DOI:10.20033/j.1003-7241.(2025)06-0099-05

基于移动应用的电力系统人工交互智能化识别技术设计

李 强[1]，赵 峰[1]，赵 璇[2]，王誉博[2]

(1.国网信息通信产业集团有限公司,北京 102200;
2.京国网信通埃森哲信息技术有限公司,北京 100080)

摘 要: 针对目前电网运行中存在的故障问题,基于鲸鱼优化算法改进的支持向量机(support vector machine,SVM)和支持向量回归(support vector regression,SVR)算法,在移动终端开发设计电力系统不良数据人机交互智能识别方法。利用此系统进行了模拟试验,结果表明,鲸鱼优化算法结合分割一切模型(whale optimization algorithm-segment anything model,WOA-SAM)的训练效果良好,识别的准确率为0.833,召回率为0.881,查准率为0.836,*F*1值为0.857,与其他方法相比较,其识别能力较为良好,还可以通过切断负载和线路后较大的方差分布变化来区别不同类型的不良数据,能够更精确地对电网中的不良数据进行识别和校正,保障了电网的安全运行,提升了电网的供电质量。

关键词: 移动应用;电力系统;人工交互;智能化识别;SVM;WOA
中图分类号:TP181;TM733 文献标识码:A 文章编号:1003-7241(2025)06-0099-05

Design of Intelligent Identification Technology for Human Interaction in Power System Based on Mobile Application

LI Qiang[1], ZHAO Feng[1], ZHAO Xuan[2], WANG Yu-bo[2]

(1. State Grid Information and Communication Industry Group Co., Ltd., Beijing 102200, China;
2. State Grid ICT Accenture Information Technology Co., Ltd., Beijing 100080, China)

Abstract: In view of the problems existing in the current power grid operation, support vector machine (SVM) and support vector regression (SVR) algorithm improved based on whale optimization algorithm, the intelligent identification method of human computer interaction for bad data in power system is developed and designed in mobile terminal. The simulation test using this system shows that the training effect of whale optimization algorithm-segment anything model (WOA-SAM) is good, the recognition accuracy is 0.833, the recall is 0.881, the precision is 0.836, and the F1 value is 0.857. Compared with other methods, its recognition ability is relatively good. In addition, different types of bad data can be distinguished by the large variance distribution changes after cutting off the load and line, which can more accurately identify and correct the bad data in the power grid, which is of great significance to ensure the safe operation of the power grid and improve the power supply quality of the power grid.

Keywords: mobile application; power system; human interaction; intelligent identification; support vector machine; whale optimization algorithm

0 引言

随着社会的不断进步和发展,电力系统的发展也越来越快,依托于信息技术智能电网已经成为各个电网公司发展的重点,其功能融发电、输电和配电为一体,利用自动化和信息化的优点,可以实现自动监控、诊断和修复,移动终端的使用也大大提高了工作效率[1-2]。当前,我国已实现了大规模的智能电网建设,但对配网实时测量数据的正确性、实时性和可靠性等方面的需求日益增加,这给配网故障数据的辨识带来了新的挑战。因为,当电表测量数据经过网络传送到控制中心的时候,有可能会导致数据出现错误或丢失,有些遥测结果可能与实际值相去甚远,还有一些其他的客观因素也会使数据变得不准确[3-4]。在现实生活中,通过仪表等设备所采集到的信息不能被直接用来对系统状态进行判断,因为其测量数据可能含有不良数据。电网测量数据的质量对电网状态估计的有效性和效果具有影响重要,故障数据对电网的正常运行造成了很大的危害,所以故障不良数据的识别是电网状态评估中必不可少的环节[5-6]。对不良数据进行识别和处理后将其剔除,可以提高状态估计的可靠性,从而提升服务稳定度和供电质量。目前,国内外不良数据识别方法具有较高的准确性,但大部分研究都是基于残差分类的,这类方法具有一些缺点,比如残差污染、计算量大、速度慢等。此次研究将基于SVM设计可在移动应用上使用的电力系统人工交互不良数据智能识别技术,

*基金项目:北京国网信息通信科技项目(K102200005)
收稿日期:2023-10-25

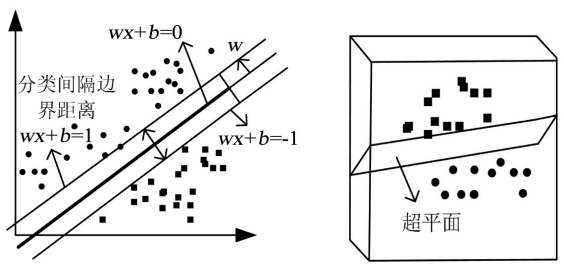
为电力数据识别提供更便捷、精确的方法。

1 基于移动应用的电力系统人工交互智能化识别技术

1.1 基于改进支持向量机的智能识别分类算法

为构建电力系统不良数据人工交互智能化识别的移动应用，研究基于SVM设计智能识别技术。SVM是一种二元分类算法，具有分类效率高且结构简单的优点，在移动应用中也易于实现，且其在小样本数据的二元分类问题中表现良好。从电力数据中识别正常数据和不良数据恰是一个二元分类问题，因此研究将基于SVM进行解决电力数据分类问题[7-8]。

SVM的原理如图1所示，图中的原点和方块代表不同类的数据，在线性分类问题中，SVM可以通过找到这两类数据的分界线实现二元分类。这个分界线与两类数据所代表的最近的点的间距相等，其数学式可表达为$wx+b=0$，其中w是法向量，b是y轴上的截距。在非线性问题中，这条分界线在这两类数据的特征空间中可被视为某个平面，这个平面被称为超平面，任意数据点与该平面的距离都不小于1。



(a) 线性分类问题 (b) 非线性分类问题

图1 SVM基本原理示意图

通过激活函数，SVM可以将数据分为{−1,1}两类，即数据在$wx+b=1$或是$wx+b=-1$这两条线之外，这样只要根据数据的正负号就可以判断数据的类别。通常可以在两类数据之间寻找到多个分界线或超平面，其中距离所有数据最远的分界线或超平面，被叫做最大边距超平面。SVM的目的是追求最大边距超平面，以求解学习样本的分类决策边界。最近数据点与最大边距超平面的距离越大，即分类间隔越大，SVM的分类性能越好，抗扰动性越强。但其分类性能易受分类间隔边界距离、分类间隔等关键参数影响，超参数选择不当将降低其分类精度，带来拟合效率低下等问题[9]。因此研究使用鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm，WOA)，通过搜索最佳超参数对SVM进行改进。

相比其他优化算法，WOA没有需要额外设置的参数，并且轻量简单、容易实现，即使将其与SVM结合也不会给移动应用带来过大的运行压力。WOA是模拟座头鲸的觅食行为原理的优化算法，其基本原理是鲸鱼在初期随机搜索以确定目标，然后生成一个大于0小于1的随机数R，基于随机数数值决定对目标使用包围策略或是螺旋气泡策略进行捕食。当$0<R<0.5$时，鲸鱼将采取包围策略，否则采取螺旋气泡策略，这两种策略是可以同时并存的。随机搜索阶段，鲸鱼群会随机选择一个鲸鱼作为参考，其他个体会据其更新自身所处位置进行随机性目标搜索，该阶段的最优个体与其他种群个体的向量距离见式(1)。

$$d=\left|2Rx_r(t)-x(t)\right| \tag{1}$$

式中，x_r是随机个体，t表示算法当前迭代次数，$x_r(t)$是随机个体的向量，$x(t)$是此时的其他个体向量。其他个体的向量计算式见式(2)。

$$x(t)=x_r(t-1)-(2-2t/t_{\max})(2-R)d \tag{2}$$

式中，$t_{\max}$是最大迭代次数。捕食阶段选择包围策略，鲸鱼群在适应度最高的个体(最优候选解)的带领下，靠近并包围目标猎物。最优个体与其他种群个体的向量距离见式(3)。

$$d=\left|2Rx^*(t)-x(t)\right| \tag{3}$$

式中，$x^*(t)$是此时的最优解向量。此时其他个体的向量计算式见式(4)。

$$x(t)=x^*(t-1)-(2-2t/t_{\max})(2-R)d \tag{4}$$

当前阶段，$|(2-2t/t_{\max})(2-R)|<1$。螺旋气泡策略的最优个体与其他种群个体的向量距离d'见式(5)。

$$d'=\left|x^*(t)-x(t)\right| \tag{5}$$

其他个体向量见式(6)。

$$x(t)=x^*(t-1)+d'\mathrm{e}^{br}\cos(2\pi r),r\in[-1,1] \tag{6}$$

式中，r是随机数，b是规定对数螺旋线弯曲度的常数。研究设定SVM为WOA的适应度函数，使用WOA对SVM的最佳超参数进行搜索，得到如图2所示的WOA−SVM算法流程。WOA通过调整搜索策略，在最大迭代次数内寻找到的适应度最高的个体(最优解)即可作为SVM的最佳超参数数值。SVM设定超参数后，输入待分类数据并进行初步处理，然后进行训练，训练后通过计算分类值将数据分为两类，最后输出分类结果。

1.2 基于SVR的不良数据修正

传统的不良数据检测与识别算法在发现不良数据后，一般都会选择将不良数据去除，但如果在估计其他电力数据状态之前就发现并排除不良数据，将会使观测量

的数目减少，密度降低，从而影响状态估计的准确性，严重时甚至会使系统变得不可观测[10]。支持向量机除了能够分类，还可以用于回归。回归的目的是得到一个能够尽量拟合训练集样本的模型，通常用的方法是构建一个样本标签与模型预测值的损失函数，使损失函数最小化从而确定模型。SVR 算法可以将历史数据输入到SVM中，然后将训练结果用于进行下一时间观测值的预测。如果在下一时刻的实际测量数据样本中有不良数据，那么在完成了对其的检测和识别之后，就可以通过回归预测值来取代不良数据，从而实现电力数据校正。经此处理后，不仅能消除不良数据对电力系统的影响，而且能保持系统的冗余，并能维持系统的原始可观测性。

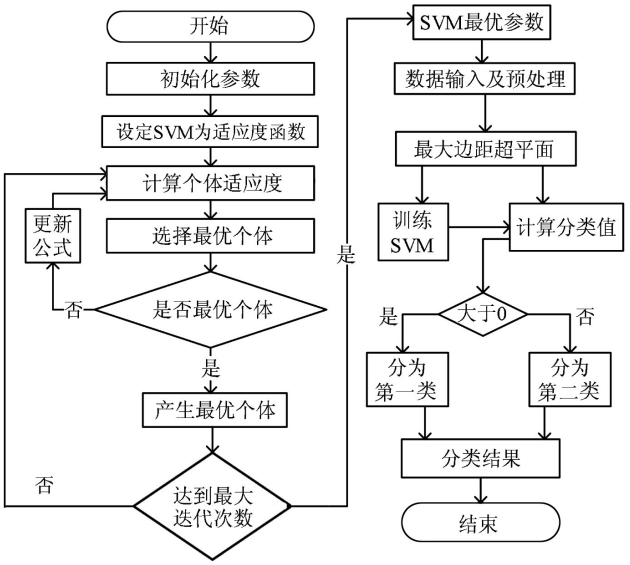


图2 WOA-SVM算法流程

SVR 是在SVM的基础上推广得到的，区别在于SVM需要寻找超平面的决策平面，在分类间隔最大化目标下进行数据分类。在分类任务中，SVM使靠超平面最近的样本点之间的间隔最大；而在回归任务中，同样也是间隔最大，但SVR 使靠超平面最远的样本点之间的间隔最大。SVM回归的目标是寻找决策边界，以间隔值的最小化为目标，尽量使得目标数据落入$(wx+b-\beta, wx+b-\beta)$范围内，其回归模型为式(7)。

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n}(\hat{a}_i-a_i)\varphi(x_i^T)\varphi x_i+b, i=1,2,\cdots,n \tag{7}$$

式中，a_i和$\hat{a}_i$是拉格朗日乘子，n是样本数据量，φ是一个映射函数，作用是将样本数据从低维空间映射到希尔伯特空间。

当前常用的SVM模型均为多输入单输出的模型，也就是一次仅能对一种类型的数据做出分类或者预测。在电力系统中，数据量多达数百甚至数千，采用多个SVM并行建模方法可以解决这一问题。将WOA-SVM算法和SVR 算法联结，得到如图3所示的基于WOA-SVM-SVR模型的不良电力数据识别修正算法流程。首先将使用历史时刻的常规数据来训练SVM，并对其参数进行调节以获得分类性能较好的模型。然后将待测资料输入SVM，藉由设定的标签，来判定有不良数据。如果数据是正常的，那么就会将其直接送到状态估算程序中去。在有不良数据的情况下，利用方差分布对其进行识别。如果是不良数据，就用SVR 的预测结果将其代替。在执行状态估算的过程中，获得此时的系统工作状况和相关数据，然后对状态进行评估，将评估值输入SVM，如果评估值为正常值，那么评估就完成了；如果仍然判断系统数据存有问题，则通过方差分布对识别其中的不良数据类型。

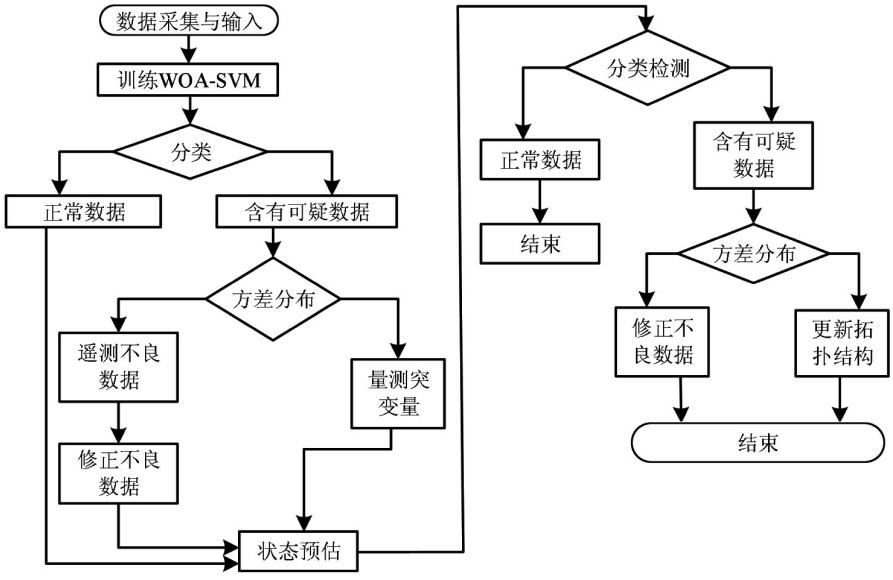


图3 基于WOA-SVM-SVR模型的不良电力数据识别修正算法流程

同时，对同一项测试工作进行多次测试，避免了首次测试中的误检和漏检现象，可以提高测试结果的可靠性。

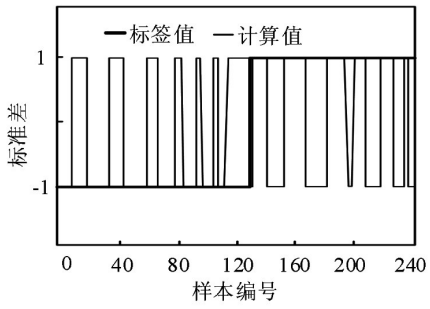
2 电力系统人工交互智能化识别技术应用结果分析

为验证不良电力数据识别修正技术的有效性，构造基于不良电力数据识别修正算法的可交互的智能系统，系统的移动端基于Android平台使用java进行开发，电力网络为IEEE-30节点网络系统，采用Matpower 6.0中的电力数据进行模拟试验。以某市电力系统连续20 d的日际负荷变化为基准，在应用程序中输入负荷需求，并计算得到该地一定时段内的潮汐电流，在此基础上对相关的量测数据进行处理得到某时刻的断面数据。采集该地区每个时刻的电力数据，添加切除负荷或线路等各类不良数据得到240组量测数据，将其中一半数据划分为训练集，另一半后作为测试系统性能的测试集。

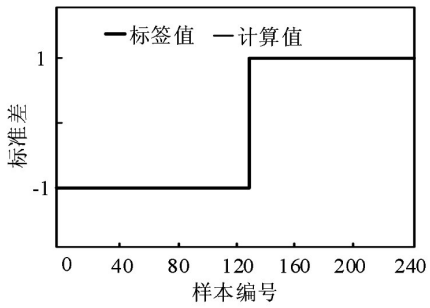
使用训练集对SVM模型和WOA-SAM进行训练，将训练集中的正常数据标签输出值设为-1，含有不良数据的输出值设为1，对比两个模型的训练结果。然后将本研究系统的不良数据预测性能与文献[11]的基于孤立森林算法的电力数据识别方法和文献[12]的基于改进Wasserstein生成式对抗网络的电力系统不良数据识别方法进行对比，以误差率、准确率、召回率、查准率和F1值作为评价指标。在测试集中，为观察研究模型对不同类别不良数据的辨别能力，对比其系统预估后的数据方差分布曲线。

SVM模型和WOA-SAM的训练偏差曲线对比结果如图4所示，SVM模型的计算值和标签值偏差较大，正确率为69.23%，部分样本数据的计算输出值与标签值不同，这意味着SVM具有在分类中将不良数据和正常数据错误归类的可能性较大，WOA-SAM的计算值和标签值基本一致，正确率为100%，计算没有偏差，训练的结果较好。

基于WOA-SVM-SVR模型的不良电力数据识别修正方法、基于孤立森林算法的电力数据识别方法和基于改进Wasserstein生成式对抗网络的电力系统不良数据识别方法等方法的对比结果如表1所示，基于WOA-SVM-SVR模型的方法的准确率、召回率、查准率、*F*1值分别为0.833、0.881、0.836和0.857，对比其他方法，均为最大值。表中的3个测点是测试中含有不良数据的代表测点，本研究方法对3个测点的预测误差较小，可见其检测不良数据的能力较强。



(a) SVM模型偏差曲线



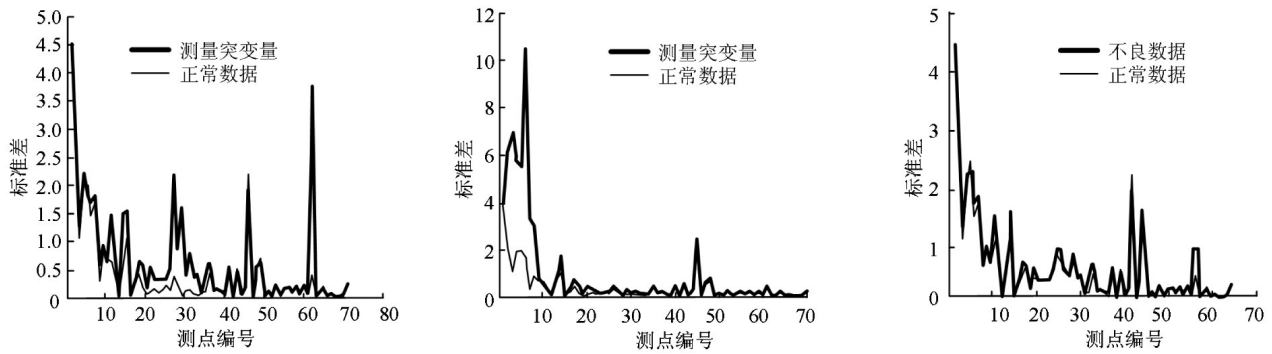
(b) WOA-SAM模型偏差曲线

图4 SVM模型和WOA-SAM的训练偏差曲线对比

不良数据的类型分为遥测不良数据和遥信不良数据，前者是测量误差造成的，后者产生于负荷切除、线路切除等开断信号，都对系统的整体估计识别结果具有较大的影响，因此在系统估计前后利用方差分布情况对二者进行区分。区分结果如图5所示，含有不良数据的量测数据方差变化不大，很难直接将不良数据通过方差区分

表1 测试结果对比

预测模型	测点编号	不良数据值	测量真实值	预测值	误差率	准确率	召回率	查准率	*F*1值
基于孤立森林算法的电力数据识别方法	测点1	22.599	16.139	15.23	-0.056				
	测点2	9.480	6.760	5.12	-0.242	0.743	0.851	0.735	0.790
	测点3	16.510	13.120	14.01	0.068				
基于改进Wasserstein生成式对抗网络的电力系统不良数据识别方法	测点1	22.599	16.139	15.63	-0.032				
	测点2	9.480	6.760	5.81	-0.141	0.819	0.869	0.823	0.841
	测点3	16.510	13.120	14.03	0.069				
基于OA-SVM-SVR模型的不良电力数据识别修正方法	测点1	22.599	16.139	16.03	-0.006				
	测点2	9.480	6.760	6.820	0.007	0.833	0.881	0.836	0.857
	测点3	16.510	13.120	12.95	-0.013				



(a) 切除负荷后的方差变化 (b) 线路切除后的方差变化 (c) 含有不良数据的量数据方差变化

图5 各类型不良数据的方差变化曲线图

开来，切除负荷和线路后的方差变化差异较大，可以依据方差分布状况将其区分。

3 结束语

为了排除不良数据对电力系统造成的影响，提高电力数据质量，研究基于移动应用，设计了电力系统人工交互智能化识别系统。使用该系统进行仿真实验，在训练中，WOA-SAM的计算值和标签值基本一致，正确率为100%，计算没有偏差，训练的结果较好。在测试集中进行测试，本研究方法的准确率、召回率、查准率、$F1$值分别为0.833、0.881、0.836和0.857，对比其他方法，可以通过切除负荷和线路后较大方差分布变化区分不同类型的不良数据，识别能力较为理想。研究所设计的系统可以较为精准地识别并修正电力系统不良数据，有利于保障电力系统的运行安全，提高供电质量。但电力系统潮流的实际变化会与社会用电情况发生不可测的变化，因此在今后的研究中还需使用更多、更复杂的数据对模型进行训练，以提高其检测精度。

参考文献：

[1] Melo I D，Antunes M P.Bad data correction in harmonic state estimation for power distribution systems：an approach based on generalised pattern search algorithm[J].Electric Power Systems Research，2022，204(3)：107684.1-107684.11.

[2] 王磊，张晓东，樊博，等.电网企业营销数据综合治理系统设计[J].自动化技术与应用，2023，42(9)：148-151.

[3] 李树林，王琨，郝艳军.基于粒子群优化方法的电力系统状态向量估计模型[J].计算机测量与控制，2021，29(5)：184-188.

[4] Tekler Z D，Low R，Zhou Y，et al.Near-real-time plug load identification using low-frequency power data in office spaces：Experiments and applications[J].Applied Energy，2020，275(10)：115391.1-115391.11

[5] 汪伟，于洋.基于ASON的电力系统调度数据网业务体系设计[J].机械与电子，2022，40(3)：17-20.

[6] 郭仁超，舒彧.基于小波变换的电力系统数据传递一致性分析[J].中州煤炭，2021，43(6)：201-206.

[7] 石重托，姚伟，黄彦浩，等.基于SE-CNN和仿真数据的电力系统主导失稳模式智能识别[J].中国电机工程学报，2022，42(21)：7719-7730.

[8] 段翔兮，张华，高艺文，等.基于kNN算法的电力系统设备隐患在线识别方法研究[J].电气传动，2021，51(22)：69-73.

[9] 吴嘉竣，徐文辉.基于RBF神经网络的电力信息网络安全态势感知[J].自动化技术与应用，2022，41(9)：103-105.

[10] 刘科学，杨振琦，丁恒春.面向优化营商环境的电力指标体系优化方法研究[J].自动化技术与应用，2023，42(2)：167-170，177.

[11] 陈婷，许睿，孟维丽娅，等.基于孤立森林算法的电力营销数据异常识别[J].微型电脑应用，2022，38(6)：75-78.

[12] 臧海祥，郭镜玮，黄蔓云，等.基于改进Wasserstein生成式对抗网络的电力系统不良数据辨识[J].电力自动化设备，2022，42(9)：50-56，110.

作者简介：李强(1966—)，男，博士，教授级高工，研究方向：新能源、综合能源、双碳目标下的新型电力系统及数字化转型应用。