

基于深度学习的变压器在线故障检测

童国锋¹, 朱梅²

(1. 绍兴电力局柯桥区供电分局, 浙江 绍兴 312030; 2. 浙江科技学院 信息学院, 杭州 310023)

摘要: 针对供配电网络中变压器设备数量众多、故障损失巨大、不能及时有效地实现故障检测和预报等行业现状, 利用大数据方法研究分析了众多变压器的实时运行数据, 提出基于深度学习的变压器故障检测方法, 详细介绍了变压器监测数据预处理方法及步骤; 首先变压器实时运行数据经过分类、组合等预处理运算, 转换成多维空间的状态数据, 最后进一步将多维空间状态数据拟合成多段状态变迁的曲线, 作为深度学习网络的输入训练样本; 基于简洁高效的经典开源的 AlexNet 卷积神经网络模型, 搭建了基于 tensorflow 架构的深度学习训练平台, 实现了基于深度学习网络的变压器在线故障检测, 系统运行效果表明该故障检测方法的有效性和实用性。

关键词: 深度学习; 故障检测; 密度图像; 曲线拟合

Transformer Online Fault Detection Based on Deep Learning

Tong Guofeng¹, Zhu Mei²

(1. Keqiao district power supply branch, Shaoxing Electric Power Bureau, Shaoxing 312030, China;

2. Information College, Zhejiang University of Science and Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: In view of the large number of transformer equipment, the huge loss of fault, and the failure detection and prediction can not be realized in time and effectively in the power supply and distribution network, this paper studies and analyzes the real-time operation data of many transformers by using the bulk data method, puts forward the transformer failure detection method based on deep learning, and introduces the pretreatment method and steps of transformer monitoring data in detail. At first, the real-time operation data of transformer is transformed into multi-dimensional state data by pre-processing operations such as classification and combination. Finally, the multi-dimensional state data is further fitted into multi-stage state transition curve as the input training sample of deep learning network. Based on the simple and efficient classic open-source AlexNet convolutional neural network model, a deep learning training platform based on Tensorflow architecture is built, and the transformer online fault detection based on deep learning network is realized. The system operation results show that the fault detection method is effective and practical.

Keywords: deep learning; fault detection; density image; curve fitting

0 引言

变压器是输变电、供配电系统中的重要设备, 变压器安全可靠稳定运行是供电网络安全可靠稳定运行的根本。近几年随着我国国民经济的快速发展, 对供配电网络的质量和数量都提出了更高的要求。传统变压器故障检测方法为通过人工数据采样和在线参数采样相结合, 由维护人员根据这些采样数据判断变压器的运行状态。然而由于人工判断一般只结合当前时刻的采样数据, 缺乏预见性, 不能有效地预测故障, 可能造成不可估量的损失。因此, 引入计算机在线检测和辅助分析就显得尤为重要^[1-2]。目前深度学习已经成为机器学习中一个非常关键的研究领域, 并取得了许多颠覆性的研究成果^[3-5]。针对变压器等故障缓慢变

化、又缺乏故障发展变换的预测模型, 采用深度学习分析方法分析设备故障具有非常重要的现实意义。本文提出了一种多变量、多时段采样数据预处理, 并使用大量的多时段采样数据训练深度学习网络, 得到了一个变压器故障预测模型来预测变压器故障状态^[6-7]。

1 深度学习算法简介

2006 年 Hilton 在 Science 上提出深度学习的概念, 与之前的人工神经网络不同^[8], 深度学习算法所用的学习网络以神经元数量庞大和网络层次深度为特征, 在实际应用中取得了极大的成功。其中, 卷积神经网络是一种典型的深度学习算法网络, 通常用于图像识别和图像处理算法中, 诸如人脸识别^[9]、行人检测^[10]等各个图像处理的相关领域。神经元的局部感知技术可以有效提取图像的局部特征, 如方向、角点等, 而神经元的权值共享可以使得卷积神经网络算法减少参数的数量。

卷积神经网络由卷积层、池化层和全连接层等多层神经网络层组成。卷积层使用卷积核计算图像的相关性, 学习和提取图像的局部特征。池化层通常被安排在卷积层之后, 利于提取图像的主要特征及特征压缩。池化层的作用

收稿日期:2020-01-14; 修回日期:2020-03-05。

基金项目:国家自然科学基金(61075062)。

作者简介:童国锋(1968-)男, 浙江绍兴人, 主要从事供配电、继电保护、大数据方向的研究。

通讯作者:朱梅(1970-)女, 浙江杭州人, 研究生, 主要从事大数据处理、图像识别、供配电方向的研究。

是减少图像数据的规模和计算负荷,降低算法复杂度。全连接层将提取到的特征映射到描述样本空间的特征参量。

2 变压器的状态检测数据处理

变压器的状态检测主要分为变压器本体的物理参数、一次侧电参数和二次侧电参数等参数检测。变压器的状态检测数据处理流程如图 1 所示。

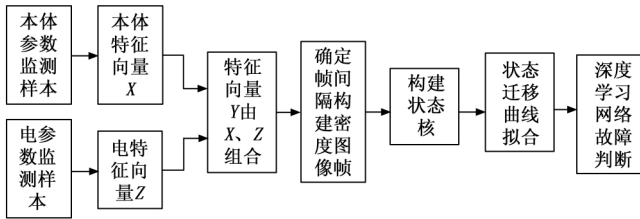


图 1 基于深度学习的变压器故障监测数据处理流程

本体物理参数包括变压器油的 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 和 C_2H_2 等 5 种气体含量^[11],经验表明,利用这些参数可以及时发现变压器内部的早期故障,消除事故隐患。利用溶解气体分析技术,可以精确测量变压器油中的这 5 种气体含量,有效地反应变压器本体的运行状态;为了方便分析运算,将这 5 种气体参量合并,构建一个特征向量 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_3, y_4, y_5)$,其中, y_1 、 y_2 、 y_3 、 y_4 、 y_5 分别为 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 和 C_2H_2 这 5 种气体的含量。另外由于不同容量和电压等级变压器油中,这 5 种气体的含量差异较大,需要将气体的绝对含量转化为相对含量,以减小误差,特征量转换的具体公式为: $X_1 = y_1/$, $x_j = y_j/$ (其中 $j = 2, \dots, 5$),即原来的绝对特征向量 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_3, y_4, y_5)$ 就转换为相对特征向量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_3, x_4, x_5)$,这样利用相对特征向量 x 描述变压器本体的状态就可以消除不同容量和电压等级变压器的参数差异。

一次侧电参数和二次侧电参数包括变压器两侧的电流、电压、有功功率、无功功率、关键点的温度等数据信息^[12],并通过对数字信号的运算和处理,得出介质损耗和电容量等信息。在这些电参数数据出现异常波动时,系统自动发出报警,提醒维护或安全监管人员,及时处理问题,避免事故的发生。同样,为了方便分析运算,消除数据冗余,这里忽略一次侧电参数,将二次侧电流、电压、有功功率、无功功率这 4 种电参数除以变压器容量,消除变压器容量的差别,将这些相对量采样值构建一个特征向量 $Z = (z_1, z_2, z_3, z_4)$,用来描述变压器的电运行状态。另外还有变压器关键点的温度单独作为一种参数描述变压器的工作状态。

本文的主要研究方法是将变压器的采样数据转换为以采样数据为坐标轴的多维空间的“密度图像”,这样多维“密度图像”的像素间隔表示各采样数据的分辨率,帧间隔(监测周期)表示根据需要确定的某一数据采样时段,该时段内所有采样数据作为一个“密度图像”帧,图像点的坐标表示各有关量的采样值,其出现的次数作为该图像点的值;例如 (X_1, X_2) 为待采样的两个参量,则在 x_1-x_2

坐标系中可以用函数 $\varphi(x_1, x_2)$ 的值表示采样结果为 (x_1, x_2) 出现的次数,也称为密度,而 x_1-x_2 坐标空间中没出现的采样值,即剩余空间点的函数 $\varphi(x_1, x_2)$ 值为 0,即密度为 0。如图所示表示 (x_1, x_2) 两个参数在某段时间内的采样值在 x_1-x_2 坐标系中的“密度图像”。通过上述转换,变压器故障检测问题就转换为多维空间“密度图像”的空间聚类。另外,由于这些采样数据在电网实时监测系统中可以不间断采集,而且经过上述处理后,同类变压器之间采集参数可以相互通用,这样就可获得海量的多维空间“密度图像”数据。而将所有运行时段、多个同类变压器的运行数据都显示在同一张图中,就构成了变压器运行的全状态空间运行图。如图 2~3 所示。

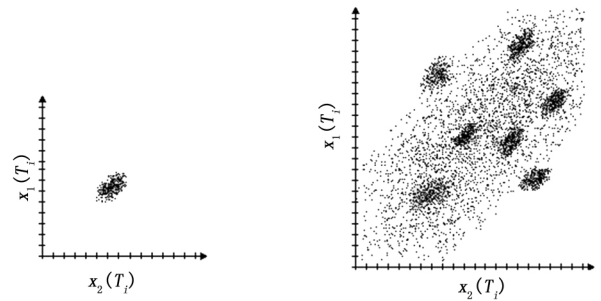


图 2 某采样时段的“密度图像”

图 3 全时段的“密度图”

通过上述处理变压器的运行状态可以通过两个向量 X 、 Z 和油温等参数来描述变压器的工作状态。变压器故障可粗略分类为高温过热(高于 700°C)、中温过热(低于 700°C 且高于 300°C)、低温过热(低于 300°C)、高能放电、低能放电、局部放电 6 种故障状态,再加上正常工作状态共 7 种状态。另外,为保证变压器状态空间的封闭完备,在变压器故障状态之外将变压器状态的其余空间分为预警状态和报警状态两种,这样变压器的全部工作状态共分为 9 种。为了能够利用 AlexNet 深度卷积神经网络算法来对变压器工作状态进行空间数据分析,还必须对上述数据进行数据预处理,共有 3 个步骤,分别为:变压器工作状态核的“密度图像”提取、7 大状态核的校验、故障产生发展的连续状态空间迁移图像的曲线拟合。

2.1 变压器工作状态核的“密度图像”提取

数据预处理的第一步为变压器工作状态核的提取。由于我们主要对变压器工作状态核部分感兴趣,所以我们从原始工作状态“图像”中提取出工作状态核来进行分析,这样就可以有效过滤变压器工作状态数据。在工作状态核提取的过程中,我们采取了图像轮廓腐蚀的方法来去除粘连在工作状态核上的其它干扰数据。

工作状态核提取的详细步骤为:①提取出密度图像中密度最大的区域,并将其视为初步提取的工作状态核轮廓;②通过简单的 8 邻域膨胀和腐蚀方法填补工作状态核的一些小空洞;③对工作状态核轮廓进行腐蚀操作,来将粘连在工作状态核轮廓上的其它状态分割开;④对状态核轮廓

使用上一步骤的腐蚀操作中相同的操作算子进行膨胀操作,得到最终的七大工作状态核轮廓。

2.2 7大状态核的校验

数据预处理的第二个步骤是对7种状态核中的6大故障状态核进行校验。在得到了初步的工作状态核之后,必须要对故障状态核的个数进行校验,即对每个参数的极限值进行校验,如果每个参数的极限值都包含在故障状态核之内,则故障状态核保持不变,如果有些参数的极限值在故障状态核之外,则重新调整故障状态核,使之包含这些参数的极限值,确保故障状态核的描述图像符合实际需求。故障状态核的调整方法有区域合并及膨胀腐蚀和点面图像的边界拟合等方法。

当我们获得7种故障状态核以后,还必须将正常状态核和6大故障状态核之外的状态“图像”分类,一般可分成预警状态和报警状态,同时按实际需要分为多级预警状态和报警状态,这样就会产生更多的状态。

2.3 故障产生发展的连续状态空间迁移图像的曲线拟合

数据预处理的最后一个步骤也是最为重要的步骤为故障产生发展的连续状态空间迁移图像的曲线拟合。当我们获得6大故障状态核、正常状态核、多级预警状态核和报警状态核以后,就可按变压器工作状态故障发生时参数变化的快慢设定变压器工作状态迁移的时间片,并将该时间片内的变压器工作状态迁移图像拟合成简单的一条曲线,可以根据需要拟合成直线、二次曲线或三次曲线,如图4所示,作为状态迁移的最小描述,并且这条状态迁移曲线就作为深度学习网络的输入参数。

3 利用深度学习算法训练状态预测模型

AlexNet 是一种经典开源卷积神经网络,与今天动辄十几层、几十层甚至成百上千层相比,网络结构非常简单,主要由5个卷积层,3个全连接层和七个激活层组成,有近六千万个自由参数。利用 tensorflow 架构,很容易实现一个 AlexNet 网络,而且可以将其定义成一个单独的 Python 类,方便引用。本文采用为现在通用的 tensorflow 架构实现 alexnet 网络,因有两台 GPU 服务器,采用两个独立的学习过程^[13],数据处理流程如图5所示。

为增加训练集的数量,将变压器的状态数据按不同的时间段进行组合,然后经过上述预处理,得到变压器工作状

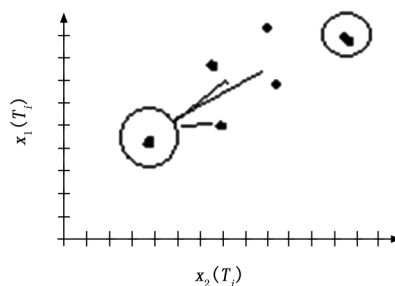


图4 连续状态空间迁移的曲线拟合

态迁移的拟合曲线,判断这段曲线与故障状态之间的因果关系,并且与九个工作状态描述一起作为深度学习网络的输入数据进行学习。

初始学习率设置为0.01,以0.001的衰减因子进行迭代。最大迭代次数设为100 000次,动量系数设为0.9,衰减权值为0.000 5。经过训练以后,我们得到了一个神经网络模型,判断变压器工作状态迁移拟合曲线与其中一种故障状态之间的因果关系。

学习数据集采用某电力局在2011年到2018年7年间的变压器运行数据作为基础数据,经过预处理后得到10 000条与故障有关的拟合曲线和20 000条与故障无关的拟合曲线,作为训练数据样本集。通过深度学习网络对数据进行分析,训练得到一个预测模型。最后用2011年到2019年的变压器运行数据进行验证测试,实验结果如表1所示,结果表明故障预测的准确率达到90%以上,明显好于传统的故障检测方法,达到了实际使用的要求。

4 实时在线故障检测

如上所述,利用深度学习算法获得变压器状态预测模型后,就可以搭建实时在线的变压器状态监测系统,其结构图如图6所示。

其中,变压器状态监测模块主要为传统检测仪表,并通过各种网络通信手段将检测数据传输到监控中心,监测数据的预处理是指监控中心的监控主机按图1所示的数据处理流程进行数据处理,状态预测模型计算就是利用上述基于深度学习算法训练的状态预测模型计算并输出变压器的实时在线工作状态,并判断各种故障状态,进而给出各种故障处理指令。该系统目前已在某电力局进行试用,试用

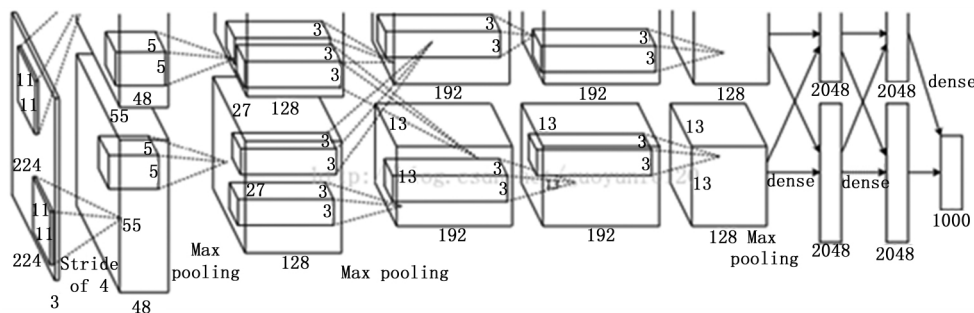


图5 深度学习网络的流程

表 1 实验结果

不同方法结果比较	本文方法			传统方法		
故障类型	检出数量	漏检数量	平均预警	检出数量	漏检数量	平均预警
高温过热(高于 700 °C)	190	12	4 小时	134	68	0.5 小时
中温过热(低于 700 °C 且高于 300 °C)	432	14	3 小时	312	134	0.3 小时
低温过热(低于 300 °C)	812	37	2.5 小时	673	176	0.1 小时
高能放电	1231	125	2 小时	713	643	0.2 小时
低能放电	4125	489	0.4 小时	2735	1879	0.1 小时
局部放电	12035	1164	0.2 小时	7367	6132	0 小时

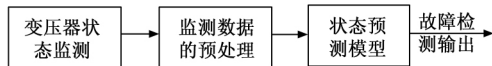


图 6 基于深度学习训练模型的变压器状态监测系统结构

结果表明,有效提高了变压器的故障预报的准确性和实时性,基本满足了实际使用的要求。

5 结束语

本文提出一种基于深度学习的变压器故障状态检测方法,并给出了该方法的算法实现和实现应用。实验结果表明通过本方法可以有效地提高变压器运行效率,明显提高了电力网络系统中变压器故障状态的检出率,并能给出更多的故障预警时间,方便工程人员提前处理,减少和降低故障发生率及故障损失。另外,本方法还适用于其它同类型变压器的故障检测,具有普遍的适用性。下一步,将不断改进算法,进一步提高变压器的故障检出率,并在嵌入式系统中实现,以便将该方法推广到更多的实际变压器故障检测中。

参考文献:

- [1] Nie S D, Li H, Chen Z X. A CI feature-based pulmonary nodule segmentation using three-domain mean shift clustering [A]. International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition [C]. IEEE, 2008; 223-227.
- [2] Lee M C, Boroczky L, Sungur-Stasik K, et al. Computer-aided diagnosis of pulmonary nodules using a two-step approach for feature selection and classifier ensemble construction [J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2010, 50 (1): 43-53.
- [3] Liu Z, Luo P, Wang X, et al. Deep Learning Face Attributes in the Wild [EB/OL]. <http://blog.csdn.net>, 2015.

- [4] Gao J, He X, Deng L. Deep Learning for Web Search and Natural Language Processing [R]. Wsdm, 2015.
- [5] Hu B, Lu Z, Li H, et al. Convolutional neural network architectures for matching natural language sentences [A]. International Conference on Neural Information Processing Systems [C]. MIT Press, 2014, 2042-2050.
- [6] 刘守明,胡志坤,王美玲.基于知识库的电力变压器故障诊断专家系统 [J]. 计算机测量与控制, 2011, 19 (7): 1569-1571.
- [7] 刘晶.基于案例推理的电力变压器故障诊断系统研究 [D]. 南昌:华东交通大学, 2015.
- [8] Hinton G E, Salakhutdinov R R, et al. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. Science, 2006, 313 (5786): 504.
- [9] Lawrence S, Giles C L, Tsoi A C, et al. Face Recognition: A Convolutional Neural Network Approach [J]. IEEE Trans Neural Netua, 1997, 8 (1): 98-113.
- [10] Szarvas M, Yoshizawa A, Yamamoto M, et al. Pedestrian detection with convolutional neural networks [A]. Intelligent Vehicles Symposium, 2005. Proceedings. IEEE [C]. IEEE, 2005; 224-229.
- [11] 师瑞峰,史永锋,牟军,等.油中溶解气体电力变压器故障诊断专家系统 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2014, 26 (12): 49-54.
- [12] Kari T, Gao WS. Power transformer fault diagnosis using FCM and improved PCA [J]. Journal of Engineering, 2017 (14): 2605-2608.
- [13] Jia Y, Shelhamer E, Donahue J, et al. Caffe: Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding [A]. ACM International Conference on Multimedia [C]. ACM, 2014; 675-678.

(上接第 64 页)

- [13] 李炜,张盼盼,蒋栋年.基于 DAE-MD 的电源车柴油机健康状态量化评估方法 [J]. 兰州理工大学学报, 2019, 45 (6): 78-84.
- [14] 郭斌,余丹丹,卢伟,等.一种基于丢包预测的选择性网络编码策略 [J]. 计算机科学, 2019, 46 (S2): 399-404.
- [15] 张文康,詹习生,吴杰,等.基于丢包和编码影响的网络

- 时滞系统稳定性分析 [J]. 湖北师范大学学报(自然科学版), 2019, 39 (3): 73-78.
- [16] 曾春,武新乾.含非参数趋势的残差 MA 模型的预测方法 [J]. 洛阳师范学院学报, 2019, 38 (5): 1-5.
- [17] 陈传法,刘凤英,闫长青,等. DEM 建模的多面函数 Huber 抗差算法 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, 41 (6): 803-809.