

基于时序检测的电力交易业务安全风险预测方法和装置

凌天竹 谢飞飞

湖南澧水流域水利水电开发有限责任公司 湖南 长沙 410000

摘要: 电力交易作为能源市场化的核心环节,其安全性直接关系到电网稳定运行与经济利益分配。基于此,本文简要介绍了电力交易业务数据,分析了基于时序检测的电力交易业务安全风险预测方法和装置,涉及时序检测模型选择、模型构建与训练、装置总体架构等方面,以实现电力交易风险的动态评估与预警。

关键词: 时序检测; 电力交易业务; 安全风险; 预测方法; 装置

引言

随着新能源大规模接入与电力市场改革深化,交易数据呈现高维度、非线性、强时变特征。然而,在电力交易场景下,数据时序依赖性强、风险类型多样,现有方法在特征融合效率与实时性方面仍存在不足。因此,深入对基于时序检测的电力交易业务安全风险预测方法和装置的研究具有重要的现实意义。

1 电力交易业务数据概述

从数据类型维度深入剖析,电力交易业务数据主要可划分为交易基础数据、市场主体数据、电网运行数据以及外部关联数据这四大关键类别。其中,交易基础数据紧密围绕电力交易的核心环节展开,全面涵盖了交易时间、交易电量以及交易价格等至关重要的关键信息。

(1) 交易时间作为电力交易的时间坐标,精确无误地记录下每一笔交易发生的具体时刻,这一数据对于深入分析电力需求的时序变化规律起着决定性作用。不同时间段的交易数据犹如一面镜子,清晰映照出电力消费的峰谷特性^[1]。在用电高峰时段,交易数据往往呈现出活跃且集中的态势;而在用电低谷期,交易则相对稀疏。

(2) 交易电量数据直接且直观地体现了电力交易的规模大小,是衡量市场活跃程度的核心指标。对交易电量数据进行系统的统计分析,能够从宏观层面了解电力市场的总体交易水平,洞察市场的发展态势。同时,从微观角度出发,还能清晰把握不同区域、不同用户群体的用电需求差异。(3) 交易价格数据堪称电力市场的核心信号,其受到发电成本、市场供需关系以及政策调控等多种因素的综合影响。发电成本的变动会直接影响电力价格的基础水平,市场供需关系的失衡则会导致价格波动,政策调控更是从宏观层面引导着电力价格的走向。价格数据的波动情况反映了电力市场的竞争程度和资源

调整售电策略,电力用户也会合理安排用电计划。

2 基于时序检测的安全风险预测方法

2.1 时序检测模型选择

在基于时序检测的安全风险预测方法中,时序检测模型的选择至关重要,常用的时序检测模型包括长短期记忆网络(LSTM)、门控循环单元(GRU)以及时间卷积网络(TCN)等。(1)长短期记忆网络是一种特殊的循环神经网络,它通过引入输入门、遗忘门和输出门三个门控机制,有效解决了传统循环神经网络在处理长序列数据时存在的梯度消失和梯度爆炸问题。LSTM能够捕捉时序数据中的长期依赖关系,对于具有复杂时序模式和较长历史信息的数据具有较好的处理能力。在电力交易业务中,交易数据往往具有较长的时间跨度,且不同时间段的交易情况相互关联,LSTM可以充分利用这些历史交易信息,挖掘出潜在的安全风险模式,适用于对长期趋势和复杂模式进行预测的场景。(2)门控循环单元是LSTM的一种变体,它在保留LSTM捕捉长期依赖关系能力的基础上,简化了网络结构,减少了参数数量。GRU只有更新门和重置门两个门控机制,计算效率更高,训练速度更快。在电力交易业务中,当对实时性要求较高,且数据量较大时,GRU能够在保证一定预测精度的前提下,更快地完成模型训练和预测任务,适合处理对计算资源有限制且需要快速响应的场景。(3)时间卷积网络则采用了卷积神经网络的思想来处理时序数据,它通过堆叠卷积层和扩张卷积层,扩大了感受野,能够在不使用循环结构的情况下捕捉时序数据中的长期依赖关系^[2]。在电力交易业务中,如果交易数据具有明显的局部时序特征,且需要快速处理大量数据以实现实时风险预测,TCN是一个不错的选择。

2.2 模型构建与训练

(1)在电力交易业务安全风险预测中,若选用长短期记忆网络(LSTM)作为时序检测模型,其结构包含输

入层、多个LSTM隐藏层以及输出层。首先,输入层负责接收电力交易业务数据转化后的向量序列,维度根据数据特征数量确定。其次,隐藏层通常设置2~3层,每层包含一定数量的LSTM单元,单元数量需综合考虑数据复杂度和计算资源,一般从几十到上百不等,过多易过拟合,过少则无法充分捕捉时序特征。最后,输出层根据预测任务,若为二分类风险预测则设置1个神经元,使用sigmoid激活函数输出风险概率;若为多分类则设置对应类别数的神经元,用softmax激活函数。而在参数设置上,学习率是关键,初始可设为0.001~0.01,过大会导致训练不稳定,过小则收敛慢。(2)模型训练时,将数据划分为训练集、验证集和测试集,比例通常为6:2:2。训练集用于模型参数更新,验证集用于调整超参数和监控模型是否过拟合,测试集用于最终评估模型性能。(3)损失函数选择方面,二分类任务常用二元交叉熵损失函数,多分类任务用分类交叉熵损失函数,它们能有效衡量预测结果与真实标签的差异^[3]。优化算法采用自适应矩估计(Adam),它结合了动量和自适应学习率的优点,能加速模型收敛。(4)为提高模型性能,可进行参数调优。通过网格搜索或随机搜索方法,在预设参数范围内尝试不同组合,以验证集上的性能指标为参考,找到最优参数。训练策略上,可采用早停法,当验证集损失连续多个epoch不下降时停止训练,防止过拟合。

2.3 安全风险特征提取

在电力交易业务安全风险预测中,从时序数据里提取与安全风险紧密相关的特征是关键环节,常见方法涵盖统计特征、频域特征及时频特征等多个维度。(1)统计特征方面,可计算时序数据的均值、方差、最大值、最小值、偏度和峰度等。其中,均值反映数据在一段时间内的平均水平,在电力交易中,若某时段交易电量的均值异常升高,可能暗示存在过度交易等风险行为;方差则衡量数据的离散程度,方差过大表明交易数据波动剧烈,可能意味着市场不稳定,存在价格操纵等安全风险。(2)频域特征通过傅里叶变换将时序数据从时域转换到频域获取。在电力交易时序数据中,不同频率成分对应不同的交易模式。低频成分可能代表长期的交易趋势,如季节性的电力需求变化;高频成分则反映短期的交易波动,如突发的大额交易。若高频成分的能量异常集中,可能预示着市场存在短期的投机行为或异常交易活动,对电力市场的稳定运行构成威胁。(3)时频特征结合了时域和频域信息,小波变换是常用的提取方法,它能将时序数据分解在不同尺度和频率上,既保留了数据的时域特征,又体现了频域特性。在电力交易中,利

用小波变换可以捕捉到交易数据在不同时间尺度和频率上的变化情况。例如,在某个特定时间段内,特定频率的小波系数出现异常增大,可能表明该时段存在某种特定的安全风险模式,如局部地区的电力供应紧张引发的异常交易。这些特征对安全风险的表征能力至关重要,统计特征从整体上描述数据的分布和波动情况,频域特征揭示数据的周期性和频率特性,时频特征则提供更细致的时间-频率信息。

3 电力交易业务安全风险预测装置设计

3.1 装置总体架构

(1)数据采集模块作为装置的数据源头,负责从电力交易系统的数据库、实时监测设备以及外部相关数据源等多渠道收集电力交易业务数据,涵盖交易基础数据如交易时间、电量、价格,市场主体数据包括发电企业、售电公司和用户信息,电网运行数据如线路检修、输电断面约束情况,以及外部关联数据如宏观经济指标、气象数据等,采集到的原始数据以特定格式存储并传输至数据预处理模块。(2)数据预处理模块对接收的原始数据进行清洗、转换和特征提取等操作,清洗过程去除数据中的噪声、重复值和异常值,确保数据质量;转换操作将不同格式的数据统一为适合后续处理的格式;特征提取则依据安全风险预测需求,从时序数据中提取统计特征、频域特征和时频特征等,处理后的数据形成结构化的特征向量集,为时序检测模块提供高质量输入。(3)时序检测模块接收预处理后的特征向量集,运用选定的时序检测模型如长短期记忆网络或时间卷积网络对时序数据进行检测分析,捕捉数据中的时序模式和潜在风险特征,输出包含风险特征信息的检测结果至风险预测模块。(4)风险预测模块基于时序检测模块的结果,结合预设的风险评估模型和规则,对电力交易业务的安全风险进行量化评估和预测,判断风险发生的可能性和影响程度,生成风险预测报告并传输至结果展示模块。(5)结果展示模块将风险预测报告以直观的图表、报表和文字说明等形式呈现给用户,如通过可视化界面展示风险等级、风险趋势和关键风险指标等^[4]。同时支持用户与装置进行交互,如查询历史风险数据、调整风险预警阈值等,实现装置与用户之间的信息交互和反馈,形成一个完整的数据处理和风险预测闭环。

3.2 硬件设计

在电力交易业务安全风险预测装置的硬件设计中,数据采集设备的选型与配置是获取准确原始数据的基础。(1)对于电力交易相关参数的采集,需根据具体监测对象选择合适传感器,如用于监测电网电压、电流的

传感器应具备高精度、高稳定性和宽量程特性,以适应不同工况下电力参数的测量需求,确保采集到的数据能真实反映电网运行状态;对于温度、湿度等环境参数的采集,则要选用响应速度快、抗干扰能力强的传感器。

(2) 数据采集卡负责将传感器输出的模拟信号转换为数字信号,其采样频率和分辨率是关键指标,采样频率需满足对电力信号快速变化特征的捕捉要求,分辨率要保证数据转换的精度,减少量化误差,以提供高质量的原始数据供后续处理分析。(3) 数据处理和存储设备需满足高性能和可靠性的要求。服务器作为数据处理的核心,应具备强大的计算能力,选用多核处理器和大容量内存,以支持复杂时序检测模型和风险预测算法的快速运行,缩短数据处理时间。而存储阵列用于存储海量的电力交易业务数据和处理结果,需具备大容量、高读写速度和良好的数据保护机制,采用磁盘阵列技术提高数据存储的可靠性和性能,通过RAID级别设置实现数据的冗余备份,防止数据丢失,满足长期数据存储和快速检索的需求。(4) 装置的通信接口设计关乎数据的可靠传输,要综合考虑不同设备之间的通信协议和数据传输速率。对于数据采集设备与服务器之间的通信,可采用高速以太网接口,确保大量原始数据能够快速、稳定地传输;对于与外部数据源的通信,需根据外部系统的接口类型和通信协议进行适配设计,如采用串口通信、光纤通信等方式,保证与外部数据源的无缝对接。

3.3 软件设计

(1) 数据采集模块选用Python语言,借助其丰富的库如PySerial实现与传感器和数据采集卡的串口通信,利用Requests库从外部数据源的API接口获取数据,确保多源数据的高效采集。(2) 数据预处理模块同样以Python为主,使用Pandas库进行数据清洗、转换和特征提取,它能高效处理大规模数据,完成缺失值填充、异常值处理

等操作。(3) 时序检测模块选用TensorFlow或PyTorch深度学习框架,利用其强大的自动求导和优化功能,实现长短期记忆网络(LSTM)等时序模型的搭建、训练和推理,Python的简洁语法也便于模型代码的编写和调试。

(4) 风险预测模块结合Scikit-learn机器学习库中的分类或回归算法,根据时序检测结果进行风险量化评估,同时使用Python的统计模块进行数据分析^[5]。(5) 软件功能设计上,数据可视化界面运用ECharts或Matplotlib库,将电力交易数据、风险特征数据以直观的图表形式展示,如折线图展示交易电量随时间的变化趋势,柱状图对比不同区域的风险等级。

结语

综上所述,通过全面提取电力交易时序数据的多种特征,并运用先进的时序检测模型进行风险预测,能够准确、及时地发现潜在的安全风险。装置的合理设计确保了数据的可靠采集、高效处理和直观展示,提高了风险预测的实用性和可操作性。未来,相关人员还需进一步优化时序检测模型,提高其对复杂风险的识别能力,以适应电力市场不断变化的需求。

参考文献

- [1] 王晓东,李静.基于全生命周期管理的企业IT资产成本控制研究[J].会计之友,2022(18):154-159.
- [2] 吉鲁东,朱春梦,柳楠,等.基于动态残差补偿的工业时序数据故障检测模型[J/OL].化工学报,2026,1-23.
- [3] 郑兢,何轶.基于时序行为特征和对抗网络模型的物联网危险程序检测技术研究[J].中国安防,2026,(01):69-71.
- [4] 李勇男,赵莹.基于API时序关系图的恶意软件检测方法[J].通信学报,2025,46(12):249-260.
- [5] 黄昱哲,管永原,魏松杰.面向时序异常检测的可变视距多向扫描方法[J].电子学报,2025,53(09):3410-3424.