

基于深度学习算法的电力负荷智能调控方法

贾蓉蓉¹ 雷瑞雪¹

JIA Rongrong LEI Ruixue

摘要

针对电力负荷智能调控实践中存在的系统线损率较低和弃风光率较高的问题,文章提出基于深度学习算法的电力负荷智能调控方法。由物理层、通信层与软件层组建电力负荷智能调控架构。在架构软件层中以电力系统的运行成本最低为目标建立调控目标函数,并设定电力系统运行约束和机组运行约束条件,建立电力负荷智能调控模型。引入深度学习中的 Actor-Critic 深度学习算法,对所建立的电力负荷智能调控模型进行求解,实现基于深度学习算法的电力负荷智能调控。经实验证明,设计方法调控后电力系统线损率不超过 2%,弃风光率不超过 2.5%,可以实现对电力系统负荷有效调控。

关键词

电力负荷; 调控; Actor-Critic 深度学习算法; 目标函数; 约束条件

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.01.038

0 引言

在当前国家大力推行“双碳”目标的大背景下,分布式电源的广泛接入给电力系统带来了新的挑战。随着新能源的大量接入,电力系统的供需平衡面临着前所未有的压力^[1]。为了确保这些新能源能够被完全消纳,国家发展和改革委员会以及国家能源局联合发布了一份重要文件。该文件明确指出,应当将可调控资源,例如电动汽车充电设施、分布式储能系统以及分布式电源等,纳入电网的平衡管理和电量均衡过程中。通过充分发挥综合能源服务商、负荷集成商以及虚拟电厂运营商等各方在电力市场交易中的作用,可以有效缓解不同时间段内供需之间的矛盾,实现对电力负荷的有效调控。这不仅有助于提高电网的经济效益,还能显著提升其环境效益。

陈光宇等^[2]针对高比例新能源接入电网的特殊情况,提出了一种考虑工业负荷特性的电力负荷调控方法,采用了一种结合特征损失的条件深度卷积生成对抗网络来进行场景生成,从而构建了一个调度优化模型。这种方法能够实现对电力负荷的精准调控。然而,该方法在场景生成过程中依赖于对新能源和负荷特性的准确数据。如果这些数据存在误差或不完整,将直接影响调控的准确性。

王顺江等^[3]则提出了另一种新型电力系统的负荷调控方法,构建了一个负荷模型,并在负荷与电价的双重约束条件下,利用 CPLEX 求解器来计算电网负荷调控的结果。尽管这种方法在理论上具有一定的优势,但在实际应用中,求解器可能无法在所有情况下都找到最优解,这可能导致调控效果并不理想。

鉴于现行方法存在的不足,本文提出了一种基于深度学习算法的电力负荷智能调控方法。

1 电力负荷智能调控架构

电力负荷智能调控架构主要划分为物理层、通信层与软件层,各层相互协作,共同实现电力负荷的高效、智能调控,如图 1 所示。



图 1 电力负荷智能调控架构图

物理层是整个电力负荷智能调控架构的基础,它涵盖智慧能源单元以及该单元所控制的各类设备。这些设备广泛分布于不同的区域和场景中,是电力负荷调控的直接对象^[4]。对物理层进行合理分级是影响负荷调控效果的关键因素。具体而言,根据区域范围和管理对象,将物理层划分为三级调控体系。第一个层次是区域性的总体调节,适用于大型地区,如工厂、医院、商业大楼、居民小区等。通过这一阶段的调节,宏观上控制全地区的电力负荷,并依据本地区的用电需求及供电状况,制订出合理的调节策略;第二个层次是以一级为基础,按地域的特点进行细分,如车间内的生产线,商业建

1. 国网陕西营销服务中心(计量中心) 陕西西安 710075

筑中的各层。这一层的调节更为精细，可以根据不同地区的特性和用电需要，实现针对性的用电管理；第三个层次是最小调节单元，它对参与调节的特定装置，例如用户家庭群、分布式能量群、公用设施群等。通过这一阶段的调节，可以对设备进行精细的管理，可以依据设备的工作状况和用电需要，对设备的操作参数进行实时调节，从而达到节约能源的目的。通过对变电站、线路、变压器进行分级划分，实现分级、有序控制，从而提高电网的运行效率和精度。

通信层包括通信模式、协议和连接格式。在保证通信效率的前提下，合理地选取信息传递模式。比如，在实时性需求方面，需要采用高速稳定的光纤通信或者 5G 通讯，比如分布式能量的快速响应调节；但在某些对实时性要求不高的场合，比如定期收集电力数据，可以使用 Wi-Fi、ZigBee 等无线通讯手段。软件层是用电负荷智能化调节体系结构的核心，主要包括对数据的分析处理、负荷智能调节模型的确定和人机交互等方面的作用，从而达到用电负荷的智能化调节作用。

2 电力负荷智能调控

2.1 电力负荷智能调控模型建立

2.1.1 调控目标函数

基于以上建立的电力负荷智能调控架构，在软件层中搭建电力负荷智能调控模型，依托模型使软件运行。在电力负荷智能调控过程中，经济性是核心考量因素，也是电力负荷智能调控的主要目标^[5]。这一目标通过合理的资源配置和调度策略，降低电力系统的运行成本，提高整体经济效益，因此具体地，以电力系统运行成本最低为目标，建立调控目标函数，用公式表示为：

$$f(x) = \sum_{i=1}^S \sum_{t=1}^V (g_i k_{i,t} + s_i r_{i,t} + c_i)^2 \quad (1)$$

式中： $f(x)$ 表示电力负荷智能调控目标函数； S 表示电力系统火电机组数量； V 表示电力负荷智能调控周期； g_i 表示一次系数； $k_{i,t}$ 表示电力系统火电机组 i 在第 t 个周期的发电功率； s_i 表示二次系数； $r_{i,t}$ 表示电力系统火电机组 i 在第 t 个周期的成本函数； c_i 表示常数项系数。

2.1.2 约束条件

为了确保电力系统的安全、稳定和高效运行，在负荷智能调控过程中需要满足一系列的约束条件。首先要满足电网运行约束，主要包括运行特性、电力平衡等方面的约束。这些约束条件用公式表示为：

$$\begin{cases} \sum_i^S D_{i,t} = \sum_{t=1}^V K_{i,t} \\ \delta \cdot \tau = A \end{cases} \quad (2)$$

式中： $D_{i,t}$ 表示电力系统线路潮流； $K_{i,t}$ 表示电力系统负荷预测值； δ 表示电力系统节点注入的有功功率； τ 表示节点电压

相角的列向量^[6]。

其次需要满足机组运行约束条件，机组运行约束主要是针对发电机组的出力进行限制，以确保发电机组在合理的范围内运行，并实现合理的备用约束。这些约束条件用公式表示为：

$$\begin{cases} H_{\min} < H \leq H_{\max} \\ B_{\min} < B \leq B_{\max} \end{cases} \quad (3)$$

式中： H 、 B 分别表示电力系统火电机组出力和爬坡速率； $H_{\min}$ 、 $H_{\max}$ 分别表示电力系统火电机组出力下限与上限； $B_{\min}$ 、 $B_{\max}$ 分别表示火电机组爬坡速率下限与上限^[7]。

将以上设计的目标函数与约束条件整合，建立电力负荷智能调控模型，用公式表示为：

$$F(x) = \begin{cases} f(x) = \sum_{i=1}^S \sum_{t=1}^V (g_i k_{i,t} + s_i r_{i,t} + c_i)^2 \\ \sum_i^S D_{i,t} = \sum_{t=1}^V K_{i,t} \\ \text{s.t.} \begin{cases} \delta \cdot \tau = A \\ H_{\min} < H \leq H_{\max} \\ B_{\min} < B \leq B_{\max} \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

式中： $F(x)$ 表示电力负荷智能调控模型； x 表示电力系统负荷调控量；s.t. 表示约束条件。

2.2 基于深度学习算法的智能调控

在前期模型构建的基础上，引入深度学习中的 Actor-Critic 深度学习算法，对所建立的电力负荷智能调控模型进行求解。深度学习算法旨在实现多主体动态协同负荷智能调控决策，从而确定最优的电力负荷智能调控策略，以适应复杂多变的电力负荷需求和分布式电源接入情况。

Actor-Critic 深度学习算法主要包含状态集合、动作集合与奖励函数三个要素。对于电力负荷智能调控模型中任意涉及分布式电源的调控主体而言，其状态由上次深度学习迭代时其他主体的有功功率中量表构成。这些中量表反映其他主体在上一轮调控中的发电或用电情况，为当前主体的决策提供重要的参考信息。配电网主体的动作向量定义为第 k 次深度学习迭代时的竞价策略。在电力市场中，竞价策略直接影响着配电网主体获取电力资源的成本和收益，因此合理的竞价策略是实现利润最大化的关键。配电网主体的利润是基于当前状态环境的反馈，它综合考量电力价格、发电成本、用电需求等多个因素，是衡量调控策略优劣的重要指标。在 Actor-Critic 深度学习算法中引入一个动作 - 值函数，对模型的每个调控动作的利润进行估算。基于估算的利润，选择出利润最大化的智能调控策略。这一过程用公式表示为：

$$x = \arg \max X(F(x), K_{i,t})_{s.t.} \quad (5)$$

式中： x 表示 Actor-Critic 深度学习算法求解模型输出向量； $X(F(x), K_{i,t})_{s.t.}$ 表示电力负荷调控动作 - 值函数，反映在某一状

态下采取调控动作 $\mathbf{x}$ 所能获得的期望利润。在深度学习算法中 Actor 网络和 Critic 网络相互协作, 共同完成对电力负荷智能调控模型目标函数的逼近和优化。Actor 网络通过值函数逼近评估当前电网负荷调控策略的优劣。Actor 网络决策目标逼近值用公式表示为:

$$\bar{x} \leftarrow \mathbf{x} - \text{Loss} \quad (6)$$

式中: $\bar{x}$ 表示 Actor 网络决策目标逼近值; Loss 表示损失函数。Critic 网络根据 Actor 网络输出的值函数更新自身参数, 以更准确地评估状态 - 动作对的价值。Critic 网络更新目标用公式表示为:

$$\mathbf{x} \leftarrow \bar{x} + \theta X(F(\mathbf{x}), K_{i,t})_{s.t.} \quad (7)$$

式中: θ 表示 Critic 网络学习率。通过以上 Actor 网络与 Critic 网络对电力负荷智能调控模型目标逼近和优化, 得到最终电力负荷调控策略 $\mathbf{x}$, 实现基于深度学习算法的电力负荷智能调控。

3 实验验证

3.1 基础数据

以某电力系统为实验对象, 进行电力负荷智能调控方法实验研究, 以检验以上提出的基于深度学习算法的电力负荷智能调控方法的可行性与可靠性。电力系统参数如表 1 所示。

表 1 电力系统参数表

序号	参数	参数值
1	额定电压	110 kV
2	额定频率	50 Hz
3	发电机额定容量	500 MVA
4	负荷有功功率	1 200 kW
5	负荷无功功率	800 kW
6	火电机组数量	5 台

电力系统负荷调控周期为 12 h, 单位调控时间为 30 min, 电力系统负荷数据如图 2 所示。

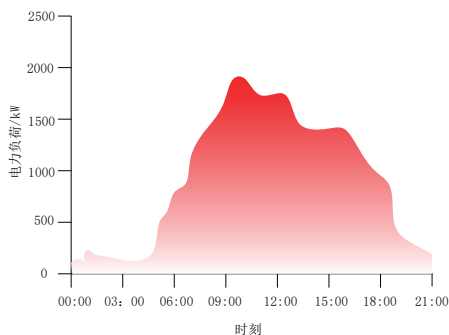


图 2 电力系统负荷

3.2 实验流程

实验分别设置 3 种场景进行对比分析, 验证电力系统负荷调控对系统的影响。

场景 1: 分布式电源接入电力系统;

场景 2: 电力系统中柔性负荷不参与调控;

场景 3: 不考虑储能参与系统负荷调控。

为了使此次研究具有一定的参考性和学术性价值, 并且凸显本文方法的优势, 在实验中设置两组对照组, 分别为文献 [2] 提出的高比例新能源接入下计及工业负荷特性的调控方法, 文献 [3] 提出的新型电力系统的负荷调控方法。利用不同方法对以上 3 种场景中电力负荷智能调控, 设计方法负荷调控结果如图 3 所示。

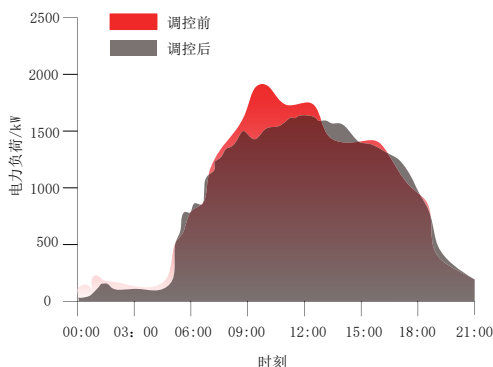


图 3 电力系统负荷调控结果

如图 3 所示, 调控后电力系统负荷峰谷差得到了有效地降低, 负荷波动频率也有所降低, 分布比较均匀。说明设计方法能够有效完成电力负荷智能调控任务。为进一步评价本文方法的负荷调度效果, 对比 3 种方法负荷调度后电力系统线损率和弃风/光率, 线损率越低、弃风光率越低, 表示系统负荷调度效果越佳。

3.3 实验结果与分析

实验统计了不同方法在 3 种场景中负荷调度后线损率, 如表 2 所示, 以及不同方法的弃风光率, 如图 4 所示。

表 2 电力系统线损率 (%)

场景	本文方法	文献 [2] 方法	文献 [3] 方法
场景 1	1.054	15.623	12.485
场景 2	1.681	14.254	15.624
场景 3	2.742	13.682	13.284

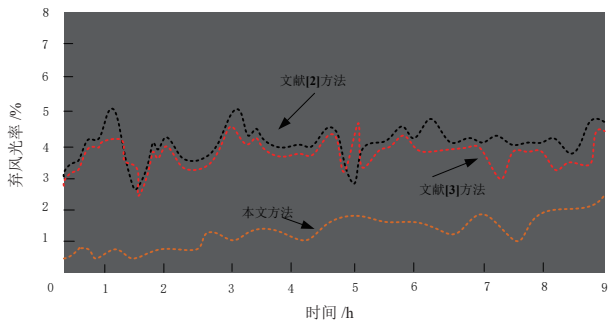


图 4 不同方法负荷调控后弃风光率

对比表 2、图 4 可以得出结论：设计方法调控后电力系统线损率不超过 2%，弃风光率不超过 2.5%，两项指标均明显优于两组对照方法，因此实验证明设计方法可以实现对电力系统负荷有效调控，具有良好的适应性与可靠性。

4 结语

本文在电力负荷智能调控中引入了深度学习算法，提出了一种新的调控方法，有效降低了电力系统线损率和弃风光率，提高了电力系统运行经济效益，为电力系统负荷智能化调控和相关系统的搭建提供了理论支撑，具有良好的现实意义和理论价值。

参考文献：

[1] 戴剑丰, 阎诚, 汤奕. 基于分布式通信架构的温控负荷参与电力系统频率调控模型 [J]. 电网技术, 2023, 47(5):1810-1818.

[2] 陈光宇, 杨锡勇, 江海洋, 等. 高比例新能源接入下计及工业负荷特性的电网需求响应调控策略 [J]. 电力自动化设备, 2023, 43(4):177-184.

(上接第 163 页)

[2] CAI J H, HAO J, YANG H F, et al. A review on semi-supervised clustering[J]. Information sciences, 2023, 632: 164-200.

[3] YANG M S, CHANG-CHIEN S J, HUNG W L. An unsupervised clustering algorithm for data on the unit hypersphere [J]. Applied soft computing, 2016, 42:290-313.

[4] 陈新泉, 周灵晶, 刘耀中. 聚类算法研究综述 [J]. 集成技术, 2017, 6(3): 41-49.

[5] 白璐, 赵鑫, 孔钰婷, 等. 谱聚类算法研究综述 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(14): 15-26.

[6] BÜHLER T, HEIN M. Spectral clustering based on the graph p -Laplacian [C]//ICML'09: Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning. New York: ACM, 2009: 81-88.

[7] ARORA J, KHATTER K, TUSHIR M. Fuzzy c-means clustering strategies: a review of distance measures [J]. Software engineering, 2018: 153-162.

[8] 谷留全, 柴瑞林, 王平心. 基于投票理论的三支聚类分析 [J]. 计算机科学与应用, 2019, 9(12): 2349-2356.

[9] STANKOVIĆ L, DAKOVIĆ M, BRAJOVIĆ M, et al. A p -Laplacian inspired method for graph cut [C/OL]// 2019 27th Telecommunications Forum (TELFOR). Piscataway: IEEE, 2019 [2025-12-31]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8971207>. DOI:10.1109/TELFOR48224.2019.8971207.

[3] 王顺江, 任守东, 于博, 等. 智能电网下计及用户侧效益最优的负荷调控方法 [J]. 现代电力, 2023(1):117-124.

[4] 陆建宇, 吉斌, 张怀宇, 等. 新型电力系统的负荷调控电价补偿机制设计 [J]. 电力需求侧管理, 2024, 26(3):27-33.

[5] 孔德全, 韩忠修, 王颖, 等. 基于可调负荷的电网运行优化策略研究 [J]. 自动化与仪器仪表, 2024(1):108-111.

[6] 刘昊, 郝福忠, 贺翔, 等. 基于数据驱动的拓扑识别技术在台区负荷调控的应用 [J]. 电气自动化, 2024, 46(4):63-65.

[7] 张斌, 司大军, 李文云, 等. 计及多类型可调度柔性负荷响应的电力系统经济调度策略 [J]. 电工电能新技术, 2023, 42(4):39-47.

【作者简介】

贾蓉蓉 (1986—), 女, 陕西榆林人, 硕士研究生, 高级工程师, 研究方向: 负荷管理。

雷瑞雪 (1990—), 女, 陕西西安人, 本科, 副高级工程师, 研究方向: 负荷管理。

(收稿日期: 2025-07-07 修回日期: 2025-12-31)

[10] LUO D J, HUANG H, DING C, et al. On the eigenvectors of p -Laplacian [J]. Machine learning, 2010, 81: 37-51.

[11] 周林, 平西建, 徐森, 等. 基于谱聚类的聚类集成算法 [J]. 自动化学报, 2012, 38(8): 1335-1342.

[12] DING S F, CONG L, HU Q K, et al. A multiway p -spectral clustering algorithm [J]. Knowledge-based systems, 2019, 164: 371-377.

[13] BOUTSIDIS C, KAMBADUR P, GITTENS A. Spectral clustering via the power method-provably [EB/OL]. (2015-05-12) [2025-12-31]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1311.2854>.

【作者简介】

张凯 (2000—), 男, 河南汝州人, 硕士研究生, 研究方向: 智能信息系统。

陶青川 (1972—), 通信作者 (email:taoqingchuan@scu.edu.cn), 男, 四川南充人, 博士, 副教授, 研究方向: 模式识别与智能系统。

(收稿日期: 2025-09-02 修回日期: 2026-01-08)