 DOI: https://doi.org/10.12349/iser.v6i9.7458

AI phase recognition improves load management efficiency

Qian Han

State Grid Xiaogan Power Supply Company, Xiaogan, Hubei, 432000, China

Abstract

To address challenges in distribution network management such as low-efficiency phase identification for low-voltage users and power supply reliability issues caused by three-phase imbalance leading to increased line losses, this paper proposes an AI-based phase recognition solution for low-voltage users based on the practical experience of Xiaogan Power Supply Company. The solution utilizes a data platform and measurement center to collect current, voltage, and power data from distribution transformers and low-voltage users at 15-minute intervals. A convolutional neural network (CNN) model with input layers, convolutional layers, pooling layers, fully connected layers, and output layers is constructed. Through cross-entropy loss function training (with 84 transformer districts and 504 samples achieving 100% accuracy after training), combined with power data-assisted verification (error ≤2% indicates correct judgment), precise phase recognition is achieved.

Keywords

AI phase recognition; Convolutional neural network; Low-voltage users; Three-phase imbalance; Load management; Distribution network management

AI 相位识别提升负荷管理效能

韩骞

国网孝感供电公司，中国 · 湖北 孝感 432000

摘　要

针对配网管理中低压用户相位识别依赖人工、效率低下，以及三相不平衡引发的供电可靠性下降、线损上升等问题，本文以孝感供电公司实践为基础，提出基于人工智能的低压用户相位识别方案。该方案依托数据中台与量测中心，以15分钟为间隔采集配变及低压用户的电流、电压、功率数据，构建包含输入层、卷积层、池化层、全连接层及输出层的卷积神经网络（CNN）模型，通过交叉熵损失函数训练（84个台区504条样本训练后正确率达 100%），结合功率数据辅助验证（误差≤2% 判定正确）实现相位精准识别。

关键词

AI相位识别；卷积神经网络；低压用户；三相不平衡；负荷管理；配网管理

1 引言

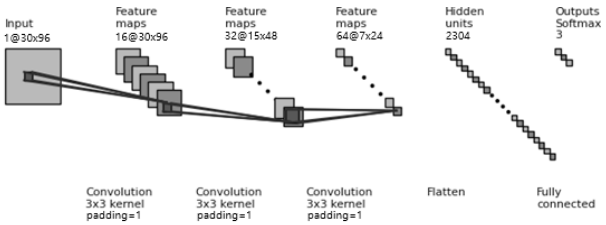
随着配网管理要求的日益提高，配变三相不平衡所带来的供电可靠性下降、电能质量不达标、线路损耗上升等问题日益突出，而配网设备点多面广，传统手段不能有效覆盖，急需数字化手段提升配网管理水平。目前供电公司对于低压用户挂接相位无法清晰感知，低压用户相位的识别一直依靠人工现场检查、现场测量获取相关信息，工作任务不仅繁重且效率低下，各种专业管理系统也缺乏对低压用户挂接相位准确记录。随着全社会对于电压质量和优质服务的要求进一步的提高，利用人工智能及算法对低压用户开展相位的识别能够精确指导基层站所开展低压用户调相工作，从而有效的杜绝因低压用户三相挂接不均衡引起的重过载、低电压等问题，提升供电可靠性，提升优质服务水平。孝感供电公司通过积极探索利用配变、低压用户的电流、电压、功率等大数据基于一定的算法，通过人工智能不断修正和判别，开发了基于低压用户的 AI 相位识别应用，为精确支撑低电压用户调节提供数据支撑，进一步提升供电电压质量。

2 做法

配网低压用户相位识别测算方法如下：一是大数据获取。依托公司数据中台、量测中心，以 15 分钟为一个数据采集间隔。全量获取公司配变、低压用户的电流、电压、功率等数据。

二是搭建卷积神经网络的深度学习进行相位识别。卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）对用户电压数据进行相位识别评估。网络结构如下图 :

【作者简介】韩骞（1983–），男，中国湖北孝感人，本科，工程师，从事工程技术专业研究。



神经网络包含输入层，三个卷积层（在上图中卷积层涵盖卷积部分和池化部分），全连接层以及输出层。下面分别对每一层的作用进行介绍：

输入层 (Input Layer): 输入层接收用户的电压数据，且把其转换为 30×96 的矩阵数据并予以归一化处理，接着将所得结果传递给下一层的神经元。训练前，为避免各个输入变量的数量级差异过大，影响求解算法的效果，一般会先将数据归一化到 [-1，1] 的区间。公式如下：

$$x = 2 * \frac{x_0 - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} - 1$$

式中 x 为归一化后的数据；x_0 为原始数据；x_{max} 为原始数据最大值；x_{min} 为原始数据最小值。

卷积层 (Convolutional Layer): 卷积层通过应用卷积核来提取输入数据的局部特征，采用参数共享的方式，减少了需要训练的参数数量，从而减少了过拟合的风险。第一个卷积层通常包含若干个卷积核，用于提取输入数据的特征。二维卷积计算公式如下：

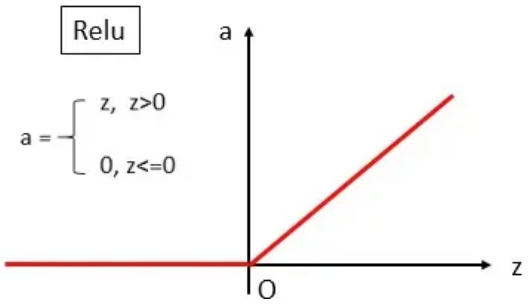
$$s(i,j) = (X * W)(i,j) = \sum_m \sum_n x(i+m, j+n) w(m,n)$$

X 为输入矩阵，W 为 m*n 的卷积核矩阵。

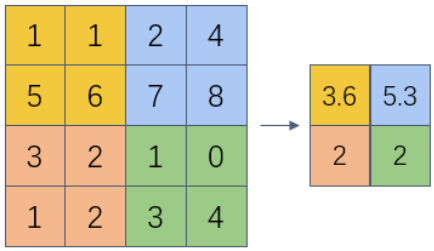
卷积层的输出采用 ReLU 激活函数，ReLU 激活函数是分段线性函数，且每段的导数都能简单，导数要么为 0，要么为 1。计算简单，使用梯度下降法时收敛的更快。因此，在训练过程中能够大幅加快训练速度。数学表达式如下：

$$f(x) = max(0, X)$$

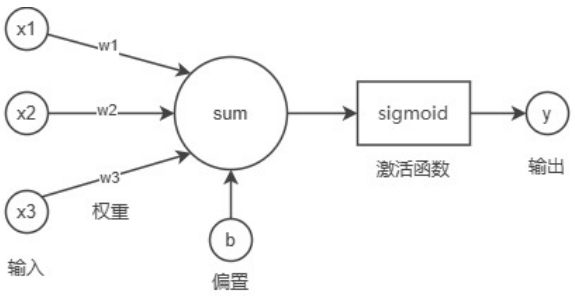
其对应的函数图像如下所示：



池化层 (Pooling Layer): 池化层用于对卷积层的输出进行降维，实现下采样，减少参数数量，同时保留重要的特征。本研究采用平均池化，窗口大小为 2*2. 计算区域子块所包含所有像素点的均值，将均值作为平均池化结果。计算过程如下图所示：



全连接层 (Fully Connected Layer): 全连接层由 1080 个感知器神经元组成，感知器是模拟生物神经元行为的机器，有与生物神经元相对应的部件，如权重（突 触）、偏置（阈值）及激活函数（细胞体），输出为 0 或 1。单个感知器神经元的结构如下：



数学公式：

$$y = sigmoid(\sum_{j=1}^{m} w_j x_j + b)$$

sigmoid 激活函数：

$$sigmoid(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

输出层 (Output Layer): 输出层使用 Softmax 激活函数，用于输出 3 个数字类别，分别代用户电压属于 ABC 三相的概率分布。

Softmax 回归函数能够将输出转化为多个类别的概率分布，使得模型输出的结果更加直观和易于解释。此回归函数适用于多分类问题，能够处理多个类别的分类任务。并且在梯度下降等优化算法具有良好的凸性质，有利于模型参数的优化和收敛。

计算公式如下：

$$Y(x_i) = softmax(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=0}^{2} e^{x_i}}$$

得到输出向量 Y=[y0,y1,y2],y0 表示电压数据属于 A 相的概率值，y1 表示电压数据属于 B 相的概率值，y2 表示电压数据属于 C 相的概率值。

三是模型训练。采用交叉熵损失函数，交叉熵损失衡

量的是预测概率分布 p 与真实分布 q 之间的差异。对于分类任务，真实分布是一个 one-hot 编码的向量，目标类别的概率为 1，其他类别的概率为 0。公式为：

$$L = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left[y_i \log(\hat{y}_i) + (1-y_i)\log\quad(1-\hat{y}_i)\right]$$

其中y_i是真实标签（取值为 0 或 1），$\hat{y}_i$是模型预测的概率（取值范围是 [0,1]。从历史数据中筛选出 84 个台区数据共 504 条电压数据样本 . 所有样本通过人工标定并输入到神经网络进行训练 , 网络学习正确率达 100%。经过 15 轮次 (Epoch), 每个 Epoch 504 个电压数据的训练 , 得到的损失曲线。

四是模型评估。利用验证集对神经网络模型进行性能评估，这一过程能够直观反映模型在非训练数据上的泛化能力。其次，引入功率数据作为辅助验证手段，通过对比分析确保分类结果的准确性。具体操作是将分类后的各相用户总功率与台区总表实测功率进行比对：若两者误差控制在 2% 以内，则判定分类结果正确；若出现显著差异，则认为分类存在错误。当出现分类错误时，需重新采集训练样本数据，对模型进行迭代训练，直至所有数据的功率计算值与台区总表实测值完全匹配。实际应用表明，经过最多三轮训练，模型分类正确率即可达到 100% 。从历史数据中准备新的 252 条数据作为验证集。验证集可以提供一个对模型性能的无偏估计。在训练过程中，模型会根据训练集进行调整，因此训练集上的性能可能会高估模型的真实性能。而验证集是在训练过程中未被模型见过的数据，用它来评估模型的性能，可以更准确地反映模型在实际应用中的表现。

3 应用实例

对 08G0027680 台区和 08G0035751 台区及其用户采集了 2025 年 4.1 日—4.30 日台区电压、电流、功率数据，对台区下单相用户电压、电流、功率数据，采用了用户相位识别算法。

在数据采集与处理过程中，我们以 15 分钟为一个数据采集间隔。按 31 天计算，每天可获取 96 条数据，因此 2025 年 3 月的总数据量为 30×96=2880 条。

为了使数据能够适配神经网络的输入要求，我们将这一个月的每个用户及台区 ABC 三相的 2880 条数据进行转换，重新组织为一个 30×96 的矩阵向量，以此作为神经网络的输入数据，从而实现对数据的有效处理和分析。

4 成效

在三相不平衡的情况下，由于某一相电流过大，可能会使线路和设备过载，限制了电网的供电能力。通过分相调整，使三相负载均衡，充分利用线路和设备的容量，可提高电网的供电能力，减少因三相不平衡导致的停电事故和设备损坏事故的发生。

通过对 08G0027680 台区和 08G0035751 台区下月电流数据分析判断，ABC 三相不平衡，通过自动分相技术，精确得出了低压用户的 ABC 三相。根据台区户变关系、电流数据等信息和构建的智能调节模型。对 08G0027680 台区下用户 4204028008312 从以前 A 相调整到 B 相。对 08G0035751 台区下用户 4206890493713、4204018113106、4206955091591 从 B 相调整到 A 相，4204000459821、4204018113090 从 C 相调整到 A 相，2 个台区按照上诉方法调整后，三相不平衡问题解决。

5 应用预期

通过上述对低压用户挂接相位的识别和分相合理化建议，后期可以在低压用户业扩报装、电能质量提升、优质服务方面能够提供数据支撑及合理化建议。现阶段，电压用户的业扩报装只能选定到台区及用户用电位置，没有挂接相位的相关要求，都是事后针对三相不平衡或者低电压、重过载等配变现象被动调整用户相位，通过上述算法，我们可以把计算结果做成数据看板，方便业扩报装受理人员提前知晓台区用户状态，做到主动平衡配变负荷。对于由于三相不平衡造成的低电压、重过载等现象提前介入，提升配网管理效率，提升优质服务水平。

6 结语

在配网精益化管理与数字化转型的背景下，本次 AI 相位识别技术在负荷管理中的实践，有效破解了传统低压用户相位识别 “人工依赖重、覆盖范围窄、效率精度低” 的痛点，为解决配网三相不平衡问题提供了技术新路径。通过构建卷积神经网络模型，依托多维度量测数据实现相位精准识别，再以数据驱动指导用户调相，不仅成功解决了 08G0027680、08G0035751 等台区的三相不平衡问题，更验证了人工智能技术与配网业务深度融合的可行性—从数据采集、模型训练到结果验证，形成了 “技术赋能业务、业务反哺数据” 的闭环，为负荷管理效能提升奠定了坚实基础。

参考文献

[1] 杨晓霞,曾飞,缪惠宇,等.电网不平衡下三相PWM整流器模型预测直接控制策略[J/OL].电气传动,1-9[2025-10-10].https://doi.org/10.19457/j.1001-2095.dqcd26479.

[2] 李敬.浅谈低压配电系统三相不平衡的危害及治理方法[J].绿色建造与智能建筑,2025,(09):129-133.DOI:CNKI:SUN:ZNJZ.0.2025-09-033.

[3] 高家豪.电力市场环境下需求响应机制与负荷管理策略[J].智慧中国,2025,(08):68-69.DOI:CNKI:SUN:ZHZG.0.2025-08-030.