

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.05.023

基于 RBF 神经网络的尖轨导波裂纹信号定量方法

景丽暄,王平,杨元,许溢航,刘仁宝

(南京航空航天大学 自动化学院,江苏 南京 211106)

摘 要:道岔尖轨属于一种变截面钢轨,其不规则结构特征导致超声导波检测信号复杂,利用反射法检测轨底裂纹时,回波信号的幅值无法表征裂纹大小。为了能够对裂纹信号进行定量,提出一种基于 RBF 神经网络的定量方法。建立模型进行训练测试,最终预测效果表明:方均根误差达 0.54,决定系数 R^2 达到 0.998 2,测试结果相对误差分别小于 10% 和 5%,占比分别在 91% 和 82% 以上。建立传统 BP 神经网络进行对比,实验结果显示 RBF 预测模型的性能效果优于 BP 模型。

关键词:超声导波;尖轨裂纹;RBF 神经网络;特征提取

中图分类号:U216.3 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2025)05-0122-04

Quantitative Method for Crack Signal of Switch Rail Guided Waves Based on RBF Neural Network

JING Lixuan, WANG Ping, YANG Yuan, XU Yihang, LIU Renbao

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: Switch rail, categorized as variable cross-section rail, its irregular structural characteristics result in the complexity of ultrasonic guided wave detection signals, and when reflection method applied to detecting rail bottom cracks, the amplitude of the echo signal fails to characterize the size of the cracks. To quantify crack signals, a quantitative method based on RBF neural network was proposed. For training and testing, a model was established, whose final prediction effect indicated that the root mean square error reached 0.54, the coefficient of determination R^2 achieved 0.998 2, and the relative error of the test results was less than 10% and 5%, accounting for 91% and 82% respectively. Comparison was made with traditional BP neural network, and the results showed that the performance of the RBF prediction model was better than that of the BP model.

Keywords: ultrasound guided wave; switch rail crack; RBF neural network; feature extraction

0 引言

铁路作为我国交通体系中至关重要的一环,近年来发展迅速,其各组成模块也因铁路系统的运载能力和运行速度的大幅提升而越发受到更大的考验^[1]。道岔尖轨为铁路系统中最薄弱的结构之一,是保障列车转向的重要核心^[2]。但在其服役期间,运行中的列车会对道岔尖轨产生巨大冲击,且由于环境温度的变化,道岔尖轨内部会产生应力^[3-4]。长时间的冲击和内部应力变化以及其相较于基本轨更加复杂的动态工作状态,使得道岔尖轨更容易形成裂纹缺陷^[5-6]。随着时间的延长,道岔尖轨裂纹变大,甚至导致列车脱轨,造成严重安全事故。目前尖轨底部通常采用手工方式进行检测,扫查效率低,人为因素影响大,容易发生漏检与误判^[7]。

超声导波法是监测钢轨健康状态的重要手段。邢博^[8]采用三维阵列导波分析与模态追踪结合,对分离出的单模态导波进行时频分析,通过群速度实时校准,实现对钢轨裂纹的检测。胡剑虹等^[9]提出了以磁致伸缩为原理的线状导波传感器,可同时覆盖轨底及轨腰,结合检测系统对钢轨进行健康监测。PATHAK 等^[10]提出利用激光产生超声波传播的有限元模拟技术,通过模拟不同频率和不同传感器位置来检测轨底缺陷。但上述工作主要是对钢轨裂纹的定性研究,而定量研究工作较少,且道岔尖轨属于变截面特殊尖轨,采用受波导体结构尺寸影响的超声导波检测,会使得检测信号更加复杂,影响通过检测信号对裂纹进行定量。基于此,本文利用径向基神经网络对道岔尖轨轨底裂纹的超声导波信号进行定量分析。通过实验建立样本库,以人工提取的时域和频域

基金项目:江苏省工业和信息产业转型升级专项资金项目(苏工信综合(2022)115号)

第一作者简介:景丽暄(1999—),女,河北石家庄人,硕士,研究方向为超声导波检测,1443412111@qq.com。

特征作为输入及裂纹实际大小作为输出建立径向神经网络,利用得到的模型对未参与模型构建的数据进行测试,能够得到较好的预测结果。

1 尖轨底裂纹定量算法

1.1 超声导波检测原理

超声导波是一种频率高于 20 kHz 的声波,其在波导介质中传播时,由于介质的不连续性或介质性质的改变,超声导波传播到介质表面时会发生反射以及透射的情况^[11-12],使得超声导波传播的方向和能量有所改变。因此当道岔尖轨有裂纹产生时,导波遇到裂纹会发生反射,通过接收反射信号的差异,可判断有无裂纹产生。

由于受到波导体的几何尺寸以及边界结构的影响,超声导波会表现出频散现象^[13],如图 1 所示。在传播的过程中会出现几何弥散,即导波在传播的过程中会出现不同频率的多个波,且传播速度随着频率的变化而变化^[14]。同时,随着传播距离的增加,信号在时域上波包的宽度增加、幅值减小,信号波形发生变化,甚至出现多个波包叠加在一起的形态。导波的模态即导波在波导介质中传播时不同的振动形态,依据导波的形成过程可知波导介质的几何结构对波传播有很大的影响。

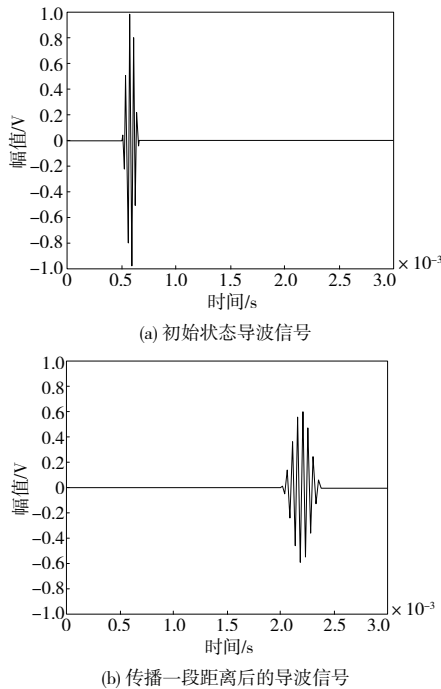


图 1 频散特性示意图

因道岔尖轨属于一种非规则变截面波导^[15],复杂的结构导致其在应用导波进行检测时,存在

的模态众多,导致导波接收信号中有很多重叠波包,其中有复杂变截面结构反射信号和外界环境噪声,甚至导致损伤信号被淹没,不利于裂纹信号的检出与定量。

1.2 径向神经网络

径向基(radial basis function, RBF)神经网络是一种由输入层、隐含层和输出层构成的三层前馈网络。其输入层到隐含层的神经元之间不通过权值连接,隐含层神经元由径向基函数作为其激活函数,完成网络的非线性变换,隐含层和输出层通过权值链接,做线性加权后进行输出,即为整个神经网络的输出结果^[16-17]。图 2 所示为径向基神经网络示意图。

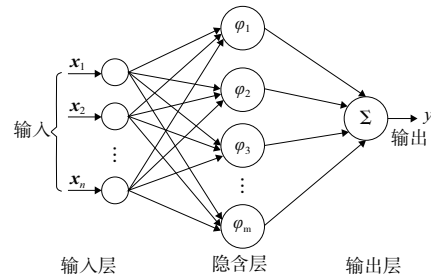


图 2 径向基神经网络结构

最常用的径向基函数是高斯核函数,即

$$\varphi_i(\mathbf{x}) = \exp\left[-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|^2}{2\sigma^2}\right] \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}$ 为神经网络的输入向量; $\mathbf{c}_i$ 为第 i 个单元基函数的中心点; $\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|$ 为输入向量 $\mathbf{x}$ 到各个中心点之间的距离。根据式 (1) 可以得出,随着 $\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|$ 的减小, $\varphi_i(\mathbf{x})$ 逐渐增大,即输入向量距离中心节点越近,对节点输出影响越大; σ 为控制高斯函数的平滑因子。

RBF 神经网络的输出层为隐含层节点输出的线性加权,即最终的输出可以表示为

$$y = \sum_i^m w_i \exp\left[-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|^2}{2\sigma^2}\right] \quad (2)$$

式中 w_i 为对应隐含层节点的权值^[18]。

本文利用精确型 RBF 神经网络进行网络训练^[19],精确型 RBF 神经网络将每一个输入样本都作为一个中心点,即网络隐含层节点个数等于输入样本数量,此时核矩阵为一个方阵,且训练时的输出已知,可直接通过求解线性方程组得到隐含层到输出层的连接权值,完成模型的训练^[20]。

1.3 特征值选取

本文选择时域特征结合频域信息的特征值进

行分析筛选。不同的特征值在不同裂纹信号中表征信号的特征信息不同,因此为了尽可能少地遗漏不同裂纹的信号特征,本文选取时域相关的特征值如表1所示。

由于超声导波在道岔尖轨中传播时会与轨底上下表面发生碰撞,且道岔尖轨为变截面钢轨,导波在变截面介质中传播更为复杂,结合导波的频

散特性,不同大小裂纹的时域信号并不呈现明显的线性关系。因此,在特征选择时只考虑时域特征是远远不够的,将时域特征和频域特征相结合可以使神经网络获得更加全面的特征信息,有利于对裂纹进行精准定量。因此,对接收到的导波信号进行傅里叶变换提取频域特征信息。本文选取的频域特征如表2所示。

表1 时域特征

特征量	表达式	特征量	表达式	特征量	表达式
均值	$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum x_i$	裕度因子	$x_{MF} = \frac{x_p}{x_r}$	峭度	$x_{kur} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{(n-1)x_{std}^3}$
方差	$x_{var} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$	脉冲因子	$x_{PUF} = \frac{x_p}{x_{abs}}$	偏度	$x_{ske} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{(n-1)x_{std}^3}$
标准差	$x_{std} = \left[\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^{1/2}$	波形因子	$x_{SF} = \frac{x_{rms}}{x_{abs}}$	平均幅值	$x_{abs} = \frac{1}{n} \sum x_i $
方均根	$x_{rms} = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 \right)^{1/2}$	峰值因子	$x_{pF} = \frac{x_p}{x_{rms}}$		

表2 频域特征

特征量	表达式
重心频率	$F_{FC} = \frac{\sum_{n=1}^N u(n)u(n)}{2\pi \sum_{n=1}^N u(n)^2}$
平均频率	$F_{MF} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N u(n)$
方均根频率	$F_{RMSF} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N u(n)^2}{4\pi^2 \sum_{n=1}^N u(n)^2}}$
频率标准差	$F_{RVF} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (-F_{FC})^2 u(n)}{\sum_{n=1}^N u(n)}}$

2 实验验证

2.1 实验

本文实验采用课题组设计的超声导波钢轨监测设备的硬件模块外接示波器进行,硬件模块主要由激励单元、外围放大电路、接收调理电路和超声导波换能器探头组成。两探头并排安装在尖轨与基本轨连接端的轨底。实验在2根12.5 m长尖轨的不同位置上进行,激励信号是频率为65 kHz的5周期汉宁窗调制的正弦脉冲,工作形式为反射式一发一收,即接收到的信号为超声导波的反

射信号。实验平台整体结构如图3所示。

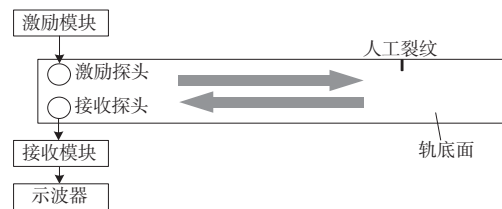


图3 实验平台结构图

分别在两根尖轨距离尖端2 m和3 m的轨底边缘进行人工锯轨,模拟轨底的横向裂纹。锯轨大小从2 mm开始,在同一位置依次从2 mm增加至30 mm,即获得2~30 mm(间隔2 mm)共15个大小的轨底横向裂纹,每种状态下采集4组数据。图4所示分别为6 mm和12 mm大小裂纹与其对应的导波信号。

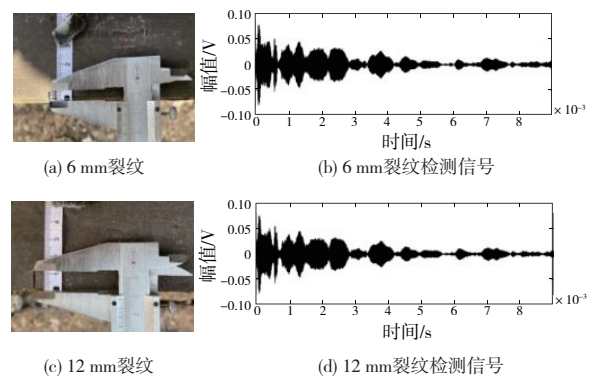


图4 人工裂纹与信号示例

2.2 模型建立及验证

RBF神经网络的有效预测需要一定的数据量,而实际的道岔尖轨裂纹模拟实验无法实现大量采集数据,故本文在实际实验时采用高采样率进行信号采集,对数据进行训练时通过算法降低信号的采样率,从而在保证降低采样后的信号可以表征钢轨不同状态导波信号的同时,增强数据集,为神经网络训练结果的性能提供基础。具体操作为:从一条原始信号的第1个点开始,每10点采集一点至信号末端;第2次从原始信号的第2个点开始重复以上操作,共10次,即将原始信号降低10倍采样率,获得10倍数据量,增强模型的训练数据集。实验在两根尖轨上进行,分别采集无损及15种裂纹大小共16个状态的导波信号,每种状态采集4组数据,共128组原始数据。经数据增强后为1280组数据。

将所有实验所得数据按照上文所述的方法进行特征提取,并按照7:3划分出训练集和测试集。建立RBF神经网络进行训练,RBF神经网络的输入 x 由每组数据的特征向量组成,隐含层神经元个数等于训练集样本个数,隐含层激活函数为高斯核函数,输出层为隐含层输出层的加权和。用训练集对建立的RBF神经网络进行训练,通过测试集对训练好的网络模型进行验证,测试结果如图5所示。图中横坐标为测试集样本个数,纵轴为裂纹大小,黑色点为裂纹真实值,红色点为RBF神经网络预测值(本刊为黑白印刷,疑问之处请咨询作者)。

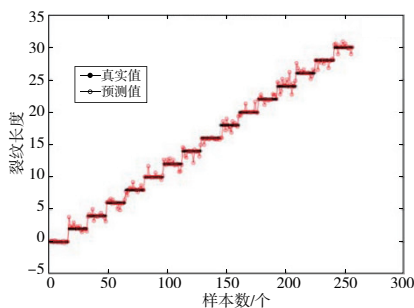


图5 RBF神经网络裂纹定量预测结果

为了验证预测结果的可信度,通过设置方均根误差 R_{MSE} 、决定系数 R^2 和相对误差小于10%和5%的预测样本数占总样本数的比例(记为 P_{Re10} 和 P_{Re5})4个指标来对模型性能进行评价,其中方均根误差达0.54,决定系数 R^2 达到0.9982, P_{Re10} 和 P_{Re5} 分别在91%和82%以上。

除此之外,本文还建立了传统的BP神经网络模型,对相同的数据训练和测试进行预测效果对比。根据BPNN传统的经验值及不同模型的尝试对比,最终建立节点数为[8,8,6]的三层隐含层的BPNN模型,隐含层传递函数均为sigmoid函数,模型其他参数分别为:学习率0.3,目标值 5×10^{-4} ,最大迭代次数1000。最终BPNN模型在测试集上的预测结果如图6所示。

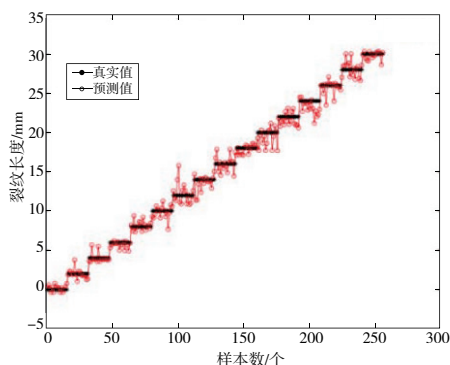


图6 BP神经网络裂纹定量预测结果

表3中分别列出了RBFNN模型与BPNN模型的 R_{MSE} 、 R^2 、 P_{Re10} 和 P_{Re5} 4个性能指标值。由表3可知,RBFNN模型的性能优于BPNN模型,更适于尖轨裂纹的定量检测。

表3 两种模型指标对比

模型	R_{MSE}	R^2	$P_{Re10}/\%$	$P_{Re5}/\%$
RBFNN	0.540 2	0.998 2	91	82
BPNN	0.952 7	0.989 4	85	74

3 结语

道岔尖轨属于一种非规则变截面钢轨,利用超声导波法检测时,受其结构的影响严重,导致检测得到的导波信号非常复杂。本文采用一发一收的超声导波工作机制进行实验,并将获得的数据进行时域和频域的特征提取,建立了RBF神经网络模型,对测试集数据进行测试。通过设置指标来对模型性能进行评价,其中方均根误差达0.54,决定系数 R^2 达到0.9982, P_{Re10} 和 P_{Re5} 分别在91%和82%以上。本文还建立了传统的BP神经网络模型进行性能对比,结果表明RBF神经网络模型在本文数据集上的表现优于BP神经网络,更适于尖轨裂纹的定量检测。

(下转第180页)

分方式下的仿真效率进行了对比分析,结果发现,采用局部动态细化算法,相比网格全局加密的方式,切削力与切削温度误差较小的情况下,计算时间缩减了 63.9%;

3) 针对 3 种网格划分方式进行了仿真精度比较,采用局部网格动态细化算法,最大应变精度提高了 27%,最大等效塑性变形提高 7.9%。

参考文献:

- [1] 王勖成. 有限单元法[M]. 北京:清华大学出版社,2003.
- [2] 赵庆军,尹胜,向瑶,等. 基于 ABAQUS 切削仿真加工技术应用[J]. 工具技术,2022,56(2):76-80.
- [3] 王放. TB6 钛合金切削特性研究[D]. 北京:北方工业大学,2018.
- [4] 苏宏华,王禹封,譙木,等. 切削加工有限元仿真技术的现状与展望[J]. 南京航空航天大学学报,2023,55(3):361-378.
- [5] 王洋,吴文志,于坤鹏,等. 网格密度对切削加工有限元仿真的影响研究[J]. 机械设计与制造工程,2024,53(6):18-22.
- [6] JANSARI C, NATARAJAN S, BEEX L, et al. Adaptive smoothed stable extended finite element method for weak discontinuities for finite elasticity[J]. *European Journal of Mechanics - A/Solids*, 2019, 78: 103824.
- [7] 杨振,王洋,王禹封,等. 三维网格动态细化技术在切削仿真中的应用[J]. 南京航空航天大学学报,2023,55(1):80-88.
- [8] 周知进,王宗正,林家祥,等. 钛合金切削加工研究现状及发展趋势[J]. 工具技术,2022,56(10):3-11.
- [9] WANG Y, SU H H, DAI J B, et al. A novel finite element method for the wear analysis of cemented carbide tool during high speed cutting Ti6Al4V process [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2019, 103(5):2795-2807.
- [10] 权崇豪,王民. 铣削加工过程有限元分析及试验研究[J]. 机械制造与自动化,2020,49(4):101-104.
- [11] 江敏,齐龙,周琴. 基于切削有限元模拟的刀具几何参数优化研究[J]. 机械制造与自动化,2020,49(3):83-86.
- [12] 陈国定,王涛,程凤军. TB6 钛合金材料本构关系的试验研究[J]. 机械科学与技术,2013,32(2):157-159.
- [13] 何临江. Ti2AlNb 金属间化合物切削加工基础研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2018.

收稿日期:2023-09-26

(上接第 125 页)

参考文献:

- [1] 黄传岳,温浩,杨怀志,等. 高速铁路道岔区无砟轨道伤损现状及分类研究[J]. 铁道建筑,2019,59(6):117-122.
- [2] 邸锦玉. 基于超声应力检测的钢轨锁定轨温测定[J]. 铁道建筑,2018,58(9):106-108.
- [3] 司道林,王树国,葛晶,等. 高速铁路道岔技术体系及运营现状[J]. 中国铁路,2017(12):18-22.
- [4] 贾昕昱,黎国清,刘秀波,等. 重载铁路钢轨疲劳裂纹萌生影响因素[J]. 中国铁道科学,2020,41(4):40-47.
- [5] 钟志旺. 铁路道岔健康状态评估与预测方法研究[D]. 北京:北京交通大学,2019.
- [6] 陈强,王立志,张天赋,等. 尖轨断裂监测仿真与试验分析[J]. 机电工程技术,2020,49(9):31-34.
- [7] 林海香,卢冉,陆人杰,等. 基于 LDA-CLCBA 组合模型的高速铁路道岔故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(3):251-259.
- [8] 邢博. 基于超声导波的钢轨裂纹检测方法研究[D]. 北京:北京交通大学,2020.
- [9] 胡剑虹,唐志峰,蒋金洲,等. 道岔钢轨轨底缺陷的导波检测技术研究[J]. 中国铁道科学,2014,35(3):34-40.
- [10] PATHAK M, ALAHAKOON S, SPIRYAGIN M, et al. Rail foot flaw detection based on a laser induced ultrasonic guided wave method [J]. *Measurement*, 2019, 148: 106922.
- [11] 霍宇森. 超声导波传播的半解析有限元分析[D]. 北京:北京交通大学,2015.
- [12] 吴锦豪. 基于超声导波的钢质燃气管道缺陷检测及成像研究[D]. 杭州:中国计量大学,2023.
- [13] 张森. 基于超声导波的钢轨焊缝损伤监测技术研究[D]. 北京:北京交通大学,2022.
- [14] 李依依. 钢轨中超声导波特性的研究[D]. 广州:广州大学,2019.
- [15] 王运宁. 基于超声导波的铁路尖轨无损检测技术研究[D]. 石家庄:石家庄铁道大学,2022.
- [16] 刘敏,闫霞,张利男,等. 基于粗糙集和 RBF 神经网络的工业机器人故障诊断[J]. 机械工程与自动化,2023(1):146-148.
- [17] 王启晗,邢锡华. 基于 CSA 优化 RBF 网络的液压泵典型故障诊断研究[J]. 机械管理开发,2024,39(10):100-102.
- [18] 谭丽,赵月月,温润,等. 基于改进的径向基神经网络的道岔故障诊断[J]. 安全与环境学报,2022,22(6):2954-2961.
- [19] YANG R, ER P V, WANG Z D, et al. An RBF neural network approach towards precision motion system with selective sensor fusion [J]. *Neurocomputing*, 2016, 199:31-39.
- [20] 陈文悦. 智能发电运行控制中的系统可靠度测试研究[D]. 北京:华北电力大学,2021.

收稿日期:2023-09-20