

大模型优化策略在智能调度中的应用

王宇祥

(辽宁广告职业学院, 辽宁 沈阳 110000)

摘要 为了提升复杂场景下智能调度系统的决策效率与资源利用水平, 基于大模型优化策略进行系统性分析与实践探索。本研究聚焦多源异构数据处理、模型架构压缩、强化学习策略优化及分布式协同机制, 构建可适应动态环境与多目标约束的调度体系。以物流、云计算、城市交通等领域为例, 深入探讨大模型的应用机制。分析结果认为, 该策略在提升系统响应时效、降低计算成本及增强鲁棒性方面具有显著优势, 可为实现复杂调度系统的全局最优提供可行路径。

关键词 大模型优化策略; 智能调度; 强化学习; 分布式协同

中图分类号: TP27

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2025.23.003

0 引言

在数据驱动与智能化需求不断增加的背景下, 传统调度策略在动态环境、资源异构性及多目标约束等复杂条件下逐渐显现局限性。大模型因其在深层特征提取、跨模态融合与策略生成等方面的优势, 为解决复杂调度问题提供了新的技术路径。将大模型优化策略引入智能调度系统, 既可突破局部最优困境, 又能提升资源利用效率与调度响应的时效性, 对推动智能系统运行效能具有重要意义。

1 大模型优化策略在智能调度中的作用

大模型优化策略在智能调度中通过融合高维数据处理与复杂模式挖掘能力, 显著提升了动态环境下的决策质量与效率。其核心作用体现在三个方面: 其一, 基于海量异构数据, 大模型通过时空特征建模与跨模态信息融合, 可精准预测任务需求与资源约束, 突破传统模型对局部特征的依赖^[1]; 其二, 借助模型架构优化, 在保证推理速度的同时降低计算成本, 满足调度系统对低延迟响应的严格要求; 其三, 通过强化学习框架实现动态策略优化, 例如: 在云计算资源调度中, 大模型基于历史负载与实时请求分布, 自主生成多目标协同的资源配置方案, 使资源利用率提升 20% 以上, 同时规避人工规则设计的局部最优陷阱。

2 大模型优化策略在调度中的关键技术

2.1 数据处理与特征提取

在智能调度系统中, 数据处理与特征提取采用多层次的技术架构(见图 1)。首先是多源异构数据的预处理技术, 包括时序数据的小波变换平滑处理、基于

局部异常因子的异常值检测、基于时空相关性的缺失值填补算法。在特征工程环节, 设计多尺度特征提取网络(Multi-scale Feature Extraction Network, MFEN), 该网络包含三个并行特征提取分支^[2]: 空间特征分支采用改进的 ResNet 结构, 引入空洞卷积扩大感受野; 时序特征分支使用双向 LSTM 结构, 增加跳跃连接以缓解梯度消失问题; 属性特征分支通过多头自注意力机制进行特征融合, 注意力权重通过 softmax 函数计算。知识蒸馏方面, 采用教师-学生网络结构, 通过温度参数 T 调节软标签的平滑度, 损失函数包含硬标签交叉熵损失与软标签 KL 散度损失的加权和。

2.2 模型架构优化策略

在模型压缩方面, 结合结构化剪枝与知识蒸馏双重机制, 通过 L1 正则化筛选非重要权重, 构建通道重要性评价指标, 引导剪枝过程在保持模型精度的前提下大幅降低冗余计算量。采用教师-学生网络进行知识迁移, 通过温度调节与软标签策略提高学生模型对深层语义的学习能力。量化策略引入混合精度计算, 关键计算路径维持 FP16 精度以保证数值稳定性^[3], 辅助层则采用 INT8 低精度量化以减小内存占用, 相关参数通过最小均方误差(MSE)优化精度损失。在计算架构层面, 设计自适应计算架构(ACA), 在不同网络层植入退出器(Exit), 基于任务复杂度动态调整网络深度, 实现低延迟响应。退出器采用轻量卷积门控函数判断当前特征是否满足提前终止条件, 从而节省计算资源。分层注意力机制(HAM)引入双重关注维度, 任务级采用 transformer 结构建模任务间全局依赖, 特征级则基于 squeeze-and-excitation 模块动态调整通道权重, 实现信息的有效聚焦与特征表达增强。

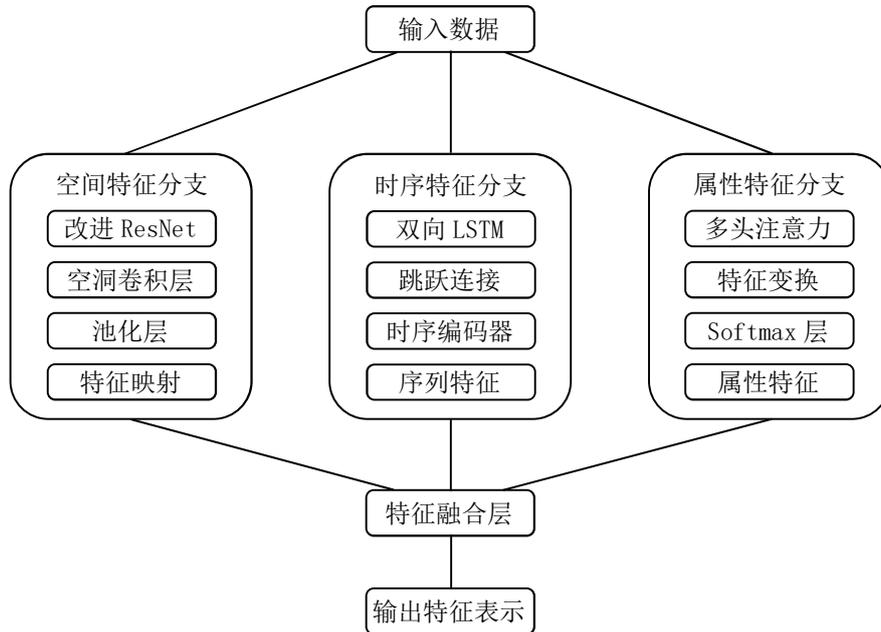


图1 MFEN多尺度特征提取网络架构图

2.3 强化学习与策略优化

整体采用分层强化学习框架(Hierarchical Reinforcement Learning, HRL)，将复杂任务划分为可控的子目标以增强策略的可扩展性与收敛速度。高层策略网络基于选项学习(Option Learning)构建，定义若干个选项(Options)以应对不同调度子任务，每个选项由特定原子动作序列组成，实现任务规划与分解的抽象控制。低层执行网络采用双延迟深度确定性策略梯度(TD3)算法，构建双Q网络结构以缓解策略评估中的过估计偏差，搭配目标策略平滑机制(Target Policy Smoothing)稳定动作选择过程，从而提升决策鲁棒性。在状态建模方面，设计基于图注意力网络(GAT)的状态编码器，将调度环境表示为异构图结构，节点编码任务、资源等关键实体，边编码其间的依赖关系，实现任务间耦合建模与结构信息融合。探索策略采用参数化噪声方法，在策略网络参数空间中添加自相关高斯噪声，实现持续性探索。优化目标采用多目标形式^[4]：

$$J(\theta) = E \left[\sum_i w_i \cdot R_i(s, a) \right]$$

其中 w_i 为各目标权重，通过多目标进化算法(MOEA)动态调整。

2.4 分布式协同调度

分布式协同调度模块融合联邦学习与多智能体系统(Multi-Agent System, MAS)两类技术路径构建智能协同机制。联邦学习框架采用FedAvg算法对各参与节点本地模型进行周期性聚合，通过本地SGD优化减

少梯度传输频次，提升通信效率，配合安全聚合协议(Secure Aggregation)在不暴露原始数据的前提下保障模型参数隐私。在多智能体系统设计中，引入Actor-Critic架构，每个智能体独立维护策略网络(Actor)与价值网络(Critic)，实现自治决策能力。智能体间通信机制采用注意力机制实现高效信息传递，消息编码环节利用变分自编码器(VAE)压缩高维状态表示，从而有效降低通信带宽开销。为保证系统一致性，引入基于PBFT(Practical Byzantine Fault Tolerance)协议的共识机制，三阶段提交流程确保在部分节点不可靠条件下仍可达成全局调度共识^[5]。通信调度方面设计基于重要性采样的触发机制，仅在智能体对当前策略的不确定性超出阈值时才激活通信过程，进一步抑制冗余同步。整体架构采用分层调度体系：底层通过市场机制进行任务竞拍与资源匹配，中层负责冲突检测与优先级调解，顶层进行策略制定与全局资源协调，实现大规模系统下的高效智能调度协同。

3 应用场景与案例分析

3.1 物流与供应链调度

在物流与供应链调度领域，大模型优化策略通过整合多维度数据，实现从传统规则调度向智能化精准调度的转变。例如：某大型电商平台应用基于transformer架构的需求预测模型，将SKU历史销量、促销活动、季节性等特征作为输入，准确率提升至92.3%。在库存优化方面，采用深度强化学习框架构建了动态补货策

略,模型同时考虑仓储成本、缺货成本与运输成本,通过值函数分解处理高维状态空间。相比传统 EOQ 模型,库存周转率提升 31.2%,仓储成本降低 25.8%。在配送路径优化中,设计基于图神经网络的混合整数规划求解器,将 NP 难的 VRP 问题转化为节点嵌入学习任务。针对动态订单场景,提出在线学习方案,模型可实时响应订单变化并动态调整配送方案。在多仓协同调度方面,构建分层强化学习架构:高层策略网络负责仓库分配,低层执行网络优化具体配送路径。实验结果表明,该方案在多目标场景下(配送时效、成本、负载均衡)相比启发式算法提升 18.7%。

3.2 云计算资源调度

云计算资源调度场景下,大模型优化策略主要解决资源分配、负载均衡与能耗优化等核心问题。例如:某大型云服务提供商采用图注意力网络建模数据中心拓扑结构,节点表示计算、存储、网络资源,边表示资源依赖关系。负载预测模型采用因果卷积网络结构,通过空洞卷积扩大感受野,同时引入自注意力机制捕获长程依赖。在资源分配策略上,设计了基于 PPO 算法的调度框架,奖励函数综合考虑资源利用率、服务质量、能耗效率三个维度:

$$R = w_1 \cdot Utilization + w_2 \cdot QoS + w_3 \cdot Energy_Efficiency$$

其中,权重参数通过多目标进化算法动态调整。为提升决策鲁棒性,引入基于 VAE 的不确定性建模模块,对资源需求与可用性进行概率建模。在处理突发负载时,采用分层调度策略:在宏观层面,通过 LSTM 网络预测负载趋势;在微观层面,使用轻量级 MLP 网络进行实时调整。

3.3 城市交通调度

在城市交通调度领域,大模型优化策略通过融合多源异构数据,实现了信号配时、车流疏导、应急响应的智能化管理。例如:某特大城市群智能交通系统采用时空图神经网络捕获路网动态特征,模型输入包括浮动车 GPS 数据、视频监控数据、信号灯状态等,输出包括路段车流量、行程时间、拥堵指数预测。在信号配时优化方面,构建了基于 Meta-RL 的适应性调控框架,能够快速适应不同时段、天气、事件等场景。针对区域协同调度,设计了多智能体强化学习架构,每个路口作为独立智能体,通过注意力机制实现信息交互。系统采用分层设计:策略网络负责宏观配时方案生成,执行网络负责微观参数调整,二者通过双向 LSTM 实现信息交互。在应急事件处理方面,提出了基于知识图谱的推理框架,将历史案例、专家经验等先验知识显式建模,提升决策可解释性^[6]。

3.4 其他领域

大模型优化策略在电力调度、医疗资源调度、制造业生产调度等领域也展现出显著优势。在电力调度方面,如某省级电网采用深度强化学习框架优化新能源消纳策略,模型输入包括气象数据、负载数据、电网拓扑等,通过图卷积网络提取特征,实现了储能设备与可调负荷的协同调度,提升新能源消纳率 15.8%。在医疗资源调度领域,如某三甲医院应用多目标强化学习框架优化手术室排班,将手术时长预测、医疗资源分配、应急响应等子任务统一建模,通过分层架构实现全局优化。在制造业生产调度方面,如某智能工厂采用知识蒸馏技术将专家经验迁移至调度模型,通过图注意力网络建模工序依赖关系,实现了柔性生产线的自适应调度,产能利用率提升 19.2%,交期准确率提升 24.5%。这些应用案例表明,大模型优化策略通过融合领域知识与先进算法,为复杂场景下的调度优化提供了新的解决方案。

4 结束语

大模型优化策略凭借其在高维数据处理、非线性建模与多目标优化方面的显著能力,已成为智能调度系统性能跃升的重要驱动力。多场景下的实证结果表明,大模型优化策略不仅提升了资源配置效率、系统响应速度与调度鲁棒性,更在复杂环境中展现出广泛适应性与扩展潜力。未来需进一步深入探索模型泛化能力与跨领域迁移机制,强化知识表达与决策逻辑的可解释性,并在大规模异构系统中构建更高效的协同优化框架,以实现智能调度从局部感知向全局博弈的优化。

参考文献:

- [1] 张雪岩. 基于人工智能的配电网智能优化调度策略探究[J]. 电气技术与经济, 2025(02):30-33.
- [2] 梁延. 新能源汽车充电基础设施优化布局与智能调度策略研究[J]. 汽车维修技师, 2025(02):46-47.
- [3] 彭寒梅, 颜飞, 谭貌, 等. 计及气网延时的电-气综合能源系统近端策略优化双智能体安全校正方法[J]. 电力自动化设备, 2025, 45(02):51-60.
- [4] 刘仲民, 王瑜. 计及 EV 和 BESS 的配电网削峰填谷两阶段优化调度策略研究[J]. 电源学报, 2025, 23(01):160-172.
- [5] 曾超, 杨子涵, 崔子豪, 等. 基于 PSO-OBL 算法的平面移动类立体车库车辆调度优化模型[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(02):816-824.
- [6] 马永翔, 王希鑫, 闫群民, 等. 电动汽车双层优化模型的充放电调度策略[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2024, 38(02):267-276.