

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2026.03.007

# 基于 D3QN 算法的电力无线传感网络用户满意度优化

杨景刚<sup>1</sup>, 胡成博<sup>1</sup>, 朱雪琼<sup>1</sup>, 王真<sup>1</sup>, 刘洪<sup>2</sup>, 李慧<sup>2</sup>

(1. 国网江苏省电力有限公司电力科学研究院, 江苏 南京 211103;

2. 中国科学院上海微系统与信息技术研究所, 上海 200050)

**摘要:**在电力无线传感网络(power wireless sensor network, PWSN)中,多用户上行并发接入受限于有限的频谱与功率资源,且不同监测业务对通信可靠性与时延的需求存在显著差异,导致资源调度难以兼顾整体效能与用户体验。文中在正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)上行架构中构建一种能够在异构业务环境实现服务质量差异化保障的联合资源分配机制,同时设计可量化的用户满意度函数,将子载波与功率联合优化建模为一个马尔科夫决策过程(Markov decision process, MDP),并引入双决斗深度 Q 网络(dueling double deep Q network, D3QN)算法动态调整资源分配策略。此外,为进一步降低计算复杂度,文中提出动作空间下采样机制,能有效提升训练效率。仿真结果表明,文中算法在不同节点规模与子载波配置下均能够快速收敛,相较于传统深度 Q 网络(deep Q network, DQN)、随机分配与均匀分配方法,文中算法能显著提升用户满意度。

**关键词:**电力无线传感网络(PWSN);正交频分复用(OFDM);用户满意度;资源分配;双决斗深度 Q 网络(D3QN);强化学习

中图分类号:TM734

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2026)03-0057-06

## 0 引言

近年来,随着智能电网与物联网(Internet of things, IoT)的快速发展,电力无线传感网络(power wireless sensor network, PWSN)对高效且可靠通信系统的需求日益增长<sup>[1-5]</sup>。PWSN 在电力系统的状态监测、故障控制与自动化管理等任务中发挥着至关重要的作用,其中数据的实时、准确传输是保障系统稳定运行的关键<sup>[6-10]</sup>。然而,受限于频谱与功率资源,如何在 PWSN 中实现高效的节点接入,已成为当前研究的热点问题<sup>[11-14]</sup>。

正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)技术凭借其高频谱效率与抗多径衰落能力,被广泛视为提升网络接入效率的有效手段<sup>[15-19]</sup>。但在多传感器节点共存的通信场景下,如何高效实现 OFDM 子载波与功率资源的合理分配,仍是一个复杂的优化问题,需要创新性方法以实现资源高效利用与系统整体性能最优。现有研究围绕 OFDM 系统资源分配问题已提出多种优化算法。文献[20]聚焦基站向用户的下行链路通信,采用基于正交频分多址(orthogonal frequency division multiplexing access, OFDMA)的离散粒子群优化方法,通过资源分配优化,最大化特定用户数量的通信速率、网络能效或用户加权能效总和。文献[21]构建基于 OFDMA 的边缘计算系统模型,通过

优化资源分配与任务卸载策略最小化系统时延,该策略在确保安全性的同时具有较低的计算复杂度。文献[22]针对多用户协作 OFDMA 技术蜂窝网络,提出结合中继选择、子载波配对与功率分配的联合优化方法,通过松弛整数变量与引入 Dinkelbach 方法将优化问题转化为凸问题,并采用对偶分解方法求解,从而在满足最小服务质量(quality of service, QoS)约束的前提下实现系统能效最优。文献[23]提出一种基于混合遗传算法的 OFDMA 资源分配方案,在保障用户公平性的前提下提升系统总速率。文献[24]提出一种面向用户公平性与系统容量权衡的联合资源分配策略,利用人工蜂群算法(artificial bee colony, ABC)进行全局寻优,能有效提高系统吞吐量。文献[25]提出一种优化框架,通过融合自适应子载波分配与功率控制技术提升 OFDMA 网络的频谱利用率与能效。

上述研究在资源分配方面取得了积极进展,但仍存在一定局限性:(1)多数方法聚焦于子载波选择或功率控制的单一维度优化,未能充分挖掘两者联合优化的潜力;(2)面对动态变化且复杂的无线通信环境,传统优化方法在大规模网络中难以实现高效的实时资源分配。为应对上述挑战,文中提出一种基于双决斗深度 Q 网络(dueling double deep Q network, D3QN)算法的多子载波选择与功率分配联合优化策略,旨在最大化 OFDM 网络中的用户满意度。主要创新点如下:(1)针对 PWSN 中的多用户 OFDMA 系统,提出一种联合优化多子载波选择与

收稿日期:2025-09-27;修回日期:2025-12-17

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2024YFB3213400)

功率分配的资源分配方法。与现有研究多集中于单一维度优化不同,文中在综合考虑用户吞吐量、系统能效与用户公平性的基础上,引入用户满意度指标,其定义为单位时间内成功传输数据量与任务传输需求的比值,更加契合电力系统中对任务完成率的实际需求。(2)将资源分配问题建模为马尔科夫决策过程(Markov decision process, MDP),并引入 D3QN 算法。相较于传统深度 Q 网络(deep Q network, DQN)及进化算法, D3QN 结合了“双 Q 学习”与“决斗网络”,能有效缓解过估计问题,提升策略评估的稳定性和收敛速度,从而在动态无线环境下学习出更优的资源分配策略。(3)在优化方案的实现上,文中设计动作空间下采样机制,在不牺牲收敛性的前提下显著降低训练复杂度,使得所提算法相比已有深度强化学习方法更适合部署在计算资源有限的电力通信场景中。仿真结果与数值分析表明,文中所提 D3QN 算法在多种系统参数下均优于 DQN 算法及随机/均匀分配策略,展现出更强的适应性与稳定性。

## 1 系统模型

### 1.1 系统架构

PWSN 架构如图 1 所示,文中考虑具有单个基站和  $K$  个传感器节点的单小区 OFDM 网络,用户集合为  $\{1,2,\dots,K\}$ 。系统的总带宽被划分为  $N$  个完全正交的子载波块,每个子载波块包含 8 个子载波。将节点与基站通信的时间划分为  $T$  个时隙,系统调度在时隙  $t$  内进行操作,并假设信道条件在时隙  $t$  内保持不变。

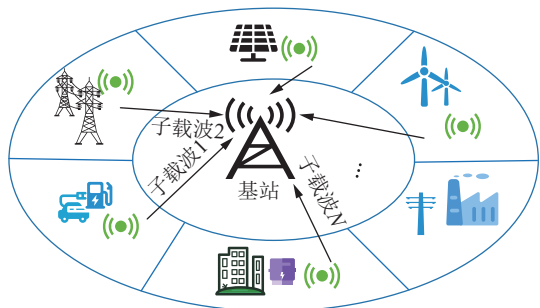


图 1 PWSN 架构

Fig.1 Architecture of PWSN

### 1.2 上行链路传输模型

由于传感器节点更多的是向基站发送监测数据,因此文中考虑上行链路通信。假设传感器节点和基站之间的链路以非视距信道为主,非视距信道又包括大规模衰落和小规模瑞利衰落,记时隙  $t$  内节点  $k$  在子载波块  $n$  上的上行信道增益为  $h_{k,n}(t)$ ,则:

$$h_{k,n}(t) = \zeta_0 d^{-\xi} \kappa \quad (1)$$

式中:  $\zeta_0$  为单位距离的信道功率增益;  $d$  为传感器节点与基站的物理距离;  $\xi \geq 2$ , 为大尺度衰落的传输损耗指数;  $\kappa$  为一个指数分布的随机变量,其单位均值表示小尺度衰落。

令  $\mathbf{S}(t) = (s_{k,n}(t))$ , 表示子载波块选择向量,二进制变量  $s_{k,n}(t)$  表示时隙  $t$  内节点  $k$  是否选择在子载波块  $n$  上传输数据,若选择,则  $s_{k,n}(t) = 1$ , 否则  $s_{k,n}(t) = 0$ 。特别地,在同一个时隙下,每个用户可以使用多个子载波块进行传输,但每个子载波块只能被一个用户使用,即  $\sum_{k=1}^K s_{k,n}(t) \leq 1$ 。

令  $\mathbf{P}(t) = (p_{k,n}(t))$ , 表示功率分配变量,  $p_{k,n}(t)$  为时隙  $t$  内节点  $k$  在子载波块  $n$  上的发射功率。每个节点的发射功率应在允许的范围内,即  $\sum_{n=1}^N p_{k,n}(t) \leq p_{\max}$ ,  $p_{\max}$  为传感器节点的最大发射功率。

根据香农公式,节点  $k$  向基站发送数据的信息传输速率  $R_k(t)$  为:

$$R_k(t) = \sum_{n=1}^N s_{k,n}(t) \frac{B}{N} \log_2 \left( 1 + \frac{p_{k,n}(t) h_{k,n}(t)}{N_0} \right) \quad (2)$$

式中:  $B$  为系统总带宽;  $N_0$  为噪声功率。

### 1.3 问题模型构建

记  $D_k^{\text{req}}(t)$  为节点  $k$  在时隙  $t$  内的需求流量,定义节点  $k$  在任何给定时间可以提供的信息传输速率与需求流量的比值为用户满意度  $\Omega_k(t)$ , 即:

$$\Omega_k(t) = \frac{R_k(t)}{D_k^{\text{req}}(t)} \quad (3)$$

文中优化目标为通过优化多节点在不同时隙的子载波选择和功率分配,最大化整个通信周期所有节点的流量满足率。因此,优化问题可以表述为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_{\mathbf{S}, \mathbf{P}} \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K \Omega_k(t) \\ \text{s.t. } s_{k,n}(t) \in \{0, 1\} \\ \sum_{n=1}^N p_{k,n}(t) \leq p_{\max} \\ \sum_{k=1}^K s_{k,n}(t) \leq 1 \end{array} \right. \quad (4)$$

## 2 模型求解

在 PWSN 中,为了在动态环境下实现资源的高效利用,将子载波选择和功率分配的联合优化问题建模为 MDP。为了有效求解该问题,文中采用 D3QN 算法,以获得最优的子载波选择和功率分配策略,最大化系统的用户满意度。

## 2.1 MDP

式(4)被建模为 MDP 后, 各元素的详细描述如下。

(1) 状态空间  $S$ : 状态空间表示系统在某一时刻的具体配置, 包括每个用户的当前信道状态信息和各个节点的剩余任务数据量。每个状态  $s \in S$  反映了网络中的资源分配情况和用户需求情况。

(2) 动作空间  $A$ : 动作空间包含在每个状态下可采取的所有可能的子载波选择和功率分配联合策略。每个动作  $a \in A$  对应于某一具体的子载波分配方案和相应的功率控制方案。

(3) 奖励函数  $R(s,a)$ : 奖励函数衡量在给定状态  $s$  下采取特定动作  $a$  后的系统满意度提升情况。具体而言, 奖励函数可以定义为单位时间内成功传输的数据量与任务需求量的比值, 即用户满意度。目标是通过选择合适的动作(即联合优化子载波选择和功率分配)最大化系统的总满意度, 因此奖励函数可以设置为:

$$R(s,a) = \Omega_k(t) = \frac{R_k(t)}{D_k^{\text{req}}(t)} \quad (5)$$

## 2.2 基于 D3QN 算法的求解过程

为在高维、复杂的动作空间中高效学习最优策略, 文中引入 D3QN 算法进行求解。该方法结合了双重 Q 学习和决斗网络架构, 通过引入双重 Q 学习机制, D3QN 减少了传统 Q 学习的过度估计偏差, 有效提高了 Q 值估计的准确性和策略学习的稳定性。

图 2 为 D3QN 算法架构, 在 D3QN 算法中, 2 个网络即主网络和目标网络, 分别用于动作值的估计和目标值的计算。主网络用于选择当前状态下的最优动作, 目标网络则根据经验回放池中的样本, 计算目标 Q 值以更新主网络的参数。这一机制能有效减少 Q 值更新中的估计偏差, 提升算法在动态环境下的表现。

Q 网络采用 Dueling 决斗架构, 将 Q 值分解为状态值函数  $V(s; \theta)$  和优势函数  $A(s,a; \theta)$ 。

$$Q(s,a; \theta) = V(s; \theta) + \left( A(s,a; \theta) - \frac{1}{|A|} \sum_{a' \in A} A(s,a'; \theta) \right) \quad (6)$$

式中:  $\theta$  为 Q 网络的可训练参数集合;  $|A|$  为动作空间的动作总数。状态值函数  $V(s; \theta)$  用于评估状态  $s$  的整体价值, 优势函数  $A(s,a; \theta)$  用于刻画在状态  $s$  下采取动作  $a$  相对于平均动作的优势程度。

这种分解方式使得网络能够更有效地评估状态的整体价值和各个动作的相对优势, 从而提高学

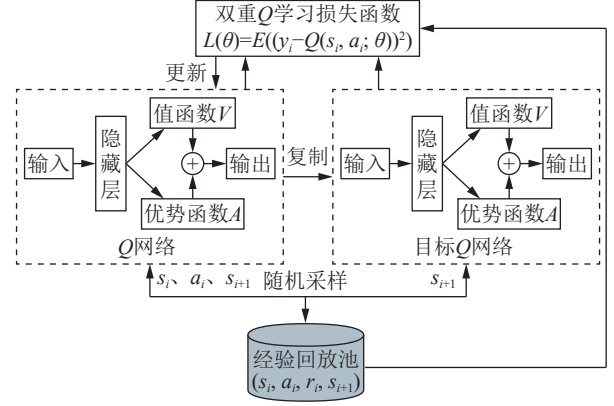


图 2 D3QN 算法架构

Fig.2 D3QN algorithm architecture

习效率和策略稳定性。理论上, 双 Q 学习机制分别使用主网络和目标网络进行动作选择与价值估计, 能有效减轻传统 Q 学习中因单一网络带来的过估计偏差, 从而保证在有限状态-动作空间下的稳定收敛; 决斗网络结构则通过分离状态价值和动作优势的估计, 加速价值函数的收敛过程。

基于该架构, 在每一轮迭代中, 对于每个样本  $(s_t, a_t, r_t, s_{t+1})$  ( $s_t$  为当前状态;  $a_t$  为状态  $s_t$  下执行的动作;  $r_t$  为即时奖励;  $s_{t+1}$  为执行动作后的下一状态), 首先利用主网络选择当前状态下的最优动作  $a_{\max}$ 。

$$a_{\max} = \operatorname{argmax}_a Q(s_{t+1}, a; \theta) \quad (7)$$

其次, 目标网络通过经验回放池中的样本计算相应的目标值  $y_t$ , 用于更新主网络的参数。

$$y_t = r_t + \gamma Q(s_{t+1}, a_{\max}; \theta) \quad (8)$$

式中:  $\gamma$  为折扣因子。

为最小化当前 Q 值与目标 Q 值之间的差异, 定义损失函数:

$$L(\theta) = E((y_t - Q(s_t, a_t; \theta))^2) \quad (9)$$

式中:  $E$  为期望。

通过反向传播与梯度下降法, 迭代更新主 Q 网络的参数  $\theta$ :

$$\theta' = \theta - \alpha \nabla_{\theta} L(\theta) \quad (10)$$

式中:  $\theta'$  为更新后的参数;  $\alpha$  为学习率。为保证算法的稳定性, 每隔  $C$  步将主网络 Q 的参数  $\theta$  更新到目标网络的参数  $\theta'$ 。D3QN 算法流程如图 3 所示。

## 3 仿真实验

为验证所提基于 D3QN 算法的子载波选择与功率分配联合优化策略的有效性, 文中在 Python 环境下进行仿真实验。仿真场景设定为 PWSN 中的多用户 OFDM 系统, 仿真区域设置为半径 200 m 的圆, 基站位于中心, 各传感器节点随机分布于该区

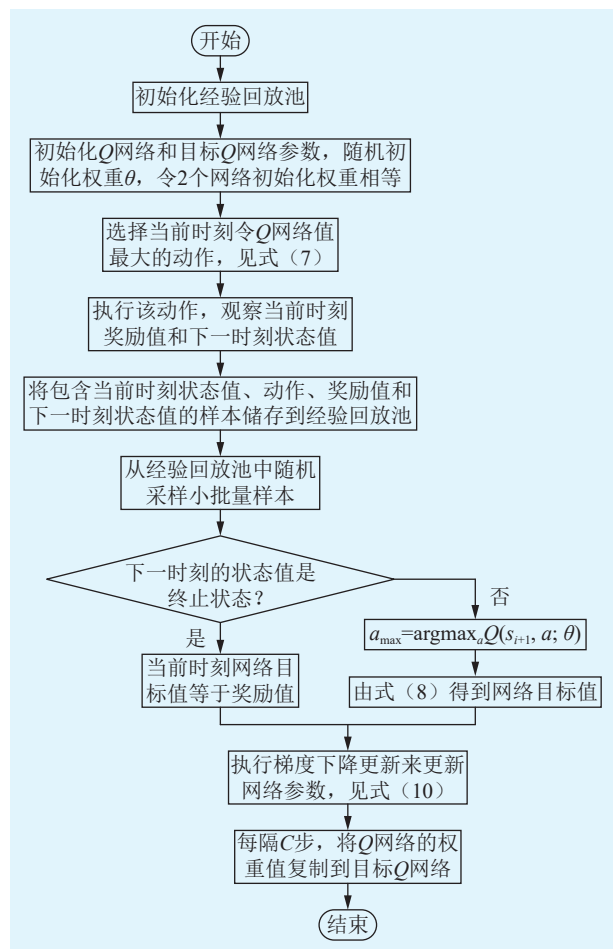


图3 D3QN 算法流程

Fig.3 D3QN algorithm process

域内,通过子载波与基站进行数据通信。仿真参数具体设置见表1。

表1 仿真参数设置  
Table 1 Simulation parameter settings

参数	数值
节点与基站距离 $d/m$	[50,200]
传输损耗指数 $\xi$	3.5
高斯白噪声功率 $N_0/dBm$	-174
传感器节点数 $K$	{4,5,6,7,8}
子载波块数 $N$	{8,10,12,14,16}
单个子载波分配功率 $P_0/mW$	{50,100}
节点最大传输功率 $P_{max}/mW$	50N
经验回放池大小	$1 \times 10^4$
训练批次大小	64
折扣因子 $\gamma$	0.99
学习率 $\alpha$	$1 \times 10^{-4}$

图4为节点数5、子载波块数10时, D3QN、DQN、随机分配和均匀分配算法在收敛过程中的性能对比。可见,不同算法在资源分配任务中的表现存在显著差异。其中, D3QN 算法较早进入稳态区

间,训练曲线振荡幅度小、稳态奖励更高,表明其收敛速度与稳定性均优于 DQN 算法;而随机分配与均匀分配因未利用环境反馈,不具备收敛性可言,曲线基本维持低平稳态。这表明,在具有5个用户和10个子载波块的资源分配场景中,随机分配和均匀分配策略无法有效优化系统性能,而 D3QN 算法通过智能策略学习,能够显著提升系统满意度并达到更高的奖励值。

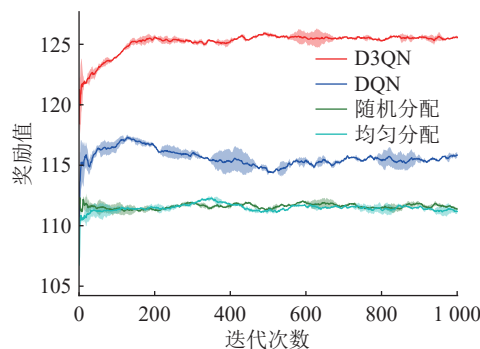


图4 不同算法奖励值收敛情况对比

Fig.4 Comparison of reward convergence situations of different algorithms

图5为节点数5、子载波块数10时,不同下采样率下 D3QN 算法的收敛情况。可见,尽管采用了不同的下采样因子,算法的最终收敛结果并没有显著差异。采样率从1.0逐步降低至0.4后,各曲线的最终奖励值仍然较为接近,说明下采样未明显影响算法的最优性能表现。通过合理选择下采样因子,可以在减少动作空间大小、降低算法复杂度的同时,保证算法的收敛效果。这表明,在文中提出的场景中适度的下采样是一种有效的优化设计,有助于提升算法的运行效率而不显著牺牲性能。

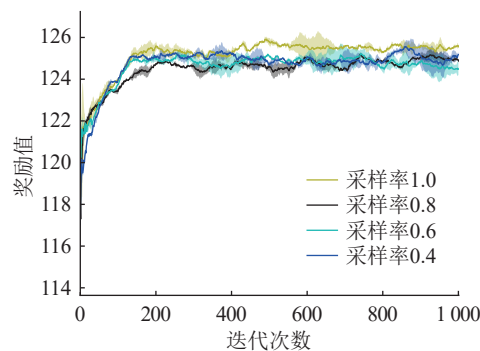


图5 不同下采样率下 D3QN 算法收敛情况对比

Fig.5 Comparison of the convergence performance of D3QN algorithm under different sampling rates

图6为不同节点数和子载波块数下 D3QN 算法的收敛情况。可见, D3QN 算法在不同节点数和子载波块数下均表现出稳定的奖励收敛趋势。这表明该算法在多种 OFDM 网络配置下均能有效实现资源分配。

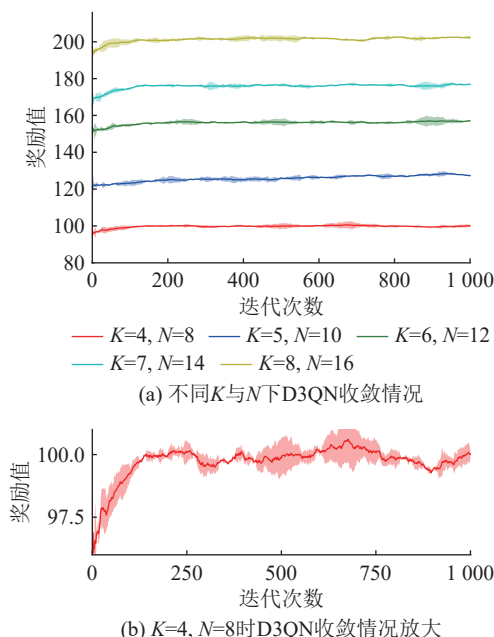


图6 不同节点数  $K$  与子载波块数  $N$  下 D3QN 的收敛情况  
Fig.6 Convergence of D3QN under different values of node count ( $K$ ) and subcarrier block count ( $N$ )

图7为不同算法在不同节点数下的奖励情况。可见, D3QN 算法在不同用户数下表现出最优的奖励值, 随着用户数从4增加到8, D3QN 算法一直保持最高的奖励值, DQN 的奖励曲线次之, 均匀分配和随机分配的奖励值较为接近, 且显著低于 D3QN 和 DQN, 表明其在资源利用率优化方面较差。整体趋势显示, D3QN 算法在资源分配优化上具有更强的适应性和稳定性。

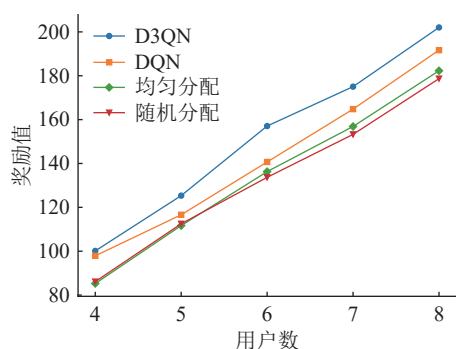


图7 不同分配算法下用户数增长时的奖励情况对比  
Fig.7 Reward comparison of different allocation algorithms when the number of users grows

## 4 结论

文中面向 PWSN 中的多用户 OFDM 系统, 提出一种联合优化多子载波选择与功率控制的资源分配策略, 旨在最大化用户满意度。用户满意度的定义综合考虑了个体用户的吞吐量与整体系统的能效表现。针对该优化问题, 文中将其建模为一个 MDP, 并引入 D3QN 算法进行求解。仿真结果与数

值分析表明, 所提算法在多种系统参数设置下均表现出优越的性能, 能够显著提升用户满意度, 相较于其他基准算法具有更强的综合优化能力。此外, 文中引入动作空间下采样机制, 在确保算法收敛性的基础上, 有效降低了训练过程中的计算复杂度, 提升了整体计算效率。研究结果表明, D3QN 算法在应对复杂 OFDM 系统中资源分配问题时具有显著优势, 能有效提升 PWSN 通信效率。但在实际部署中, 仍然存在若干挑战: (1) 实时性要求高。电力系统监测和控制通常具有毫秒级时延约束, 而深度强化学习在推理和模型更新过程中可能带来额外延迟, 需要结合边缘计算或轻量化网络以满足实时性需求。(2) 节点分布和信道环境具有动态性。实际电力场景中, 传感器节点可能发生移动或链路受阻, 从而导致信道增益快速波动, 如何保持算法在动态环境下的鲁棒性仍待深入研究。后续可针对以上挑战开展深入研究, 以推动文中算法在真实电力系统中的应用。

## 参考文献:

- [1] SHAH S K, JOSHI K, KHANTWAL S, et al. IoT and WSN integration for data acquisition and supervisory control[C]// 2022 IEEE World Conference on Applied Intelligence and Computing (AIC). Sonbhadra, India. IEEE, 2022: 513-516.
- [2] 张炜, 田洪迅, 孙杨, 等. 基于能耗均衡的智能变电站无线传感网分簇路由策略研究[J]. 电测与仪表, 2025, 62(11): 176-181. ZHANG Wei, TIAN Hongxun, SUN Yang, et al. Research on clustering routing strategy for wireless sensor networks in intelligent substation based on energy balance[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(11): 176-181.
- [3] 温开云, 赵洪山, 赵仕策. 面向变电站环境的无线传感网络分簇路由算法[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(18): 64-73. WEN Kaiyun, ZHAO Hongshan, ZHAO Shice. Clustering-based routing algorithm for wireless sensor networks in substation environments[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(18): 64-73.
- [4] DEV J, MISHRA J. Energy efficient routing in cluster based heterogeneous wireless sensor network using hybrid GWO and firefly algorithm[J]. *Wireless Personal Communications*, 2024, 137(2): 997-1028.
- [5] CHRISTOPHER V B, SAJAN R I, AKHILA T S, et al. A QoS aware three way point rule based fusion of earth worm and deer hunt optimization routing in wireless sensor network[J]. *Wireless Personal Communications*, 2023, 128(2): 1193-1215.
- [6] 周文青, 刘刚. 基于深度学习和无人机图像的架空线路缺陷巡检综述[J]. 电力工程技术, 2024, 43(2): 73-82. ZHOU Wenqing, LIU Gang. Review of overhead line defect inspection based on deep learning and UAV images[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2024, 43(2): 73-82.
- [7] 谢彬凌, 饶巨为, 叶汇稼. 基于云边协同计算的电网需求响应自动化调度方法[J]. 电力安全技术, 2025, 27(8): 42-45.

- XIE Binling, RAO Juwei, YE Huijia. Automatic scheduling method in response to power grid demand based on edge-cloud collaborative computing[J]. *Electric Safety Technology*, 2025, 27(8): 42-45.
- [8] 曹益敏, 张彦石, 何欣芹. 电力配网智能监控管理中物联网技术的应用[J]. *科技与创新*, 2025(18): 62-65.
- CAO Yimin, ZHANG Yanshi, HE Xinqin. Application of internet of things technology in intelligent monitoring and management of power distribution network[J]. *Science and Technology & Innovation*, 2025(18): 62-65.
- [9] 胡玉堂, 黄嘉伟, 朱景豆, 等. 基于无线传输的电力物联网通信架构设计与优化[J]. *中国宽带*, 2025, 21(9): 156-158.
- HU Yutang, HUANG Jiawei, ZHU Jingdou, et al. Design and optimization of power internet of things communication architecture based on wireless transmission[J]. *China BroadBand*, 2025, 21(9): 156-158.
- [10] 樊国庆, 隋娜, 樊国兴. 物联网技术下电力通信网络的优化与性能提升[J]. *家电维修*, 2025(7): 131-133.
- FAN Guoqing, SUI Na, FAN Guoxing. Optimization and performance improvement of electric power communication network under internet of things technology[J]. *Appliance Repairing*, 2025(7): 131-133.
- [11] 王雄. 无线传感器网络在电力系统自动监测中的应用[J]. *精密制造与自动化*, 2023(3): 41-43, 51.
- WANG Xiong. Application of wireless sensor networks in automatic monitoring of power system[J]. *Precise Manufacturing & Automation*, 2023(3): 41-43, 51.
- [12] RAJPUT N, KUMAR A, PAL R, et al. Deep Q-learning driven protocol for enhanced border surveillance with extended wireless sensor network lifespan[J]. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 2025, 143(3): 3839-3859.
- [13] 吴钢, 周金辉, 李慧. 面向边缘增强分布式电力无线传感网的资源分配[J]. *中国电力*, 2023, 56(8): 77-85, 98.
- WU Gang, ZHOU Jinhui, LI Hui. Resource allocation for edge-enhanced distributed power wireless sensor network[J]. *Electric Power*, 2023, 56(8): 77-85, 98.
- [14] GUPTA A, GULATI T, BINDAL A K. WSN based IoT applications: a review[C]//2022 10th International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology-Signal and Information Processing (ICETET-SIP-22). Nagpur, India. IEEE, 2022: 1-6.
- [15] SAOUD B, SHAYEA I. Performance evaluation of MIMO-OFDM system in wireless network[C]//2023 10th International Conference on Wireless Networks and Mobile Communications (WINCOM). Istanbul, Turkiye. IEEE, 2023: 1-5.
- [16] ACHARJYA K, SUNEETHA K. Examining and comparing: performance of OFDM utilised in 6G communication[C]//2025 First International Conference on Advances in Computer Science, Electrical, Electronics, and Communication Technologies (CE2CT). Bhimtal, Nainital, India. IEEE, 2025: 526-530.
- [17] 陈芳, 朱斯豪, 杨伟杰, 等. 一种基于 OFDM-IM 的电力线安全通信方案[J]. *电力科学与技术学报*, 2025, 40(5): 82-89.
- CHEN Fang, ZHU Sihao, YANG Weijie, et al. Secure communication scheme for power lines based on OFDM-IM[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2025, 40(5): 82-89.
- [18] WANG K C. Design and performance analysis of OFDM systems in 5G networks[C]//2024 IEEE 2nd International Conference on Sensors, Electronics and Computer Engineering (ICSECE). Jinzhou, China. IEEE, 2024: 1840-1844.
- [19] MAKKAR R, JAIN M, SONI S, et al. On performance of cooperative OFDM system with subcarrier number modulation[C]//2024 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Dubai, United Arab Emirates. IEEE, 2024: 1-5.
- [20] SESLI E, GÜRSOY E, HACOGLU G. Energy-efficient OFDMA resource allocation in HetNets using discrete particle swarm optimization[J]. *Peer-to-Peer Networking and Applications*, 2025, 18(3): 125.
- [21] HUO Y, LIU Q Y, GAO Q H, et al. Joint task offloading and resource allocation for secure OFDMA-based mobile edge computing systems[J]. *Ad Hoc Networks*, 2024, 153: 103342.
- [22] ARAB LOODARICHEH R, MALLICK S, BHARGAVA V K. Energy-efficient resource allocation for OFDMA cellular networks with user cooperation and QoS provisioning[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2014, 13(11): 6132-6146.
- [23] 孙明, 翟康乐, 曹伟, 等. 基于混合遗传算法的 OFDMA 资源分配方法[J]. *计算机仿真*, 2023, 40(2): 517-523.
- SUN Ming, ZHAI Kangle, CAO Wei, et al. OFDMA resource allocation method based on hybrid genetic algorithm[J]. *Computer Simulation*, 2023, 40(2): 517-523.
- [24] 邓霞, 郝苗苗, 林武城. 基于遗传优化和人工蜂群的低轨卫星网络负载均衡路由算法[J]. *天地一体化信息网络*, 2024, 5(2): 13-22.
- DENG Xia, HAO Miaomiao, LIN Wucheng. Load balancing routing algorithm based on genetic optimization and artificial bee colony in LEO satellite network[J]. *Space-Integrated-Ground Information Networks*, 2024, 5(2): 13-22.
- [25] RAGHAVENDRA Y M, ASHA M, MANJULA G, et al. Enhancing spectrum utilization and energy efficiency in OFDMA networks through optimized subcarrier allocation and power control[PP/OL]. Research Square (2024-12-26)[2025-12-06]. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-5707349/v1>.

## 作者简介:



杨景刚

杨景刚(1984),男,硕士,研究员级高级工程师,从事智能运检相关工作(E-mail: [huzi-yang@163.com](mailto:huzi-yang@163.com));

胡成博(1984),男,硕士,高级工程师,主要从事电力物联网与人工智能相关工作;

朱雪琼(1990),男,博士,高级工程师,主要从事输变电设备状态智能传感相关工作。

## Modeling and solution of transient stability constrained multi-objective optimal power flow considering renewable energy

LIU Songkai<sup>1,2</sup>, SHI Liangzhi<sup>1,2</sup>, HU Pan<sup>1,2,3</sup>, GAO Kun<sup>4</sup>, YANG Chao<sup>1,2</sup>, WAN Ming<sup>1,2</sup>

- (1. College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;
2. Hubei Provincial Collaborative Innovation Center for New Energy Microgrid, Yichang 443002, China;
3. State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd. Research Institute, Wuhan 430077, China;
4. Changde Power Supply Branch of State Grid Hunan Electric Power Co., Ltd., Changde 415130, China)

**Abstract:** In order to cope with the impact of wind power and photovoltaic uncertainty on the safe and stable operation of the power grid and to make up for the shortcomings of the traditional single-objective optimal power flow model, a transient stability constrained multi-objective optimal power flow (TSCMOOPF) model and a solution method are proposed to take into account the wind and solar uncertainty. Firstly, an ensemble learning method based on artificial neural network (ANN), deep neural network (DNN) and surprisal-driven zoneout long short-term memory (SZLSTM) are adopted to construct a wind and photovoltaic output prediction model to improve the prediction accuracy and robustness. Secondly, considering the economy and stability of the system, a multi-objective function including the minimization of active network loss, the minimization of fuel cost, and the optimization of the voltage stability index is established to construct a TSCMOOPF model. Then, an improved reference vector guided evolutionary algorithm (RVEA) is designed for the solution. Finally, simulation experiments are carried out on the improved IEEE 39-bus system. The results show that the proposed ensemble learning method performs well in wind and photovoltaic output prediction, the multi-objective optimization model ensures transient stability while active network loss and fuel cost are reduced significantly, and the improved RVEA algorithm is better than the traditional multi-objective algorithm in terms of convergence and diversity.

**Keywords:** uncertainty; transient stability constraints; multi-objective optimal power flow; ensemble learning; artificial neural network; long short-term memory network

(编辑 彭子祎)

(上接第 62 页)

## User satisfaction optimization of power wireless sensor networks based on the D3QN algorithm

YANG Jinggang<sup>1</sup>, HU Chengbo<sup>1</sup>, ZHU Xueqiong<sup>1</sup>, WANG Zhen<sup>1</sup>, LIU Hong<sup>2</sup>, LI Hui<sup>2</sup>

- (1. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Research Institute, Nanjing 211103, China;
2. Shanghai Institute of Microsystem and Information Technology, Chinese Academy of Science, Shanghai 200050, China)

**Abstract:** In power wireless sensor networks (PWSNs), concurrent uplink access by multiple users is constrained by limited spectrum and power resources, while heterogeneous monitoring services exhibit markedly different requirements in terms of reliability and latency. These factors make it challenging for resource scheduling to simultaneously satisfy overall system efficiency and user-perceived quality. In this work, a joint resource allocation mechanism capable of providing differentiated quality-of-service guarantees under heterogeneous service demands is formulated within an uplink orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) framework. A quantifiable user-satisfaction function is designed, and the joint optimization of subcarrier and power allocation is modeled as a Markov decision process (MDP). A dueling double deep Q network (D3QN) algorithm is further introduced to dynamically adjust the allocation strategy. In addition, an action-space down-sampling mechanism is proposed to reduce computational complexity and enhance training efficiency. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm achieves fast convergence under various node densities and subcarrier configurations, and yields significant improvements in user satisfaction compared with conventional DQN, random allocation, and uniform allocation methods.

**Keywords:** power wireless sensor network (PWSN); orthogonal frequency division multiplexing (OFDM); user satisfaction; resource allocation; dueling double deep Q-network (D3QN); reinforcement learning

(编辑 方晶)