特性将模糊系统引入神经网络对道岔故障诊断进行研究,达到了较为满意的诊断效果;付琴<sup>[13]</sup>提出了遗传算法(deoxyribonucleic acid, DNA)算法,其优越的全局搜索能力提高了反向传播(back propagation, BP)神经网络诊断故障类型时的准确性。

根据转辙机在动作过程中发生不同类型故障时的功率曲线差异,本文在遗传粒子群算法(genetic algorithm-particle swarm optimization, GA-PSO)算法中引入“分类学习”的思想增加粒子多样性,构建转辙机故障诊断模型:首先基于神经网络和小波分析<sup>[14]</sup>技术,提出由一种具有紧支撑的正交小波 Daubechies 取代传统的 Harr 或 Mexicanhat 小波基对转辙机故障的数据样本分解与重构;然后用改进的粒子群算法优化神经网络的各项参数(学习概率、小波伸缩因子和平移因子),在保证网络快速收敛速度的同时解决了神经网络收敛易陷入“早熟”的问题,以提高诊断精度;最后用微机监测系统的数据进行仿真实验。

## 1 转辙机工作原理及故障分析

### 1.1 工作原理

本文以高速铁路 S700K 型五线制交流转辙机为研究对象,它的主要设备器件包括电机、锁舌、表示杆、动作杆和锁闭块等。它完全转换所需的时间为 6.7 s 左右。

S700K 转辙机的动作过程主要包含 5 个阶段,分别为

启动、解锁、转换、锁闭和表示。启动阶段(第 0~1 s)转辙机电动机开始转动,电流迅速增大,功率曲线骤然上升,启动结束后设备开始正常的运行,功率曲线较大幅度下降。解锁(第 1~2 s)完成后,转辙机带动道岔尖轨开始转换(第 2~4 s),此过程功率曲线较为平稳。当道岔转换到位,尖轨与基本轨密贴或到达规定的位置后,道岔开始锁闭(第 4~5 s),当锁舌弹出,断开电动机的控制电路,功率曲线出现一定幅度的下降,之后随着道岔表示的给出,功率降为 0。其正常工作状态时的动作功率曲线如图 1 所示。

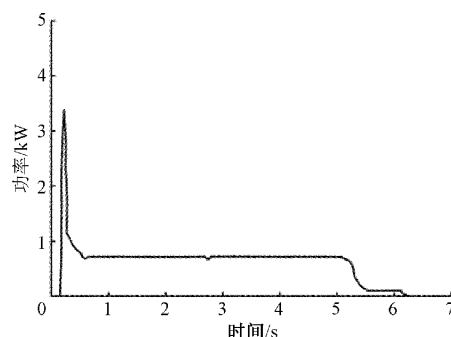


图 1 S700K 转辙机正常工作状态时功率曲线

### 1.2 故障分析

以下是经现场实际调研和通过微机监测系统得到的转辙机 8 种常见故障类型。对以下 8 种常见故障类型的功率曲线进行分析,以为后续故障诊断模型的建立提供数据支持。

道岔无法解锁故障的动作功率在道岔转换阶段有小幅上升,如图 2 所示。

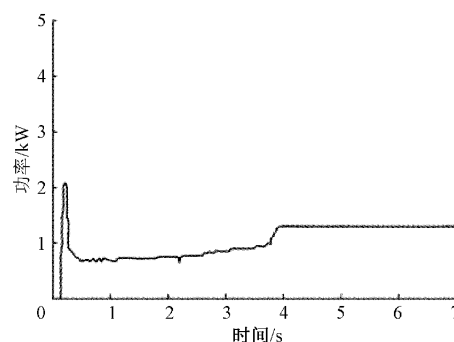


图 2 无法解锁故障功率曲线

转换异常阻力故障的功率曲线在转换阶段存在无规则上下抖动,如图 3 所示。

杆件松动故障的功率曲线有小范围波动但能正常完成转换,如图 4 所示。

动作杆异物入侵卡死故障的功率曲线在锁闭阶段大幅度上升且不能完成正常转换,如图 5 所示。

锁舌、锁闭块卡死故障的功率曲线在锁闭阶段有所上升且之后形成空转曲线,如图 6 所示。

缺口故障功率曲线在表示阶段形成空转曲线,如图 7 所示。

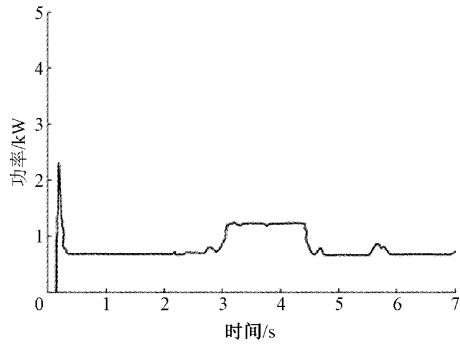


图 3 转换异常阻力故障功率曲线

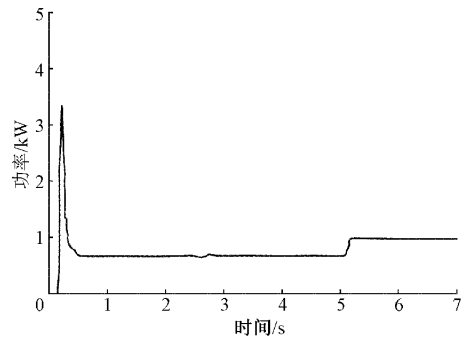


图 7 缺口故障功率曲线

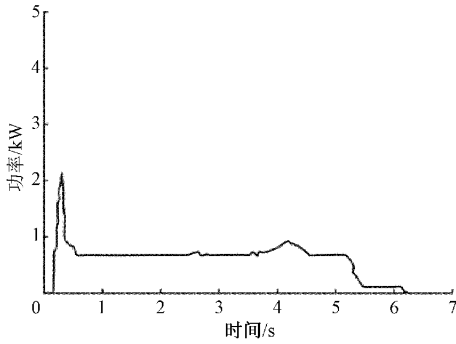


图 4 杆件松动故障功率曲线

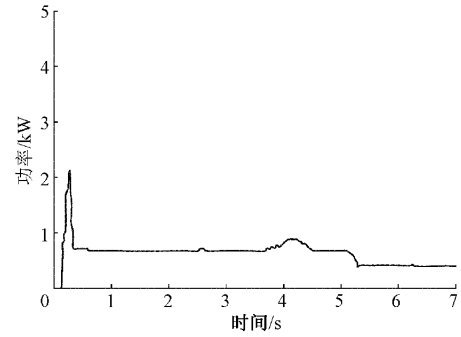


图 8 断相保护器故障功率曲线

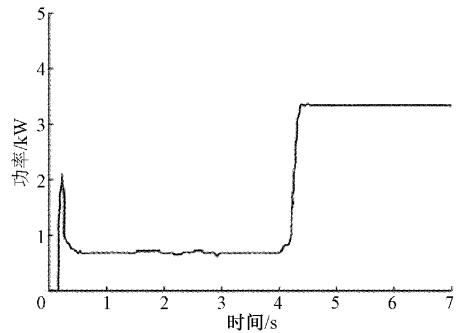


图 5 动作杆异物入侵卡死故障功率曲线

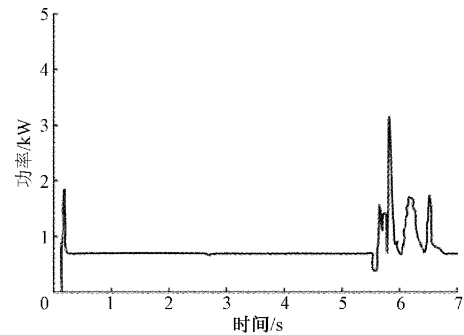


图 9 表示电路二极管故障功率曲线

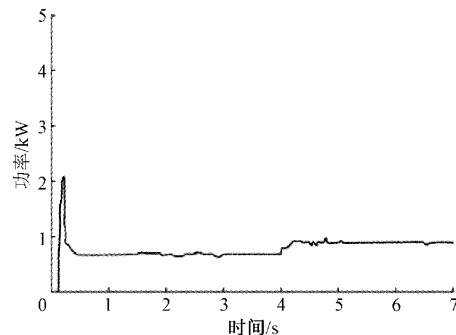


图 6 锁舌、锁闭块卡死故障功率曲线

断相保护器故障的功率曲线在表示阶段不能正常下降至 0 kW,如图 8 所示。

表示电路二极管故障的功率曲线在表示阶段出现异常大幅波动,如图 9 所示。

## 2 小波神经网络与粒子群算法

### 2.1 小波神经网络基础理论

小波分析是应用于时间、频率分析领域的一种局部化信号分析方法。它能够反映信号时域和频域的局部特性、聚焦特性。神经网络则是由神经元通过广泛地相互连接构成的非线性神经网络系统,它能反映大脑的许多基本功能特征,在信号处理方面具有自学习、自适应、容错性、健壮性等优点。

小波神经网络<sup>[15]</sup>充分结合了小波分析良好的时、频域局部特性和神经网络的自主学习等功能特性,并用小波基函数代替了神经网络隐含层中神经元的传递激发函数(例如 sigmoid)。

小波神经网络包含输入节点  $m$  个、隐层节点  $n$  个、输出节点  $N$  个,网络的输入数据为  $X$ ,输出数据为  $Y$ 。基本

结构如图 10 所示。

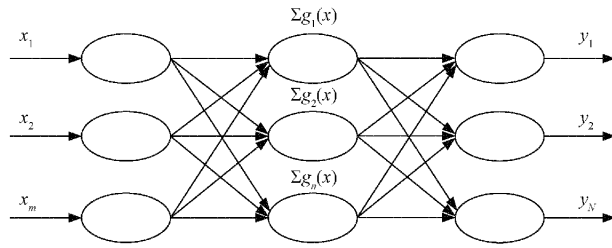


图 10 小波神经网络基本结构图

小波神经网络表达式如式(1)所示。

$$y = \sum_{j=1}^m \omega_{jk} g \left( \frac{\sum_{i=1}^N \omega_{ij} x_i - b_j}{a_j} \right) \quad (1)$$

式中:  $x_i$  为网络的输入,  $g$  为小波函数,  $a_j$  和  $b_j$  分别为平移尺度因子、伸缩尺度因子,  $\omega_{ij}$  和  $\omega_{jk}$  分别为输入层与隐含层节点之间的权值、隐含层与输出层节点之间的权值。

### 2.2 小波基的选择

针对不同的数据样本集,小波基的选择也比较灵活,数据输入需要选择适当的小波进行小波分解<sup>[16]</sup>。目前较为常用的小波基是 Harr 和 Mexicanhat,其缺点是无法重构分解后的信号。本文算法采用的小波基是 Daubechies。Daubechies<sup>[17]</sup>是一种具有紧支撑的正交小波。如图 11 所示,即为 Harr、Mexicanhat 和 Daubechies 16 小波的时、频域波形图像。

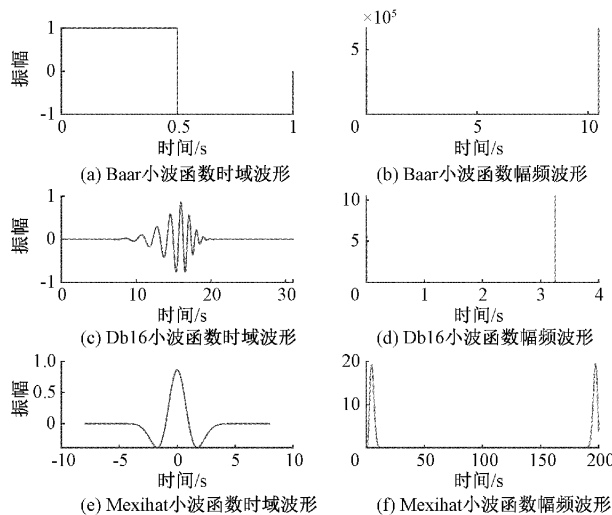


图 11 小波基时、频域波形图

小波神经网络各小波基特性对照如表 1 所示。

当其消失阶数  $N$  取 1 时, Daubechies 小波即为 Haar 小波;随着小波消失阶数  $N$  值的增加,信号重构过程越光滑,频域范围内局部化能力越强,可将其看作一个理想的低通滤波器和带通滤波器,且能量无损失;但计算量会大幅增加并影响实时性。

表 1 小波基特性对照表

基特性	Harr	Mexican hat	Daubechies
正交性	有	无	有
紧支撑性	有	无	有
离散小波变换	能	不能	能
支撑长度	1	有限	$2N-1$
对称性	对称	对称	近似对称
消失阶数	1	—	$N$

### 2.3 改进粒子群算法

标准粒子群 (particle swarm optimization, PSO) 算法具有通用性强,控制参数少,操作简单等优点。

在标准粒子群算法优化过程中,通常设定其搜索空间为  $D$  维,种群数目为  $N$ ,最大迭代次数为  $M$ 。其中第  $i$  个粒子的位置可表示为:  $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ ,第  $i$  个粒子的速度可表示为:  $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 。第  $t$  代每个粒子根据自身的历史最优  $p'_{id}(t)$  和粒子种群的全局最优  $g'_{id}(t)$  更新速度和位置,以实现粒子群体的进化,进行寻优计算,具体的速度、位置更新公式分别如式(2)、(3)所示。每迭代一次,便更新一次  $p'_{id}(t)$  和  $g'_{id}(t)$ ,当达到最大迭代次数时停止算法。

$$v_{id}(t+1) = \omega * v_{id}(t) + c_1 r_1 (p'_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (g'_{id}(t) - x_{id}(t)) \quad (2)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (3)$$

本文对传统标准粒子群算法进行改进,通过引入“分类学习”的思想以丰富粒子种群的多样性<sup>[18]</sup>,缓解早期局部收敛陷入局部最优的问题。改进粒子群算法 (improved particle swarm optimization, IPSO) 将全部粒子按适应度值的大小将粒子种群分为“优良”、“中等”、“较差”3 类,每一类粒子的速度更新公式如式(4)~(6)所示。

$$v_{id}(t+1) = \omega * v_{id}(t) + c_1 r_1 (p'_{id}(t) - x_{id}(t)) \quad (4)$$

$$v_{id}(t+1) = \omega * v_{id}(t) + c_1 r_1 (p'_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (g'_{id}(t) - x_{id}(t)) \quad (5)$$

$$v_{id}(t+1) = c_1 r_1 (rand(p_{better1}(t)) - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (rand(p_{better2}(t)) - x_{id}(t)) \quad (6)$$

式中:  $\omega$  是惯性权重值;  $c_1$  和  $c_2$  是动态学习因子;  $p'_{id}(t)$  和  $g'_{id}(t)$  分别是各粒子自身的历史最优值和全部粒子的历史最优值;  $rand(p_{better1}(t))$  和  $rand(p_{better2}(t))$  分别是“优良”的粒子群体随机选的两个粒子位置作为“较差”的粒子群体的学习对象。

### 2.4 算法性能测试

为测试算法的综合性能,选取 Rosenbrock、含有离散问题的函数 Noise Quadric、多峰值函数 Rastrigin 作为目标函数,分别采用混沌粒子群 (chaotic particle swarm optimization, CPSO) 算法和遗传粒子群算法与本文算法进行全局最优的测试和对比。

算法的参数设置如下:粒子群数目  $N$  设置为 40, 维数  $D$  设置为 3, 最大迭代次数  $M$  设置为 500。

在迭代到第 27 次时, 本文算法优先寻得 Rosenbrock 函数的全局最优(最小适应度值), 最小适应度曲线如图 12 所示。

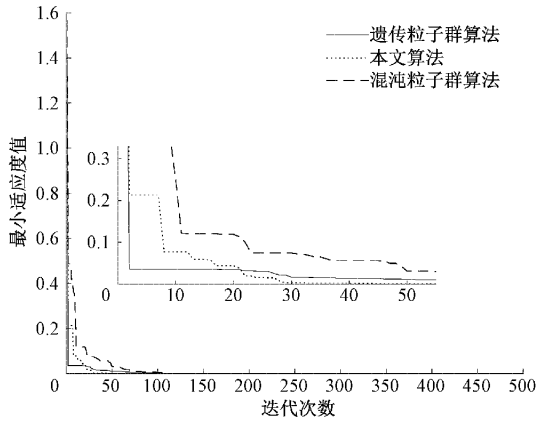


图 12 Rosenbrock 函数全局最优收敛曲线

在迭代到第 120 次时, 本文算法优先寻得 Noise Quadric 函数的全局最优(最小适应度值), 最小适应度曲线如图 13 所示。

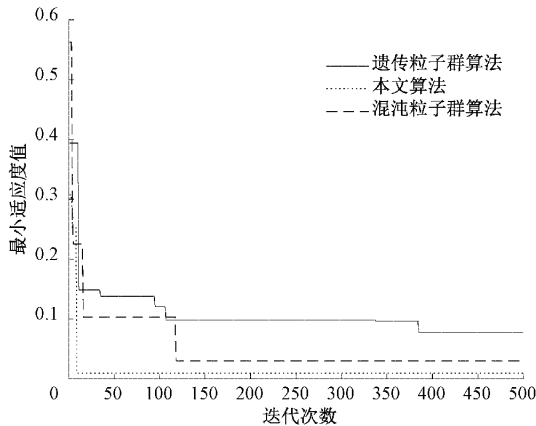


图 13 Noise Quadric 函数全局最优收敛曲线

在迭代到第 13 次时, 本文算法优先寻得 Rastrigin 函数的全局最优(最小适应度值), 最小适应度曲线如图 14 所示。

综上所述, 本文算法寻优精度更高、寻优速度也更快, 有效验证了本文算法的有效性和可行性。

### 2.5 算法流程

本文算法的具体优化流程如下。

- 1) 初始化各个粒子的速度、数目和最大迭代次数  $M$  等基本参数;
- 2) 将各粒子解码到构建的小波神经网络结构之中, 计算各粒子所对应的适应度值(网络误差值);
- 3) 根据适应度值的大小将粒子种群分为“优良”、“中等”、“较差”3 类, 并分别采取不同的学习策略迭代更新  $M$

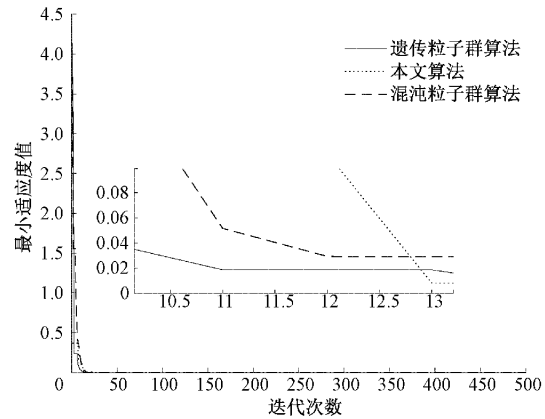


图 14 Rastrigin 函数全局最优收敛曲线

次后搜索得到全局最优值, 全局适应度最小(网络误差最小)的粒子即为网络的最佳参数。

具体优化流程图如图 15 所示。

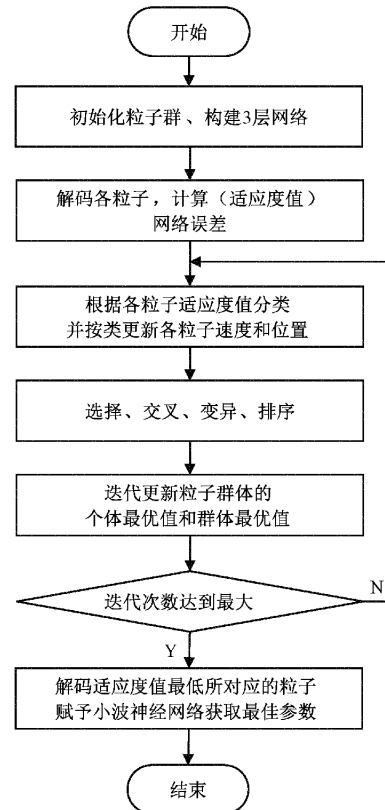


图 15 诊断方法优化流程

## 3 实验及结果分析

### 3.1 实验数据准备及参数设置

针对 S700K 转辙机故障诊断的诊断系统框图如图 16 所示。

将 2.1 节中正常工作状态标记为  $x_0$ , 将现场实际调研和通过微机监测系统得到的转辙机 8 种常见故障类型模式分别标记为  $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_7, x_8\}$ 。

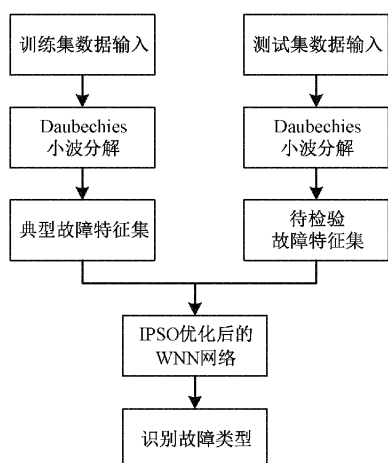


图 16 识别系统框图

首先确定小波神经网络的结构,本文构建的神经网络为 3 层网络结构,输入层节点的数目即为上述归一化后特

征向量的个数,根据确定隐含层节点数目的经验公式确定为 5,根据 S700K 转辙机的故障种类确定输出层节点数目为 9。并分别在微机监测系统中的 9 种动作功率曲线上的多个特定点采样,选取 240 个数据样本,其中每一类型的故障有 30 个样本。将前 180 个样本(带有故障标记)作为训练样本集,训练小波神经网络,后 60 个(不带故障标记)作为测试样本集,在假设故障类型未知的情况下对训练后的网络进行检验。

其次将训练集样本数据归一化处理,利用 Daubechies 小波对数据样本进行分解与重构(考虑到运算时间等因素的影响,本文采用 Daubechies  $N=4$  小波函数),提取归一化故障特征向量作为故障模式的输入特征。然后采用 3.3 节的改进粒子群算法优化小波神经网络的各初始参数(学习概率、小波伸缩因子和平移因子),进行网络训练,以用于后续测试集数据样本的测试、验证。Daubechies 小波分解后的八种常见类型故障特征参数如表 2 所示。

表 2 8 种常见类型故障的特征参数

故障类型	实际输出						
故障类型 1	1.116	0.689	0.649	0.936	0.799	0.430	0.226
故障类型 2	0.353	0.484	0.458	0.562	0.815	0.575	0.750
故障类型 3	1.101	1.026	1.092	0.377	0.810	0.264	0.401
故障类型 4	0.396	0.554	0.831	0.433	1.126	1.031	0.348
故障类型 5	0.989	0.419	0.982	0.435	0.351	0.531	0.828
故障类型 6	1.155	0.369	0.849	0.069	0.461	0.129	0.397
故障类型 7	0.463	0.804	0.421	0.454	1.021	0.509	0.786
故障类型 8	0.457	0.087	0.938	0.906	0.830	0.728	0.312

最后,转辙机故障模式诊断。将处理后的测试集样本数据输入到已优化、训练好的小波神经网络中,对测试样本集进行评估并确定故障类型。然后比较实际输出与期望输出的结果以测试提出的改进小波神经网络训练的性能。

### 3.2 仿真结果分析

通过 MATLAB R2020a 进行仿真验证,迭代运算 1 000 次后,测试集样本的准确率可达 95%,仿真结果如图 17 所示。

为检验本文算法在转辙机故障诊断方面应用的优越性,又同文献[12]采用的算法、文献[13]采用的算法进行对比仿真。

文献[12]根据道岔的故障特点,基于专家经验,采用模糊规则来描述现象与故障的关系,然后采用一阶梯度寻优算法对模型参数进行优化并完成规则的自动更新过程,确定网络参数,构建 FNN 诊断模型。采用相同测试集进行试验,文献[12]所采用算法准确率将近 92%,仿真结果如图 18 所示。

文献[13]建立了基于 DNA 优化 BP 神经网络的道岔

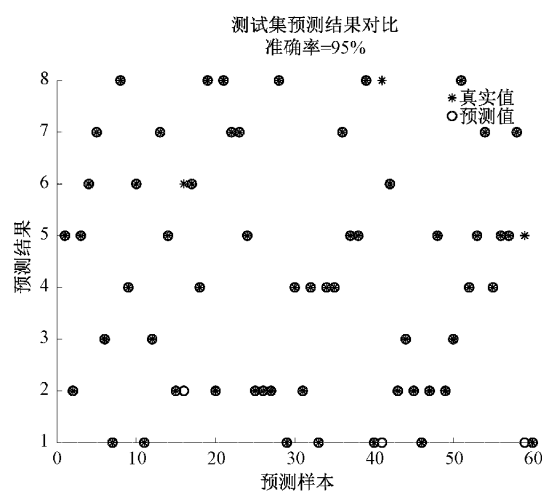


图 17 本文算法测试集检验结果

控制电路故障诊断优化模型,利用 DNA 算法的全局搜索能力优化网络的初始权值和阈值,以提升 BP 神经网络诊断故障时的准确性和快速性。同样采用相同测试集进行试验,文献[13]所采用算法准确率仅 78%,仿真结果如

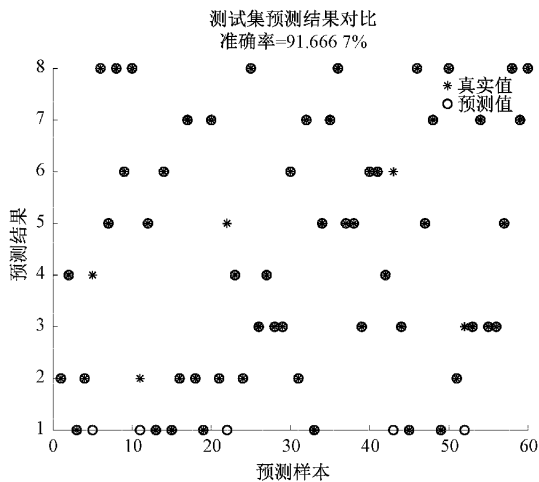


图 18 文献[12]算法检验结果

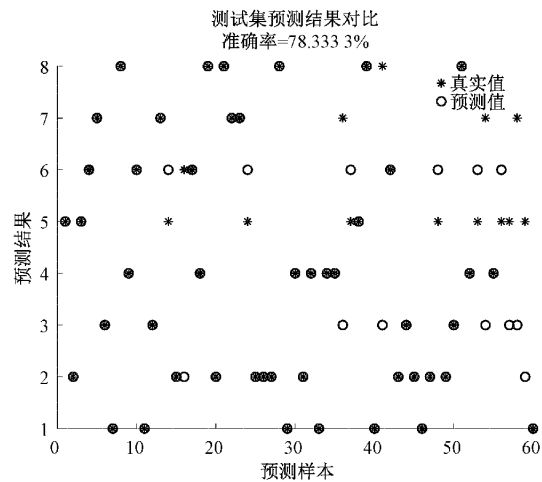


图 19 文献[13]算法检验结果

图 19 所示。

文献[12]、[13]、本文所采用算法分别误诊 5、4、3 种故障。针对 8 种故障类型的诊断识别,文献[12]采用算法诊断错误的有故障类型 2~6,误判的故障类型最多但数目较

少;文献[13]算法诊断错误的有故障类型 5~8,且对于第 5 种和第 7 种故障类型的识别率较差;而本文算法诊断错误的有故障类型 5、6、8,误诊类型少且误诊数目均少于其他 2 种算法。3 种算法的仿真结果对照如表 3 所示。

表 3 仿真结果对照表

故障类型	文献[12]算法		文献[13]算法		本文算法	
	误诊数目	准确率/%	误诊数目	准确率/%	误诊数目	准确率/%
故障类型 1	0	100.00	0	100.00	0	100.00
故障类型 2	1	88.88	0	100.00	0	100.00
故障类型 3	1	88.88	0	100.00	0	100.00
故障类型 4	1	80.00	0	100.00	0	100.00
故障类型 5	1	87.50	8	27.27	1	90.90
故障类型 6	1	83.3	1	80.00	1	80.00
故障类型 7	0	100.00	3	57.14	0	100.00
故障类型 8	0	100.00	1	85.71	1	85.71

根据图 17~19 及仿真结果对照表,本文算法的故障诊断综合正确率明显优于其他 2 种算法,且分类效果更好,准确率可达 95%,训练时长仅 21 s。证明了将本文算法应用于转辙机故障诊断,可行性、有效性更高。

#### 4 结 论

本文选取 S700K 转辙机为研究对象,提出采用改进粒子群算法优化的的小波神经网络对 S700K 型交流转辙机的 8 种典型故障进行故障诊断。

1)在 GA-PSO 算法中引入分类学习思想,增加粒子多样性,改进寻优策略,以优化小波神经网络的参数,提升网络性能。

2)采样车站监测数据库中动作功率数据,并由 Daubechies 小波取代传统小波神经网络算法中采用的 Harr 小波对其进行分解与重构,提取特征向量后输入优化后的小波神经网络训练。

3)实验结果表明,与其他两种算法相比,本文提出的算法在诊断类型故障方面其准确率更高、速度更快,说明其不仅可以有效检测转辙机的故障类型,并且能够提高故障检测的准确率,有效解决了转辙机维护工作耗费时间长、识别精度不高且存在误判、漏判的问题。

4)本文需要进一步研究探索的理论和实际问题有:一是如要将该故障诊断算法应用到现场,还需进一步收集补充大量的各种故障类型的数据进行验证;二是可考虑与其他故障诊断方法相结合,进一步提高故障诊断的准确性和实用性。

#### 参考文献

[1] 刘新发. 基于 EEMD 多尺度模糊熵的 S700K 转辙机故障诊断的研究[D]. 兰州:兰州交通大学,2020.  
 [2] EKER O F, CAMCI F, KUMAR U. SVM based diagnostics on railway turnouts [J]. International Journal of Performability Engineering,2012,8(3):289-

- 298.
- [3] 姜媛媛,牛牧原,陈万利. 基于 IWOA-SVM 的电路软故障诊断[J]. 电子测量技术, 2022, 45(2): 159-164.
- [4] BINGUL Z. Adaptive genetic algorithms for fixed channel assignment [J]. Applied Soft Computing, 2016, 7(3): 791-799.
- [5] 肖蒙,翟琛,潘翠亮. 基于快速贝叶斯网络的 S700K 转辙机故障诊断研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2015, 12(2): 414-418.
- [6] WANG G, XU T H, TANG T, et al. A Bayesian network model for prediction of weather-related failures in railway turnout systems [J]. Expert Systems with Applications, 2017, 69: 247-256.
- [7] 王林洁. 基于贝叶斯网络的 S700K 转辙机故障诊断研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2020.
- [8] WANG D F, CHEN G W, XING D F, et al. Fault diagnosis method for switch control circuit based on SVM-AdaBoost[J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2020, 11(3): 251-257.
- [9] 王瑞峰,陈旺斌. 基于灰色神经网络的 S700K 转辙机故障诊断方法研究[J]. 铁道学报, 2016, 38(6): 68-72.
- [10] 肖旸,周莉,李敬兆,等. 基于 EEMD 融合 BAS-CNN 的高压电缆故障诊断[J]. 电子测量技术, 2022, 45(4): 160-166.
- [11] 刘新发,魏文军. 基于模糊聚类方法的 S700K 转辙机故障诊断[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2019, 50(9): 2148-2153.
- [12] 田健. 基于模糊神经网络的高速铁路道岔故障诊断方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2015.
- [13] 付琴. DNA 优化的 BP 神经网络在故障诊断中的应用[J]. 科学技术与工程, 2012, 12(29): 7592-7597.
- [14] 吴雅朋,王吉芳,徐小力,等. 基于小波分析的 FastICA 联合降噪方法在滚动轴承故障诊断中的应用研究[J]. 中国机械工程, 2017, 28(18): 2183-2184.
- [15] 张钉,李国宁. 基于改进 WNN 分析功率曲线的 S700K 转辙机故障诊断[J]. 铁道科学与工程学报, 2018, 15(8): 2123-2130.
- [16] 孔令刚,焦相萌,陈光武,等. 基于 Mallat 小波分解与 GWO-SVM 的道岔故障诊断[J]. 铁道科学与工程学报, 2020, 17(5): 1071-1076.
- [17] WAQAS U A, KHAN M, BATOOL S I. A new watermarking scheme based on Daubechies wavelet and chaotic map for quick response code images[J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79: 6891-6914.
- [18] 谭丽,韦子文. 基于 CCLPSO 算法的 Y 型交路列车开行方案优化研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2019, 16(8): 2125-2127.

#### 作者简介

韦子文(通信作者), 硕士, 信号工程师, 主要研究方向为故障诊断、人工智能算法等。

E-mail: 1730462935@qq.com