

基于人工智能技术的电气化铁路接触网检测研究

伏松平

(北京中铁建电气化设计研究院有限公司, 北京 100043)

摘要: 针对当前电气化铁路接触网状态检测效果差、检测过程十分耗时等不足, 以获得更优的电气化铁路接触网检测结果, 提出了基于人工智能技术的检测方法。首先分析当前国内外对电气化铁路接触网检测研究的进展, 然后引入机器学习算法中的RBF神经网络建立电气化铁路接触网状态检测模型, 并引入人工智能技术中的自适应遗传算法对电气化铁路接触网状态检测模型进行优化, 最后与其他电气化铁路接触网状态检测模型进行了对比测试, 得出人工智能技术的电气化铁路接触网状态检测正确率大约为95%, 而其他模型的电气化铁路接触网状态检测正确率没有超过90%, 且人工智能技术的电气化铁路接触网状态检测耗时更少, 对比结果验证了所提电气化铁路接触网状态检测方法的优越性。

关键词: 电气化铁路; 接触网检测; 人工智能技术; 测试实验; 检测正确率

Research on the detection of electrified railway catenary based on artificial intelligence technology

FU Songping

(China Railway Construction Electrification Design & Research Institute Co., Ltd., Beijing 100043, China)

Abstract: In view of the shortcomings of the current electrified railway catenary state detection, such as the poor effect, and the long time-consuming process, in order to obtain better detection results of electrified railway catenary, this paper puts forward the detection method of electrified railway catenary based on artificial intelligence technology. Firstly, the paper analyzes the development of OCS detection at home and abroad, then introduces the RBF neural network of machine learning algorithm to establish the OCS state detection model of electrified railway, and introduces the adaptive genetic algorithm of artificial intelligence technology to optimize the OCS state detection model of electrified railway, finally compares with other OCS state detection models of electrified railway. The results show that the detection accuracy of artificial intelligence technology is about 95% and less than 90% of the other model, and the detection time of artificial intelligence technology is less. The comparison results verify the superiority of this method.

Key words: electrified railway; catenary detection; artificial intelligence technology; test experiment; detection accuracy

0 引言

电气化铁路接触网状态对于铁路运行车辆安全状态起着至关重要的作用, 当电气化铁路

接触网状态出现异常时, 使铁路运行车辆处于危险状态, 给人们生命安全带来危险^[1-3]。对电气化铁路接触网状态检测进行研究, 可以及时

发现电气化铁路接触网存在的问题，尽量制定一些防范措施，可以保障铁路运行车辆正常运行，因此电气化铁路接触网检测研究一直是人们关注的焦点^[4-6]。

当前主要有两类电气化铁路接触网状态检测方法：一种是线性的电气化铁路接触网状态检测方法，代表为决策树算法；另一类是非线性的电气化铁路接触网状态检测方法，代表为人工神经网络^[7]。决策树算法的建模效果不太理想，因为它认为电气化铁路接触网状态是固定的一种变化特点，而实际上电气化铁路接触网状态复杂多变，因此线性方法基本上处于淘汰状态。人工神经网络可以拟合电气化铁路接触网状态复杂多变的特点，成为当前主要检测方法，但是各种神经网络存在一定的缺陷，如RBF神经网络的参数隐含层中心和核函数宽度采用随机方式确定，使得RBF神经网络的建模性能不稳定。

针对当前电气化铁路接触网状态检测效果差、耗时长等不足，以获得理想的电气化铁路接触网检测结果，提出了基于人工智能技术的电气化铁路接触网检测方法，并在相同条件下，与其他电气化铁路接触网状态检测模型进行了对比测试，验证了本文电气化铁路接触网状态检测方法的优越性。

1 人工智能技术的电气化铁路接触网检测方法

1.1 RBF神经网络

人工神经网络是一种非线性控制和拟合算法，它受到人脑神经网络工作原理启发，具有一定的思维能力和强大记忆力，其包括多种类型的神经网络，如BP神经网络、RBF神经网络、卷积神经网络和回声状态网络，每一种神经网络均有各自的优点。本文结合电气化铁路接触网检测特点，选择RBF神经网络拟合电气化铁路接触网状态变化特点，实现电气化铁路接触网检测。RBF神经网络拓扑结构如图1所示。

RBF神经网络是一个多层结构，每一层包括大量的神经元，但是同一层神经元之间根本没有联系，不同层之间的神经元之间存在一定的联系。

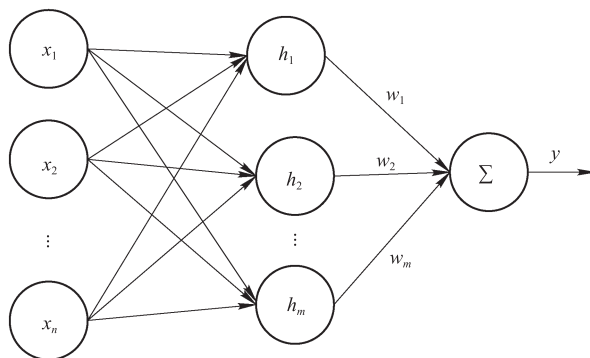


图1 RBF神经网络的结构

Fig. 1 Structure of RBF neural network

从图1可以看出，输入层包括 n 个神经元，隐含层包含 m 个神经网络，输出层的神经网络的数量为1。隐含层是RBF神经网络最为关键的层，其直接联系着输入层和输出层，输入层的数据集合可以表示为： $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ ，那么隐含层的输出可以表示为

$$z_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} \exp\left[-\frac{(x_j - c_j)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (1)$$

式中， w_{ij} 为隐含层神经元与输入层之间的权值； c_j 为第 j 个隐含层神经元的中心； σ 为隐含层核函数宽度。

输出层的输出可以表示为

$$y_i = \sum_{k=1}^m w_{ik} \varphi(\|z_i - c_i\|) \quad (2)$$

式中， w_{ik} 为隐含层神经元与输出层之间的权值。

参数 c_i 和 σ 的取值直接关系RBF神经网络建模性能，当前常用随机方式确定，使得RBF神经网络建模效率不稳定，因此本文选择自适应遗传算法确定最优的 c_i 和 σ 。

1.2 自适应遗传算法

遗传算法是一种流行人工智能技术，与其他算法相融合，通过模拟自然界的生物进化过程对问题进行求解。标准遗传算法采用固定的变异和交叉算子，导致经常得到问题的局部最

优解，自适应遗传算法引入了动态的变异和交叉算子，提高了种群的多样性，可以有效防止出现局部最优解。自适应遗传算法的变异和交叉算子变化方式具体如下

$$p_c = \begin{cases} \frac{p_{c1}(f_{\text{avg}} - f') + p_{c2}(f' - f_{\text{min}})}{f_{\text{avg}} - f_{\text{min}}} & f' < f_{\text{avg}} \\ \frac{p_{c2}(f_{\text{max}} - f') + p_{c3}(f' - f_{\text{avg}})}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}} & f' \geq f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (3)$$

$$p_m = \begin{cases} \frac{p_{m1}(f_{\text{avg}} - f) + p_{m2}(f - f_{\text{min}})}{f_{\text{avg}} - f_{\text{min}}} & f < f_{\text{avg}} \\ \frac{p_{m2}(f_{\text{max}} - f) + p_{m3}(f - f_{\text{avg}})}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}} & f \geq f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (4)$$

式中， f_{max} 、 f_{avg} 和 f_{min} 分别为最大、平均和最小的适应度值； f' 为交叉个体较大适应度值； f 为变异个体的适应度值。

1.3 电气化铁路接触网状态信号提取以及预处理

采用传感器周期性采集电气化铁路接触网状态信号，通过无线传感器网络将电气化铁路接触网状态信号传输到电气化铁路接触网检测平台中。但是由于电气化铁路接触网状态信号在采集和传输过程中受其他因素的干扰，使得一些无用的信号会对电气化铁路接触网检测结果产生负面影响，有的甚至淹没了有用的电气化铁路接触网状态。因此本文采用小波分析算法对电气化铁路接触网状态信号进行处理，去掉这些无用的信号，抑制无用信号对电气化铁路接触网检测结果的干扰。

对于信号 $f(t) \in V_0$ ，小波分析算法可以将其细分为不同部分，直到满足条件为止，具体可以描述如下

$$c_{j,k} = \sum_m h_0(m-2k) c_{j-1,m} \quad (5)$$

$$d_{j,k} = \sum_m h_1(m-2k) c_{j-1,m} \quad (6)$$

式中， m 为分解的层次； $d_{j,k}$ 和 $c_{j,k}$ 分别为高频和

低频信号。

对高频和低频信号分别采用硬阈值算法进行处理，硬阈值函数具体处理方式

$$d_{j,k} = \begin{cases} d_{j,k} & |d_{j,k}| \geq T \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$c_{j,k} = \begin{cases} c_{j,k} & |c_{j,k}| \geq T \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中， T 为信号阈值门限。

然后对处理后的高频和低频信号进行重构，去除其中的噪声，具体为

$$c_{j-1,m} = \sum_k c_{j,k} h_0(m-2k) + \sum_k d_{j,k} h_1(m-2k) \quad (9)$$

1.4 人工智能技术的电气化铁路接触网检测原理

首先采用传感器节点采集电气化铁路接触网状态信号，并采用小波分析算法对电气化铁路接触网状态信号进行预处理，去除信号中的无用信息；然后采用主成分分析算法提取电气化铁路接触网状态检测特征，并将其作为RBF神经网络的输入向量，电气化铁路接触网状态作为RBF神经网络输出向量，通过RBF神经网络训练拟合电气化铁路接触网状态输出和输入之间的映射关系，同时采用选择自适应遗传算法确定最优的 c_i 和 σ ；最后根据最优的 c_i 和 σ 建立最优的电气化铁路接触网检测模型。

2 人工智能技术的电气化铁路接触网检测效果测试与分析

2.1 对比方法及测试平台

为了分析人工智能技术的电气化铁路接触网检测效果，选择当前流行方法进行对比测试，分别为基于决策树的电气化铁路接触网检测方法和基于标准RBF神经网络的电气化铁路接触网检测方法，为了使实验结果具有更好的说服力，它们的测试平台应相同，测试平台参数设置具体如表1所示。

2.2 测试数据

单次仿真实验的结果不能全面、客观地说

表1 电气化铁路接触网检测的测试平台参数设置

Tab. 1 Parameter setting of test platform for catenary detection of electrified railway

平台类型	参数描述	参数值
硬件平台	CPU	AMD 2.0 GHz
	RAM	16 GB
	硬盘	固态 500 G
软件平台	操作系统	Win 10
	仿真工具	Matlab 2017

明电气化铁路接触网检测效果,因此本文进行5次仿真实验,将电气化铁路接触网工作状态划分为正常和异常两种类型,它们样本数量具体如表2所示。

表2 电气化铁路接触网检测的测试数据

Tab. 2 Test data of catenary detection for electrified railway

实验编号	正常样本数量/个	异常样本数量/个
1	50	10
2	60	15
3	48	10
4	30	10
5	80	20

2.3 电气化铁路接触网检测正确率对比

采用决策树、标准神经网络以及本文方法在表1的平台对表2的电气化铁路接触网检测的测试数据进行建模与分析,统计它们的电气化铁路接触网检测正确率,具体如图2所示。由图2可知:

1) 决策树的电气化铁路接触网检测正确率平均值为79.04%,远远低于电气化铁路接触网检测实验要求的85%以上。电气化铁路接触网检测错误率较高,主要是因为决策树无法拟合电气化铁路接触网状态与特征之间的复杂多变关系,且无法准确检测电气化铁路接触网状态。

2) 标准神经网络的电气化铁路接触网检测正确率平均值为89.05%,其要高于决策树的电气化铁路接触网检测正确率,也高于电气化铁路接触网检测实验要求的85%以上,获得较好的电气化铁路接触网检测结果。但是由于其连

接权值和阈值采用随机方式确定,使得电气化铁路接触网检测效果不太稳定,个别电气化铁路接触网检测误差比较大,使得电气化铁路接触网检测正确率有待进一步改善。

3) 本文方法的电气化铁路接触网检测正确率平均值为96.25%,分别高于决策树和标准神经网络的电气化铁路接触网检测正确率,克服了当前电气化铁路接触网检测错误率高的缺陷,可以高准确度拟合电气化铁路接触网状态与特征之间的复杂多变关系,建立十分理想的检测电气化铁路接触网状态检测模型,对比结果证明了人工智能技术的电气化铁路接触网检测具有优越性。

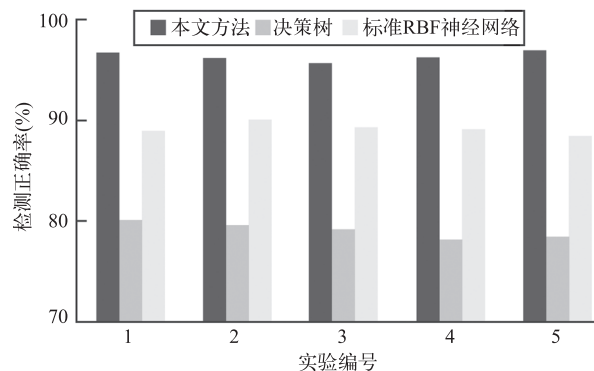


图2 不同方法的电气化铁路接触网检测正确率对比

Fig. 2 Comparison of detection accuracy of different methods for electrified railway catenary

2.4 电气化铁路接触网检测时间对比

不同方法的电气化铁路接触网检测时间对比结果如图3所示。从图3可以发现,决策树、标准神经网络以及本文方法的电气化铁路接触网检测时间平均值分别为10.17 s、11.87 s和7.55 s,本文方法的电气化铁路接触网检测时间最少,这表明本文方法的电气化铁路接触网检测速度更快,具有更好的电气化铁路接触网检测实时性。

3 结束语

电气化铁路接触网检测是当前一个研究热点,克服了当前电气化铁路接触网状态检测方

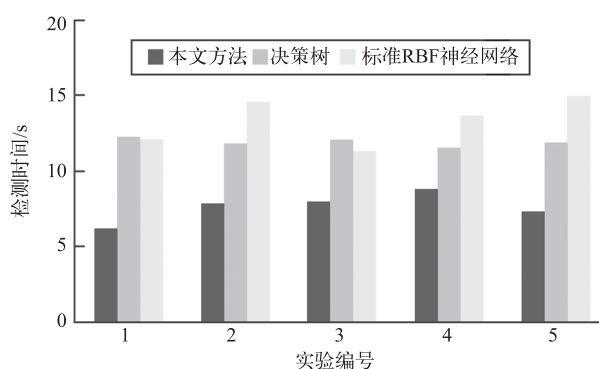


图3 不同方法的电气化铁路接触网检测时间对比

Fig. 3 Comparison of inspection time of overhead contact system of electrified railway with different methods

法存在的误差大、耗时长等局限性,提高了电气化铁路接触网检测正确率,同时提出了基于人工智能技术的电气化铁路接触网检测方法,将RBF神经网络引入电气化铁路接触网状态检测中,采用自适应遗传算法对RBF神经网络连接权值和阈值进行优化,并与经典电气化铁路接触网状态检测方法进行了仿真实验,结果表明人工智能技术的电气化铁路接触网状态检测正确率、电气化铁路接触网状态检测速度均具有明显的优势,且应用前景十分广泛。

参考文献

- [1] 孙忠国, 张文轩, 王卫东. 电气化铁路接触网绝缘子污闪预警检测技术综述[J]. 中国铁路, 2016(10): 68-72.
- [2] 张洪铭. 电气化铁路接触网短路电流热效应处理研究[J]. 制造业自动化, 2020, 42(2): 120-122, 152.
- [3] 杨红梅, 刘志刚. 基于二代曲波变换的电气化铁路接触网连接装置旋转双耳不良状态检测[J]. 铁

道学报, 2017, 39(9): 53-58.

- [4] 郭鑫鑫, 李群湛, 解绍锋, 等. 电气化铁路高压电缆牵引网电气特性研究[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(12): 132-137.
- [5] 刘志刚, 宋洋, 刘煜铨. 电气化高速铁路接触网微风振动特性[J]. 西南交通大学学报, 2015, 50(1): 1-6.
- [6] 占栋, 于龙, 肖建, 等. 接触网几何参数高速动态视觉测量方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(8): 1852-1859.
- [7] 周宏威, 岳琪, 邱孜, 等. 电气化铁路接触网引起的电场空间分布计算[J]. 电机与控制学报, 2014, 18(8): 81-86.
- [8] 钮承新, 王义成, 钮继龙, 等. 高压电器外绝缘在线检测技术在电气化铁路的应用研究[J]. 电气化铁道, 2019, 30(6): 33-35.
- [9] 母秀清, 王英, 何正友, 等. 电气化铁路多车网级联系统低频网压稳定性研究[J]. 铁道学报, 2018, 40(12): 61-70.
- [10] 刘家军, 刘创, 韩斌, 等. 一种铁路电气化区段电力电缆头的监测保护装置[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(13): 141-148.

作者简介



伏松平

伏松平(1980-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为铁路电气化设计与研究。

(收稿日期: 2019-09-26) **EA**