

基于 BP 神经网络的目标识别算法和多源感知技术相融合的 GIS 性能检测方法

鲍海泉,方瑞寅

(国网湖北省电力有限公司 襄阳供电公司,湖北 襄阳 441000)

摘要:针对传统多源感知检测方法在气体绝缘全封闭组合电器(Gas Insulated Switchgear, GIS)作业中性能检测数据准确度不足的问题,设计了一种基于目标识别算法和多源感知技术相融合的 GIS 性能检测方法。在传统性能检测技术中引入以 BP 神经网络为核心的目标识别算法,通过 BP 多层神经网络,实现了高效地数据目标提取,大幅提高了数据检测的准确度。为解决单一传感器不能完整地捕捉复杂环境信息的问题,基于多源感知技术,采用多个传感器对多个数据源进行综合感知,扩展了环境视角与信息维度,实现了对周围环境的全方位监控,使检测系统获得了更为理想的数据检测能力。在实际 GIS 运行环境中进行实地检测,将所提出的改进多源感知方法与传统多源感知方法进行了实验对比。结果表明,所提方法能够将 GIS 性能检测的准确度提高至 98% 以上。

关键词:目标识别;多源感知;GIS 作业;神经网络;性能检测

中图分类号:TP391.41

文章编号:1000-0682(2024)02-0097-04

文献标识码:A

DOI:10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2024.02.017

GIS performance detection method based on the fusion of target recognition algorithm and multi-source perception technology using BP neural network

BAO Haiquan, FANG Ruiyin

(Xiangyang Power Supply Company, State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Hubei Xiangyang 441000, China)

Abstract: A GIS (Gas Insulated Switchgear) performance detection method based on the fusion of target recognition algorithm and multi-source perception technology is designed to address the issue of insufficient accuracy in detecting data in traditional multi-source perception detection methods in GIS operations. Introducing a target recognition algorithm based on the BP neural network algorithm as the core in traditional performance detection techniques, the BP multi-layer neural network achieves efficient data target extraction and greatly improves the accuracy of data detection. To solve the problem of a single sensor not being able to fully capture complex environmental information, based on multi-source perception technology, multiple sensors are used to comprehensively perceive multiple data sources, expanding the environmental perspective and information dimension, achieving comprehensive monitoring of the surrounding environment, and enabling the detection system to achieve more ideal data detection capabilities. Field testing was conducted in an actual GIS operating environment, and the proposed improved multi-source perception method was experimentally compared with traditional multi-source perception methods. The results showed that the proposed method can improve the accuracy of GIS performance detection to over 98%.

Keywords: target identification; multi source perception; GIS operation; neural network; performance testing

收稿日期:2023-11-10

基金项目:湖北省科技计划项目(H2021RCDT2B0357)

第一作者:鲍海泉(1985—),女,汉族,湖北襄阳人,本科,高级工程师,研究方向为电网建设工程。

0 引言

气体绝缘全封闭组合电器(Gas Insulated Switchgear, GIS)在电力系统领域起着至关重要的作

用,其能够模拟和测试各种电力设备在高压与高电流条件下的性能^[1-3]。然而,现有的 GIS 作业检测技术存在部分问题,如目标识别准确性较低、检测时间长、易受环境条件变化的影响等。为解决上述问题,文献[4]基于模糊综合评价理论,建立 GIS 检测系统,利用相关技术规范对 GIS 周边的环境数据和 GIS 本身的性能数据进行模糊估计。虽然提高了传统检测技术的数据检测准确度,但是模糊估计需要严重依靠隶属度函数,函数的选取对估计准确度有较大的影响,因此并不适用于实际系统。文献[5]引入了人工智能领域中的支持向量机(Support Vector Mac, SVM),通过传感器对 GIS 周边的环境数据进行采集,并输入到灰狼算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)的固定系统中, SVM 算法对数据进行在线拟合,得出温度、湿度等多种函数曲线,具有较强的直观性。但是 GWO 算法的编程实现较为复杂,降低了系统的可靠性。文献[6]利用光纤传感器,可以精确获得 GIS 周围的信号数据,然后利用系统反馈模式,将其反馈到监测系统中,并根据反馈的数据提前做好改进措施,但光纤传感器串联降低了系统的可靠性和经济性。文献[7]利用自适应卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN),对 GIS 局部放电进行识别,而 GIS 及周边环境所构成的系统极为复杂,存在着一系列的内在影响因素。因此,设计一种既可以获得准确 GIS 数据,又能够对数据进行优化的检测算法尤为重要。

目标识别是 GIS 作业检测的核心任务之一,其旨在通过对实验设备图像进行分析和处理来自动识别及定位其中的关键目标,如接线、设备状态等。传统的目标识别方法通常依赖于单一的图像分析技术,如特征提取、模板匹配等,存在目标检测准确性较低、受噪声和光照条件影响大的问题。因此,该文提出了一种引入反向传播神经网络(Back Propagation, BP)的目标识别技术,以提高数据检测的准确度,并通过引入多源感知技术,提高了数据检测的可靠性与正确性。在 GIS 运行环境中进行实地检测的结果证明了,所提方法的正确性和优异性。

1 基于 BP 神经网络的目标识别技术

基于 BP 神经网络的目标识别技术是一种基于机器学习的目标识别方法^[8-10]。该网络是一种常见的人工神经网络,通过反向传播算法,可以自动学习和调整网络的权重和偏差,以实现目标的分类

与识别,图 1 为 BP 神经网络的结构图。

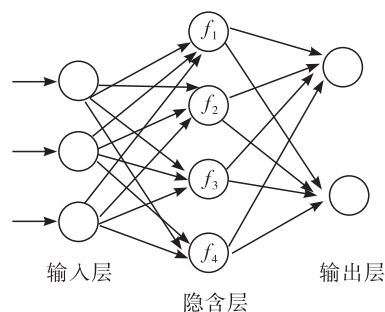


图 1 BP 神经网络的结构图

BP 神经网络目标识别技术的优势在于其良好的学习能力和适应性。通过训练,神经网络可以自动地从大量的训练样本中学习到目标的特征与模式,并能够对新数据进行准确地分类和识别。此外, BP 神经网络还能处理非线性问题及高维数据,适用于复杂的目标识别任务,其流程如图 2 所示。

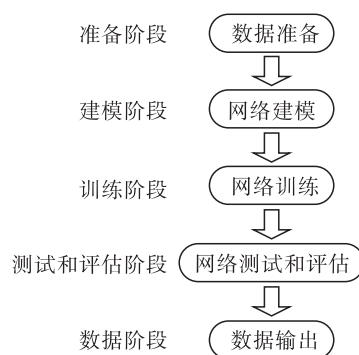


图 2 基于 BP 神经网络的目标识别流程图

基于 BP 神经网络的目标识别数据主要有正向与反向两个传播过程。

(1) 正向传播过程。

网络的隐含层输出为:

$$y'_{pj} = f_1(\text{net}_{pj}) = f_1\left(\sum_{i=1}^M \omega_{ij}x_{pi}\right) \quad (1)$$

式中: y'_{pj} 为隐含层的输出; net_{pj} 为神经因子; ω_{ij} 为输入层到隐含层之间的权值; x_{pi} 为隐含层的输入。

网络的输出层输出为:

$$y_{pk} = f_2(\text{net}_{pk}) = f_2\left(\sum_{j=1}^N v_{jk}y'_{pj}\right) \quad (2)$$

式中: y_{pk} 为输出层的输出; v_{jk} 为附加向量因子。

正向传播过程中的误差函数为:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (d_{pk} - y_{pk})^2 \quad (3)$$

式中: E_p 为正向传播中的误差函数; d_{pk} 为输出的期望值。

(2) 反向传播过程。

设计需要通过调整输出层的权值, 来使误差减小。而权值的变化量 Δv_{jk} 可以写作:

$$\Delta v_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{jk}} = \sum_{p=1}^P \left(-\eta \frac{\partial E_p}{\partial v_{jk}} \right) = \eta \sum_{p=1}^P \left(-\frac{\partial E_p}{\partial \text{net}_{pk}} \cdot \frac{\partial \text{net}_{pk}}{\partial v_{jk}} \right) \quad (4)$$

式中: η 为反向传播过程中的权值因子。

设反向传播经激活函数后的误差为:

$$\delta_{pk} = -\frac{\partial E_p}{\partial \text{net}_{pk}} = -\frac{\partial E_p}{\partial y_{pk}} \cdot \frac{\partial y_{pk}}{\partial \text{net}_{pk}} \quad (5)$$

根据式(4)和式(5), 可得:

$$\delta_{pk} = (d_{pk} - y_{pk}) y_{pk} (1 - y_{pk}) \quad (6)$$

基于以上分析, 综合可得神经元的权值变化为:

$$\Delta v_{jk} = \eta \sum_{p=1}^P \left(-\frac{\partial E_p}{\partial \text{net}_{pk}} \cdot \frac{\partial \text{net}_{pk}}{\partial v_{jk}} \right) = \eta \sum_{p=1}^P (d_{pk} - y_{pk}) y_{pk} (1 - y_{pk}) y'_{pj} \quad (7)$$

输入层到隐含层之间的权值变化量为:

$$\Delta \omega_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = \sum_{p=1}^P \left(-\eta \frac{\partial E_p}{\partial \omega_{ij}} \right) = \eta \sum_{p=1}^P \left(-\frac{\partial E_p}{\partial \text{net}_{pj}} \cdot \frac{\partial \text{net}_{pj}}{\partial \omega_{ij}} \right) \quad (8)$$

设反向传播经激活函数第 j 次后的误差为:

$$\delta'_{pj} = -\frac{\partial E_p}{\partial \text{net}_{pj}} = -\frac{\partial E_p}{\partial y'_{pj}} \cdot \frac{\partial y'_{pj}}{\partial \text{net}_{pj}} \quad (9)$$

根据式(8)和式(9)可得:

$$\delta'_{pj} = y'_{pj} (1 - y'_{pj}) \sum_{k=1}^K \delta_{pk} \omega_{jk} \quad (10)$$

则输入层到隐含层之间的权值变化量即可等效为:

$$\Delta \omega_{ij} = \eta \sum_{p=1}^P \left(-\frac{\partial E_p}{\partial \text{net}_{pj}} \cdot \frac{\partial \text{net}_{pj}}{\partial \omega_{ij}} \right) = \eta \sum_{p=1}^P \left(\sum_{k=1}^K \delta_{pk} \omega_{jk} \right) y'_{pj} (1 - y'_{pj}) x_{pi} \quad (11)$$

2 多源感知融合技术

多源感知是一种利用多个传感器或数据源信息进行综合感知和理解的技术^[11-13]。其可以提供更全面、准确和可靠的感知结果, 被广泛应用于各领域, 如自动驾驶、智能家居、物联网等。

多源感知的关键在于如何进行信息融合和处理。这涉及到传感器数据的校准、数据融合算法的

设计与数据的时序同步等一系列问题。此外, 不同传感器或数据源的特点及性能差异也需要考虑。研究者们通过各种技术手段, 如信号处理、模式识别、机器学习等来不断改进多源感知的方法, 以提高感知结果的准确性和鲁棒性。

本次通过有限元仿真来分析不同载荷条件下的传感器变形和应变分布^[14-16], 再利用仿真结果构建定位器变形和应变的大数据集。在此基础上, 建立可测空间和不可测空间位移与应变之间的关联, 并通过离散测点的实测信息解算不可测空间中的位移与应变。具体而言就是对传感器几何模型进行离散化处理, 即可抽象成如下的映射关系:

$$\begin{cases} \delta \mathbf{p}'_{\Omega-1} = f(\delta \mathbf{p}'_{\Omega}) \\ \varepsilon \mathbf{p}'_{\Omega-1} = g(\varepsilon \mathbf{p}'_{\Omega}) \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\delta \mathbf{p}'_{\Omega}$ 为可测空间离散点的信息; $\delta \mathbf{p}'_{\Omega-1}$ 为不可测空间离散点的信息; $\varepsilon \mathbf{p}'_{\Omega}$ 为可测空间的应变信息; $\varepsilon \mathbf{p}'_{\Omega-1}$ 为不可测空间的应变信息。

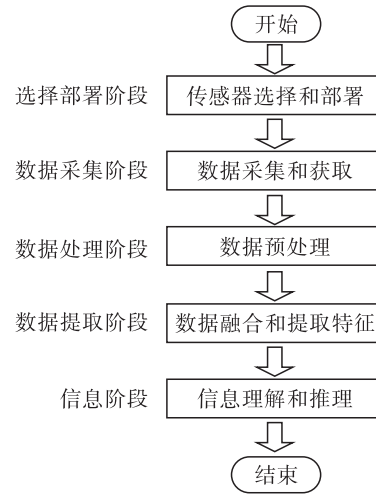


图3 多源感知技术的流程

如图3所示, 具体的多源感知技术流程为: (1) 传感器选择和部署, 选择适合任务需求的多个传感器或数据源, 并将其部署在感兴趣的区域或系统中; (2) 数据采集和获取, 通过多个传感器同时采集各自的数据; (3) 数据预处理, 对采集到的数据进行预处理及清洗; (4) 数据融合和提取特征, 将来自不同传感器的数据进行融合, 生成更全面、准确及丰富的特征; (5) 信息理解和推理, 对融合后的数据进行分析、理解和推理, 以获取对环境或系统的综合认知。得到结果后, 即可根据任务需求与具体应用场景, 将多源感知的结果输出, 并将其应用于相应的领域或系统中。

3 实验验证

为了进一步验证所设计检测方法的正确性以及综合性能,在如表 1 所示参数的 GIS 作业现场进行实际数值检测实验,并将基于 BP 神经网络的改进多源感知检测方法与传统的卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)检测方法进行对比。

表 1 实测作业参数

电气参数	数值
额定电压/kV	40.5
额定电流/A	630
开断电流/A	16
关合电流/A	40
机制寿命/次	1800
额定频率/Hz	50

(1) 温度检测准确度比较。

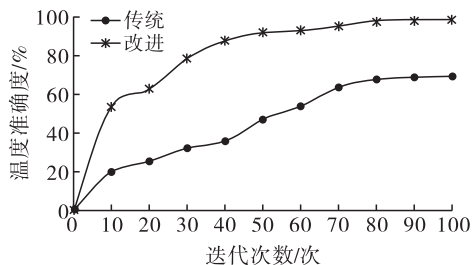


图 4 温度检测准确度对比

由图 4 可知,当迭代次数为 50 次时,传统 CNN 方法的温度检测准确度为 50% 左右,而该文所提方法的准确度已接近 90%;当迭代次数为 100 次时,传统方法的准确度约为 70%,而该文所提改进方法的准确度已大于 98%。由数据对比可知,该文方法具有较为理想的温度检测准确度,能够有效提高对温度的检测能力。

(2) 湿度检测准确度比较。

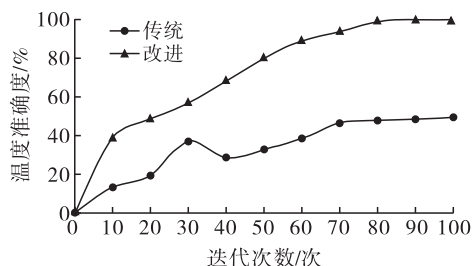


图 5 湿度检测准确度对比

由图 5 可知,当迭代次数为 50 次时,传统方法的湿度检测准确度低于 40%,而改进方法的准确度已接近 81%;当迭代次数为 100 次时,传统方法的准确度约为 52%,而所提方法已大于 99%。由数据对比可知,改进方法具有更优的湿度检测准确度,大幅提高了对湿度的检测感知能力。

(3) SF₆ 检测准确度比较。

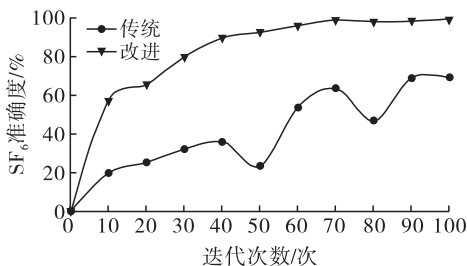


图 6 SF₆ 检测准确度对比

由图 6 可知,传统方法在对 SF₆ 进行检测时,准确度会出现较为明显的波动情况,且跨度较大。而文中改进方法仅在迭代次数为 80 次时出现了约 0.3% 的波动,其具有更准确的 SF₆ 检测能力。

4 结束语

该文针对在 GIS 作业过程中,传统多源感知检测方法检测准确度不足的问题,设计了一种以 BP 神经网络目标识别技术与多源感知技术相结合的改进检测方法。与传统方法经过实验对比后,可得如下结论:

(1) 所提方法的温度和湿度检测准确度最终均可达 98% 以上,有效提高了系统的数据检测能力;

(2) 该方法还克服了传统方法在 SF₆ 检测时准确度大幅波动的缺陷,使其准确度更为稳定,提高了对专用项目的检测感知的能力。

参考文献:

- [1] 蒋西平,李永福,王谦,等. 基于声学成像的 GIS 设备异响振动缺陷检测技术研究[J]. 高压电器,2023,59(10):215-222+231.
- [2] 贺毅,张靖,张英,等. 基于 CFD 技术的 GIS 设备中 SO₂ 扩散效应[J]. 电子科技,2023,36(4):21-28.
- [3] 李波,胡秀敏,何志琴,等. X 射线无损检测的 GIS 设备缺陷检测研究[J]. 电子设计工程,2021,29(1):78-82.
- [4] 彭勇,张利,汤会增,等. 局部放电对 GIS 盆式绝缘子绝缘劣化程度的评估研究[J]. 内蒙古电力技术,2023,41(2):37-44.
- [5] 韩世杰,吕泽钦,隋浩冉,等. 基于 EFPI 传感器的 GIS 局部放电模式识别研究[J]. 电力工程技术,2022,41(1):149-155.
- [6] 王赞,郑理威,陈忠贤,等. 基于光纤 EFPI 传感器的 GIS 局部放电研究[J]. 电网与清洁能源,2022,38(2):67-75.
- [7] 陈捷元,葛志成,祝晓宏,等. 基于多信息融合的 GIS 局部放电类型识别方法研究[J]. 科学技术与工程,2023,23(12):5094-5101.
- [8] 吴明兴,谷昊霖,别佩,等. 基于萤火虫算法改进 BP 神经网络的电力用能行为预测方法[J]. 沈阳工业大学学报,2023,45(3):241-246.

(下转第 117 页)

节 PWM 脉宽的方式,实现了对驱动器输出角度的精确控制。

为了验证所提控制策略的有效性,该文在 Simulink 中搭建了仿真模型,并将该控制策略与传统的 PID 和滑模控制进行对比。仿真结果表明,相对于传统控制方法,所提的基于 PSO 的自适应滑模控制器在 SMA 驱动器控制中展现出了更高的响应速度和稳定性,为形状记忆合金材料的应用提供了新的思路和方法。

参考文献:

- [1] 周博,王志勇,薛世峰. 形状记忆合金超弹性螺旋弹簧的力学模型[J]. 机械工程学报,2019,55(08):56-64.
- [2] TANAKA K. A thermomechanical sketch of shape memory effect: one - dimensional tensile behavior[J]. Res Mechanica, 1986, 18:251-263.
- [3] LIANG C, ROGERS C A. One - dimensional thermomechanical constitutive relations for shape memory materials [J]. Journal of Intelligent Material Systems & Structures, 2013,1(2):207-234.
- [4] Brinson, L. C. One - dimensional constitutive behavior of shape memory alloys: Thermomechanical derivation with non - constant material functions and redefined martensite internal variable[J]. Journal of Intelligent Material Systems & Structures, 1993, 4(2):229-242.
- [5] 梁明威. 基于形状记忆合金的柔性驱动平台回滞建模与控制算法研究[D]. 广州:华南理工大学,2022.
- [6] 徐殿国,白凤强,张相军,等. 形状记忆合金执行器研究综述[J]. 电工技术学报,2022,37(20):5144-5163.
- [7] HWANG D, IHN Y S, KIM K. Compact modular cycloidal motor with embedded shape memory alloy wires[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018(5):1-1.
- [8] 李晓光,张弼,赵新刚,等. 形状记忆合金驱动器的自适应滑模反步控制[J]. 控制理论与应用,2020,37(01):137-146.
- [9] 尹海斌,薛欢,章志大,等. 形状记忆合金驱动的仿人腕关节机构理论与运动控制[J]. 机械科学与技术,2023,42(02):181-189.
- [10] HU B, LIU F, MAO B, et al. Modeling and position control simulation research on shape memory alloy spring actuator[J]. Micromachines, 2022, 13(2):178.
- [11] GILARDI G, HASLAM E, BUNDHOO V, et al. A shape memory alloy based tendon - driven actuation system for biomimetic artificial fingers, part II: modelling and control[J]. Robotica, 2010, 28(5):675-687.
- [12] SHAKIBA S, AYATI M, YOUSEFI - Koma A. Development of hybrid prandtl - ishliniskii and constitutive models for hysteresis of shape - memory - alloy - driven actuators[J]. Robotica, 2021, 2021(2021):1-15.
- [13] 李锦钰,白海军,刘玉旺. 基于改进粒子群算法的四足机器人步态研究[J]. 工业仪表与自动化装置,2023(05):70-75.
- [14] WANG T Z, ZHOU Y H. A nonlinear transient constitutive model with eddy current effects for giant magnetostrictive materials[J]. Journal of Applied Physics, 2010, 108(12):13-20.
- [15] ZHAN Y S, LIN C. A constitutive model of coupled magneto - thermo - mechanical hysteresis behavior for giant magnetostrictive materials[J]. Mechanics of Materials, 2020, 148:103477.
- [16] KIM S, KIM K, CHOE K, et al. A nonlinear magneto - mechanical coupling model for magnetization and magnetostriction of ferromagnetic materials[J]. AIP Advances, 2020, 10(8).
- [17] 胡继敏,郭峰,赵祯,等. 温度对扭矩传感器弹性体 17-4PH 特性的试验[J]. 船舶工程,2023,45(S1):406-411.
- [18] 冯张彬,熊福敏,王健,等. MEMS 多晶硅纳米膜压力传感器过载能力设计[J]. 工业仪表与自动化装置,2023(04):89-92+97.
- [19] 陈宝奇,周再祥,张强. 基于混沌麻雀搜索算法优化 BP 神经网络的短期风电功率预测[J]. 工业仪表与自动化装置,2022(6):13-17.
- [20] 姜海燕. 基于 BP 神经网络的牵引供电系统的故障预测研究[J]. 工业控制计算机,2022,35(6):82-84.
- [21] 曹培,徐鹏,贺建明,等. 基于多源感知的开关柜绝缘缺陷检测技术[J]. 中国电力,2021,54(10):117-124+133.
- [22] 陈明,张文静,赵杰. 基于多源感知的电力工程数据信息处理与识别技术研究[J]. 电子设计工程,2023,31(4):178-182.
- [23] 祝小钧. 多源感知网络中数据融合方法研究与应用[D]. 重庆:重庆邮电大学,2022:23-46.
- [24] 王鹏,杨雨君,陈曼龙,等. 分布式质量块结构高 g 值加速度传感器仿真分析[J]. 仪表技术与传感器,2023(5):19-24+29.
- [25] 但丁谊,丁克勤,舒安庆. 基体封装式光纤布拉格光栅传感器的应变传递及其影响因素[J]. 激光与光电子学进展,2022,59(5):147-155.
- [26] 张芮,朱姿娜. 柔性电涡流式触觉传感器性能仿真与分析[J]. 仪表技术与传感器,2021(6):16-20+25.