

基于强化学习的太阳能光伏电力系统负荷自动检测方法

张雯¹, 王洪伟², 宋长城¹, 卢峻泽³

(1. 国网山东省电力公司经济技术研究院, 山东 济南 250117; 2. 国网山东省电力公司, 山东 济南 250117;
3. 中国矿业大学(北京), 北京 100083)

摘要: 太阳能光伏电力系统负荷自动检测方法由于仅提取单一的电力系统负荷特征, 导致检测效果不佳。为此, 设计基于强化学习的太阳能光伏电力系统负荷自动检测方法。对采集的电力系统运行状态信息进行量化处理, 在强化学习的作用下, 构建太阳能光伏电力系统负荷模型, 提取多个电力系统负荷特征, 并计算不同负荷特征的相关度, 对负荷特征进行筛选, 实现对电力系统负荷的特性分析, 通过计算电力系统的实时负荷值, 生成电力系统负荷自动检测算法。实验结果表明, 设计方法在实际应用中 R2 得分较高, 检测效果较好。

关键词: 强化学习; 太阳能; 光伏发电; 电力系统; 系统负荷; 自动检测

中图分类号: TP181 文献标志码: A 文章编号: 1003-7241(2025)10-0032-04

Automatic load detection method for solar photovoltaic power systems based on reinforcement learning

ZHANG Wen¹, WANG Hongwei², SONG Changcheng¹, LU Junze³

(1. State Grid Shandong Electric Power Company Economic and Technological Research Institute, Jinan 250117, China;
2. State Grid Shandong Electric Power Company, Jinan 250117, China;
3. China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: The automatic detection method of solar photovoltaic power system load is not effective because it only extracts a single power system load feature. Therefore, an automatic load detection method of solar photovoltaic power system based on reinforcement learning is designed. The collected power system operating status information is quantitatively processed. Under the action of reinforcement learning, the load model of solar photovoltaic power system is constructed, the load characteristics of multiple power systems are extracted, and the correlation of different load characteristics is calculated. The load characteristics are screened to realize the load characteristics analysis of the power system. The automatic load detection algorithm of power system is generated. The experimental results show that the design method has higher R2 score and better detection effect in practical application.

Keywords: reinforcement learning; solar energy; photovoltaic power generation; power system; system load; automatic detection

0 引言

太阳能光伏电力系统作为一种重要的可再生能源, 其高效、环保的特性使其在全球范围内得到广泛应用。然而, 随着光伏电力系统的规模不断扩大, 其运行过程中的负荷检测问题也日益突出。传统的负荷检测方法主要依赖于固定的阈值或经验公式进行判断, 缺乏对系统动态特性的考虑。同时, 由于光伏电力系统受环境因素的影响较大, 如光照强度、温度等, 传统方法难以准确反映系统的实际运行状态。因此, 在上述背景下, 研究学者针对检测方法展开研究。

孙淑琴等^[1]从电力系统中采集原始电流信号, 在混沌理论分析的作用下, 计算电流信号的分形维数, 对电流信号中的谐波强度进行判断, 并提取与微弱谐波相关的特

征, 从而实现对电流谐波的检测。该方法利用混沌理论有效地抑制噪声和干扰, 抗干扰能力较强, 但其在应用时需要大量的数据支持, 适用范围较窄。徐晓华等^[2]采集电力系统中的多种运行数据, 并对其滤波处理, 再从中提取与运行隐患相关的数据, 并构建相应的分类模型, 实现对电力系统隐患的检测。该方法可以对电力系统进行多粒度的隐患检测, 提高了检测的全面性和准确性, 但其对电力系统数据质量的依赖性较高, 容易导致检测结果出现偏差。Fard 等^[3]采集虚拟机运行过程中的各种负荷数据, 提取相应的负荷特征, 并对提取的特征进行整合处理, 由此构建对应的负荷检测模型, 通过调整模型参数, 提高模型检测的准确性。该方法能够根据虚拟机整合和主机负载的实际需求, 动态调整资源配置, 降低能耗, 提高资源利用率, 但其对主机负荷的预测不准确, 导致方法的检测效果不佳。Li 等^[4]收集大量的电力系统运行数据, 并对收集的数据进行预处理, 在轻量级 YOLOv4 算法的作用

* 基金项目: 山东省国网电力技术研究项目(52062522000M)

收稿日期: 2024-02-01

下,对其进行特征提取,利用检测模型对收集的数据进行负荷检测,并输出相应的检测结果。该方法利用先进的深度学习算法进行训练和学习,能够准确地检测是否存在负荷,但其在实际应用中需要针对不同的电力系统进行优化,检测成本较高。

在以往研究的基础上,本文设计了基于强化学习的太阳能光伏电力系统负荷自动检测方法。在强化学习的作用下,构建太阳能光伏电力系统负荷模型,并对系统负荷的特性进行分析,由此生成太阳能光伏电力系统负荷的自动检测算法。本文设计的方法通过实现太阳能光伏电力系统的负荷自动检测,可以提高系统的运行效率和稳定性,降低因负荷过大导致的系统崩溃风险。能够减轻人工操作的负担,提高工作效率,还能为其他可再生能源电力系统的负荷管理提供参考,推动可再生能源的可持续发展。

1 太阳能光伏电力系统负荷自动检测方法设计

1.1 基于强化学习的太阳能光伏电力系统负荷模型构建

在太阳能光伏电力系统负荷检测中,将电力系统中的电压、电流等信息进行量化处理,由此构建对应的电力系统负荷模型^[5-8]。在构建模型时,先对获取的电力系统运行状态信息进行量化处理,其量化处理的具体过程为

$$\begin{cases} D_k = \sqrt{\left(\frac{v_{k+1} - v_k}{\Delta v}\right)^2 + \left(\frac{i_{k+1} - i_k}{\Delta i}\right)^2} \\ \Delta v = \frac{v_{\max}}{N} \\ \Delta i = \frac{i_{\max}}{N} \end{cases} \quad (1)$$

式中, D_k 表示电力系统运行状态量化处理结果, v_{k+1} 、 v_k 分别表示电力系统在运行过程中不同时刻的电压值, i_{k+1} 、 i_k 分别表示电力系统在运行过程中不同时刻的电流值, Δv 表示电压值的波动差值, Δi 表示电流值的波动差值, v_{\max} 表示电力系统在运行过程中的最大电压值, i_{\max} 表示电力系统在运行过程中的最小电流值, N 表示电力系统在运行过程中的随机参数。

通过上述公式,完成对电力系统运行状态数据的量化处理,以便更好地分析电力系统在运行过程中的负荷情况。在本文的设计中,利用强化学习构建系统负荷模型,能够更好地分析电力系统在不同运行情况下的负荷情况^[9]。基于强化学习构建的电力系统负荷模型的具体过程为

$$\begin{cases} Q(S,A) = \omega_1 \times D_k \times (r + \gamma \times \max(Q(S',A'))) + b \\ S = (V,A) \\ r = -\alpha \times (\Delta P)^2 \end{cases} \quad (2)$$

式中, $Q(S,A)$ 表示构建的电力系统负荷模型, ω_1 表示权重参数, r 表示在强化学习的作用下,设计的奖励函数, γ 表示随机折扣因子, S' 表示下一时刻电力系统的运行状态, A'

表示下一时刻电力系统的负荷状态, b 表示偏置项, S 表示电力系统的状态空间, V 表示电力系统的电压幅值, α 表示超调系数, ΔP 表示电力系统的负荷变化量。

通过上述公式,完成对电力系统负荷模型的构建,为后续分析电力系统负荷特性奠定基础^[10]。至此,基于强化学习的太阳能光伏电力系统负荷模型构建的设计完成。

1.2 太阳能光伏电力系统负荷特性分析

在上述设计的基础上,将构建的电力系统负荷模型作为基础,对电力系统的负荷特性进行分析。电力系统在运行的过程中,受到多种因素的影响,导致系统的负荷情况存在一定差异^[11]。因此,需要提取电力系统的负荷特征,再对其特性分析。其电力系统负荷特性分析的具体过程如图1所示。

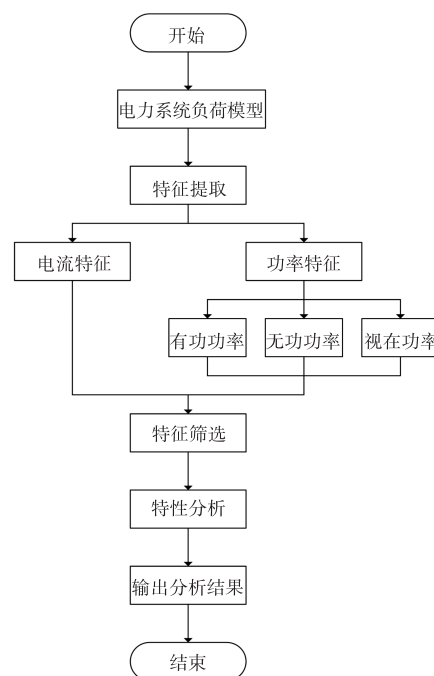


图1 太阳能光伏电力系统负荷特性分析的具体过程

如图1所示,在上述分析过程中,将上述构建的电力系统负荷模型作为基础,先对其特征提取,提取电力系统的多个负荷特征,如电力系统的功率特征、电流特征等。根据提取的特征,对电力系统的负荷特性分析,并从中筛选相关性较高的负荷特征,实现对电力系统负荷的特性分析^[12]。在上述过程中,提取电力系统负荷特征的具体计算过程为

$$\begin{cases} \chi_1 = K_l \sum K_x P_e \\ \chi_2 = K_l \sum K_x P_e \times \tan \varphi \\ \chi_3 = \sqrt{\chi_1^2 + \chi_2^2} \\ \chi_4 = \frac{\chi_3}{\sqrt{3}} \times U_r \end{cases} \quad (3)$$

式中, χ_1 表示提取的电力系统的有功功率特征, K_l 表示电力系统的特征系数, K_x 表示电力系统的需求参数, χ_2 表示

电力系统的无功功率特征, $\tan\varphi$ 表示电力系统设备功率因数对应的正切值, χ_3 表示电力系统的视在功率特征, χ_4 表示电力系统的负荷电流特征, P_e 表示电力系统在运行过程中的额定功率, U_r 表示电力系统在运行过程中的额定电压。

通过上述公式,完成对电力系统负荷特征的提取。根据特征提取的结果,对特征进行筛选,其具体筛选过程计算公式为

$$\chi^2 = \frac{N \times (g_1 \times g_4 - g_2 \times g_3)}{(g_1 + g_2) \times (g_3 + g_4) \times (g_1 + g_3) \times (g_2 + g_4)} \quad (4)$$

式中, χ^2 表示提取的电力系统负荷特征的卡方检验值, g_1, g_2, g_3, g_4 分别表示不同特征对应的关联度值。

通过上述公式,将上述提取的特征进行筛选,并对筛选的结果进行分析,进一步分析电力系统的负荷情况。至此,太阳能光伏电力系统负荷特性分析的设计完成。

1.3 太阳能光伏电力系统负荷自动检测算法生成

在上述设计的基础上,利用上述电力系统特性分析的结果,对电力系统负荷进行自动检测。在检测的过程中,计算电力系统的实时负荷值。其具体计算过程为

$$P_f = \sum P_i \times \chi^2 \quad (5)$$

式中, P_f 表示计算的电力系统负荷值, P_i 表示电力系统在不同运行时刻的功率值。

通过上述公式,完成对电力系统负荷值的计算。根据该计算结果,生成相应的电力系统负荷自动检测算法。输入对应的电力系统运行状态数据,并对其进行分析,预测电力系统的负荷值,由此计算电力系统的检测误差,提高负荷检测的精度。至此,基于强化学习的太阳能光伏电力系统负荷自动检测方法的设计完成。

2 实验测试

将本文设计的检测方法与以往的检测方法进行对比,提高实验结果的可靠性。其中,本文设计的基于强化学习的太阳能光伏电力系统负荷自动检测方法为强化学习方法,传统的电力系统负荷检测方法为负荷检测方法,基于深度学习与特征聚类的电力系统负荷检测方法为深度学习与特征聚类方法。对比上述3种检测方法在实际应用中的效果,设计的实验测试如下。

2.1 实验准备

为验证本文设计的基于强化学习的太阳能光伏电力系统负荷自动检测方法在实际应用中的效果,进行实验测试。实验中,以某太阳能光伏电力系统作为实验对象,利用数据采集系统采集电力系统的实时负荷数据,并将采集的数据进行汇总。实验中,构建的具体实验环境如图2所示。

如图2所示,在上述实验环境中,利用数据采集设备采集电力系统在运行过程中的实时负荷数据,并将采集的负荷数据进行处理,构建相应的电力系统负荷数据模型,将该模型作为基础,用于后续实验测试。在上述实验过程中,需

要设定相应的实验参数。其具体的实验参数见表1。



图2 实验环境

表1 实验参数

序号	实验参数	参数设置
1	强化学习的学习率	0.01
2	折扣因子	0.95
3	批量大小	64
4	经验回放缓存大小	10 000
5	训练轮数	500
6	采样频率/Hz	16
7	学习率衰减倍数	0.2

如表1所示,利用上述实验参数,构建相应的实验环境,进行后续实验测试。实验中,将上述构建的电力系统负荷模型作为基础,利用本文设计提取电力系统的多个负荷特征,由此实现对电力系统负荷的特性分析。在上述过程中,提取的电力系统负荷特征具体如图3所示。

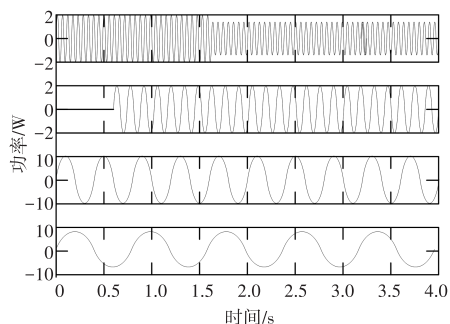


图3 电力系统负荷特征

如图3所示,在上述提取结果中,提取的电力系统负荷情况不一,由此对其进行特性分析。将分析结果作为基础,生成相应的电力系统负荷自动检测算法,并将检测结果进行对比。

2.2 实验结果讨论

为验证上述3种方法在实际应用中的效果,以R2得分为评价指标,进行实验测试。R2得分越高,方法的检测效果越好。实验中,利用3种方法对某电力系统进行多次实验测试,统计其检测结果的R2得分。其具体统计结果如图4所示。

如图4所示,在上述检测结果中,强化学习方法的R2

得分均在95%以上,检测效果较好。负荷检测方法的R2得分均在80%以上,深度学习与特征聚类方法的R2得分均在70%左右,远低于强化学习方法。因此,本文设计的方法在实际应用中检测效果较好。

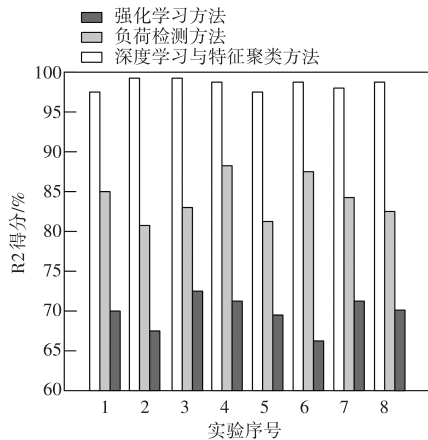


图4 三种方法的检测结果

为进一步验证上述3种方法在实际应用中的效果,以方法的均方根误差的变异系数为评价指标,对比3种方法的性能。变异系数越小,检测效果越好。实验中,利用3种方法对某电力系统进行多次负荷检测,统计其检测结果的变异系数。其具体统计结果见表2。

表2 3种方法的检测结果

实验序号	均方根误差的变异系数		
	强化学习方法	负荷检测方法	深度学习与特征聚类方法
1	0.12	5.66	10.22
2	0.36	5.32	11.36
3	0.25	5.48	12.56
4	0.58	5.96	14.25
5	0.45	5.18	13.26
6	0.36	5.75	14.25
7	0.59	5.49	12.39
8	0.59	5.98	15.12
9	0.48	5.69	14.25
10	0.96	5.48	12.36

如表2所示,在上述结果中,经过多次实验,强化学习方法的均方根误差的变异系数较低,负荷检测方法和深度学习与特征聚类方法的均方根误差的变异系数较高,且数值波动较大,检测结果较为不稳定。因此,本文设计的方法在实际应用中检测效果较好。

综上所述,本文设计的基于强化学习的太阳能光伏电力系统负荷自动检测方法在实际应用中R2得分较高,均方根误差的变异系数数值较低,检测效果较好,能够准确检测电力系统的负荷,保证电力系统的稳定运行。

3 结束语

基于强化学习的太阳能光伏电力系统负荷自动检测方法,旨在解决传统负荷检测方法存在的准确度不高、实时性不强等问题。通过引入强化学习算法,构建电力系统

的负荷模型,对电力系统的负荷变化进行预测,从而提高检测的准确性和实时性。这种方法在应对光伏电力系统的不确定性因素时,表现出良好的鲁棒性和泛化能力。同时,该方法还可以根据不同的场景和需求进行调整和优化,具有广泛的应用前景。总的来说,基于强化学习的太阳能光伏电力系统负荷自动检测方法是一种有效的解决方案,为未来的光伏电力系统提供了新的检测思路和方法。

参考文献

- [1] 孙淑琴, 祁鑫, 袁正海, 等. 基于混沌理论的电力系统微弱谐波检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(15): 76-86.
- [2] 徐晓华, 钱平, 王一达, 等. 面向电力系统的多粒度隐患检测方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(3): 520-530.
- [3] FARD S Y Z, SOHRABI M K, GHODS V. Energy-aware and proactive host load detection in virtual machine consolidation[J]. Kaunas University of Technology (KTU), 2021, 44(25): 1026-1036.
- [4] LI F, JIANG Z, ZHOU S, et al. Spilled load detection based on lightweight YOLOv4 trained with easily accessible synthetic dataset[J]. Computers & Electrical Engineering, 2022, 10(9): 1458-1466.
- [5] 李晨, 夏立典, 章超, 等. 一种基于EDDL的非侵入式负荷检测模型[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2023, 21(11): 1381-1386.
- [6] 王澍, 周晋宗, 黄松涛, 等. 基于特征可视化的非侵入式负荷检测系统研究进展[J]. 自动化应用, 2023, 64(4): 55-57, 60.
- [7] 余昊杨, 武昕, 郭一凡, 等. 基于事件感知的钢厂工业用户非侵入式负荷检测分解算法[J]. 南方电网技术, 2022, 16(11): 29-36.
- [8] 陈铁明, 董航. 使用蚁群算法和深度强化学习的工业异常入侵检测[J]. 小型微型计算机系统, 2022, 43(4): 779-784.
- [9] 马永忠, 夏保丽. 基于改进Transformer和强化学习的僵尸网络DGA域名检测[J]. 广西科学, 2023, 30(1): 139-148.
- [10] 郝武伟, 李俊吉. 结合粒子群优化与强化学习的攻击检测系统[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(12): 3316-3323.
- [11] 李帷韬, 侯建平, 张倩, 等. 基于强化学习和Transformer的输电线路缺陷智能检测方法研究[J]. 高电压技术, 2023, 49(8): 3373-3384.
- [12] 冯波, 张瑞, 孙冲, 等. 基于序列理论的电网用户用电负荷自动预测研究[J]. 自动化技术与应用, 2023, 42(2): 17-20.

作者简介:张 变(1989—),女,本科,高级工程师,研究方向:自动检测、规划评价、投资管理等。