

人工智能驱动的 电力通信系统动态资源分配研究

文 ◆ 广州宇阳电力科技有限公司 蔡 键

引言

随着电力通信系统的复杂性不断增加，传统的资源分配方法在面对动态环境和复杂负载条件时常常显得力不从心，尤其是在带宽和频谱资源的分配、延迟控制和能效优化等方面存在明显不足^[1]。现有的静态和基于优先级的调度策略无法有效应对实时变化的网络状态，导致资源利用效率低下，通信延迟和能耗增加^[2]。为了解决这些问题，本文提出了一种基于深度强化学习（DRL）的方法，通过 Proximal Policy Optimization（PPO）算法对电力通信资源进行动态优化调度^[3]。该方法能够根据网络状态的变化自动调整带宽、频谱等资源分配，实现吞吐量提升、延迟降低和能效优化。结合多层次数据融合的状态感知与预测系统，本研究还引入了卷积神经网络（CNN）与长短期记忆网络（LSTM）模型，提高了对网络状态变化的预测精度，从而为实时资源调度提供了可靠依据^[4]。

1 研究方法 with 框架设计

1.1 基于深度强化学习的电力通信资源分配模型

随着电力通信系统的复杂性增加，传统的资源分配方法难以应对动态环境的变化。为此，本文提出了一种基于 DRL 的资源分配模型，采用 PPO 算法进行资源调度。PPO 能够在动态变化的电力通信系统中实时调整带宽、频谱等资源，优化系统吞吐量、降低延迟、提高资源利用率。

在该模型中，智能体根据当前网络状态进行资源分配决策，并通过与环境的交互学习优化策略。目标是最大化系统性能，尤其是在复杂的电力通信环境中，平衡频谱效率、延迟控制和能效等多个指标。

PPO 算法的核心是通过 clip objective 限制策略的更新幅度，确保学习过程稳定。其目标函数如式（1）所示。

$$L(\theta) = E_t \left[\min \left(r_t(\theta) \hat{A}_t, \text{clip}(r_t(\theta), 1 - \epsilon, 1 + \epsilon) \hat{A}_t \right) \right] \quad (1)$$

式（1）中， $r_t(\theta)$ 为当前策略与旧策略的比值， $\hat{A}_t$ 为优势函数， ϵ 控制更新幅度。通过这一方法，PPO 能在保持稳定性的同时优化策略。

模型的状态空间包括网络拓扑、实时负载、带宽使用等信息，智能

体基于这些输入选择最优的资源分配策略。奖励机制依据系统性能进行反馈，常见的奖励函数如式（2）所示。

$$R = w_1 \times \text{吞吐量} - w_2 \times \text{延迟} - w_3 \times \text{电力消耗} \quad (2)$$

式（2）中， w_1 、 w_2 、 w_3 为权重系数，表示不同指标的重要性。通过不断地训练和调整，模型能适应电力通信系统的变化，提升整体性能。

基于 PPO 算法的深度强化学习模型能动态优化电力通信系统的资源分配策略，提升吞吐量、降低延迟，并提高资源利用率，尤其适用于复杂环境中的自适应调度。

1.2 基于多层次数据融合的状态感知与预测系统

为了提高电力通信系统中资源分配的精准性，本文提出了一种基于 CNN 和 LSTM 的多层次数据融合方法。该方法通过实时分析电力通信网络中的多维数据，实现对网络状态的全面感知和预测。

CNN 用于从多维数据中提取空间特征，尤其在处理复杂的传感器数据和网络拓扑时，能够

自动识别局部模式。CNN 通过卷积操作捕捉不同区域的信息，提升数据处理效率。LSTM 用于建模时间序列数据中的长期依赖关系，准确预测网络状态的未来变化，尤其在负载波动和流量变化较大的情况下，能够保证高精度预测。

模型的输入是电力通信系统的实时数据，包括网络状态、负载、电力消耗等信息。CNN 提取空间特征后，LSTM 对时间序列数据进行处理，从而提供更准确的预测结果。具体公式如式（3）所示。

$$\hat{y}_t = LSTM(CNN(x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-n})) \quad (3)$$

式（3）中， x_{t-i} 为历史时刻的数据， $\hat{y}_t$ 是预测的未来状态（如延迟、吞吐量等）。这种方法使得系统能够在动态变化的环境中实时感知并预测状态变化。

该方法的创新之处在于将 CNN 和 LSTM 相结合，实现了对电力通信系统状态的精准预测，并通过定制化的数据处理框架，确保了实时数据的高效处理和低延迟传输^[5]。这一方案显著提升了系统的预测精度，为后续的资源分配决策提供了可靠支持。

1.3 在线训练与实时调优机制

为了提高电力通信系统中资源分配模型的适应性和长期稳定性，本文提出了一种在线学习与实时调优机制。该机制通过引入弹性训练（Elastic Training）和优先经验重放（Prioritized Experience Replay）方法，确保模型能够在电力通信系统部署后不断优化和自适应调整，以应对动态变化的网络环境。

弹性训练是一种允许模型在学习过程中动态调整学习率和训练策略的方法。与传统训练方

法不同，弹性训练在不同的学习阶段和任务中，根据网络的实时状态和训练进展自动调节模型参数。通过这种机制，模型能够在电力通信系统的实际运行中及时捕捉到网络负载和带宽需求的变化，从而实现灵活的资源分配调整。弹性训练的目标是最大限度地减少训练过程中的不稳定性，提高系统的适应能力和长期性能。

优先经验重放则是强化学习中的一种重要技术，其通过优先选择对当前策略改进影响最大的经验样本进行训练，从而加速学习过程。通过为每个经验样本分配一个优先级，系统能够在训练过程中更加关注那些能够带来更大性能提升的经验，这在面对复杂环境时能够有效提高学习效率。

在实际运行中，在线训练机制允许模型根据新的网络状态数据不断调整策略。随着电力通信网络的运行，实时数据不断流入系统，模型根据这些新的数据进行在线学习，不断优化资源分配策略。系统在线调优如式（4）所示。

$$Q_t = IE_t \left[R_t + \gamma \cdot \max_a Q(S_{t+1}, a; \theta') \right] \quad (4)$$

式（4）中， Q_t 表示在时刻 t 对状态 s_t 和动作 s_t 的预期奖励， γ 是折扣因子， R_t 是当前奖励， θ' 是更新后的策略参数。通过持续更新 Q 值函数，模型能够在长期中逐渐提高决策的准确性与效率。

2 实验设计与结果分析

2.1 实验环境与数据采集方法

本节介绍了实验的配置与数据采集方法，涵盖电力通信网络的仿真环境、硬件配置和数据采集方案。实验使用 OMNeT++ 仿真平台进行电力通信网络的建模，结合真实环境数据以确保结果的多样性和准确性。

实验硬件包括 Intel Xeon 处理器和 NVIDIA Tesla V100 GPU，通信链路采用 IEEE 802.11 和 LTE 协议，带宽为 1Gbps，网络延迟为 20ms，模拟典型电力通信环境。模型学习率为 0.001，折扣因子为 0.99，PPO 算法的更新频率设为 10，批量大小为 64。

数据采集包括网络负载、延迟、电力消耗和带宽利用率等多维度指标。通过仿真平台与真实环境相结合，采集不同网络状态下的动态数据。数据集总量为 30000 条样本，涵盖低、中、高负载条件，数据集按 7:2:1 划分为训练集、验证集和测试集。

2.2 性能评估与对比实验

为了评估基于深度强化学习的电力通信资源分配模型的性能优势，本研究进行了与传统方法（静态分配法、优先级调度法）的对比实验。实验在不同负载条件（低、中、高）下，针对系统吞吐量、带宽利用率、延迟、功耗等关键指标进行了全面测试。通过 OMNeT++ 平台模拟电力通信网络运行状态，每种方法均进行了 100 次独立实验以保证结果的统计显著性。

不同方法在不同负载下的系统吞吐量对比如图 1 所示，在不同负载条件下，所提 DRL 方法在系统吞吐量指标上均显著优于传统方法。在低负载情况下，DRL 方法比静态分配法提升约 15% 的吞吐量；在中负

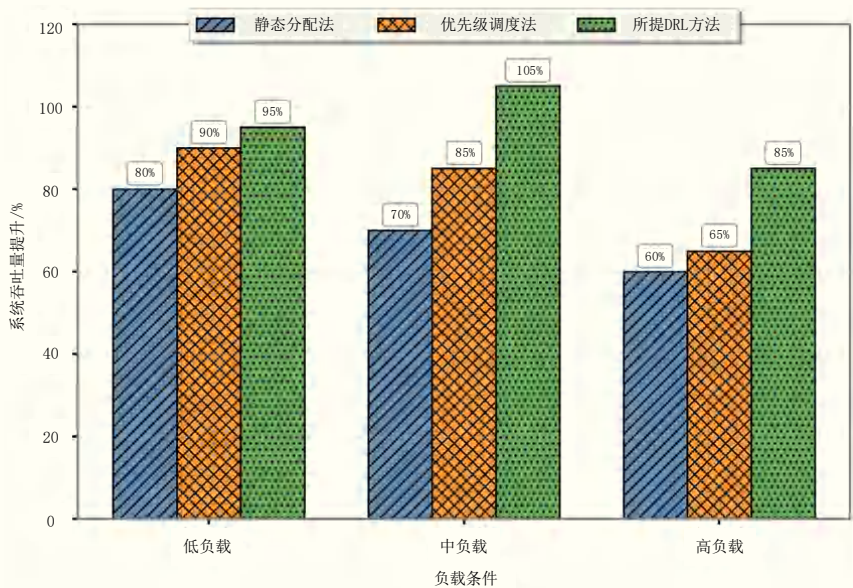


图 1 不同方法在不同负载下的系统吞吐量对比

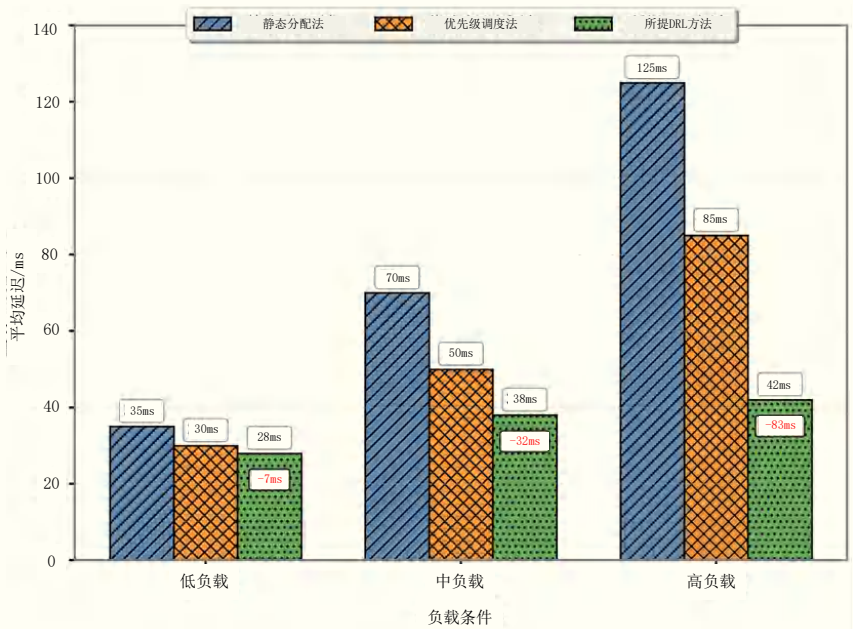


图 2 不同方法在不同负载下的平均延迟对比

载情况下，提升幅度达 25%；在高负载情况下，DRL 方法通过动态资源调度，吞吐量提升高达 42%。这充分说明了深度强化学习模型能够根据网络状态实时优化资源分配策略，有效提升系统整体性能。

不同方法在不同负载下的平均延迟对比如图 2 所示，在平均延迟指标上，所提方法同样展现出明显优势。尤其在网络波动频繁的高负载场景中，静态分配法的延迟达到 120ms 以上，优先级调度法约为 80ms，而 DRL 方法成功将延迟控制在 40ms 以内。这一结果清晰地说明了深度强化学习模型在复杂动态环境中的适应能力，能够有效应对电力通信系统中的负载波动和资源竞争问题。

结语

本文提出了一种基于 DRL 的电力通信资源分配模型，并结合多层次数据融合的状态感知与预测系统，解决了传统资源分配方法无法应对电力通信系统动态变化的问题。通过采用 PPO 算法，模型能够实时调整带宽和频谱等资源，优化系统的吞吐量、延迟和能效，显著提升资源利用率。同时，基于 CNN 和 LSTM 的数据融合方法，提高了对系统状态的精准感知和预测能力，为资源调度提供了有效依据。实验结果表明，所提模型在不同负载条件下优于传统方法，能够有效提升系统吞吐量、降低延迟。此外，本文还提出的在线训练与实时调优机制，使得模型能够持续适应变化的网络环境，保障电力通信系统在长期运行中的稳定性和高效性。

引用

[1] 钱铭章.5G技术在电力通信系统中的应用[J].电子技术,2025,54(5):290-291.

[2] 刘子康.大数据分析技术在通信网络运维中的应用研究[J].中国宽带,2025,21(8):16-18.

[3] 张宁宁,万卫兵,张梦晓,等.面向多目标动态作业车间调度的强化学习决策算法研究[J].现代制造工程,2025,(7):20-30+19.

[4] 宋雨濛,龚元丽,任艳.基于LSTM和CNN的对抗性跨站脚本攻击分析和检测方法研究[J].信息安全研究,2025,11(8):761-767.

[5] 黄嵩.基于CNN和LSTM的网络恶意流量识别研究[J].电脑知识与技术,2024,20(28):69-71.