

基于多频超声和人工神经网络的 变压器油中微水含量检测

杨华昆¹, 马显龙², 李胜朋¹, 李亚权¹, 孙利雄¹, 苏阳¹, 周渠³

(1. 云南电网有限责任公司保山供电局, 云南 保山 678000; 2. 云南电网有限责任公司电力科学研究院, 云南 昆明 650217; 3. 西南大学 工程技术学院, 重庆 400715)

摘要: 变压器油中的微水含量是衡量变压器能否长期稳定运行的重要因素。本研究基于多频超声检测结合人工神经网络算法, 提出一种变压器油中微水含量预测方法。首先, 利用卡尔费休滴定法测定210组油样中的微水含量。其次, 对210组油样进行多频超声检测, 分析油样中微水含量与多频超声数据中振幅和相位信号的关系。最后, 利用PCA将原始242维多频超声数据降为23维, 结合BPNN和GRNN两种人工神经网络以及GA和PSO两种优化算法, 建立了基于PCA-GA-BPNN和PCA-PSO-GRNN的两种变压器油中微水含量预测模型, 并将预测结果与实际结果进行对比。结果表明: 两种预测模型的预测准确率均超过90%, 表明本研究提出的方法能够有效地检测变压器油中的微水含量。

关键词: 变压器油; 微水含量; 多频超声; 人工神经网络; 预测模型

中图分类号: TM214 文献标志码: A 文章编号: 1009-9239(2022)04-0114-07

DOI: 10.16790/j.cnki.1009-9239.im.2022.04.017

Detection of Micro-water Content in Transformer Oil Based on Multi Frequency Ultrasonic and Artificial Neural Network

YANG Huakun¹, MA Xianlong², LI Shengpeng¹, LI Yaquan¹, SUN Lixiong¹, SU Yang¹, ZHOU Qu³

(1. Baoshan Power Supply Bureau of Yunnan Power Grid Co., Ltd., Baoshan 678000, China;

2. Electric Power Research Institute of Yunnan Power Co., Ltd., Kunming 650217, China;

3. College of Engineering and Technology, Southwest University, Chongqing 400715, China)

Abstract: The micro-water content in transformer oil is an important factor to measure whether the transformer can operate stably for a long time. Based on multi-frequency ultrasonic detection combined with artificial neural network algorithm, a method for predicting micro-water content in transformer oil was proposed in this study. Firstly, the micro-water content in 210 groups of oils was determined by Carl Fischer titration. Secondly, 210 groups of oil samples were detected by multi-frequency ultrasound to analyze the relationship between micro-water content in oil samples and amplitude and phase signals in multi-frequency ultrasonic data. Finally, the original 242-dimensional multi-frequency ultrasonic data was reduced to 23-dimensional by PCA. Two prediction models for micro-water content in transformer oil based on PCA-GA-BPNN and PCA-PSO-GRNN were established by combining with BPNN and GRNN artificial neural networks as well as GA and PSO optimization algorithms. The prediction results were compared with the actual results. The results show that the forecast accuracy of both models is higher than 90%, which indicates that the method proposed in this study can effectively detect the moisture content in transformer oil.

Key words: transformer oil; micro-water content; multi-frequency ultrasound; artificial neural network; prediction model

收稿日期: 2021-06-03 修回日期: 2021-07-28

基金项目: 云南电网有限责任公司科技项目(051200KK52190008)

作者简介: 杨华昆(1992-), 男(汉族), 云南保山人, 助理工程师, 主要从事电气检测方面的研究; 通信作者: 周渠(1983-), 男(汉族), 四川渠县人, 教授, 主要从事电力设备绝缘在线智能监测与故障诊断方面的研究。

0 引言

油浸式电力变压器是电力系统的核心设备,在供配电以及电力转换中发挥着重要的作用^[1-3]。变压器油是变压器中的绝缘介质,维持着变压器内的正常绝缘水平,同时兼具冷却、消弧以及防止腐蚀的作用^[4-5]。然而变压器在长期运行中,会发生设备老化、变压器油质劣化及各种杂质产生等现象,导致油中的微水含量大幅增加。当油中微水含量超过临界值时,变压器油的绝缘能力将大幅降低,导致击穿电压减小、介电损耗增加、化学反应加速等一系列问题,严重时甚至造成绝缘击穿、设备烧毁^[6-9]。因此,实时掌握变压器油中的微水含量是否超标对变压器乃至整个电力系统的安全稳定运行具有重要意义。

ICE 60296:2003 和 GB/T 7600—2014 均规定电力行业用于检测变压器油中微水含量的标准检测方法为卡尔费休滴定法^[10]。多频超声检测是在分子层面上通过检测分析被测介质的声学参数与被测介质的关系,从而获得被测介质的物理化学性质,具备检测速度快、介质无损害、能够实时测量等多重优势,在液体组分检测以及特性分析等领域得到了广泛应用。N I CONTRERAS 等^[11]通过超声波在不同液体间的传播速度、密度和折光率来检测果汁等饮料中的含糖量。R M BAËSSO 等^[12]通过超声波的声速、幅值、相位等参数的变化评估了生物柴油的质量。阮功成等^[13]建立了超声参数与牛奶脂肪含量的特性关系,研究发现可以通过多频超声波来检测不同温度下牛奶的脂肪含量。余鹏程等^[14-15]结合多频超声检测和多元统计分析实现了对变压器油密度和酸值的检测。

本文结合多频超声检测和人工神经网络算法提出了对变压器油中微水含量的检测方法,通过反向传播神经网络(BPNN)、广义回归神经网络(GRNN)、遗传算法(GA)、粒子群优化算法(PSO)以及主成分分析(PCA)建立了 PCA-GA-BPNN 和 PCA-PSO-GRNN 变压器油中微水含量预测模型,以多频超声参数为神经网络输入,卡尔费休滴定法测得的数据为输出,通过测试集验证预测模型的有效性。

1 变压器油中微水含量的多频超声检测

1.1 多频超声检测系统

用于检测变压器油中微水含量的多频超声检测系统结构如图 1 所示,由多频超声控制单元(CM-1)、多频超声传感器(LO50P15-SK)和数据分析单元(Yucoya Ultrasound Manager)3 部分组成。超声

控制单元内安装多频超声波发射装置,控制着超声波的发射频率以及发射时间间隔。超声波发射装置内部连接至超声控制单元的多频超声信号输出接口,输出接口与多频超声传感器连接,传感器内部安装有超声发生器,用于产生超声束组。此外,多频超声传感器内部还安装有两个用来接收超声信号的超声接收器,并由 DSP 信号处理电路传输到上位机的测量软件,最后测量软件计算出信号的原始参数,包括振幅、相位以及声速等。

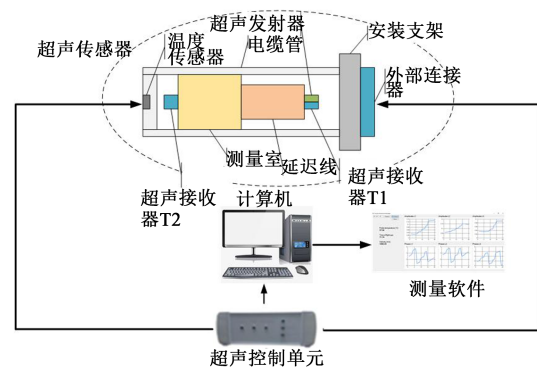


图1 多频超声检测系统结构

Fig.1 Structure of multi frequency ultrasonic testing system

多频超声检测系统的信号频率为 600~1 000 kHz,中心频率约为 750 kHz。系统工作时,超声发射器发出超声波信号。信号首先在基准介质和测量室之间的接口处反射,此时反射回的信号由超声接收器 T1 接收,记为 L1。另一部分超声信号通过接口继续传输到超声接收器 T2 并记为 L2。最后经由 T2 传输的信号再次反射并传回 T1,记为 L3。

所记的超声波信号如式(1)所示。

$$x(t) = A \sin(\omega t + \phi) \quad (1)$$

该信号满足 Dirichlet 条件,又可以记为式(2)~(3)。

$$x(t) = C_0 \sin(\omega t) + C_1 \cos(\omega t) \quad (2)$$

$$x(t) = A \cos(\phi) \sin(\omega t) + A \sin(\phi) \cos(\omega t) \quad (3)$$

联合式(2)~(3),可得式(4)。

$$C_0 = A \cos(\phi), \quad C_1 = A \sin(\phi) \quad (4)$$

因此,幅值和相位表达式分别如式(5)、式(6)所示。

$$A = \sqrt{C_0^2 + C_1^2} \quad (5)$$

$$\phi = \arctan\left[\frac{C_1}{C_0}\right] + \left[1 - \operatorname{sgn}(C_0)\right] \frac{\pi}{2} \quad (6)$$

式(5)~(6)中:A为幅值; C_0 和 C_1 为两个常数。

该超声检测系统结合了超声渗透检测法和超

声反射检测法。检测时将传感器部分完全浸没在变压器油中,使测量器充满油样。超声发射器的发射时间间隔为 20 s,每次发出 20 个不同频率的超声波信号,接收器接收到的 L1、L2 和 L3 分别包含主频率对应的幅值 20 维、偏移频率对应的幅值 20 维、主频率对应的相位 20 维、偏移频率对应的相位 20 维,加上飞行时间与飞行速度,每组样本共得到一个 242 维的超声波数据。对每组超声信号进行 3 次检测,确保数据的有效性,且无需反复测量。超声波在传播时受到油样的温度以及压力的影响,参数会存在一定误差,因此需要考虑这些因素的影响。变压器油压力小,对超声参数的影响较小,故忽略油样压力造成的影响。此外,为避免温度因素带来的检测误差,本文采用水浴恒温的方法将实验环境温度维持在 27℃。

1.2 基于多频超声的变压器油中微水含量检测

从不同运行工况的变压器中总共收集了 210 组变压器油样本。为使建立的变压器油微水含量预测模型更具代表性,从不同工况收集的变压器油样中随机选择相应数量的样本作为测试集,剩余的样本作为训练集。油样数据分类情况如表 1 所示。

表 1 210 组变压器油样本

Tab.1 The 210 sets of transformer oil samples

电压等级/kV	投运年限	训练集	测试集
110	<5	26	1
	5~10	36	1
	>10	15	1
220	<5	31	1
	5~10	37	2
	>10	18	1
500	<5	12	1
	5~10	15	1
	>10	10	1

图 2 为多频超声系统测得的多频超声声学图谱。从图 2 可以看出,探头检测到的温度为 27.34℃,飞行时间为 71.74 μs,速度为 1 400.43 m/s。一组 242 维超声波信号包括幅值和相位响应,L1、L2、L3 相信号的主频率和偏移频率分别对应的幅值和相位均为 20 维。本研究主要从超声检测数据的幅值和相位响应与油样中的微水含量之间的关系进行分析。

图 3 为随机选择的 5 组不同微水含量油样的多频超声幅值响应。5 组油样通过库伦法测定的微水

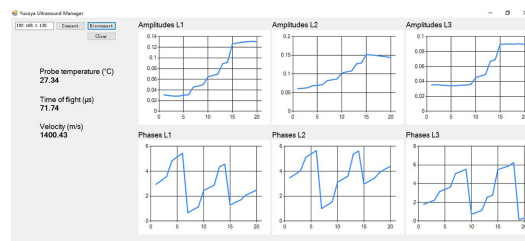


图 2 多频超声声学图谱

Fig.2 Acoustic spectra of multi frequency ultrasound

含量分别为 8.92、18.75、24.16、32.77、52.86 mg/L,其中微水含量为 32.77 mg/L 和 52.86 mg/L 已超标,24.16 mg/L 接近标准临界值,其余油样的微水含量正常。超声检测时,信号 L1 仅经过变压器油发射,不受测量室的影响,因此将 L1 作为油中微水含量研究的基准信号。从图 3 可以看出,L1、L2 和 L3 的 5 组油样基准信号的趋势走向大致相同。图 3(a)中微水含量正常的两组油样幅值响应明显大于其他油样,微水含量越低,幅值响应越大。然而图 3(b)、(c)的幅值响应与图 3(a)恰好相反,微水含量越小,幅值响应越低,且微水含量正常的两组油样与其他油样的幅值响应有明显差距。总体来说,油中微水含量与幅值响应有明显的联系。

图 4 为上述 5 组油样的相位响应。从图 4(a)可以看出,5 组油样基准信号的相位响应趋势基本相同,在检测频率范围内,相位响应峰值分别出现在 696.6 kHz 和 832.1 kHz 处,谷值分别出现在 707.9 kHz 和 843.4 kHz 处。从图 4(b)、(c)可以看出,L2 和 L3 的 5 组油样的相位响应无明显的趋势规律,但每组油样的相位响应频谱均有两个峰值和两个谷值,油样中微水含量的不同导致相位响应的峰值和谷值对应的频率点不同。不同接收器接收到的超声信号传播的路径不同,周期不同,同一信号经过两个接收器时所对应的相角不同,并且伴随着超声弛豫、吸收、衰减等现象,是变压器油品质的综合体现。

2 基于人工神经网络的变压器油中微水含量预测模型

2.1 主成分分析(PCA)

主成分分析(PCA)是考察多个变量间相关性的一种多元统计方法,在图像处理、面部识别等领域已经有推广应用。作为一种降维模型,PCA 主要从高维数据的原始变量中通过“投影”的方式来产生新的低维变量,同时保持新变量符合原始变量的信息。高维数据降维的目的是剔除数据中的冗余以

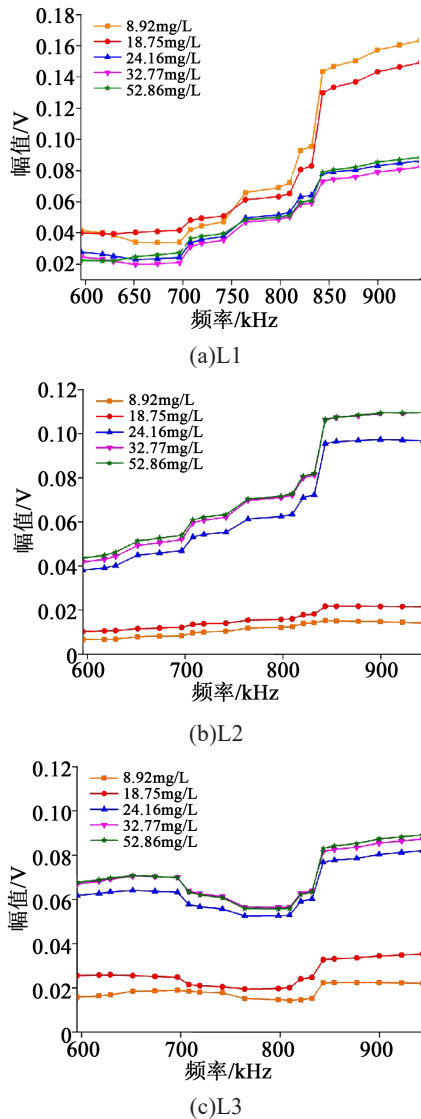


图3 不同微水含量油样的多频超声幅值响应

Fig.3 Multi frequency ultrasonic amplitude response of oil samples with different moisture content

及无效的部分,避免在模式识别及回归预测中出现“维度灾难”和“小样本问题”等难题,同时缩短后续的神经网络算法训练及识别时间。

利用PCA模型对多频超声数据进行降维,使用MATLAB 2018a编程对检测到的210组242维超声数据进行PCA算法降维处理,通过计算,得到的超声信号的特征值和累计方差贡献率如表2所示。从表2可以看出,高维多频超声数据经过PCA降维后,仅前8个主成分特征值的累计方差贡献率就已超过90%,前12个主成分特征值的累计方差贡献率则为95.54%,前23个为99.11%。因此本研究采用PCA降维处理后的前23个主成分特征值所构成的23维数据矩阵作为变压器油中微水含量预测模型的输入量。

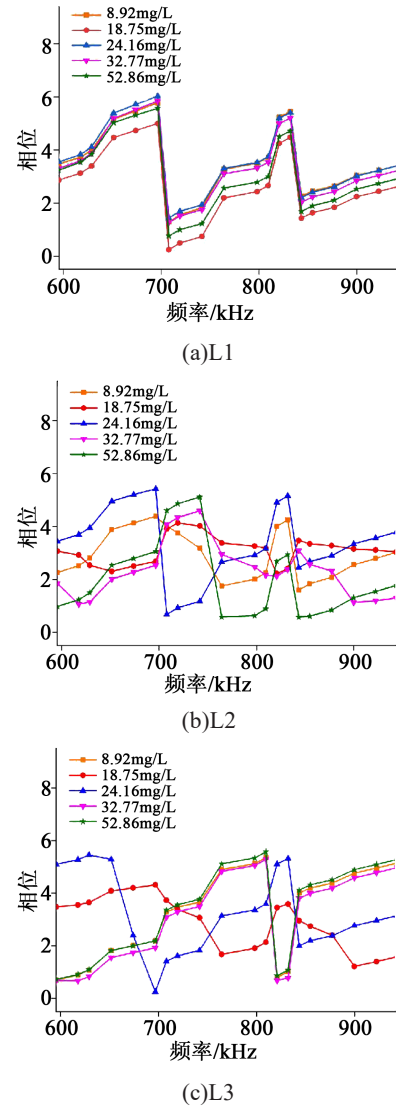


图4 不同微水含量油样的多频超声相位响应

Fig.4 Multi frequency ultrasonic phase response of oil samples with different water content

2.2 神经网络和优化算法

采用反向传播神经网络(BPNN)和广义回归神经网络(GRNN)两种神经网络、遗传算法(GA)和粒子群优化算法(PSO)两种优化算法来进行基于多频超声的变压器油中微水含量识别方法的研究,建立了GA-BPNN和PSO-GRNN两种预测模型。

反向传播神经网络(BPNN)是一种前馈型神经网络,其输出结果采用前向传播,误差采用反向传播方式进行,是一种有效的分类和识别工具。BPNN采用最速下降法的学习规则,利用反向传播不断调整网络的权值和阈值,以此来减小网络的误差平方和。遗传算法(GA)是一种模拟生物进化论的自然选择和遗传学机理的生物进化过程的计算

表2 特征值和累计方差贡献率
Tab.2 Eigenvalue and cumulative variance contribution rate

序号	特征值	累计方差贡献率	序号	特征值	累计方差贡献率
1	91.17 129 669	0.376 740 895	13	1.454 505 459	0.961 447 833
2	54.95 147 346	0.603 813 115	14	1.299 503 951	0.966 817 684
3	26.23 695 553	0.712 230 271	15	1.234 427 372	0.971 918 624
4	17.77 209 151	0.785 668 666	16	1.166 180 272	0.976 737 551
5	10.9 965 357	0.831 108 896	17	0.855 418 586	0.980 272 338
6	9.162 125 551	0.868 968 919	18	0.759 886 278	0.983 412 364
7	6.142 911 954	0.894 352 853	19	0.466 307 196	0.985 339 253
8	4.086 777 752	0.911 240 364	20	0.428 298 263	0.987 109 081
9	3.310 798 399	0.924 921 349	21	0.353 899 512	0.988 571 475
10	2.83 234 4498	0.936 625 252	22	0.305 262 822	0.989 832 892
11	2.422 565 261	0.946 635 853	23	0.301 556 144	0.991 078 992
12	2.129 993 871	0.955 437 482	24	0.228 569 001	0.992 023 492

模型,通过模拟自然进化过程搜寻最优解的优化算法。GA 中的主要算子为交叉算子,具备全局搜索功能,辅助算子为变异算子,具备局部搜索功能。GA 是通过交叉算子与变异算子互相配合运行使其同时具备均衡的全局和局部搜索功能。BPNN 训练时存在速度慢、易陷入局部最小值的缺陷,利用 GA 对 BPNN 各层连接权值阈值进行寻优组合,能够有效避免 BPNN 的缺陷,最终获得全局最优解。BPNN 的训练过程和 GA 的基本流程如图 5 所示。

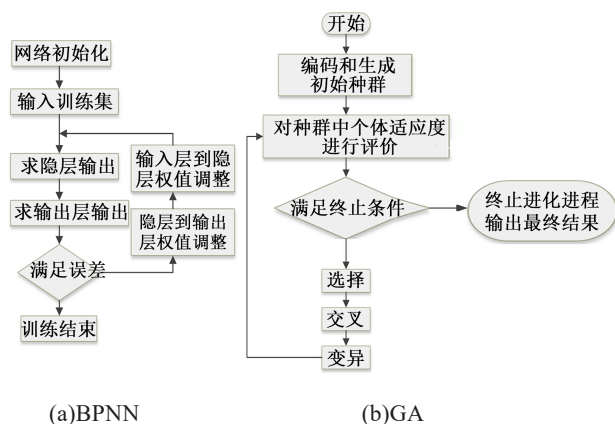


图5 BPNN 的训练过程和 GA 基本流程

Fig.5 BPNN training process and GA basic process

广义回归神经网络 (GRNN) 是一种非线性回归的前馈式神经网络,是基于径向基函数神经网络的一种改进。GRNN 具备出色的非线性映射能力和

学习速度,最后普收敛于样本量集聚较多的优化回归,建模所需样本数据少,预测效果好。GRNN 的网络结构和连接权重完全取决于学习样本,其平滑因子 σ 需要人为设置,并且决定着 GRNN 的预测精度。粒子群优化算法 (PSO) 是一种模拟鸟集群飞行觅食行为的基于群体协作来寻找最优解的优化算法,其优点为所需调整参数少、简单易行、收敛速度快。PSO 没有 GA 的交叉和变异,其核心是利用群体中的单独个体对信息的贡献,使得群体的运动在问题求解空间中产生从无序到有序的演化过程,最终获得最优解。GRNN 存在着由平滑因子选取困难所造成的易陷入局部极值和误差大的局限,利用 PSO 对 GRNN 的平滑因子进行全局寻优,能够找出最适合样本数据的平滑因子建立 PSO-GRNN 预测模型。图 6 为 PSO 优化 GRNN 的流程图。

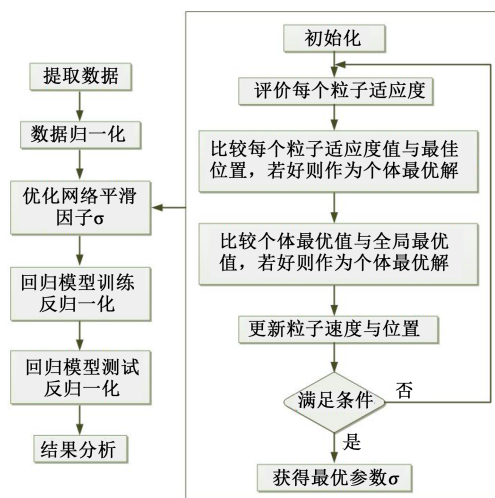


图6 PSO 优化 GRNN 流程图

Fig.6 Flow chart of GRNN optimized by PSO

2.3 基于 PCA-GA-BPNN 和 PCA-PSO-GRNN 的变压器油中微水含量预测模型

建立两种变压器油中微水含量预测模型前,为避免不同样本数据间的差异性,首先对样本数据进行标准化处理,能够减小预测误差,加快预测模型的收敛速度。此外,BPNN 具备出色的非线性拟合性,当有足够多的隐层神经元时,3 层的 BPNN 能够完成任意 I 维(输入层)到 K 维(输出层)的映射,因此本文采用多输入单输出的 3 层 BPNN 作为预测模型。

在 MATLAB 2018a 仿真编译环境下分别建立 PCA-GA-BPNN 和 PCA-PSO-GRNN 变压器油中微水含量预测模型,过程分为 3 个阶段。第 1 阶段:创

建数据库模块。数据库模块匹配了变压器油中微水含量的多频超声参数,并随机划分为一定比例的训练集和测试集。第2阶段:创建预测模型。预测模型首先从数据库中读取训练集,并与PCA相结合得到由前23个主成分组成的输入矩阵。对于GA-BPNN,首先利用其初始参数建立初代预测模型并给出初始预测结果,再通过GA计算获得个体初代适应度值,若符合收敛条件则初代预测模型即为最终模型,否则进行交叉和变异操作获得新一代参数,建立新一代预测模型并给出预测结果,如此循环直至得到符合适应度收敛条件的终代预测模型;对于PSO-GRNN,同样首先利用初始参数建立初代预测模型并给出初始预测结果,再利用PSO计算每个粒子的适应度值,若符合终止条件则初代预测模型即为最终模型,否则更新粒子的当前状态并获得新一代参数,建立新一代PSO-GRNN预测模型进行判断,如此循环直至符合终止条件获得最优预测模型。第3阶段:根据各自获得的最优预测模型,预测变压器油中微水含量。

3 变压器油中微水含量预测模型对比研究

本研究建立基于PCA-GA-BPNN和PCA-PSO-GRNN的变压器油中微水含量预测模型,两种模型采用的主算法不同,为测试两种模型对变压器油中微水含量的预测精度,对预测模型的训练和盲样测试进行对比分析。

两种预测模型在不同的训练油样数量时所展现的适应能力和训练表现有所不同。两种模型的预测精度变化以及收敛时间分别如图7和表3所示。从图7和表3可以看出,两种预测模型的预测精度均随着训练油样数量的增加而提升,训练油样数量少时两种模型的预测精度都很低,不满足业界标准。训练油样数量达到200组时,PCA-GA-BPNN和PCA-PSO-GRNN模型的预测精度分别为98%和92%,且PCA-GA-BPNN模型的收敛速度快于PCA-PSO-GRNN模型。因此PCA-GA-BPNN模型能更好地适应多频超声数据和油中微水含量之间的非线性映射关系。

对两种预测模型的预测能力进行盲样验证,以表1所述的200组油样作为训练集对PCA-GA-BPNN和PCA-PSO-GRNN模型进行训练,以剩余未参与训练的10组油样对两种模型进行验证,预测值和预测差值分别如表4和图8所示。从图8可以看

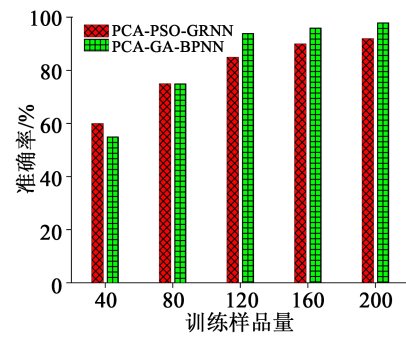


图7 不同训练油样下模型的预测精度

Fig.7 Prediction accuracy of models under different training oil samples

表3 两种模型的收敛时间

Tab.3 Convergence time of two models

训练样品量 /组	PCA-GA-BPNN 收敛时间/s	PCA-PSO-GRNN 收敛时间/s
40	12.3	13.5
80	35.6	38.3
120	70.1	69.9
160	105.6	103.7
200	112.9	135.4

表4 两种预测模型的微水含量预测值

Tab.4 The prediction value of micro water content in two forecasting models

序号	测试值 /(mg/L)	PCA-PSO-GRNN 预测值/(mg/L)	PCA-GA-BPNN 预测值/(mg/L)
1	14.30	13.10	13.56
2	11.32	12.26	10.52
3	16.48	14.95	15.63
4	6.44	5.98	5.98
5	11.00	12.14	10.25
6	2.29	2.67	2.55
7	4.22	3.79	3.99
8	7.49	6.44	6.77
9	22.16	20.01	21.00
10	18.43	20.11	17.02

出,PCA-GA-BPNN模型的10组预测差值最大为1.41 mg/L,最小为0.23 mg/L,平均差值为0.74 mg/L。PCA-PSO-GRNN模型的预测差值最大为2.15 mg/L,最小为0.38 mg/L,平均差值为1.10 mg/L。从表4可以看出,基于PCA-GA-BPNN的变压器油中微水含量预测模型的预测值更接近实际值。此外,引入3

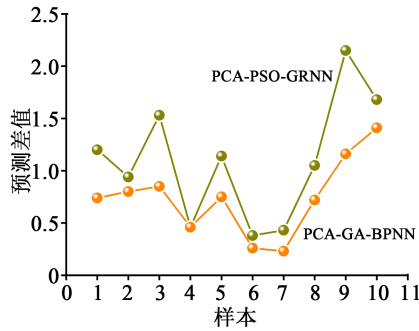


图8 两种预测模型的微水含量预测差值

Fig.8 The prediction difference of micro water content of two prediction models

个评价指标:平均绝对百分比误差 MAPE、均方根误差 RMSE 和相对误差 perr,对两种预测模型的预测误差进行对比分析,结果如表 5 所示。从表 5 可以看出,PCA-GA-BPNN 预测模型的 3 个指标均低于 PCA-PSO-GRNN 预测模型,因此,基于 PCA-GA-BPNN 的变压器油中微水含量预测模型的预测效果更佳。

表 5 两种预测模型的预测误差

Tab.5 The prediction error of two prediction models

误差项	PCA-PSO-GRNN 预测模型	PCA-GA-BPNN 预测模型
MAPE	10.31	7.07
RMSE	0.379 5	0.233 9
perr	0.008 9	0.003 9

4 结论

本文基于多频超声检测技术和人工神经网络对变压器油中微水含量进行研究,对 210 组油样进行卡尔费休滴定法测定以及多频超声检测,分析了超声信号中幅值和相位响应与油中微水含量之间的关系,并结合人工智能算法建立了基于 PCA-GA-BPNN 和 PCA-PSO-GRNN 的变压器油中微水含量预测模型。结果两种预测模型的预测准确率均超过 90%,其中 PCA-GA-BPNN 模型的预测精度略优于 PCA-PSO-GRNN 模型。因此,基于多频超声检

测技术的变压器油中微水含量识别是可行的,本研究为电力行业用于变压器油中微水含量的检测提供了一种新思路,多频超声技术结合人工智能算法应用于变压器油品质检测也是未来的研究重点。

参考文献:

- [1] 陈一鸣. 电力变压器在线监测方法研究[D]. 济南:山东大学, 2020.
- [2] 李宏博. 油浸式变压器运行状态监测系统研究和开发[D]. 苏州:苏州大学,2019.
- [3] DEFARIA H, COSTA J, OLIVAS J. A review of monitoring methods for predictive maintenance of electric power transformers based on dissolved gas analysis[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*,2015,46:201-209.
- [4] 任佳,符雪鹏,王巍,等. 天然酯绝缘油的发展历程、性能及展望[J]. *摩擦学学报*,2020,40(1):135-142.
- [5] 邓小聘,李松江,胡婷,等. 变压器用植物绝缘油的研究进展[J]. *绝缘材料*,2019,52(11):25-30.
- [6] 滑伟. 变压器油中微水含量在线监测系统的研究[D]. 北京:华北电力大学,2013.
- [7] 陈彬,刘阁. 变压器油中微水含量在线监测方法研究进展[J]. *高电压技术*,2020,46(4):1405-1416.
- [8] 郭春梅,于会民,马书杰,等. 温度和湿度对变压器油微水含量和绝缘性能的影响[J]. *变压器*,2012,49(12):50-55.
- [9] KONDALKAR V, RYU G, LEE Y, et al. Development of highly sensitive and stable humidity sensor for real-time monitoring of dissolved moisture in transformer-insulating oil[J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*,2019,286:377-385.
- [10] 姚圣煊,马跃龙. 卡尔费休容量法测定烟酸中水分含量[J]. *食品工业*,2020,41(3):312-313.
- [11] CONTRERAS N I, FAIRLEY P F, MCCLEMENTS D J, et al. Analysis of the sugar content of fruit juices and drinks using ultrasonic velocity-measurements[J]. *Food Science and Technology*,1992,27(5):515-529.
- [12] BAËSSO R M, COSTA-FELIX R, MILORO P, et al. Ultrasonic parameter measurement as a means of assessing the quality of biodiesel production[J]. *Fuel*,2019,241:155-163.
- [13] 阮功成,李伟,徐斐,等. 牛奶脂肪含量对超声波检测参数的影响[J]. *食品发酵与工业*,2011,37(7):176-180.
- [14] 余鹏程,刘喆,吴国卿,等. 基于 MFU 和 FOA-BPNN 的变压器油密度检测[J]. *电气应用*,2018,37(1):74-77.
- [15] 余鹏程,刘喆,吴国卿,等. 基于超声技术的变压器油酸值检测研究[J]. *电气应用*,2018,37(6):46-50.