

基于小波神经网络的客户侧电力安全在线监测方法

卫潮冰

(广东电网公司江门供电局,广东省江门市,529000)

摘要 针对现有监测方法无法实现对客户侧电力异常数据高精度监测的问题,引入小波神经网络,开展客户侧电力安全在线监测方法设计研究。先通过选择并部署数据采集设备,实现对客户侧电力数据的全面、实时采集。采用先进的数据预处理技术,以确保数据质量,并通过特征提取技术提取出对电力安全监测有关键影响的数据特征。阐述小波神经网络的结构设计,选取最适合于电力数据特性的小波基函数。基于构建的小波神经网络模型,实现客户侧电力安全的在线监测。实验结果表明,新的监测方法显著提高了异常数据的检测精度和实时性,为电力行业的安全监测提供了一种新的有效途径。

关键词 小波神经网络;电力;在线监测;安全;客户侧

中图分类号:TM76 文献标识码:B

文章编号:1008-0899(2025)10-0005-03

客户侧电力安全在线监测成为了保障电力供应稳定、提高电网运行效率的关键环节。在现有研究中,杜龙^[1]等人基于信息物理双侧数据,开展了配电网CPS窃电检测方法研究,并提出了一种全新的检测方法用于实现客户侧的用电安全。但该方法在实际应用中在一定程度上能够确保电力设备的正常运行,但受限于时间效率和检测准确性,已难以满足当前对电力安全监测的实时性、精确性和全面性的要求。朱克^[2]等人结合大数据聚合技术,提出了一种电力用户行为实时云监测方法,由于电力大数据具有多源、异构的特点,这导致数据处理的复杂性增加。对此,开展基于小波神经网络的客户侧电力安全在线监测方法研究。

1 客户侧电力数据采集与处理

1.1 数据采集设备的选择与部署

为了实现客户侧电力数据的全面采集,需要精心设置并部署采集终端和计量终端。采集终端主要涵盖了厂站终端、专变终端、公变终端以及低压集抄终端,它们各自在电力数据采集网络中扮演着不可或缺的角色。而计量终端则主要包括电能表

和载波表,这些设备负责精确地测量和记录电力数据^[3]。

在部署这些终端设备时,需要遵循一系列原则以确保数据采集的准确性和高效性。首先,需要根据电力系统的结构和规模,合理规划各终端设备的布局 and 数量。这包括考虑设备之间的距离、通信线路的铺设以及电源的供应等因素,以确保设备之间的顺畅通信和数据传输。

其次,需要选择性能稳定、可靠性高的终端设备。这些设备应具备良好的抗干扰能力和自我修复能力,以确保在复杂多变的电力环境中能够持续稳定地工作。

此外,还需要关注数据的安全性和隐私保护。在采集和传输电力数据时,应采取加密和认证等安全措施,防止数据被非法获取或篡改。同时,还需要建立完善的数据管理制度和应急预案,以应对可能出现的数据泄露或系统崩溃等风险。

1.2 数据预处理与特征提取

在客户侧电力数据的处理流程中,数据预处理和特征提取直接影响到后续数据分析、模型构建以及电力安全监测的准确性。在进行数据预处理时,对于数据中的缺失值,可以采用填充法删除法进行处理。对于异常值,可以采用基于统计的Z-score标准化方法进行识别和处理,计算公式为:

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

其中,Z表示标准化处理结果;x表示原始数

作者简介:卫潮冰(1990~),男,广东江门台山人,本科,高级工程师,研究方向:电力施工作业安全监管。

据; m 表示数据的均值; d 表示数据的标准差。为了消除不同特征之间的量纲差异,需要对数据进行标准化处理。min-max 标准化的计算公式为:

$$x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (2)$$

其中, X_{norm} 表示标准化后的数据; X_{min} 表示数据的最小值; X_{max} 表示数据的最大值。

特征提取时,需要获取时域特征、频域特征以及时频特征。时域特征包括电压、电流、功率等基本参数的均值、标准差、最大值、最小值等统计量。这些特征能够反映电力数据的整体情况和波动情况。频域特征是通过傅里叶变换等方法将时域数据转换为频域数据后提取的特征,如频谱、功率谱等。这些特征能够反映电力数据的频率分布和周期性等信息。时频特征是将时域和频域特征相结合的特征,如小波变换系数等。这些特征能够同时反映电力数据的时域和频域信息,对于处理非平稳信号具有较好的效果。将皮尔逊相关系数作为相关系数,其公式为:

$$r(X, Y) = \frac{\sqrt{Cov(X, Y)}}{d_x d_y} \quad (3)$$

其中, $r(X, Y)$ 表示变量 X 和变量 Y 的协方差; d_x 和 d_y 表示的标准差。在此基础上,利用信息增益,衡量一个特征为分类任务带来的信息量,假设离散特征为 A , 则其信息增益的计算公式可表示为:

$$IG(A) = Entropy(D) - \sum_{i=1}^n \frac{|D_i|}{|D|} Entropy(D_i) \quad (4)$$

其中, $IG(A)$ 表示信息增益; D 表示数据集; $Entropy(D)$ 表示数据集 D 的熵; $valies(A)$ 表示特征 A 所有可能取值; D_i 表示 D 中特征 A 取值为 V_i 的样本子集。通过上述方法,完成对客户侧电力数据特征的提取。

2 小波神经网络模型构建

2.1 神经网络结构的确定

构建小波神经网络结构如图1所示。

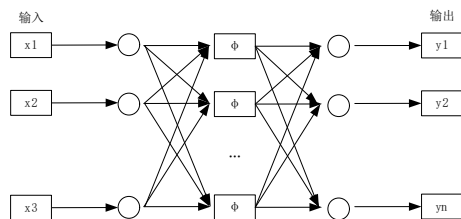


图1 小波神经网络结构图

从图1所示可以看出,该网络的核心组成部分包括输入层、隐含层和输出层,其中输入层设有5个神经元以接收多样化的输入参数(标记为 x_1, x_2, \dots, x_9),输出层则包含5个神经元以产生对应的输出参数(标记为 y_1, y_2, \dots, y_5)。在输入与输出之间,存在一个由15个神经元构成的隐含层,它们在网络中扮演着关键的信息处理角色。

网络中的权值 w 是连接不同层神经元之间的关键参数,它们决定了信息的传递方式和强度。在权值调节方面,小波神经网络采用了与BP(反向传播)算法相似的策略。通过不断迭代和优化,网络能够自动调整这些权值,以更好地拟合输入与输出之间的关系。这种自适应的学习机制使得小波神经网络在处理具有多个输入变量和多个输出变量的复杂模式识别问题时展现出强大的能力。输入与输出的关系可表示为:

$$y_j^p(x) = f \left[\sum_{h=1}^{15} \omega_{jh} \psi \left(\frac{\left(\sum_{i=1}^9 \omega_{hi} x_i^p + b1_h \right) - b_n}{a_h} \right) + b2_j \right] \quad (5)$$

其中, $y_j^p(x)$ 表示输出结果; x_i^p 表示输入层输入分量; $b1_h$ 表示隐含层神经元阈值; $b2_j$ 表示输出神经元阈值; a_h 表示伸缩系数; b_n 表示平移系数; w_{hi} 表示权值; p 表示输出样本数。采用Morlet母小波基函数,与其他小波相比,具有自己的独特性,能够改变信号在时间和频率上的分辨率。

2.2 小波基函数的选取与优化

小波神经网络中的网络参数通过能量函数进行优化,其表达式为:

$$E = \frac{1}{2} [y_j^p(x) - \bar{y}_j^p(x)]^2 \quad (6)$$

其中, E 表示能量函数; $\bar{y}_j^p(x)$ 表示输出均值。按照上述公式,输入数据通过网络进行前向传播,计算每一层的输出,直到得到最终的输出值。

2.3 模型训练与参数调整

根据网络输出和目标值计算能量函数(或损失函数)的值,衡量两者之间的差异。利用能量函数的梯度信息,从输出层开始逐层反向传播,计算每一层参数的梯度。采用牛顿梯度下降法,训练网络参数,相对应的迭代公式表示为:

$$\nabla w_{jh} = -h \frac{\partial E}{\partial X_j^p} \quad (7)$$

其中, v_{w_n} 迭代结果; h 表示学习速率。根据计算得到的梯度信息,更新网络参数。重复前向传播、计算能量函数、反向传播和参数更新的过程,直到满足一定的停止条件。

对网络参数进行初始化调整,将随机数作为小波神经网络的权值,基于本文客户侧电力安全在线监测需要,为小波神经网络中的权值进行分配,保留小数点后两位,得到如表1所示的权值表。

表1 小波神经网络输入层到隐含层权值表

输入/隐含	1	2	3	4	5
1	0.78	1.84	0.14	2.36	1.25
2	-0.12	-0.96	1.07	-0.112	-0.34
3	4.58	10.26	-5.24	20.12	6.25
4	1.72	3.05	-1.62	6.52	2.16
5	0.93	-0.31	0.50	-2.65	0.04

在此基础上,对学习率进行调整。具体步骤为:若经过 n 次迭代后, VE 取值大于0,则将小于1的常数与学习率相乘;若 VE 取值小于0,则将大于1的常数与学习率相乘。当误差函数的值增加,新学习率将不需要沿着原来的方向重新进行计算。

结合上述采集到的客户侧电力数据,通过上述构建的小波神经网络,对其进行电力安全在线监测,并分析判断出是否存在异常情况,例如电能表飞走、失压、反向潮流等。监测相电压、相电压突变量、三相不平衡电压。使用电压监测设备实时监测电压变化,及时发现电压异常。

3 实验

3.1 实验设置

为验证上述监测方法的应用可行性,将基于信息物理双侧数据的监测方法设置为对照A组,将基于大数据聚合的监测方法设置为对照B组,将本文上述提出的方法设置为实验组。利用三组方法对相同客户侧电力安全进行在线监测。为实现对三种监测方法监测性能的对比,人为设置客户侧电力异常数据,并对比三种方法监测到的异常数据与实际异常数据,越接近则说明对应监测方法性能越

强。

3.2 实验结果与分析

根据上述论述,将得到的实验结果记录如表2所示。

表2 三组监测方法监测性能对比表

监测次数	实际电力异常数据	对照A组监测到异常数据	对照B组监测到异常数据	实验组监测到异常数据
第一次	200.00	165.36	152.36	199.95
第二次	150.00	102.36	112.65	149.89
第三次	180.00	142.36	141.25	179.68
第四次	230.00	153.25	158.36	229.86

从表2中数据可以明显看出,实验组监测到异常数据更接近实际电力异常数据,因此表明实验组监测方法更具应用价值。

4 结语

本文提出的基于小波神经网络的客户侧电力安全在线监测方法,通过结合小波变换和神经网络的优点,克服了传统监测方法的不足,为电力安全监测提供了一种新的思路和方法。该方法可以实现对客户侧电力异常数据的准确监测,为电力系统的安全运行提供有力保障。随着智能电网建设的不断深入和电力技术的不断发展,客户侧电力安全在线监测将面临更高的要求和挑战。未来,将继续深入研究和探索基于小波神经网络的电力安全监测方法,不断优化和完善算法模型,提高监测的准确性和可靠性,为电力行业的可持续发展贡献智慧和力量。

参考文献

- [1] 杜龙,沙建秀,樊贝,等.基于信息物理双侧数据的配电网CPS窃电检测方法[J].综合智慧能源,2024,46(05):20-29.
- [2] 朱克,张莉,王笑一,等.基于大数据聚合的电力用户行为实时云监测方法[J].计算技术与自动化,2022,41(04):173-178.
- [3] 沈雅利,杨帆,李华亮,等.基于心率监测的高温户外电力基建作业工人热安全评估[J].职业与健康,2024,40(05):581-586.