

文章编号: 1005-0523(2023)06-0069-10



# 基于小波包能量谱与改进BP神经网络的 铁路扣件松脱检测算法研究

吴送英<sup>1</sup>, 刘林芽<sup>1</sup>, 万强华<sup>1</sup>, 江家明<sup>1</sup>, 宋瑞<sup>2</sup>

(1. 华东交通大学交通运输工程学院, 江西 南昌 330013; 2. 南昌工程学院土木与建筑工程学院, 江西 南昌 330013)

**摘要:**为实现铁路扣件在服役过程中松脱位置及松脱程度的准确检测,提出一种基于小波包能量谱与改进BP神经网络的铁路扣件松脱检测算法。首先,参照现行规范,在实地设计了7种铁路扣件不同松脱工况,并依次采集各工况下所对应的钢轨垂向振动加速度信号;随后,对采集到的钢轨垂向振动加速度信号进行7层dB40小波包分解,获取各工况下对应的小波包节点能量比数据信息,在此基础上,从距离和维度两个角度出发,设计了一个向量相异系数指标(VDC)用以实现松脱扣件的定位;此外,依据数据特征,采用粒子群优化算法对BP神经网络进行改进,构建PSO-BP铁路扣件松脱程度检测模型,并进行参数敏感性分析。研究表明:健康状态下铁路扣件的VDC最小值为0.17,最大值为0.41,明显小于各松脱状态下铁路扣件的VDC值,据此,可实现对单个和多个松脱扣件的准确定位;构建的PSO-BP铁路扣件松脱程度检测模型可以实现扣件松脱程度的准确检测,且当隐含层中神经元数目设置为20时,模型检测效果最优,对应识别准确率为98.66%。

**关键词:**铁路扣件;小波包能量谱;神经网络;扣件松脱检测

**中图分类号:**U213.2

**文献标志码:**A

**本文引用格式:**吴送英,刘林芽,万强华,等.基于小波包能量谱与改进BP神经网络的铁路扣件松脱检测算法研究[J].华东交通大学学报,2023,40(6):69-78.

DOI:10.16749/j.cnki.jecjtu.20230508.008

## Research on Detection Algorithm of Railway Fastener Looseness Based on Wavelet Packet Energy Spectrum and Improved BP Neural Network

Wu Songying<sup>1</sup>, Liu Linya<sup>1</sup>, Wan Qianghua<sup>1</sup>, Jiang Jiaming<sup>1</sup>, Song Rui<sup>2</sup>

(1. School of Transportation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. School of Civil and Architectural Engineering, Nanchang University of Engineering, Nanchang 330013, China)

**Abstract:** In order to accurately detect the looseness position and degree of railway fasteners during service, a looseness detection algorithm of railway fasteners based on wavelet packet energy spectrum and improved BP neural network is proposed. First of all, referring to the current specifications, seven different loosening conditions of railway fasteners are designed on the spot, and the corresponding vertical vibration acceleration signals of rail under each condition are collected in turn; Then, the collected vertical vibration acceleration signal of the rail is decomposed by 7 layers of dB40 wavelet packet to obtain the corresponding wavelet packet node energy ratio data information under each working condition. On this basis, a vector dissimilarity coefficient index (VDC) is designed from the perspective of distance and dimension to realize the positioning of loose fasteners; In addition, according to the characteristics of the data, the particle swarm optimization algorithm is used to improve the

收稿日期: 2022-12-31

基金项目: 国家重点研发计划(2022YFB2602200); 国家自然科学基金资助项目(51968025); 江西省交通运输厅科技重点项目(2022Z0003); 江西省教育厅科学技术研究重点项目(GJJ210603, GJJ171287, GJJ204613); 江西省科技厅自然科学基金项目(20202BAB204027)

BP neural network, build the PSO-BP railway fastener looseness detection model, and conduct parameter sensitivity analysis. The research results show that the minimum value of VDC of railway fastenings in healthy state is 0.17, and the maximum value is 0.41, which is significantly less than the VDC value of railway fastenings in each loose state. Based on this, accurate positioning of single and multiple loose fastenings can be achieved; The constructed PSO-BP railway fastener looseness detection model can achieve accurate detection of fastener looseness. When the number of neurons in the hidden layer is set to 20, the model detection effect is the best, and the corresponding recognition accuracy is 98.66%.

**Key words:** rail fastener; wavelet packet energy spectrum; neural network; fastener looseness detection

**Citation format:** WU S Y, LIU L Y, WAN Q H, et al. Research on detection algorithm of railway fastener looseness based on wavelet packet energy spectrum and improved BP neural network[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2023, 40(6): 69-78.

伴随着我国经济社会的迅猛发展,我国铁路建设也取得了举世瞩目的成就,截至2021年底,全国铁路运营总里程突破15万公里,其中高铁超4万公里。在整个铁路基础结构中,扣件是联系轨枕与钢轨的重要联结部件<sup>[1-2]</sup>,其对保证铁路安全运营发挥着举足轻重的作用。然而在列车巨大的高速重复荷载冲击以及外界环境综合影响下,铁路扣件不时会出现松脱的情况<sup>[3]</sup>,如不对其进行有效检测与及时处理,将会加剧各轨道结构的破坏,进而极大影响列车正常行车安全。当前,针对铁路扣件松脱检测的方法主要包括人工巡检法<sup>[4]</sup>、机器视觉检测法<sup>[5-14]</sup>、正交经验模态分解法等<sup>[15-17]</sup>。如高嘉琳等<sup>[5]</sup>对原YOLOv4网络算法进行改进,具体为在CSPDarknet53的第二个残差块中嵌入卷积Conv结构与YOLO头部结构相结合,该算法可以实现对无砟轨道与有砟轨道上扣件正常、扣件丢失、扣件移位与扣件断裂4种状态的检测。为实现高铁扣件缺陷的快速检测,范宏等<sup>[8]</sup>提出一种基于图像处理技术的高速铁路扣件自适应视觉检测算法。依据高铁扣件图像特性,采用改进的LBP(local binary pattern)算子提取扣件纹理特征并结合模板匹配算法获取扣件的位置信息以校验定位结果,最后通过设置阈值的方式来判断扣件是否存在缺陷。戴鹏等<sup>[9]</sup>提出基于置信图与半监督深度学习的扣件缺陷图像识别方法,通过计算铁路扣件子图邻域纹理图和初始引导图与被定位图之间的置信图的极大值点实现铁路扣件的定位,在此基础上采用半监督深度学习的方法实现对铁路扣件弹条折断,弹条移位以及扣件缺失3种缺陷类型的有效检测。人工巡检法检测效

率较低、主观意识强,容易出现漏检错检且人工成本较高;机器视觉检测法对于如扣件弹条丢失、扣件弹条断裂等明显外观缺陷具有不错的检测效果,但对于扣件松脱状态的检测却力不从心。

近年来,随着小波包分析理论与神经网络技术的蓬勃发展,将小波包分析法以及神经网络技术应用于结构损伤识别领域愈发得到人们的青睐。孙君等<sup>[18]</sup>对获取的梁桥实测信号进行小波包能量谱分析,证明了在真实环境激励下应用此方法进行结构损伤识别的有效性。刘涛等<sup>[19]</sup>结合数值分析与实验模拟验证了小波包能量谱法在进行结构损伤检测时具有较强的鲁棒性。为实现对梁体损伤的有效检测,余竹等<sup>[20]</sup>采用小波包能量曲率差法展开实验,并通过现场实验与数值模拟分析的手段验证了所提方法的准确性。李雪松等<sup>[21]</sup>结合卷积神经网络与小波包频带能量特征实现在噪声环境下的结构损伤检测。Xiong等<sup>[22]</sup>通过小波包变换将故障诊断领域知识嵌入到神经网络算法当中,实现对滚动轴承故障的智能诊断。邱伟等<sup>[23]</sup>结合小波包变换以及神经网络技术实现对模型桥梁结构损伤的有效检测。罗丹等<sup>[24]</sup>采用小波包变换获取结构损伤前后的小波包能量变化率,并将其作为BP神经网络的输入,实现对塔机起重臂具体损伤位置的识别。

基于上述研究分析可知,小波包变换可以对时频信息进行精细化分析,得到更为丰富的特征信息,而神经网络技术能在纷繁复杂的信息中提取出有效的特征信息实现智能准确的检测,遗憾的是,目前将小波包分析与神经网络应用于铁路扣件松脱状态检测方面的研究很少,而现有的相关研究检

测精度不尽理想,且智能化程度较低,难以适应当今铁路发展的需求。本文提出一种基于小波包能量谱与神经网络的铁路扣件松脱状态检测方法。首先实地采集铁路扣件处于不同松脱状态下钢轨的垂向振动加速度,并对其进行小波包能量谱处理,分析铁路扣件不同松脱程度与钢轨动力响应之间的内在规律,构建向量相异系数指标(VDC)用以对松脱扣件位置的定位,随后通过对BP神经网络进行改进实现对铁路扣件不同松脱程度的准确检测,此外,进一步研究了不同网络结构对实验精度的影响。

## 1 数据

### 1.1 数据采集

参照《铁路轨道设计规范》(TB/T 10082—2005)可知,为确保单个扣件弹条扣压力为9 kN以上,要求W1型弹条螺母扭矩在100~140 N·m之间,本文定义120 N·m为螺母的标准扭矩也即健康状态,并根据扣件的实际扭矩相较于标准扭矩的变化率定义7种不同扣件松脱程度工况。如表1所示。

表1 7种工况分类

Tab.1 Classification of 7 working conditions

Item	Working conditions						
	1	2	3	4	5	6	7
Fastener torque/ (N·m)	0	20	40	60	80	100	≥120
Degree of looseness/%	100	83.3	66.7	50	33.3	16.7	0

以某国家重点实验室轨道中心为实验平台,选取一段结构完好且无明显缺陷的CRTS-I型板式无砟轨道,并对其扣件进行编号,轨道内侧扣件编号为1到8,轨道外侧扣件编号为1#到8#。如图1所示。

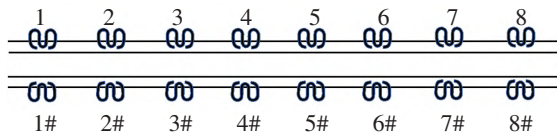


图1 采集现场

Fig.1 Acquisition site

首先采用数字扭矩扳手将全部扣件扭矩调整至120 N·m,随后任意松脱其中的某一个扣件扭矩至设定的扭矩工况,并将PCB振动加速度传感器置于对应松脱扣件处的轨顶位置,使用ICP中型力锤敲击靠近采集点旁的轨顶位置,数据采集仪为

HEAD Recorder 8.1,采样频率为8 kHz,力信号作为触发条件,采集仪记录力信号、钢轨的垂向振动加速度信号,每种工况采集150组数据。共1050组数据。

对数据进行分析可知,扣件在各松脱工况下对应振动加速度的峰值以及数据分布无明显差异,仅据此难以对扣件所处的松脱状态进行有效准确的判定,本文采用小波包能量谱法对其作进一步处理分析。

### 1.2 小波包能量谱数据处理分析

小波包变换是小波变换的延伸与发展,是一种对信号更为精细的处理方法,尤其对处理非平稳信号具备一定的优势,在工程上具有很高的应用价值。小波包分解算法如下

$$\begin{cases} d_1^0 = f(t) \\ d_i^{2^{j-1}} = \sum_s H(s-2t)d_{i-1}^j(t) \\ d_i^{2^j} = \sum_s G(s-2t)d_{i-1}^j(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $f(t)$ 为待分析振动响应信号; $d$ 为小波包分解系数; $s, i$ 为分解层数; $j$ 为小波包节点; $H$ 为高通滤波器系数; $G$ 为低通滤波器系数。

对振动响应信号 $f(t)$ 作 $i$ 层小波包分解,取前 $m$ 个节点进行信号重构,表达式如下

$$f(t) = \sum_{j=0}^{m-1} x_{i,j}(t), j=0, 1, \dots, m-1 \quad (2)$$

式中: $x_{i,j}$ 为振动响应信号 $f(t)$ 经过第 $i$ 层第 $j$ 个节点小波包分解的重构信号。且 $x_{i,j}$ 所得到对应的小波包节点能量 $P_{i,j}$ 可表示如下

$$P_{i,j} = \sum_{n=1}^L |x_{i,j}(n)|^2 \quad (3)$$

式中: $L$ 为信号数据的长度。将小波包分解所得结果按照能量的方式进行表示,构造振动响应信号 $f(t)$ 对应的小波包能量谱 $P$ ,其表达式为

$$P = \{P_{i,j}\} = [P_{i,0}, P_{i,1}, P_{i,2}, \dots, P_{i,m-1}] \quad (4)$$

所对应结构的振动响应信号 $f(t)$ 的总能量 $P_{total}$ 为

$$P_{total} = \sum P \quad (5)$$

则振动响应信号 $f(t)$ 经过第 $i$ 层分解第 $j$ 个特征频带的小波包节点能量比 $D_i$ 可表示为

$$D_i = \frac{P_{i,j}}{P_{total}} \quad (6)$$

本文对7种工况下采集的钢轨垂向振动加速度信号进行7层dB40小波包分解,选择前96个节

点重构信号<sup>[25]</sup>,所得重构信号与原始信号的相关性系数均大于0.8,表明两者的主要频率成分相同,满足实验要求。图2为各工况经处理后得到的小波包节点能量比结果。

由图2可知,经小波包能量谱处理后每种工况下可得128个频带特征,同一工况下不同频带所对应的小波包节点能量比特征信息是不同的,其中第一个频带下的小波包节点能量比占比最大,此外,伴随着铁路扣件扭矩的增加,其对应的小波包节点能量比峰值也逐步递增。可见经小波包能量谱处理后的数据可初步作为扣件松脱状态检测的依据,但为突出各松脱工况之间特征的差异化,需构造特定的损伤指标对其作更为清晰、准确的判定。

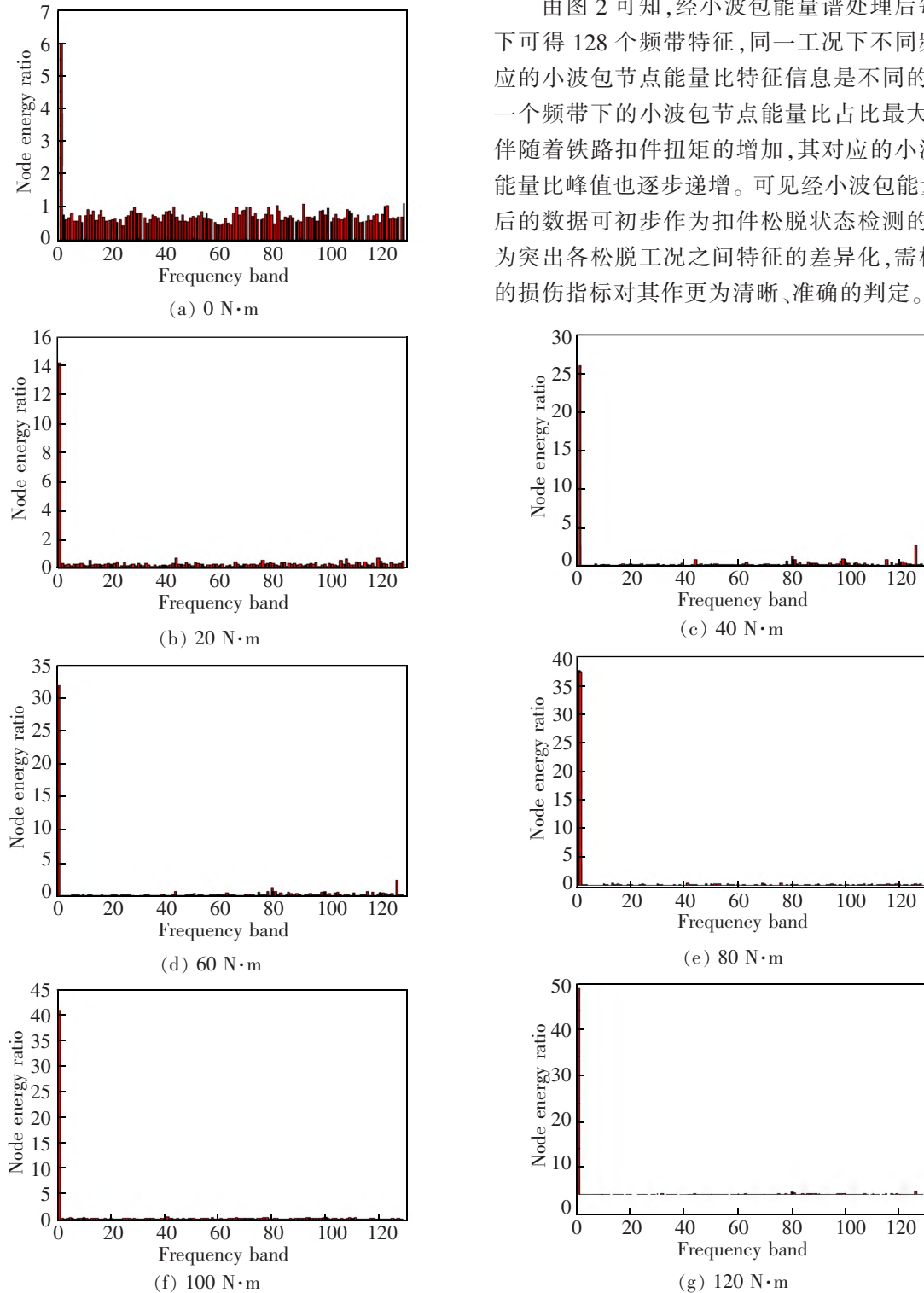


图2 7种工况下小波包节点能量比

Fig.2 Node energy ratio of wavelet packet under 7 working conditions



## 2 方法

### 2.1 基于向量相异系数指标的铁路扣件松脱定位

通过理论分析可知<sup>[26]</sup>,小波包能量谱中各特征频带能量与所有频带能量的均值之比可以更加敏感地反映结构状态变化,基于此,本文结合小波包节点能量比,综合考虑距离和维度两个因素,通过 Jffreys & Matusita 距离和相关系数法构建一种改进的距离测度指标向量相异系数(vector dissimilarity coefficient, VDC)来对扣件不同松脱状态下的振动加速度信号进行分析,用以表征钢轨结构状态变化,进而实现对损伤扣件的有效定位,相关定义如下

$$O = \sqrt{\sum_{i=1}^n (\sqrt{x_i} - \sqrt{y_i})^2} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (7)$$

$$\varphi = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (8)$$

$$VDC = O + O \times (1 - \varphi) \quad (9)$$

式中: $y$  为健康结构状态下多次实验的节点能量比向量均值,也作为标准向量; $x$  为钢轨扣件不同松脱程度前后加速度信号的节点能量比向量,即待分析向量; $O$  为两者的 Jffreys Matusita 距离; $\varphi$  为两者的相关系数; $n$  为  $x$  和  $y$  的向量长度;VDC 为所构建的向量相异系数指标。

### 2.2 基于 PSO-BP 神经网络铁路扣件松脱程度检测

#### 2.2.1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种根据误差反向传播算法进行训练的多层前馈神经网络模型,具备较强的非线性映射能力。网络结构主要包括输入层、隐含层以及输出层,如图 3 所示。

输入向量 $[x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]$ 从输入层传入,经隐含层计算分析后继续向前传入输出层,得到输出向量 $[y_1, y_2, y_3, \dots, y_m]$ ,其中 $w_{ij}$ 表示第 $i$ 个输入层到第 $j$ 个隐含层之间的连接权重, $w_{jk}$ 则表示第 $j$ 个隐含层到第 $k$ 个输出层之间的连接权重。若网络模型输出值与实际值之间误差过大,则通过误差的反向传播来对网络模型的权重与偏置进行不断修正,直至输出误差在设定范围之内,模型取得效果最优,则网络训练终止。至于网络结构的设定,Hecht-Nielson 已经在理论上证明单个隐含层的 BP 神经网络结构可以逼

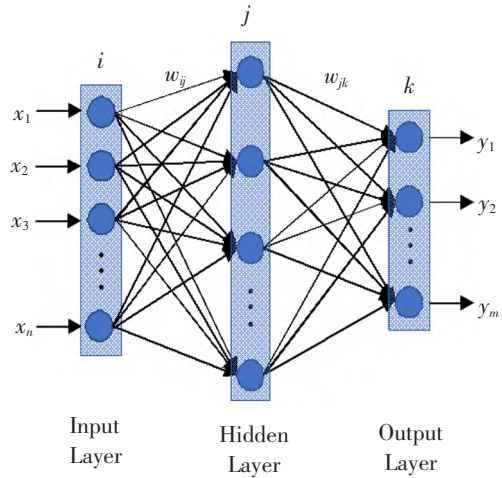


图 3 BP 神经网络

Fig.3 BP neural network

近任何区间的连续函数。本文选用单个隐含层结构,并采用经验式(10)用以确定隐含层内的节点数。

$$a = \sqrt{h+q} + c \quad (10)$$

式中: $a$  为隐含层节点数; $h$  表示输入层节点数; $q$  代表输出层节点数; $c$  属于 $[1, 10]$ 的整数,本文的输入为 128 个频带所对应的特征,输出为 7 种不同的铁路扣件松脱工况,因此隐含层神经元个数的取值范围为<sup>[12, 21]</sup>。

BP 神经网络虽然有较强的非线性映射能力,但在其误差的反向传播过程中,往往会陷入局部最优陷阱,难以获得较高的输出准确率,因此,本文通过粒子群优化算法对其进行改进,用以实现对铁路扣件松脱程度的准确检测。

#### 2.2.2 PSO 算法

粒子群优化算法是一种更为智能的全局搜索算法(particle swarm optimization, PSO),其主要思想在于随机初始化一群粒子,使其在可解的  $N$  维空间内不断迭代更新以寻求最优解<sup>[27]</sup>。

设定该  $N$  维空间种群中包含  $n$  个粒子,表示为  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  其中第  $m$  个粒子的位置为  $X_m = (x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{mn})$ ,对应速度为  $V_m = (x_{v1}, x_{v2}, \dots, x_{vm})$ ,粒子个体适应度最优解为  $P_m = (p_{m1}, p_{m2}, \dots, p_{mn})$ ,种群的全局适应度最优解为  $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn})$ ,在 PSO-BP 铁路扣件松脱程度检测模型中,每个粒子都代表该网络模型权重和阈值的一个解并按照式(11)和式(12)对粒子的位置与速度进行更新,伴随着粒子的每一次迭代更新,网络模型的权重和阈值也随之得到不断修正。

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (11)$$

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (12)$$

式中： $\omega$ 为惯性权重； $d=[1, D]$ ， $i=[1, n]$ ； $k$ 为当前迭代次数； $c_1, c_2$ 为加速度因子； $r_1, r_2$ 为 $[0, 1]$ 之间的随机常数。为减少粒子搜索的盲目性，本文将粒子的位置和速度分别限定在 $[-X_{\max}, X_{\max}]$ 以及 $[-V_{\max}, V_{\max}]$ 区间范围内<sup>[28]</sup>。

### 2.2.3 PSO-BP 铁路扣件松脱程度检测模型

基于上述理论，本文提出 PSO-BP 铁路扣件松脱程度检测模型及优化流程，并构造一个适应性函数指导算法进行优化，如下

$$f = \frac{1}{T} \left( \sum_{k=1}^T \sum_{i=1}^N (y_{ki} - y'_{ki}) \right) \quad (13)$$

为避免模型在训练过程中出现梯度爆炸或难以收敛的问题，因此需要对数据进行预处理，将其归一化到 $[-1, 1]$ 区间内，具体方式如下

$$x' = \frac{x - \tau}{\sigma} - 1 \quad (14)$$

式中： $x, x'$ 分别为归一化处理前后的数据； $\sigma$ 为样本某一参数数据的标准差； $\tau$ 为样本某一参数数据的平均值。

根据确定好的 BP 神经网络拓扑结构随机生成种群，采用粒子群优化算法不断更新种群，并寻找使得 BP 神经网络预测误差最小的种群个体；将寻得的最优个体作为初始值应用于 BP 神经网络，采用误差反向传播算法继续修正权值和阈值，直至得到满足给定误差要求的 PSO-BP 铁路扣件松脱程度检测模型。

## 3 实验

### 3.1 铁路扣件松脱定位

将所获原始数据进行小波包能量谱分析后，再按照所构建的向量相异系数指标求解办法依次求解 7 种工况下每次实验所得 VDC 值，每种工况进行 45 次实验，结果如图 4 所示。

对应各工况下 45 次实验所得 VDC 损伤指标范围见表 2。

表 2 7 种工况下 VDC 值范围

Tab.2 VDC value range under 7 working conditions

Working conditions	1	2	3	4	5	6	7
VDC	[28.45, 50.19]	[20.72, 35.01]	[15.84, 26.85]	[8.48, 20.15]	[5.99, 14.71]	[4.03, 8.18]	[0.17, 0.41]

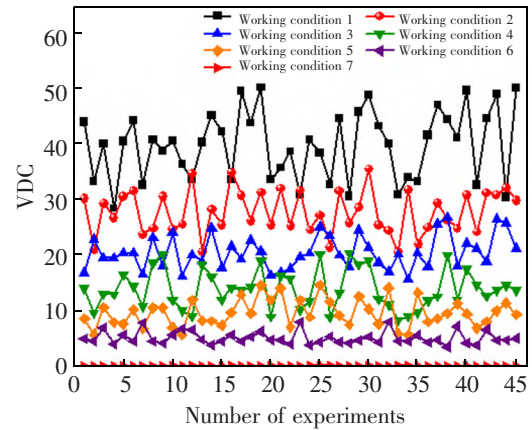


图 4 7 种工况下 VDC 值

Fig.4 VDC value under 7 working conditions

分析结果可知，不同扣件松脱工况下对应的 VDC 值大小存在明显的差异，且 VDC 值随着扣件松脱程度的增大而增大。具体而言，当扣件处于健康状态(120 N·m)时，其对应的 VDC 值整体较为稳定，最小值为 0.17，最大值为 0.41，明显小于扣件处于其他松脱状态下所对应的 VDC 值，因此，可以通过计算 VDC 损伤指标数值的大小来实现对单个和多个扣件松脱位置的准确定位，此外，除健康状态其他各松脱工况下对应的 VDC 值之间虽有显著差异，但彼此之间仍存在部分交集，难以对其所处的具体松脱工况进行判别，故需作进一步处理分析。

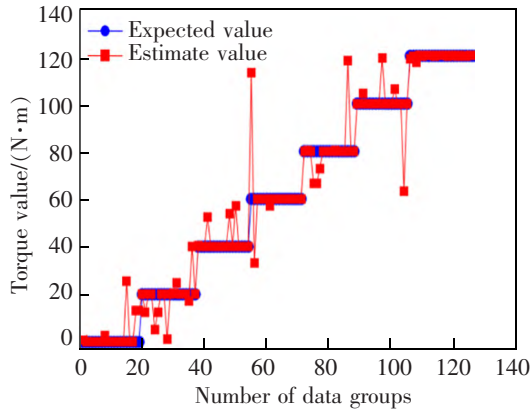
### 3.2 铁路扣件松脱程度检测

将获取到的铁路扣件在 7 种不同松脱工况下 1 050 组原始数据进行小波包能量谱分析后，按照 8:2 的比例将其划分为训练集和测试集，7 种不同松脱工况对应 7 个类别标签，随后将处理后的数据输入到 PSO-BP 神经网络中进行训练。在使用 PSO-BP 神经网络模型对铁路扣件的松脱程度进行检测前，需要确定合适的参数，经调试，将粒子群规模设置为 20、迭代次数为 50 次时，所得结果的检测精度能够满足工程需要。此外，为了探寻隐含层中最佳的神经元个数，本文从式(10)中获得的最佳神经元数目取值 $[12, 21]$ 逐个开展对比实验，实验平台为 Matlab2020a 仿真软件，隐含层激活函数选择 tansig

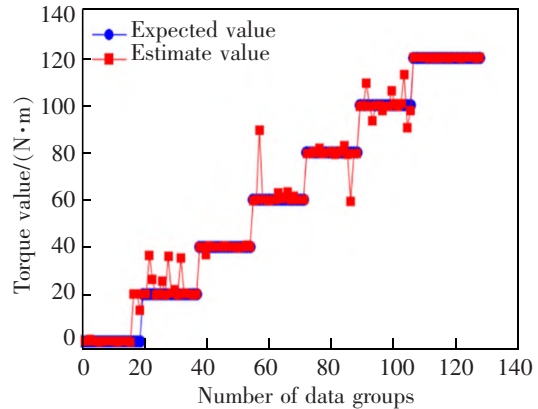
函数,输出层激活函数选择 purelin 函数,设置最小目标误差为  $10^{-6}$ ,学习率为 0.001,实验结果如表 3 所示。

对比在测试集上不同隐含层神经元数目的 PSO-BP 铁路扣件松脱程度检测模型的检测准确率

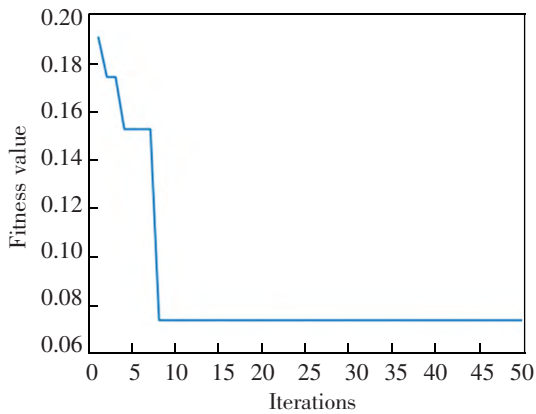
可知,当隐含层神经元数目取 20 时,模型检测效果最优,对应检测准确率为 98.66%。此外,在最优的相同模型结构下,开展了 BP 与 PSO-BP 神经网络模型对铁路扣件不同松脱程度检测的对比实验,相关结果如图 5 所示。



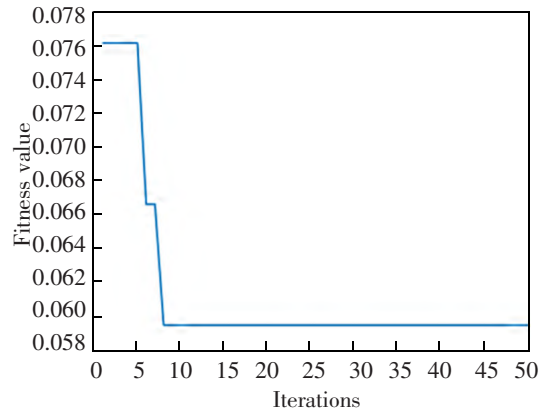
(a) Experimental results of BP neural network test set



(b) Experimental results of PSO-BP neural network test set



(c) Change curve of BP neural network fitness



(d) Change curve of PSO-BP neural network fitness

1	56	3						94.9%	5.1%
2	1	54	1		1	4		88.5%	11.5%
3		4	40		3	8	1	71.4%	28.6%
4		3	4	28	14	5		51.9%	48.1%
5	8	4		3	32	8	1	57.1%	42.9%
6			1		3	33	26	52.4%	47.6%
7		1	1				69	97.2%	2.8%
	86.2%	78.3%	85.1%	90.3%	60.4%	56.9%	71.1%		
	13.8%	21.7%	14.9%	9.7%	39.6%	43.1%	28.9%		
	1	2	3	4	5	6	7		

(e) Results of BP neural network confusion matrix

1	51	1						98.1%	1.9%
2	2	46	2			2		88.5%	11.5%
3		3	50	3	1	2	1	83.3%	16.7%
4			1	58		1	1	95.1%	4.9%
5					66			100.0%	
6				1	1	57	1	95.0%	5.0%
7	1	1			4		63	91.3%	8.7%
	96.2%	90.2%	92.6%	93.5%	97.1%	86.4%	95.5%		
	3.8%	9.8%	7.4%	6.5%	2.9%	13.6%	4.5%		
	1	2	3	4	5	6	7		

(f) Results of PSO-BP neural network confusion matrix

图 5 BP 与 PSO-BP 神经网络模型实验结果

Fig.5 Experimental results of BP and PSO-BP neural network models



表3 PSO-BP神经网络敏感性分析  
Tab.3 Sensitivity analysis of PSO-BP neural network

Number of neurons in hidden layer	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
Test set accuracy/%	88.07	90.28	92.44	94.62	96.63	97.61	95.43	96.31	98.66	95.24

由图5(a)和图5(b)在测试集上的检测结果可知,BP与PSO-BP神经网络模型均可实现对本文设计的7种扣件松脱程度的准确检测,检测准确率分别为94.31%以及98.66%,相比之下,采用粒子群优化算法进行优化后的PSO-BP神经网络模型检测效果更优;对比图5(c)和图5(d)二者的适应度变化曲线可知,BP与PSO-BP神经网络模型二者最小的适应度值分别为0.0748和0.0592,可见,PSO-BP神经网络模型优化性能相对更优;此外,针对两个模型分别生成一个分类混淆矩阵,混淆矩阵的每一行代表了数据的真实归属类别,每一行的数据总数表示该类别数据实例的数目,每一列代表了预测类别,每一列的总数表示预测为该类别数据实例的数目,对比二者混淆矩阵结果可知,PSO-BP神经网络模型对于设置的7种扣件松脱工况都能够准确给出对应的类别标签,相对于BP神经网络模型其识别准确率均有不同程度的提升。

#### 4 结论

1) 小波包能量谱可以实现对钢轨垂向振动加速度信号的有效分析,使得不同松脱工况下对应信号特征更加明显。

2) 构建的向量相异系数指标(VDC)在健康状态下其最小值为0.17,最大值为0.41,明显小于各松脱状态下铁路扣件的VDC值,可以实现对单个和多个扣件松脱位置的准确定位。

3) 对于提出改进的PSO-BP铁路扣件松脱程度检测模型,当其隐含层中神经元数目取20时,模型检测效果最优,对应检测准确率为98.66%,相比于BP神经网络模型无论在适应度还是检测准确率方面,均表现更为出色。

#### 参考文献:

[1] 陈华鹏,鹿守山,雷晓燕,等. 数字孪生研究进展及在铁路

智能运维中的应用[J]. 华东交通大学学报,2021,38(4):27-44.

CHEN H P,LU S S,LEI X Y,et al. Research progress of digital twins and its application in railway intelligent operation and maintenance[J]. Journal of East China Jiaotong University,2021,38(4):27-44.

[2] 孙旭,王平. 高速铁路扣件失效对车辆-轨道耦合系统动态响应的影响[J]. 铁道学报,2022,44(8):108-116.

SUN X,WANG P. Effect of high-speed railway fastener failure on dynamic response of vehicle track coupling system[J]. Journal of Railways,2022,44(8):108-116.

[3] 陈宗平,成功,刘清源,等. 高速铁路扣件动刚度频变和温变特性研究[J]. 振动、测试与诊断,2022,42(3):495-502.

CHEN Z P,CHENG G,LIU Q Y,et al. Study on the frequency and temperature variation characteristics of the dynamic stiffness of high-speed railway fasteners[J]. Vibration, Testing and Diagnosis,2022,42(3):495-502.

[4] 刘治业. 扣件松脱对频响函数峰值频率的影响研究[J]. 山西建筑,2019,45(5):118-120.

LIU Z Y. Study on the influence of loose fasteners on the peak frequency of frequency response function[J]. Shanxi Architecture,2019,45(5):118-120.

[5] 高嘉琳,白堂博,姚德臣,等. 基于改进YOLOv4算法的铁路扣件检测[J]. 科学技术与工程,2022,22(7):2872-2877.

GAO J L,BAI T B,YAO D C,et al. Railway fastener detection based on improved YOLOv4 algorithm[J]. Science, Technology and Engineering,2022,22(7):2872-2877.

[6] 肖新标,金学松,温泽峰. 钢轨扣件失效对列车动态脱轨的影响[J]. 交通运输工程学报,2006(1):10-15.

XIAO X B,JIN X S,WEN Z F. Effect of rail fastener failure on train dynamic derailment[J]. Journal of Transport Engineering,2006(1):10-15.

[7] 王海军,何艳,周豪,等. 基于YOLOv5网络模型对铁路轨道障碍物检测与识别[J]. 中国储运,2022(9):86-87.

WANG H J,HE Y,ZHOU H,et al. Detection and recognition of railway track obstacles based on YOLOv5 network model[J]. China Storage and Transportation,2022(9):86-87.

[8] 范宏,侯云,李柏林,等. 高铁扣件的自适应视觉检测算法[J]. 西南交通大学学报,2020,55(4):896-902.



- FAN H, HOU Y, LI B L, et al. Adaptive visual inspection algorithm for high-speed rail fasteners[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2020, 55(4): 896-902.
- [9] 戴鹏, 王胜春, 杜馨瑜, 等. 基于半监督深度学习的无砟轨道扣件缺陷图像识别方法[J]. 中国铁道科学, 2018, 39(4): 43-49.
- DAI P, WANG S C, DU X Y, et al. Image recognition method of ballastless track fastener defects based on semi supervised deep learning[J]. China Railway Science, 2018, 39(4): 43-49.
- [10] LIU Y, GUO L, GAO H, et al. Machine vision based condition monitoring and fault diagnosis of machine tools using information from machined surface texture: A review [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 164(11): 108068.
- [11] KHARE S K. Machine vision for drill string slip status detection[J]. Petroleum Research, 2022, 7(1): 115-122.
- [12] DONG G, SUN S, WANG Z, et al. Application of machine vision-based NDT technology in ceramic surface defect detection[J]. Material Pruefung: Werkstoffe und Bauteile, Forschung Pruefung Anwendung, 2022(2): 202-219.
- [13] 魏秀琨, 所达, 魏德华, 等. 机器视觉在轨道交通系统状态检测中的应用综述[J]. 控制与决策, 2021, 36(2): 257-282.
- WEI X K, SOU D, WEI D H, et al. Overview of the application of machine vision in the state detection of rail transit system [J]. Control and Decision, 2021, 36(2): 257-282.
- [14] 余关仁, 沈景凤, 陈侃, 等. 轨道支撑失效对钢弹簧浮置板动力响应特性的影响[J]. 噪声与振动控制, 2015, 35(6): 78-81.
- YU G R, SHEN J F, CHEN K, et al. Influence of track support failure on dynamic response characteristics of steel spring floating plate[J]. Noise and Vibration Control, 2015, 35(6): 78-81.
- [15] CHONG L, LI H Z, TONG Q R, et al. Detection of rail fastener conditions using time-frequency entropy based on orthogonal empirical mode decomposition[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 24: 333-335.
- [16] 郑晓庆. 基于声-振联合特征分析的配电变压器运行状态辨识方法研究[J]. 铁道标准设计, 2023, 67(6): 180-186.
- ZHENG X Q. Research on the identification method of distribution transformer operation state based on joint acoustic vibration characteristic analysis[J]. Railway Standard Design, 2023, 67(6): 180-186.
- [17] 蔡德钧, 叶阳升, 闫宏业, 等. 基于现场试验的高铁路基智能压实过程中振动波垂向传播机制[J]. 中国铁道科学, 2020, 41(3): 1-10.
- CAI D G, YE Y S, YAN H Y, et al. Vertical propagation mechanism of vibration wave during intelligent compaction of high-speed railway subgrade based on field test[J]. China Railway Science, 2020, 41(3): 1-10.
- [18] 孙君, 李爱群, 丁幼亮, 等. 润扬大桥悬索桥小波包能量谱识别的环境变异性[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2009, 39(1): 91-95.
- SUN J, LI A Q, DING Y L, et al. Environmental variability of wavelet packet energy spectrum recognition of Runyang suspension bridge[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2009, 39(1): 91-95.
- [19] 刘涛, 李爱群, 丁幼亮, 等. 基于小波包能量谱的结构损伤预警方法试验研究[J]. 振动与冲击, 2009, 28(4): 4-9.
- LIU T, LI A Q, DING Y L, et al. Experimental study on structural damage warning method based on wavelet packet energy spectrum[J]. Vibration and Impact, 2009, 28(4): 4-9.
- [20] 余竹, 夏禾. 基于小波包能量曲率差法的桥梁损伤识别试验研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(5): 20-25.
- YU Z, XIA H. Experimental study on bridge damage identification based on wavelet packet energy curvature difference method[J]. Vibration and Impact, 2013, 32(5): 20-25.
- [21] 李雪松, 马宏伟, 林逸洲. 基于卷积神经网络的结构损伤识别[J]. 振动与冲击, 2019, 38(1): 159-167.
- LI X S, MA H W, LIN Y Z. Structural damage identification based on convolutional neural network[J]. Vibration and Impact, 2019, 38(1): 159-167.
- [22] XIONG S, ZHOU H, HE S, et al. A novel end-to-end fault diagnosis approach for rolling bearings by integrating wavelet packet transform into convolutional neural network structures[J]. Sensors, 2020, 20(17): 4965.
- [23] 邱伟, 师培峰, 吴瑞斌, 等. 小波包-神经网络在桥梁损伤定位检测中的应用[J]. 遥测遥控, 2018, 39(3): 64-70.
- QIU W, SHI P F, WU R B, et al. Application of wavelet packet neural network in bridge damage location detection [J]. Telemetry and Telecontrol, 2018, 39(3): 64-70.
- [24] 罗丹, 任敏. 应用小波包神经网络的塔机起重臂损伤识别[J]. 机械设计与制造, 2020(4): 208-211.
- LUO D, REN M. Damage identification of tower crane boom using wavelet packet neural network[J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2020(4): 208-211.
- [25] 周文静, 刘冲, 韦佳宏, 等. 基于小波包能量谱的钢轨扣件松脱检测研究[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(5): 40-43.
- ZHOU W J, LIU C, WEI J H, et al. Research on loose de-

- tection of rail fasteners based on wavelet packet energy spectrum[J]. *Sensor and Microsystem*, 2017, 36(5): 40-43.
- [26] 丁幼亮, 李爱群, 邓扬. 面向结构损伤预警的小波包能量谱识别参数[J]. *东南大学学报(自然科学版)*, 2011, 41(4): 824-828.
- DING Y L, LI A Q, DENG Y. Identification parameters of wavelet packet energy spectrum for structural damage early warning[J]. *Journal of Southeast University(Natural Science Edition)*, 2011, 41(4): 824-828.
- [27] 周中, 张俊杰, 丁昊晖, 等. 基于 PSO-BP 神经网络的隧道绿色建造污水处理预测模型[J]. *铁道科学与工程学报*, 2022, 19(5): 1450-1458.
- ZHOU Z, ZHANG J J, DING H H, et al. Prediction model of tunnel green construction sewage treatment based on PSO-BP neural network[J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2022, 19(5): 1450-1458.
- [28] 范勇, 裴勇, 杨广栋, 等. 基于改进 PSO-BP 神经网络的爆破振动速度峰值预测[J]. *振动与冲击*, 2022, 41(16): 194-203.
- FAN Y, PEI Y, YANG G D, et al. Prediction of peak value of blasting vibration velocity based on improved PSO-BP

neural network[J]. *Vibration and Shock*, 2022, 41(16): 194-203.



第一作者: 吴送英(1997—), 男, 博士研究生, 研究方向为结构健康检测。E-mail: 1969640885@qq.com。



通信作者: 刘林芬(1973—), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 研究方向为铁路环境振动与噪声控制。E-mail: lly1949@163.com。

(责任编辑: 姜红贵)