

基于深度神经网络的变压器中溶解气体预测变压器寿命研究

Research on Predicting the Lifespan of Transformers Using Dissolved Gases Based on Deep Neural Networks

陈志超

Zhichao Chen

辽宁铁道职业技术学院 中国·辽宁 锦州 121000

Liaoning Railway Vocational and Technical College, Jinzhou, Liaoning, 121000, China

摘要: 变压器是动车组转换电能的重要设备,随着变压器使用时间的推移,其绝缘系统可能会发生劣化和故障,其中溶解气体是导致绝缘系统劣化和故障的主要参考因素之一。因此,对变压器的寿命进行预测具有重要的意义。通过预测动车组变压器的寿命,可以有效地制定维护和替换计划,延长变压器的使用寿命。论文探索了基于深度神经网络的溶解气体预测模型。

Abstract: Transformers are important equipment for converting electrical energy in EMU, with the passage of time, the insulation system of transformers may degrade and fail, with dissolved gas being one of the main factors contributing to such degradation and failure. Therefore, it is of great significance to predict the lifespan of transformers. By predicting the lifespan of transformers in EMU, maintenance and replacement plans can be effectively formulated, thereby extending the lifespan of transformers. This paper explores a dissolved gas prediction model based on deep neural networks.

关键词: 深度神经网络; 变压器; 动车组; 溶解气体

Keywords: deep neural networks; transformer; EMU; dissolved gas

DOI: 10.12346/peti.v5i4.8848

1 引言

目前,中国正在投入使用的动车组数量超过 4000 列,动车组以其高速、高效的优点,实现了城市与城市之间的快速连接。在动车组的供电系统中,变压器负责将接触网的 25kV 的单相交流电进行转换,并输送给牵引变流器。目前对于动车组变压器的检修而言,缺少预防性检修手段。

论文通过研究基于深度神经网络的溶解气体预测模型,探索如何有效地预测动车组变压器的寿命,为维护和检修工作提供科学依据,从而延长变压器的使用寿命。该模型的研究和应用有望为变压器维护和管理提供新的方法和技术。

2 动车组变压器的工作原理

动车组变压器利用电磁感应原理将输入电压通过磁场耦合转变成输出电压。具体来说,动车组变压器由两个线圈组

成:一个为输入线圈(一次线圈);另一个为输出线圈(二次线圈),它们之间通过铁芯连接。当输入线圈接通交流电源时,交流电流通过输入线圈产生一个交变磁场,然后通过铁芯耦合到输出线圈。在输出线圈中也会产生一个交变磁场。由于输入线圈和输出线圈的匝数不同,根据欧姆定律,输出线圈的电压与输入线圈的电压成正比从而实现电压的转换^[1]。

动车组变压器的油冷系统通过一个循环流动的油路系统来完成热量的传递。油冷系统包括变压器油箱、冷却器、油泵、管路和冷却风扇等组成。冷却器通过油箱中的油泵将变压器内部的热油抽出,沿着管路送入冷却器中。冷却器通常由一系列金属管道和散热片组成,空气通过冷却器,使油与空气之间进行热量交换。冷却风扇通过对散热器的散热,将热量从散热器中带走,降低油的温度,然后冷却的油将返回变压器油箱中,重新被循环使用^[2]。

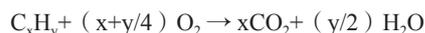
3 变压器内溶解气体产生机理

变压器绝缘油在运行过程中会产生溶解气体，这是由于油中的有机物在高温下分解产生气体。这些气体主要是由油中的氧化产物、降解产物和加入的添加剂等引起的，产生溶解气体的机理如下。

3.1 油分子氧化

变压器绝缘油中的碳氢化合物会在高温和氧气的作用下发生氧化反应，生成 CO₂ 和 H₂O。

化学方程式：



3.2 油分子热分解

高温会导致变压器绝缘油中的有机分子热裂解，产生短链烃类、醇、醛和酸等气体。

化学方程式：



3.3 添加剂降解

变压器绝缘油中可能添加了抗氧化剂、防腐剂和色谱剂等添加剂，这些添加剂在高温下也会发生降解反应，产生气体。

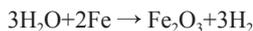
化学方程式：



3.4 绝缘油受潮

当变压器绝缘油中混杂一定水分时，在电场作用下铁和水反应产生 H₂。

化学方程式：



变压器绝缘油产生溶解气体的机理主要是由油的氧化、热分解、添加剂降解和水的电解等反应引起的。这些气体的产生会影响变压器的绝缘性能，如果气体无法有效排除，会导致油中气体含量过高，影响变压器的正常运行和寿命。通

过查阅相关资料，得知变压器绝缘油在不同温度下的产生气体的含量如表 1 所示。

因此，对于动车组变压器的寿命预测来说，了解变压器绝缘油产生溶解气体的机理非常重要。通过监测和分析变压器绝缘油中的气体含量和类型，可以判断变压器绝缘系统的状态，预测绝缘油的寿命和变压器的寿命，及时采取维护措施，延长变压器的使用寿命，提高动车组的可靠性和安全性^[3]。

4 深度自动编码器神经网络的基本原理

深度自动编码器神经网络是一种无监督学习的神经网络模型，用于学习输入数据的有效表示。它由编码器和解码器两部分组成，其中编码器将输入数据压缩为低维表示，解码器将该低维表示重构为原始数据。通过最小化重构误差来训练网络，使得网络能够学习到数据的潜在特征。其基本算法包括：

编码器：将输入数据 x 映射为隐藏表示 h 。

$$- h = f(Wx + b)$$

解码器：将隐藏表示 h 映射为重构数据 r 。

$$- r = g(Wh + b)$$

训练过程：通过最小化输入数据与重构数据之间的重构损失来训练网络。

$$- \text{Loss} = L(x, r)$$

反向传播：使用梯度下降法计算损失函数关于网络参数的梯度，并更新参数。

$$- \partial \text{Loss} / \partial W = \partial \text{Loss} / \partial r * \partial r / \partial h * \partial h / \partial W$$

$$- \partial \text{Loss} / \partial b = \partial \text{Loss} / \partial r * \partial r / \partial h * \partial h / \partial b$$

$$- W = W - \text{learning_rate} * \partial \text{Loss} / \partial W$$

$$- b = b - \text{learning_rate} * \partial \text{Loss} / \partial b$$

通过多次迭代训练，深度自动编码器网络可以逐渐提取出数据的重要特征，实现数据降维和无监督特征学习。

表 1 变压器绝缘油在不同温度下的产生气体的含量

故障状况	产生的主要气体	产生的次要气体
油过热	CH ₄ , C ₂ H ₄ (CH ₄ , C ₂ H ₄ 占总烃 80%)	H ₂ , C ₂ H ₆
油以及绝缘纸过热	CH ₄ , C ₂ H ₄ , CO, CO ₂ (CH ₄ , C ₂ H ₄ 占总烃 80%, CO, CO ₂ 较多)	H ₂ , C ₂ H ₆
油中有电弧放电	H ₂ , C ₂ H ₂ (C ₂ H ₂ 占总 20%~80%, H ₂ 占氢烃的 30%~90%)	CH ₄ , C ₂ H ₄ , C ₂ H ₆
油和绝缘纸中有电弧放电	H ₂ , C ₂ H ₂ , CO, CO ₂ (C ₂ H ₂ 占总烃 20%~80%, H ₂ 占氢烃的 30%~90%; CO, CO ₂ 较多)	CH ₄ , C ₂ H ₄ , C ₂ H ₆
油中火花放电	H ₂ , C ₂ H ₂ (H ₂ , C ₂ H ₂ 占总烃的 25%~90%)	—
油纸绝缘中局部放电	H ₂ , C ₂ H ₂ (H ₂ , C ₂ H ₂ 占总烃的 20%~80%, H ₂ 占氢烃的 30%~90%)	—
受潮或油中气泡	H ₂	—

5 基于深度自动编码器神经网络的变压器故障预测方法

5.1 根据气体产生情况确定输入向量

通过分析变压器中的 H_2 、 CH_4 、 C_2H_2 、 CH_4 和 C_2H_6 这 5 种气体的体积分数来确定变压器的故障类型并进行编码。

5.2 根据实际数据确定输出向量

根据样本数据中变压器的故障类型，对输出向量进行设定，动车组的变压器故障类型为正常、低能放电、低温过热、中低温过热、中温过热、高能放电、高温过热这 7 种类型。其 DNN 模型如图 1 所示。

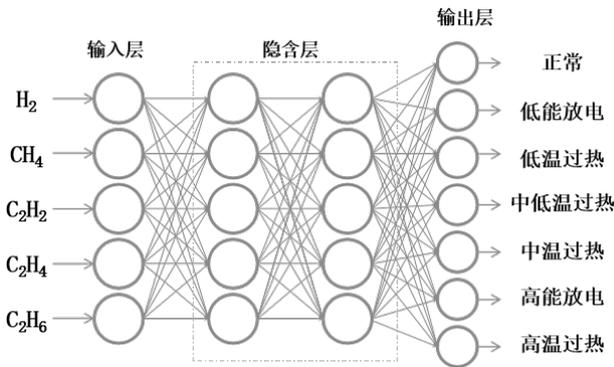


图 1 DNN 模型

5.3 根据数据进行模型训练

通过采集动车组 722 组变压器的 DGA (Dissolved Gas-in-oil Analysis) 数据进行验证，选择其中 500 组作为模型训练数据，140 组作为模型调优数据，其余作为模型测试数据。将 500 组已知故障测试数据 (含部分正常数据) 输入到模型内，采用逐层贪婪法进入无监督预训练阶段，求得每个损失函数最小值时的权重矩阵以及偏置向量并不断进行迭代，当损失函数下降到指定值时得到结果权重矩阵以及偏置向量，由此开发了初始训练集。并将 140 组数据进行反向传播并对模型进行调优，通过对网络进行监督微调，更新隐含层最终的最优权重矩阵以及偏置向量。通过模型测试数据验证模型准确率，实验结果显示在未进行调优的模型中进行预测，其正确率为 65.23%，经过调优后的模型其准确率为 84.32%。各项结果预测准确率如图 2 所示。

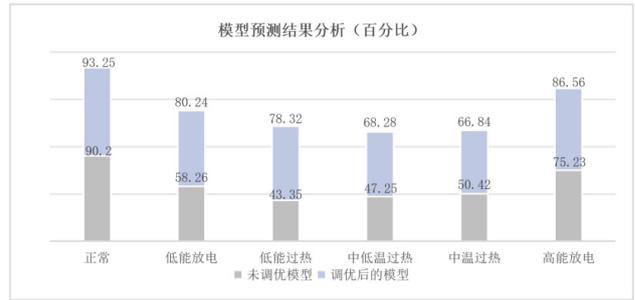


图 2 各项结果预测准确率

5.4 结果分析

由最终预测结果准确率可知，基于深度自动编码器神经网络建立的模型能够对分析动车组变压器的故障进行预测，并且通过调优后的模型在预测准确率方面有了较大提高。由于故障类型分类较细，因此在预测准确度方面对于相近故障类型的识别较差，如果将相似故障类别进行合并，该模型预测结果将会提高，但也仅限于预测变压器的故障类型，难以直接定位到故障点。

6 实际运用过程中的问题

在动车组日常维护检修过程中，变压器内溶解气体会量会发生变化，目前动车组尚无对文中提到的溶解气体的实时测量，难以形成连续的历史数据。为了预测高速列车变压器的寿命，必须采用综合方法。算法方面应包括变压器绝缘油数据收集、状态监测、退化分析和准确寿命预测模型的进一步开发。分析中应考虑温度变化、负载波动、湿气进入和绝缘退化等因素。溶解气体分析 (DGA) 等监测技术可以提供有关变压器状况的重要信息，为一线检修提供有效信息，从而降低运行风险。

参考文献

- [1] 任双赞,徐尧宇,李元,等.应用于油中溶解气体分析的深度信念网络与典型神经网络对比研究[J].高压电器,2020,56(9):39-45.
- [2] 解鹏飞.基于深度神经网络的变压器故障诊断研究[D].北京:华北电力大学(北京),2019.
- [3] 俞楚天.变压器油中溶解混合气体传感器阵列检测交叉敏感抑制方法研究[D].重庆:重庆大学,2018.