

基于GA-BP神经网络的能源互联网 窃电行为识别方法

韩建富¹,肖春²,宋小兵³,卢建生²,王飞飞²

(1. 国网山西省电力公司, 山西 太原 030021;

2. 国网山西省电力公司 营销服务中心, 山西 太原 030032;

3. 国网山西省电力公司 吕梁供电公司, 山西 太原 033000)

摘要:伴随着我国能源互联网战略的不断推进,如何减少窃电行为的发生成为研究的焦点问题。首先,对用户用电的历史数据进行处理和分析,并对用电数据进行处理和转换,实现用户用电数据的整合;然后,通过对用户用电数据的分析,挖掘出窃漏电行为的关键特征指标,提出了基于GA-BP神经网络窃漏电用户的识别方法;最后,利用电力系统实时运行数据和窃漏电用户识别方法实现窃漏电行为的识别和诊断。通过电力系统实际运行数据分析验证了方法的合理性和有效性,提高了输电线路的稳定运行,保障能源互联网的安全运行。

关键词:能源互联网;窃电行为;数据挖掘;GA-BP神经网络

中图分类号:TM28 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqed23102

An Identification Method of Electricity Theft on Energy Internet Based on GA-BP Neural Network

HAN Jianfu¹, XIAO Chun², SONG Xiaobing³, LU Jiansheng², WANG Feifei²

(1. State Grid Shanxi Electric Power Company, Taiyuan 030021, Shanxi, China; 2. Marketing Service Center, State Grid Shanxi Electric Power Company, Taiyuan 030032, Shanxi, China; 3. Lüliang Power Supply Company, State Grid Shanxi Electric Power Company, Taiyuan 033000, Shanxi, China)

Abstract: With the continuous advancement of China's energy Internet strategy, how to reduce the occurrence of electricity theft has become a focus of research. The historical data of electricity consumption was processed and analyzed, and the data of electricity consumption were processed and converted to realize the integration of the data of electricity consumption. Then, through the anticipating analysis of users' electricity usage data, the key characteristic indicators of electricity theft behavior were excavated and a identification method of electricity theft users based on GA-BP neural network was proposed. Finally, the real-time operation data of power system and the user identification method were used to realize the identification and diagnosis of electricity theft behavior. The rationality and effectiveness of the method were verified by analyzing the actual operation data of the power system, which improved the stable operation of the transmission line and ensured the safe operation of the energy Internet.

Key words: energy Internet; electricity theft; data mining; genetic algorithm-back propagation (GA-BP) neural network

据电力系统统计,每年因窃漏电造成的损失都在百亿元。此外,窃电行为会导致电力系统运行压力增大,进而可能导致电力系统大规模级联失电。因窃电行为导致的大面积停电时有发生,这不仅造成了大量的经济损失,也对电力系统的供电秩序造成了极大的破坏,影响电网稳定运

行。因此,如何对这类行为进行有效监测是电网建设中亟待解决的问题^[1-2]。

常用的窃电检查主要依靠电力系统工作人员进行突击检查来进行管理,存在着如下隐患:由于用电检查周期性的特点,在两次检查的间歇期间,用户可能存在窃电行为,且不容易被发现;

由于能源互联网战略的不断推进,电力用户数量也越来越多,如何在海量用户数据中发现窃电行为,是亟待解决的问题^[3];电力系统工作人员在进行工作时,缺乏用户的用电资料和负荷情况等信息,难以准确发现用户的不定期窃电行为。

利用能源互联网的智能感知功能,通过三项传感电表对用户的用电量、电压、电流等相关信息进行收集和分析比较,进而对多用户的用电信息进行判断^[4]。相比传统方法,其在准确率和效率上有很大提升,可对用户的窃电行为进行监督^[5],但无法对用户的窃电时间段进行精确定位,无法实现电力系统的实时窃电保护,且对软件窃电、远程遥控窃电等手段预防能力较弱^[6-7]。基于指标加权的用电异常分析模型,通过用电指标进行加权分析,虽然可以得到用户异常用电信息,但是由于智能化水平越来越高,造成误报或漏报现象越来越多,无法进行精准的窃电行为定位^[8-9],并且该方法依赖于专家库的构建,通过专家的知识和工作经验进行窃电判定,存在主观性强的缺点,所以在实际使用时效果不佳^[10]。

综上所述,能源互联网的发展已然成为一种必然的趋势,但是能源互联网智能感知技术的数据利用效率低,使得智能感知技术的巨大潜力无法发挥。因此,文中尝试利用智能感知技术获得用户用电信息,并结合遗传算法多层前馈(genetic algorithm-back propagation, GA-BP)神经网络应用在电网窃电行为分析中。首先,对能源互联网智能感知设备收集的用户用电信息进行分析和处理,再进行数据指标的筛选和整合;然后,将BP神经网络和遗传算法结合,提出了基于GA-BP神经网络的用户窃电行为识别模型,对指标样本数据进行数据挖掘,对用户进行窃电筛选,进而保障电力系统的稳定运行。基于GA-BP神经网络的能源互联网用户窃电行为识别方法可有效提高电力系统的稳定性,保障能源互联网的安全运行,具有重要的研究价值和意义。

1 能源互联网用户负荷数据分析与处理

能源互联网属于“新基建”融合基础设施范畴,主要特点是智能化、网络化和信息化^[11]。能源互联网中应用的智能感知技术,针对性地部署于互联网的各个环节,对相关设备进行实时监测,为电力系统的安全稳定运行提供了可靠保障,为日常窃电检测提供了数据支撑。能源互联网范

畴如图1所示。

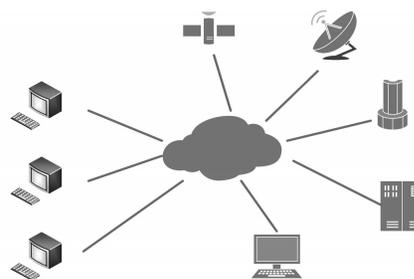


图1 能源互联网范畴图

Fig.1 Energy Internet category

用户用电数据采集应用针对对电量、电流、功率因数等,结合电力系统的场景状态智能感知、局部在线监测等监测数据,实现多系统数据融合,可实现对用户用电数据的全天候、全方位状态监测。

1.1 用户用电数据采集

能源互联网的智能感知终端所采集的数据与窃电行为分析相关的原始数据主要有:用户用电负荷相关数据(电压、电流、用电周期等)、智能感知终端报警数据等。本文整理了能源互联网智能感知系统采集的某省2014年用户用电负荷信息,智能感知终端每20 min进行1次信息采集,通过高频次的信息采集可以精准核算出用户的用电量等信息。用电量如图2所示,表1为编号为0319131001的用户用电数据。

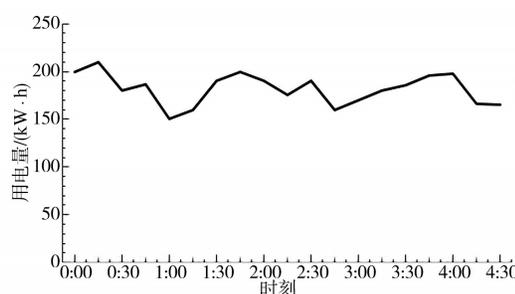


图2 时间功率图

Fig.2 Time power diagram

表1 用户用电数据

Tab.1 User electricity consumption data

日期	功率/kW	A相 电流/A	B相 电流/A	C相 电流/A	A相 电压/V	功率 因数
2014-11-10	202	35.6	0	33.5	10 500	0.784
2014-11-10	210	36.6	0	33.8	10 501	0.786
2014-11-10	180	35.8	0	33.7	10 504	0.788
2014-11-10	160	35.2	0	34	10 501	0.783
2014-11-10	161	35.8	0	34	10 501	0.784
2014-11-10	160	35.7	0	33.8	10 501	0.783
2014-11-10	159	35.2	0	33.7	10 501	0.786
2014-03-17	227.6	35.4	0	34	10 501	0.788

仅通过分析用电负荷无法准确地发现用户的窃电行为,且智能感知终端存在误报和漏报现象,因此需要对用户用电数据进行清洗处理和转换,发现窃电用户的用电规律,从用户用电数据中总结能体现用户窃电的关键特征指标。

1.2 用电负荷数据处理

对用户窃电情况进行统计,结果如图3所示。

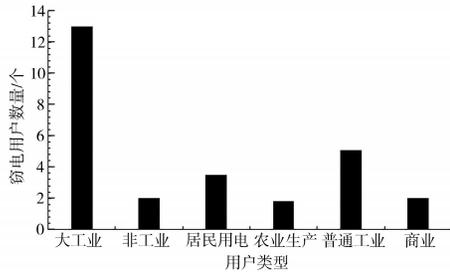


图3 用户窃电情况统计

Fig.3 Statistics of electricity theft by users

对数据进行分析 and 清洗。通过对用户用电数据进行分析,发现在用电类别中,居民用户窃电行为占比极大,因此将非居民用电用户数据进行输出,以减少此类数据的影响;节假日期间的用电数据与日常用电数据相比,存在较大差异,为了减少此类数据的影响,过滤节假日的用电数据。在智能感知终端数据中,存在获取时造成的数据缺失,若将这些值删除,会严重影响用户窃电行为分析结果。因此,针对用电负荷数据的缺失部分采用拉格朗日插值法进行填充,保证用户用电负荷数据的有效性,如下式:

$$L_n(x) = \sum_{i=0}^n l_i(x) y_i \quad (1)$$

$$l_i(x) = \prod_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^n \frac{x - x_j}{x_i - x_j} \quad (2)$$

式中: x 为缺失值对应的下标序列号; $L_n(x)$ 为缺失值的插值结果; x_i 为非缺失值 y_i 的下标序列号。

1.3 数据转换

为了对用户用电负荷进行准确分析,构建窃电评价指标体系,窃电评价指标体系如图4所示。

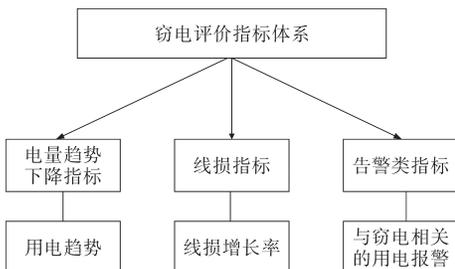


图4 用户窃电评价指标体系

Fig.4 Evaluation index system of user electric theft

1.3.1 电量趋势下降指标

统计用电情况,未窃电用户和窃电用户的用电趋势图分别如图5、图6所示。

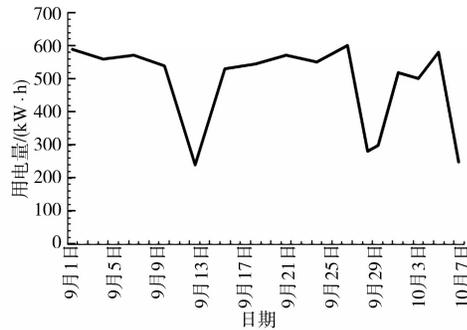


图5 未窃电用户用电趋势图

Fig.5 Electricity consumption trend of users without electricity theft

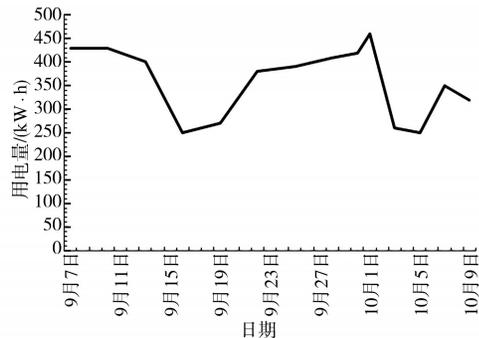


图6 窃电用户用电趋势图

Fig.6 Electricity consumption trend diagram of electricity theft users

统计某一天的电量下降趋势指标时,可以对这天前、后的5 d区间的数据进行统计,统计这段时间的总体用电量变化趋势。其中第 i 天的电量变化趋势是考虑前、后5 d区间的用电量变化程度,用最小二乘法得到共11 d的变化程度,计算方式如下:

$$k_i = \frac{\sum_{l=i-5}^{i+5} (f_l - \bar{f})(l - \bar{l})}{\sum_{l=i-5}^{i+5} (l - \bar{l})^2} \quad (3)$$

其中

$$\bar{f} = \frac{1}{11} \sum_{l=i-5}^{i+5} f_l$$

$$\bar{l} = \frac{1}{11} \sum_{l=i-5}^{i+5} l$$

式中: k_i 为第 i 天的电量趋势; f_l 为第 l 天的用电量。若用电量趋势是不断下降的,则认为具有一定的窃电嫌疑。故统计这11 d以内,当天比前一天用

电量趋势减少的天数,即统计标志 D_i 的累和, D_i 的表达式如下:

$$D_i = \begin{cases} 1 & k_i < k_{i-1} \\ 0 & k_i \geq k_{i-1} \end{cases} \quad (4)$$

则区间内电量趋势的下降指标为

$$T = \sum_{n=i-4}^{i+5} D_n \quad (5)$$

1.3.2 线路损耗指标

线损率用于衡量供电线路的损失比例,一条输电线路同时进行多用户供电,若第 t 天的线路供电量为 s_t ,该输电线路总用电量为 $\sum_m f_1^{(m)}$,则线路线损率计算公式如下:

$$v_t = \frac{s_t - \sum_m f_1^{(m)}}{s_t} \times 100\% \quad (6)$$

输电线路的线损率作为电力系统运行的重要指标,如果用户发生窃电行为,则当天输电线路的线损率会产生向下波动。但仅仅以线损率作为判断是否窃电,存在一定的误差,所以应将前后数天的线损率进行统计并取其平均值,以减少用户用电量波动造成的线损率误差。若输电线路线损率增长大于1%,则该用户可能存在窃电行为。设定统计前后区间作为统计窗口期,分别统计当天与前区间之间的输电电路线损率平均值 V_i^1 和当天与后区间之间的线损率平均值 V_i^2 ,则窃电行为标识 E_i 的表达式如下式所示:

$$E_i = \begin{cases} 1 & \frac{V_i^1 - V_i^2}{V_i^2} \geq 1\% \\ 0 & \frac{V_i^1 - V_i^2}{V_i^2} < 1\% \end{cases} \quad (7)$$

其中, $E_i=1$ 时表示该用户存在窃电行为。

1.3.3 告警类指标

能源互联网智能感知终端所获取的终端报警主要有:电压异常(缺相、断相)、电流异常(反极性、波动)等。通过对终端的告警次数进行统计求和,作为告警指标参数。

1.4 专家样本构建

利用2014年8月7日—2014年8月21日所采集到的所有窃电用户的用电信息、部分正常用户的用电信息、窃电告警标识、线损率等信息标识,按照窃电评价标准进行规范化处理,构建电力系统专家样本库如表2所示。

表2 专家样本库

Tab.2 Expert sample library

时间	用户编号	电量趋势增长指标	线损指标	告警类指标	是否窃漏电
2014-08-07	677 754	4	1	1	1
2014-08-21	667 642	4	0	4	1
2014-08-18	667 758	2	1	1	1
2014-08-14	667 353	9	0	0	0
2014-08-21	667 853	3	1	0	0
2014-08-18	666 753	2	0	0	0
2014-08-14	665 753	5	0	2	1
2014-08-14	668 753	3	1	3	1

2 基于GA-BP神经网络的能源互联网窃电用户识别方法

遗传算法(genetic algorithm, GA)是一种参考生物进化过程的一种全局搜索进化算法。类比生物进化过程,遗传算法通过选择、交叉、变异等模拟生物进化来产生下一代解。通过对个体的适应度进行计算和排名,将适应度低的个体淘汰掉,增加适应度高的个体占比,经过数次迭代计算找出适应度函数值最优的个体解。遗传算法的启发式最优解找寻方式结合BP神经网络可以有效解决BP神经网络容易陷入局部最优解的问题,提高窃电用户的识别准确率。

GA-BP神经网络流程如图7所示。

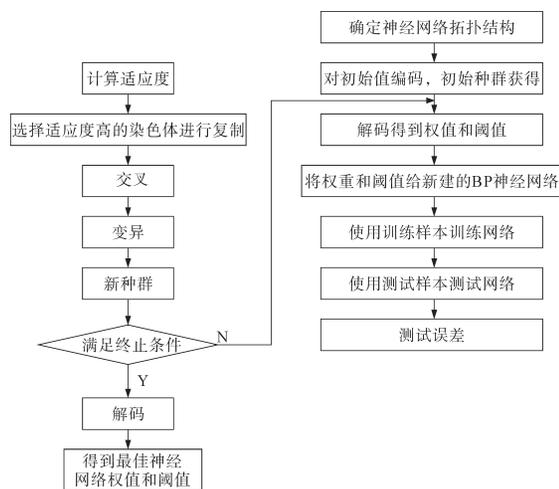


图7 GA-BP网络流程图

Fig.7 GA-BP neural network flow chart

1)遗传算法初始化。遗传算法在进行使用前需要将解空间的解数据解编码成基因型串结构数据,常用的编码方式是二进制,不同的串结构数据组成了不同的点。编码产生的 N 个串结构数据代表着不同的个体。通过对不同个体的

表示最终组成了初始种群。

2) 适应度评估。适应度表示个体的适应能力,也表明了个体的优劣性能,个体的适应能力计算公式为

$$F = mse(X - O) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - o_i)^2 \quad (8)$$

式中: m 为样本总数; x_i 为遗传算法的输出结果; o_i 为遗传算法实际输出结果; mse 为均方误差函数。

3) 遗传操作。将适者生存原则运用在遗传算法的群体选择中,选择出优良个体进行下一代的遗传繁殖。适应性能力强的个体可以通过遗传将优良基因传递给后代。文中采用比例选择策略,将种群数据量定为 N ,则个体 i 的适应度公式为

$$p_i = \frac{k/F_i}{\sum_{i=1}^N (k/F_i)} \quad (9)$$

式中: k 为遗传系数。

遗传算法中通过交叉操作进行下一代个体的繁殖,从而获得具有新特性的新个体。利用交叉操作进行遗传信息的交换,变异个体以一定的概率随机地改变串结构数据中某个串的值,具有取值小的特点。

4) 遗传算法与BP神经网络结合。利用遗传算法的最优值搜索可以减少BP神经网络的计算量,优化BP神经网络的计算流程。

BP神经网络借鉴神经网络的模型结构,通过大量的神经元互联,构建了高度复杂的学习系统,具有强大的自组织、自适应和自学习能力、任意复杂的模式分类能力及优良的多维函数映射能力。BP网络由输入层、输出层和隐藏层组成。隐藏层通过设置一层或多层神经元进行数据的计算,每一层神经元可以有若干个节点。双隐藏层BP神经网络具有分类速度快的特点,常用于模式分类问题,因此文中采用双隐藏层的BP神经网络结构。通过各层之间的权值矩阵和误差反馈对神经网络进行调整,以达到负荷预期的输出结果。与传统人工神经网络相比,双隐藏层BP神经网络在并行处理海量数据方面和准确性方面都有提升。BP神经网络如图8所示。

将总结的影响窃电的用电系数指标因素作为输入因素,将输出分为三类:正常用电用户、可能存在窃电用户和具有重大嫌疑窃电用户。BP

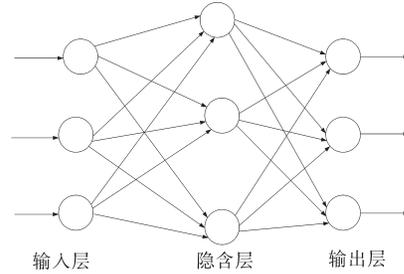


图8 BP神经网络拓扑图

Fig.8 BP network topology

神经网络输入向量为 $\mathbf{K} = [k_1, k_2, \dots, k_n]^T$,输入层与隐含层的权值矩阵为 \mathbf{S}_{ni} ($1 < n < N, 1 < i < I$),第1隐含层与第2隐含层的权值矩阵为 \mathbf{W}_{ij} ($1 < i < I, 1 < j < J$),第1隐含层输出向量为 $\mathbf{B} = [b_1, b_2, \dots, b_n]^T$,其节点 i 上的阈值为 θ_i ,第2隐含层输出向量为 $\mathbf{C} = [c_1, c_2, \dots, c_n]^T$,其节点 j 上的阈值为 θ_j ,第2隐含层与输出层的权值矩阵为 \mathbf{W}_{jn} ,输出层输出向量为 $\mathbf{D} = [d_1, d_2, \dots, d_n]^T$,其节点 n 上的阈值为 θ_n , $f(x)$ 为激活函数,输入 n 维向量 \mathbf{A} ,则第1隐含层节点 i 的输出为

$$b_i = f\left(\sum_{m=1}^m w_{mi} a_m - \theta_i\right) \quad (10)$$

第2隐含层节点 j 的输出为

$$c_j = f\left(\sum_{i=1}^I w_{ij} b_i - \theta_j\right) \quad (11)$$

输出层第 n 个节点的输出结果为

$$d_n = f\left(\sum_{j=1}^J w_{jn} c_j - \theta_n\right) \quad (12)$$

为了提高BP神经网络的收敛速度,因此对输入数据进行归一化处理以减少变化的幅度,提高区间选择的灵活性,公式如下:

$$t'_i = \frac{t_i - t_{\min}}{t_{\max} - t_{\min}} \quad (13)$$

式中: t_i 为神经网络输入值; t'_i 为设定 $[0, 1]$ 区间归一化值; t_{\min}, t_{\max} 分别是样本的最小值和最大值。

激活函数如下:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (14)$$

鉴于上述分析,通过对用户用电信息的采集和分析,建立基于GA-BP神经网络的能源互联网用户窃电行为识别方法,对电力系统的长期安全可靠运行具有非常积极的作用。

分析流程描述如下:

1) 建立数据库。分析、收集并处理该期间内所有用户用电数据。

2) 分析数据库中的GA-BP神经网络。挖掘

隐用户用电信息的潜在信息。

3) 制定预案。针对挖掘出的用户用电信息进行规划。

4) 实时接收信息。在输电网的运行检修中,及时接收用户窃电信息。

5) 比对信息。把预报中的信息与已知的信息相比对,再按照之前制定的预案进行相应部署。

3 实验分析

本文采用 Matlab 平台设计与实现了基于 GA-BP 神经网络的能源互联网用户窃电行为识别分析。实验数据来源于某省电力系统的实际运行数据,采集数据为非高压非居民用户数据,本文将数据分为训练集和测试集,数量分别为 580 和 480。GA 算法参数设置如下:迭代次数 200,选择概率 0.8,交叉概率 0.6,变异概率 0.08。

在模型刚开始迭代的时候,种群个体的适应度值离最优适应度较远,个体适应度值大幅度上升,到了模型迭代的后期,由于模型的不收敛,

种群个体适应度值越来越靠近最优适应度。完成上述的工作后,可以得到遗传算法搜索到的全局最优初始权阈值,将初始权阈值代入到网络中对 BP 网络进行训练。设定 BP 网络的训练参数:输入层的神经元 6 个,隐含层的神经元 9 个,输出层的神经元 1 个,选取单极 S 型函数作为传递函数,选取梯度下降的 BP 训练算法函数 `traingd` 作为训练函数,最大训练次数 200,学习速率 0.1,学习最小均方差目标为 0.003。

根据构建的模型,利用 Matlab 建立含有 2 个隐含层的 BP 神经网络模型,输入归一化后的数据进行迭代,直到输出结果满足预测达到实验所需精度。经过 GA-BP 神经网络算法分析得出的用户窃电嫌疑系数,如表 3 所示。用户窃电嫌疑系数均在 0.9 以上,可能存在窃电现象,经实地检查后确实存在窃电行为,符合实际情况。GA-BP 神经网络与 BP 神经网络相比,窃电识别准确率更高,更加逼近于真实的用户窃电嫌疑系数。

表 3 用户窃电行为诊断结果与实际对比

Tab.3 Comparison between the diagnosis results of users' electricity theft behavior and the actual situation

用户用电编号	工业客户名称	窃电开始日期	GA-BP 窃电嫌疑系数	诊断结果	BP 窃电嫌疑系数
101 006 661	某材料制品厂	2014-08-22	0.985 360	正确诊断	0.756 7
005 558 537	某农业经济合作社	2014-08-26	0.903 660	正确诊断	0.854 7
005 319 991	某铁制品磨具制造厂	2014-09-21	0.974 523	正确诊断	0.657 7
100 005 711	某科技公司	2014-08-10	0.987 852	正确诊断	0.956 7
101 005 555	某陶瓷经济合作社	2014-06-01	0.975 123	正确诊断	0.756 4
002 873 321	某电子有限公司	2014-02-21	0.931 243	正确诊断	0.856 8
001 452 751	某装饰材料有限公司	2014-09-01	0.998 423	正确诊断	0.556 6
101 015 081	某玩具厂有限公司	2014-06-21	0.942 361	正确诊断	0.756 8
002 877 821	某电子有限公司	2014-02-08	0.965 423	正确诊断	0.956 8
001 452 751	某投资有限公司	2014-05-04	0.978 622	正确诊断	0.756 4
101 015 082	某镇经济联合社	2014-09-01	0.901 234	正确诊断	0.743 8

4 结论

文中提出了一种基于 GA-BP 神经网络的能源互联网用户窃电行为识别方法。该方法在一定程度上提高了对用户窃电行为的识别能力,同时提高了能源互联网的智能化和安全水平。通过电力系统实际运行数据,采用的 GA-BP 神经网络算法对用户用电数据进行挖掘,最后利用电力系统实际运行数据进行模型测试,对预测结果与实际结果对比分析,证实了 GA-BP 神经网络提高了用户窃电行为的预测准确率,保证了电力系统稳

定运行,满足了电网的高可靠性需求。

参考文献

- [1] 王继业,蒲天骄,仝杰,等. 能源互联网智能感知技术框架与应用布局[J]. 电力信息与通信技术,2020,18(4):1-14.
Wang Jiye, Pu Tianjiao, Tong Jie, et al. Intelligent perception technology framework and application layout of energy internet [J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2020, 18(4): 1-14.
- [2] Matsumoto H, Neba Y, Ishizaka K, et al. Comparison of characteristics on planar contactless power transfer systems[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2012, 27(6): 2980-2993.

- [3] 梁凯,赵学松,赵维宏. 基于GA-ANN算法的配电网线损计算模型研究[J]. 电工技术, 2018(21):34-36.
Liang Kai, Zhao Xuesong, Zhao Weihong. Research on line loss calculation model of distribution grid based on GA-ANN algorithm[J]. Electrical Engineering, 2018(21):34-36.
- [4] 祝恩国, 窦健. 用电信息采集系统双向互动功能设计及关键技术[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(17):62-67.
Zhu Enguo, Dou Jian. Design of two-way interaction function based on electricity information acquisition system and its key technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(17):62-67.
- [5] Hou K, Shao G, Wang H, *et al.* Research on practical power system stability analysis algorithm based on modified SVM[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(3):119-125.
- [6] 李雪, 孙霆楷, 侯恺, 等. 极端天气下电力系统大范围随机设备故障的N-k安全分析及筛选方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(16):5113-5125.
Li Xue, Sun Tingkai, Hou Kai, *et al.* N-k security assessment and screening for large-scale random equipment faults in bulk power grid under extreme weather[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(16):5113-5125.
- [7] 何艺, 陈俊. 基于GMDH算法的配电网线损数据预处理研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(9):42-46.
He Yi, Chen Jun. Research on line loss data pretreatment of distribution network based on GMDH algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(9):42-46.
- [8] 窦健, 刘宣, 卢继哲, 等. 基于用电信息采集大数据的窃电方法研究[J]. 电测与仪表, 2018, 55(21):43-49.
Dou Jian, Liu Xuan, Lu Jizhe, *et al.* Research on electricity anti-stealing method based on power consumption information acquisition and big data[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(21):43-49.
- [9] 刘建华, 刘艳梅, 冯纯纯, 等. 基于k中心点聚类的稳态电能质量预警阈值研究[J]. 电测与仪表, 2018, 55(23):41-45.
Liu Jianhua, Liu Yanmei, Feng Chunchun, *et al.* Early warning thresholding of steady-state power quality based on k-medoids clustering[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(23):41-45.
- [10] 浦润琴, 唐忠, 王晓毅, 等. 恒压恒流型无线充电系统负载识别特性研究[J]. 电气传动, 2020, 50(9):123-128.
Pu Runqin, Tang Zhong, Wang Xiaoyi, *et al.* Research on load identification characteristics of constant voltage constant current wireless charging system[J]. Electric Drive, 2020, 50(9):123-128.
- [11] 吉昱营, 张旭航. 电动汽车充电系统的负载识别技术研究[J]. 电气传动, 2020, 50(1):109-112.
Ji Yuying, Zhang Xuhang. Research on load identification technology of electric vehicle charging system[J]. Electric Drive, 2020, 50(1):109-112.

收稿日期:2021-02-23

修改稿日期:2021-03-11