

大数据背景下电力数据交互平台的实时监控与异常检测模型

张思雨¹, 吴佐平², 谢敏¹, 余锦河¹, 张鹏²

(1. 国家电网有限公司客户服务中心, 天津 300300;

2. 北京中电普华信息技术有限公司, 北京 100031)

摘要: 在大数据时代, 电力系统面临着越来越复杂的运行环境, 为了有效应对电力数据交互平台中的实时监控与异常检测挑战, 首先提取大数据平台存储管理中的数据特征, 建立数据标签化规则, 标签各类设备以便进行属性关联。其次, 利用电力数据交互平台模型筛选数据, 同时调用函数执行信息接收处理规划程序, 完成异常检测。仿真发现在检测时长大于15 s以上时, 大数据算法检测数量高于6条, 所设计监测系统的平均误差对应的是7.04 kbps和9次, 特征相关系数基本都在0.5以上。说明大数据背景下开展电力监测, 能够提高电力系统的稳定性、安全性和运行效率。

关键词: 电力系统; 数据交互平台; 实时监控; 异常检测; 数据交互; 标签化规则

中图分类号: TP181 文献标识码: A 文章编号: 1003-7241(2025)05-0182-06

Real-time Monitoring and Anomaly Detection Model of Power Data Interaction Platform in the Context of Big Data

ZHANG Si-yu¹, WU Zuo-ping², XIE Min¹, YU Jin-he¹, ZHANG Peng²

(1. State Grid Customer Service Centre, Tianjin 300300 China;

2. Beijing China Power Information Technology Co., Ltd., Beijing 100031 China)

Abstract: In the era of big data, the power system faces an increasingly complex operating environment, in order to effectively respond to the challenges of real-time monitoring and anomaly detection in the power data interaction platform, this paper firstly extracts the data features in the storage management of the big data platform, establishes the data labeling rules, and labels various types of equipment in order to carry out the attribute correlation. Secondly, the model of the power data interaction platform is used to screen the data, and at the same time, the function is called to execute the information reception and processing planning program to complete the anomaly detection. Simulation found that when the detection time is longer than 15 seconds or more, the number of big data algorithm detection is higher than 6, the average error of the designed monitoring system corresponds to 7.04 Kbit/s and 9 times, and the feature correlation coefficients are basically above 0.5. It shows that power monitoring carried out in the context of big data can improve the stability, security and operational efficiency of the power system.

Keywords: power system; data interaction platform; real-time monitoring; anomaly detection; data interaction; labeling rules

0 引言

随着科技的发展, 电力系统的架构变得越来越简单, 仍然需要一种能够有效地收集分析、反馈、解决各种异常情况的方式来支持其运作^[1-3]。因此研发出这种能够有效收集分析、解决异常情况的方式, 将是当今电力系统发展的重点。通过使用智能体联盟, 迅速处理和分析大规模的不同类型的信息, 并将这些技术运用在电力监测系统中^[4-7]。从而更加准确地捕捉和传输实时的数据, 为整个监测流程的安排和管理带来更多的便利。随着技术的发展, 研发出一种新型的数据交互应用技术, 即建立一个以大数据为支撑的综合性电力监管系统, 显得尤为必要^[8]。

*基金项目: 国家电网项目 (SGKFY00TGJS2310008)

收稿日期: 2024-02-24

通过采用电力监控的信息联盟智能体, 在一次操作中收集到大量的消息。文献[9]旨在探索一种有效实现电力监控实时数据交换的技术, 消息触发性、信息交换性以及压力反馈性。文献[10]为了有效地防范分布式拒绝服务攻击, 基于专用的防火墙装置开展一系列的攻击检测技术。通过引入先进的技术, 可以快速、有效地获取各种信息, 从而为用户提供更加可靠的特征值, 以及更加有效的攻击预警, 同时也能够及时地收集和**分析**报文数据, 更好地了解网络的状况。文献[11]通过采用先进的技术, 可以有效地促进智能系统的信息传输, 更加高效地完成电力系统的**数据**传输。文献[12]基于渗透测试的技术可以有效地应对当前复杂的电力系统网络安全挑战, 从而更好地保护信息和财产。通过有效的渗透测试, 收集和处

理来自各个方面的信息,从而增强电力防御措施。文献[13]为解决当前监控系统的不足,设计一个新的系统。系统采用电力相线作为划分标志,并且可以进行数据交流和匹配。经过实验验证的监控稳定性很强,可以大大提升监控的精度。文献[14]采用三种不同的电力传感器网络,通过模拟实验来实现快速、准确的故障诊断。开发一种新的、可靠的、具有并行处理功能的云计算系统,以解决电网数据的处理问题。构建一个基于电力供应链的全面的数字化解决方案,包括对数据的综合整合、分析、共享、可见、存储等功能,以实现对各种信息的有效共享,并且实现对信息的实时追踪、有效的质量检测。使用分布式数据架构进行数据交互,以支持多种数据处理技术的应用。此外,该系统还可以支持多种数据并行处理,以及多种数据交互技术的应用,以满足不同的应用场景。针对当前电力网络运行质量监控效率较低,通过哈希技术对电力结构系统进行改进,在客户端与服务器交互的基础上,实现各个客户端之间的资源共享。

本文以电力数据交互为基础,通过对电力数据交互平台的实时监测,并利用潮流分析技术,快速准确地获取电网的需求信息,提高电力大数据信息传递过程中的数据安全能力。采用量测位置的数据作为攻击检测的身份识别号,进一步提取空间特征实现源身份欺骗攻击检测。通过实时监控和异常检测,检测电力监控信号的衰落信道,从而实现大数据信息的融合,从而获取有关电力监控信号的反馈调节情况,处理电力自动化系统的数据。并且能够根据不同的情况进行快速准确分析,有助于在大数据时代保持电力自动化系统的高效运行。

1 大数据背景下电力数据监控平台

1.1 模型构建

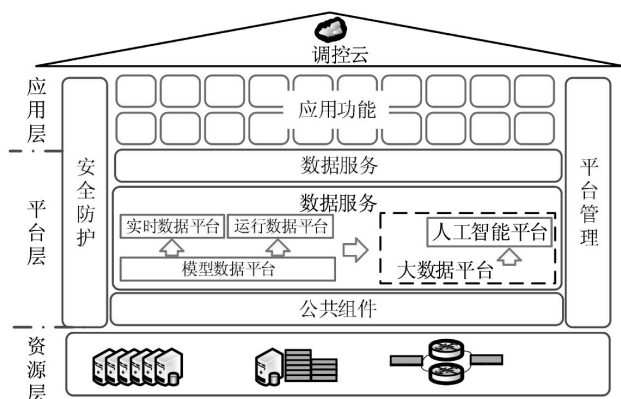


图1 大数据电力数据交互平台模型

大数据电力系统是一个专门为电力调度业务而设计的云服务平台,由五个主要部分组成,其中包括模型数据、运行数据、实时数据、大数据和人工智能。大数据平

台通过数据加工和挖掘,从而实现电力数据的数据监控,大数据电力数据交互平台模型如图1所示,利用应用层、平台层和资源层,采用大数据中调控云技术,对平台层进行安全防护,从而实现实时数据平台运行。继而在平台管理中进行电力资源整合,利用大数据电力数据交互平台统一管理模式,对电力行业产生积极影响。通过构建大数据电力数据交互平台模型,利用大数据深度学习算法,对监控平台中获取到的实时数据进行计算,完成异常检测。基于此,在本文模型中对电力数据进行实时监控,并且检测出电力异常情况。

1.2 深度学习算法中数据标签生成

为了提高效率,在电力数据交换平台上使用自动标记技术。通过根据业务需求来创造多个独特的、可靠的、可重组的、可比较的、可视化的、可识别的标记来帮助更好地管理不同的设备。当系统处于正常状态时,所收到的所有监测、传输以及操作的信息都是由独立的数字组成的,相似特征表现为:

$$pdsObj = \{p_1, p_2, \dots, p_i, \dots, p_n\} \quad (1)$$

通过使用 b 作为感知层设备的数量, p_i 可以实时获取数据集中的值。将每个数据对象和数值都标记出来,以此作为数值语义标签,以便进行电力数据监控状态的判断,通过潮流计算来实现,其极坐标形式如下:

$$\begin{cases} P_\psi - U_\psi \sum_{\zeta \in E_\psi} U_\zeta (G_{\psi\zeta} \cos \theta_{\phi_\zeta} + B_{\psi\zeta} \sin \theta_{\phi_\zeta}) = 0, \\ Q_\psi - U_\psi \sum_{\zeta \in E_\psi} U_\zeta (G_{\psi\zeta} \sin \theta_{\phi_\zeta} - B_{\psi\zeta} \cos \theta_{\phi_\zeta}) = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中, E_ψ 为和节点相联的节点集合, U_ψ 为检测节点的电压幅值, $B_{\psi\zeta}$ 为节点和的相角, P_ψ 为节点的有功和无功功率, Q_ψ 为节点和相联的自导电和自电纳。

通过对电力数据节点的运行状态的分析,根据其中的两个参数值和相应的约束条件,来确定其他两个参数的值。此外利用潮流计算来估算出电力数据交互平台的实际状态,以满足电网的需求。

利用深度学习算法将电力数据平台的标签监控的异常数据转换成时序关联,使用给定的时间序列来检测所有时刻的数据集,从而发现任何可能存在时序异常的信息。生成时序关联数据,并对其进行分析,发现任何可能的时序异常,其稀疏度可以达到如下:

$$SMD_{ij} = \sum_{x \in y(d_{ij})} \frac{(x - cv_i^j)^2}{k+1} \quad (3)$$

式中, x 为 d_{ij} 的近邻集中的设备节点的随机感知值, cv_i^j 为点在维度为上的阶近邻集。

通过逆向逐段聚集均值处理,可以大大减少数据集的大小,从而降低计算的复杂性,同时也有助于更好地提取

出每个时序数据集中的特征。电力数据节点关系表示为：

$$Ekd(h_i) = knn(h_i) \cup krnn(h_i) \cup ksnn(h_i) \quad (4)$$

式中, $Ekd(h_i)$ 为所有近邻点的集合, $knn(h_i)$ 为 h_i 的 k 正则最近邻点的集合, $krnn(h_i)$ 为与 h_i 的 k -共享最近邻点个数为 0 的点的集合, $ksnn(h_i)$ 为与 h_i 的 k -共享最近邻点个数为 1 个或多个的点的集合。

通过高斯核函数, 计算得出控制因子的邻域扩展:

$$kEdf(h_i) = \tau \sum_{h_m \in Ekd(h_i)} \exp\left(\frac{-\lambda(h_i, h_m)}{\sigma}\right) \quad (5)$$

式中, τ 为常量控制因子, σ 为点 h_i 与 k 近邻点之间的欧几里得距离的逆向逐段聚集均值, $-\lambda(h_i, h_m)$ 为中间变量。在此基础上, 计算欧几里得距离:

$$\lambda(h_i, h_m) = \begin{cases} \min_{h_m \in Ekd(h_i)} Eud(h_i, h_m), Rpa(h_i) < Rpa(h_m) \\ \max_{h_m \in Ekd(h_i)} Eud(h_i, h_m), \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

电力大数据在进行实时监控时, 将电网运行节点数据上传至大数据算法。从而计算电力数据节点安全阈值为:

$$\min_G \max_D V(G, D) = E_{x \sim P_{data}} [\ln D(x)] + E_{z \sim P_z(z)} \{\ln \{1 - D[G(z)]\}\} \quad (7)$$

式中, $V(G, D)$ 为电力大数据信息在运行过程中存在风险威胁的最大安全阈值, $E_{x \sim P_{data}}$ 为电力大数据信息运行时的数据传递规律, $E_{z \sim P_z(z)}$ 为电力大数据信息在传输时存在的数据风险, $D(x)$ 为电力大数据信息运行时的数据信息参数。

本文将电力大数据信息传递过程中出现的集体博弈的方式, 以提高电力大数据信息传递过程中的数据安全能力。电力大数据信息传递过程中的数据输出目标函数为:

$$L_s = E[\ln p(s = \text{real}) | x_{\text{data}}] + E[\ln p(s = \text{fake}) | x_{\text{fake}}] \quad (8)$$

式中, L_s 为大数据深度学习算法输入目标函数值, $\ln p(s = \text{real})$ 为电力大数据信息传递过程选取的数据对抗函数, $\ln p(s = \text{fake})$ 为运行节点对抗函数。通过输入电力大数据信息将不同网络数据信息输入程序, 进一步计算检测输出函数:

$$L_{\text{unsupervised}} = -E_{x \sim p_g} [\ln p(y' | x, y' < K + 1)] = \frac{1}{N} \ln \frac{\exp y'_{K+1}}{\sum_{i=1}^{K+1} \exp y'_i} \quad (9)$$

式中, $L_{\text{unsupervised}}$ 为深度学习信息输出结果, $E_{x \sim p_g}$ 为电力数据安全预测值, y'_{k+1} 为信息影响因素, y'_i 为电力数据节点。

电力监控系统能够实现智能体的协作, 通过深度学习算法中智能体信息和数据, 自动识别和分析信号。通过监控系统能够检查电力设备的开关情况, 从而实现远程控制。使用电力数据交互平台的数据库, 进行有效的信息收集和处理。执行遥测信息接收和处理规划程序, 电力数据实时交互实现流程如图 2 所示。在信息处理结束之后, 利用监测画面来确定信息的发送时间, 并及时更新画面。

当通信智能体检查远程信号和遥测信号的质量, 并确定符合信号事件的要求时, 立即把这些信号存放在数据库的相关位置。如果这些信号符合要求, 会被引用至电力信号交换系统的模型, 并自动完成信号的传播, 以便向相关的模块进行通信。通过引入信息交换机, 定期对数据进行更新, 同时向系统呈现最佳的状态。利用消息捕捉器让智能体能够同步处理大量的信号, 从而达成快速的信息交流, 最终通过感知器获取准确的信息, 从而构建出完善的信息报告。通过向通信智能体执行器传输信息, 经过检验执行完成的报告会及时传达到监控智能体, 一旦得到验证, 就会重置该智能体的状态, 并显示出受到

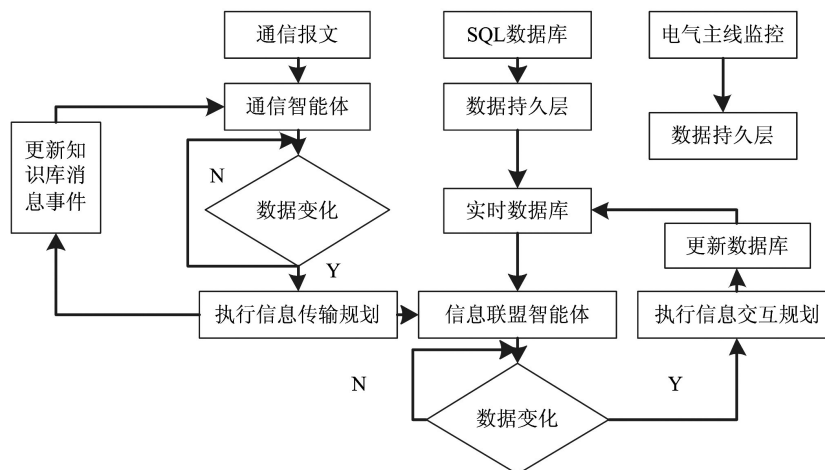


图 2 电力数据实时交互实现流程

的影响的实时信息,从而为电力系统的管理者提供有效的指挥和决策支持。

1.3 计算电量波动特征

通过引入深度学习中电量波动系数,反映出当前用电量的异常波动。电力负荷预测在电力系统中非常重要,准确的负荷预测可以有效地提高电力系统的可靠性和效率。通过计算电量波动系数,捕捉当前用电量异常变化,从而更好地分析出用户用电量的变化趋势:

$$C_V = \frac{\sigma}{\mu} = \frac{1}{\bar{q}} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (q_i - \bar{q})^2} \quad (10)$$

式中, C_V 表示用电量的分布, μ 表示每天的平均电量, N 则表示用户在第 i 天的单日电量。将一个前提属性的输入值转换为具有不同置信度的值,这些置信度可以用以下公式来表示:

$$S(B_i, \alpha_i) = \{(l_{im}, \beta_{im}), m=1, \dots, m_i, i \in \{1, \dots, N\}\} \quad (11)$$

式中, S 代表前提属性的输入值的分布, α_i 为衡量该属性的可靠性,而 l_{im} 为参考值,可以用来估算该属性的可靠性。

通过对信号的统计分析,使用拥有正振荡特征的信号平衡器来优化信号的带宽,从而实现信号的平稳传播。得到一个特征分布矩阵,其表示方法如式(12):

$$y = \sum L + \frac{\phi + \alpha}{i} + G(O) \quad (12)$$

式中, L 是一个具有正向频率分布的向量, ϕ 代表着电力系统的统计学特征量, α 可以作为模糊决策变量。结合向量矩阵进行大规模的采集,得出最佳调度方案。

通过采用深度学习中自适应匹配滤波技术,有效地检测电力监控信号的衰落信道,从而实现大数据信息的融合,获取有关电力监控信号的反馈调节情况:

$$c(s) = \frac{N_s + M_s}{a_n(t)} + \sum h^v \quad (13)$$

式中, $c(s)$ 是第 n 条均衡传输信道上的自相关功率谱特征, $\sum h^v$ 表示电力监控信号统计信息可视化传输的码元个数, N_s 表示信号的谱增益强度,得到电力监控信号统计信息传输的衰减系数。

采用量测位置的数据作为攻击检测的身份识别号,进一步提取空间特征实现源身份欺骗攻击检测,空间特征提取表达式为:

$$\begin{cases} \min_{u_\tau(t), \omega_\tau(t)} \left\{ \sum_\tau \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_\tau(t) \right] e^{-j\omega_\tau(t)} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} \quad \sum_\tau u_\tau(t) = f(t) \end{cases} \quad (14)$$

式中, ∂_t 为 t 的偏导数, ω_τ 为 $u_\tau(t)$ 的频率中心, $\delta(t)$ 为单位脉冲函数。通过大数据算法实现对电力数据的分解,采

用观察中心频率的对应不同的频率分量,从而得到量测数据的空间特征。在不损失原有特征矩阵结构的基础上,压缩空间特征矩阵,提升网络攻击检测速度:

$$y_{DS}(v, q) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{L-1} y(t_k) D_\beta(t_k; v, q) \quad (15)$$

式中, $y_{DS}(v, q)$ 为扰动分量函数, t_k 为第 k 个时段; L 为频带中心, q 为时间定位, β 为频带中心的频带宽度, $D_\beta(t_k; v, q)$ 为正交基函数。

利用分段频率来检测实时监控异常情况,对异常电力数据进行时段整合,结合频带宽度选取适宜电力波段,从而得出电力数据的交互情景。

2 电力交互监控检测分析

2.1 电力实时监控预测

为验证实际电网环境中模型的安全攻击检测效果,选取某电力企业正在运行的任意电力监控系统网络,采用本文模型对其含有的安全攻击展开检测。将该电网监控数据集的10万条攻击数据分别组成训练数据集与测试数据集,测试集中的安全攻击共包含25种类型,检测错误数量、遗漏数量以及所用时长等指标数据设定A-M种电力攻击检测,电力数据交互平台攻击检测效果如图3所示。在模型数据库中添加安全态势感知的探知结果,建立特征集拓展检测目标的涵盖范围。

各指标变化趋势将电力数据与大数据算法做有效融合,在检测时长为3s,漏检和误检的数量为1条,在检测时长为6s-12s时,大数据算法检测数量为3条左右。在检测时长大于15s以上时,大数据算法检测数量高于6条。通过减弱电力异常情况,提高电力数据利用率,从而在电力管理和应用方面,加强大数据算法中电力数据交互的能力。

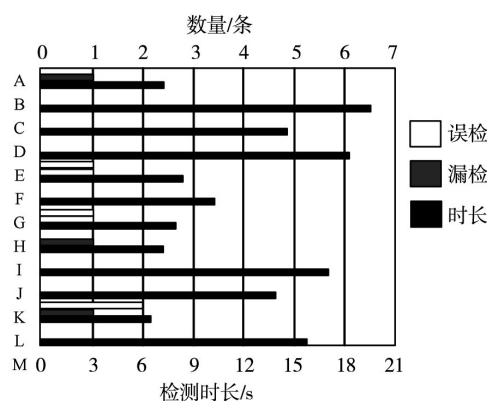


图3 电力数据交互平台攻击检测效果

为了更好地比较电力监控系统,不仅设计了传统的网络安全监测系统,而且还采用了基于网络行为的新颖技术,即在相同的网络环境下,安装先进的硬件设备,引

入最新的监测软件并经过精心的调试,使其能够达到最佳的运行效果。经过电力监控系统的精确测试,表1为电力监控系统检测精度测试结果,系统还可以根据受攻击程序的影响,自动生成网络通信数据,并将其与预先设定的网络数据进行比较,从而获得准确的网络安全监测结果。

表1 电力监控系统检测精度测试结果

实验编号	大数据深度学习算法网络		传统监测系统	
	网络流量值	网络攻击次数	网络流量值	网络攻击次数
1	46.68	9	42.19	14
2	59.77	10	50.63	19
3	23.12	7	20.68	16
4	61.29	4	57.13	11
5	49.53	15	42.57	23
6	52.94	8	46.44	14

通过使用先进的算法,显著提高传统的监控技术,使得它们能够更准确地检测到网络流量和大数据攻击次数。相比之下,使用大数据深度学习算法进行的监控技术,平均检测误差只有7.04 kbps,甚至更低。通过引入3种不同的监测技术,并在15种不同的电力监管网络上进行实验,3种技术都具有较强的适应性,其中7种、8种、9种都能够稳定地运作。因此,建立一个基于大数据的电力监管网络,以提供更加完善的安全保障。

2.2 电力数据异常检测分析

为了判断大数据算法选择的特征是否最优,通过使用相关矩阵来评估大数据算法选择的特征的线性相关性,可以发现特征之间的重叠冗余信息越多,则说明这些特征中有一些具有较高的相似度,视为最佳的特征。表2为电力数据的特征相关矩阵,在某地进行了一项实验,从100个正常用户中随机抽取了80个作为模型的样本。

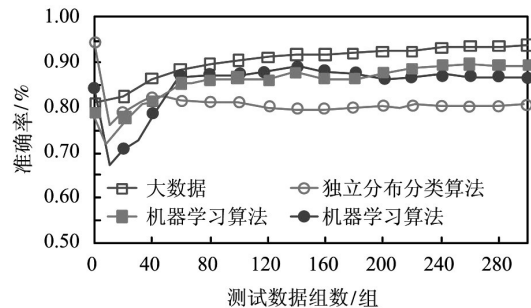
表2 电力数据特征相关矩阵

相关特征	特征1	特征2	特征3	特征4	特征5
稳定特征	0.89	0.64	0.59	0.23	0.15
恒定特征	0.54	0.98	0.74	0.08	0.13
波动特征	0.22	0.75	0.88	0.97	0.08
性质特征	0.18	0.34	0.09	0.26	0.45
样本特征	0.16	0.16	0.34	0.13	0.22

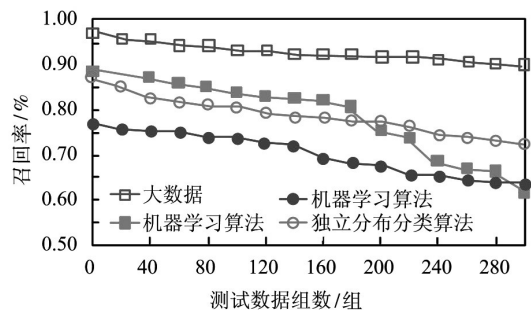
经过研究发现,特征1、3和2之间的相关性非常强,而5-7、9和8之间的相关性则更加显著,甚至可以达到0.98,这表明9维特征中的大多数有用信息,其相关系数均超过0.5,从而验证了大数据算法在电力特征提取方面的有效性。由于特征4的几何平均数与其他8维特征之间的相关性较弱,而用户电力负荷数据则呈累积关系,因此,利用大数据技术提取的电力数据特征可以有效地检测出电力异常情况。电力监控系统是保障电力系统稳定运行的重要工具,电力监控系统将朝着智能化、集成化、网格化和可视化等方向发展。电力监控系统将在新能

源、智能电网等领域发挥更加重要的作用,为人类的可持续发展做出更大的贡献。

通过采用独立同分布分类、统计聚类以及大数据算法,从3000个不同的时间段,每个时间段有96列数据,并将其进行标记,以及将其与相应的数据进行时间关系的比较,以分析电力系统的异常状态。图4为不同数据量的准确率和召回率对比情况,在不同的时间序列、多个参考点以及异常值的条件下,该算法的精确度与召回率存在显著差距。



(a) 不同算法下准确率对比曲线



(b) 不同算法下召回率对比曲线

图4 不同数据量的准确率和召回率对比情况

图4(a)为不同算法准确率差异,在处理0到20组异常数据时可以看出,随着测试数据量的增加,独立分布分类、统计聚类和机器学习的异常检测的准确率都出现了明显的下降趋势。当数据量不断增加时,大数据算法的准确率会先快速提升,然后逐渐回落至0.95左右,最终保持稳定。图4(b)为不同算法的召回率变化,从最高到最低,这些算法的召回率均有所下降,而最高的算法的召回率甚至超过了80%,这表明,随着算法的改进,召回率也会有所提升。比较大数据算法和其他算法,前者的准确率更高,而后的召回率更低。这主要归功于前者通过采用算法来减少数据的密集程度,从而大大减少了算法用于识别异常数据的计算量。

3 结束语

本文以大数据算法为基础,计算电力大数据信息的目标函数值,进一步计算检测输出函数。通过大数据算法,分析一段时间内用户用电量的变化情况,并使用平均

值和方差等指标来反映这种变化。通过输入和转换电力数据中的属性值,根据规则来改变它们的置信度,并使用具有正幅频特性的频域均衡器来进行均衡调度,从而得出电力监控信号的特征分布矩阵。采用量测位置的数据作为攻击检测的身份识别号,进一步实现源身份欺骗攻击检测。大数据算法下电力数据模型正常运行的网络环境数量分别为7个、8个和9个,特征5-7、特征9与特征8之间的相关系数较大高达0.98,召回率在数值上维持在大于80%。随着电力行业信息化系统的持续改进和完善,电力行业正在迈向大数据时代,这将为电网的发展方式和企业的发展模式带来巨大的推动力。

参考文献:

- [1] 程超,葛维,郭兰柯,等.基于深度学习的新型电力智能交互平台多任务集成模型研究[J].电测与仪表,2023,60(6):81-85,109.
- [2] 方嵩,宋建,黄卫东.塑料挤出机仪表控制柜云监控系统[J].自动化技术与应用,2023,42(3):1-3,59.
- [3] 崔阿军,魏峰.私有协议下基于协同控制的电力监控设备安全准入方法[J].自动化技术与应用,2023,42(8):183-186.
- [4] 张霞,胡学强,谢瑞恒.基于混合高斯模型的电费资金全过程监控系统[J].自动化技术与应用,2023,42(12):119-123.
- [5] 周自强,景峰,杨大哲.电力监控自动化系统中信息安全漏洞分析方法[J].单片机与嵌入式系统应用,2023,23(6):28-32.
- [6] 梁银河,李敏,崔庆伟,等.基于无线传感器网络的电力设备运行指标监控系统[J].电力系统装备,2022(12):128-130.
- [7] 管萸,谢小川,胡琳,等.基于数据标签的智能电网监控与异常检测[J].工程科学与技术,2023,55(3):243-254.
- [8] 李波,赵瑞锋,卢建刚,等.基于聚类算法的电力大数据信息

分析系统研究[J].自动化仪表,2023,44(8):84-90.

[9] 段亚飞,季红春,王崇.基于信息智能联盟的电力监控实时数据交互研究[J].科学技术创新,2022(11):89-92.

[10] 廖海飞,曹翔,林青,等.电力监控系统实时DDoS攻击检测方法[J].电气技术,2022,23(2):99-104.

[11] 李丰,张烜,钱方.基于渗透测试的电力监控网络攻击检测系统设计[J].电子设计工程,2022,30(8):95-99.

[12] 刘栋,蒋正威,朱英伟,等.基于LDSAD的电力监控系统网络流量异常检测[J].浙江电力,2022,41(3):87-92.

[13] 徐慧婷,卜龙敏,叶浏青,等.基于电力相线区分的专变异常数据监控系统设计[J].自动化技术与应用,2022,41(8):150-153.

[14] 张茂君,李俊华,邢海涛,等.基于Hadoop和Flink的电力供应链数据中台建设与应用[J].电力大数据,2022,25(2):55-63.

作者简介:张思雨(1990-),女,硕士,政工师,研究方向:电力营销、企业营销战略、电力数据分析。

(上接第163页)

网线损异常定位系统[J].环境技术,2023,41(9):111-115.

[2] 伍栋文,于艾清,俞林刚,等.基于ICS-K-means聚类算法和WNN的有源低压台区线损估算方法[J].智慧电力,2022,50(4):8-14.

[3] 郭庆伟,黄珊,郭秀娟,等.等值电阻法在配电网线路损计算中的应用[J].吉林大学学报:信息科学版,2022,40(5):856-861.

[4] 张华,陈森,孙博,等.核主成分与随机森林相融合的配电网线损计算方法研究[J].能源与环保,2022,44(8):246-250.

[5] 赵振兵,强一凡,李信,等.基于改进循环神经网络的配电网超短期功率预测方法[J].电力科学与技术学报,2022,37(5):144-154.

[6] 夏志雄,姚超楠.基于概率神经网络的配电网故障区段定位建模[J].电子设计工程,2022,30(19):185-188,193.

[7] 张晋铭,欧阳森,辛曦,等.高渗透率分布式电源影响下配电网极限线损计算方法[J].广东电力,2023,36(4):21-31.

[8] 王坚,刘畅,周阳,等.基于大数据挖掘技术的线损智能诊断模型设计[J].自动化技术与应用,2023,42(8):141-144,178.

[9] 张真,欧阳森,杨墨缘,等.计及多重不确定因素的柔性互联配电网极限线损计算方法[J].南方电网技术,2022,16(12):88-97.

[10] 刘志勇.基于改进极限学习机的增量配电网线损率预测模型[J].自动化技术与应用,2023,42(2):155-157,182.

[11] 董诗焘,路学刚,孙华利,等.基于信号分析技术和人工智能算法的电力线路故障定位研究[J].能源与环保,2022,44(11):35-40.

[12] 廖辰宇,刘尧,杨叶昕,等.基于人工智能算法的主动配电网分解协调多目标优化研究[J].计算技术与自动化,2022,41(2):71-76.

作者简介:王洪亮(1979-),男,本科,高级工程师,研究方向:电力工程技术。