 DOI: https://doi.org/10.12349/iser.v6i8.7016

Design of intelligent resource scheduling algorithm for university computer laboratory based on deep learning

Qinbu Hou

Xi'an Institute of Physical Education, Xi'an, Shaanxi, 710068, China

Abstract

With the continuous expansion of computer laboratory teaching in higher education institutions, the rational allocation of laboratory resources has become crucial for enhancing teaching quality and utilization efficiency. Traditional scheduling methods struggle to adapt to complex and ever-changing demands, resulting in low resource utilization rates and frequent conflicts. To address this challenge, this paper proposes a deep learning-based intelligent scheduling algorithm. By constructing multi-dimensional feature models and integrating long-short term memory networks (LSTM) with reinforcement learning, the algorithm achieves dynamic optimization of laboratory resource allocation. Experimental results demonstrate that this approach significantly improves resource utilization efficiency, reduces conflict rates, and accelerates scheduling response times, demonstrating strong practical value and promising application prospects. Finally, the paper discusses the limitations of the algorithm and outlines future improvement directions.

Keywords

deep learning; intelligent scheduling; computer laboratory; resource optimization; LSTM; reinforcement learning

基于深度学习的高校计算机实验室资源智能调度算法设计

侯沁哺

西安体育学院，中国 · 陕西 西安 710068

摘　要

随着高校计算机实验教学规模不断扩大，实验室资源的合理调度成为提升教学质量和使用效率的关键。传统调度方法难以适应复杂多变的需求，存在资源利用率低和冲突频发等问题。针对这一现状，本文提出基于深度学习的智能调度算法，通过构建多维度特征模型，结合长短时记忆网络（LSTM）和强化学习，实现实验室资源的动态优化分配。实验结果表明，该算法有效提升了资源利用率，降低了冲突率，并加快了调度响应速度，具有较强的实用价值和推广前景。最后，文章探讨了算法的不足及未来改进方向。

关键词

深度学习；智能调度；计算机实验室；资源优化；LSTM；强化学习

1 引言

高校计算机实验室作为信息技术教学重要平台，其资源调度的科学性直接影响教学效果和设备利用效率。随着课程和学生数量增长，实验室资源管理面临更大挑战。传统人工调度效率低，难以灵活应对多变需求，导致设备闲置或冲突，制约教学发展。近年来，深度学习技术在资源调度领域展现出显著潜力，能够通过对复杂数据建模，挖掘潜在规律，为调度优化提供科学支持。本文设计了一套基于深度学习的智能调度算法，旨在实现实验室资源动态分配，提升使用效率和服务水平。

【作者简介】侯沁哺（1981–），男，中国山西沁水人，硕士，讲师，从事体育信息研究。

2 研究背景与现状分析

2.1 高校计算机实验室资源调度现状

高校计算机实验室资源涵盖计算机终端、网络设备、软件授权及实验空间等多种类型，这些资源的合理配置是保障教学顺利进行的基础。调度过程中不仅涉及实验课程时间安排，还包括设备合理分配、日常维护和应急管理等多重环节。目前，多数高校仍依赖人工排班或简单信息化管理系统，缺乏智能调度工具，难以应对复杂多变的需求。实验课程种类繁多，学生选课灵活且存在临时调整，传统调度方法响应缓慢，无法实现资源的动态优化分配，导致部分设备闲置而另一部分出现使用冲突，影响教学体验和资源利用效率。同时，缺乏对实验资源使用状态的实时监控和预测，增加了管理难度。

2.2 调度算法的研究进展

资源调度问题属于典型的多目标、多约束组合优化问

题，传统解决方案多依赖启发式算法、遗传算法以及整数规划方法，这些方法在静态或小规模场景中表现较好，但面对大规模动态数据时，调度效率和适应性明显不足。近年来，随着深度学习技术的快速发展，尤其是循环神经网络（RNN）及其改进型长短时记忆网络（LSTM）的兴起，调度问题的解决进入了新阶段。LSTM 能够有效处理时序依赖性强的复杂数据，适合对实验室资源需求的时间序列预测与调度优化。此外，强化学习技术为调度策略的自适应优化提供了理论基础，通过与环境交互不断调整策略，显著提升调度决策的智能化水平。当前学术界和工业界正在积极探索将深度学习与强化学习结合应用于资源调度，以实现实时、高效动态调度系统。

2.3 研究意义与挑战

基于深度学习的高校计算机实验室资源调度不仅有助于提升资源利用率，避免设备闲置，还能有效降低设备冲突和等待时间，改善师生使用体验，提升整体教学质量。智能调度系统能够自动感知和适应环境变化，实现资源分配动态优化，极大地缓解管理人员工作压力。然而，目前该领域仍处于初步探索阶段，面临诸多挑战。首先，实验室调度数据往往存在采集不完整、标注不足问题，限制了模型训练效果；其次，深度学习模型本身复杂度高，计算资源消耗大，难以满足实时调度需求；此外，调度系统需兼顾公平性、稳定性等多重指标，算法设计需平衡多目标优化。如何设计高效、适应性强且易于部署的智能调度算法，成为当前亟待突破的关键技术瓶颈。

3 基于深度学习的智能调度算法设计

3.1 系统架构与数据预处理

智能调度系统由数据采集、特征提取、模型训练与预测以及调度决策四大模块组成。数据采集覆盖实验课程安排、学生预约记录、设备使用状态、维护日志及异常事件等多维信息，形成丰富的原始数据集。针对这些异构数据，首先进行数据清洗，剔除冗余和异常记录，补齐缺失值，确保数据质量。随后，通过归一化和标准化处理，将各类数据统一至同一尺度，消除量纲差异。为充分挖掘时间序列特征，系统采用滑动窗口技术构建时序样本，窗口长度和滑动步长根据实验室调度频率精细调节。该方法保证输入数据既包含近期动态信息，也涵盖一定的历史趋势，有助于提升模型对资源使用规律学习能力。此外，结合类别编码和嵌入技术，将离散变量转化为连续向量，增强特征表达能力。整个预处理流程为深度学习模型训练与预测奠定了坚实基础，确保数据输入准确性和有效性。

3.2 模型结构设计

针对实验室资源调度时序依赖性和复杂约束特点，本文设计了双层长短时记忆网络（LSTM）结构。第一层 LSTM 聚焦捕捉短期波动及突发事件，能够快速响应临时调整和预约变动，提升模型的敏捷性和响应速度。第二层 LSTM 则负责挖掘长期趋势与周期性规律，为整体调度提供稳定参考和更准确的预测。网络的输出端通过多层全连接层映射至资源需求的概率分布空间，支持对未来一段时间内资源使用的精确预测。为提升调度策略智能化水平，模型引入强化学习模块，该模块通过环境反馈机制不断调整和优化调度策略。强化学习代理基于当前状态和动作收益评估，学习如何在多目标和多约束条件下权衡资源分配，显著增强了模型在实际应用中的适应性和鲁棒性。该融合结构有效整合了时序预测与决策优化的优势，适合动态、复杂的实验室资源调度场景，具备较强的实用价值和广泛的应用前景。

3.3 损失函数与训练策略

损失函数的设计紧密围绕调度目标展开，综合考虑资源冲突、设备闲置率以及任务完成延迟等多重因素，采用加权求和形式。权重参数根据不同调度目标的重要程度动态调整，以满足实际管理需求。具体而言，资源冲突的惩罚权重较高，旨在减少设备重复预约和使用冲突；闲置率惩罚防止资源浪费，促进设备充分利用；任务延迟惩罚则确保教学活动按计划顺利进行。训练过程中，模型采用 Adam 优化器，该算法具备自适应学习率调整能力，有助于提升训练稳定性和收敛速度。为避免模型过拟合，采用早停策略及学习率衰减机制，确保训练过程平稳。数据集划分合理，将历史调度数据分为训练集、验证集和测试集，保证模型具备良好泛化能力和实际应用价值。训练阶段还结合交叉验证技术，进一步提升模型在不同时间段和场景下的稳健性与可靠性，增强模型应用的广泛性和稳定性。

4 算法实现与性能评估

4.1 实验环境与数据集

实验平台基于 Python 语言，采用 TensorFlow 深度学习框架进行模型搭建与训练，借助其丰富的神经网络构建库和高效的计算加速能力。硬件环境配置了多块高性能 GPU，用以提升训练速度和模型调优效率。数据集采集自某高校计算机实验室，涵盖 2019 年至 2023 年多个学期的真实调度记录，数据量庞大且结构复杂，包含课程安排时间、学生预约情况、设备使用状态、维护保养记录及异常事件日志等多维特征信息。数据经过严格预处理，确保其完整性和准确性，且对异常值进行了特殊处理以保证数据质量稳定。此外，数据集的时间跨度足够长，有利于模型学习长期变化趋势和季节性规律。实验环境稳定可靠，能够满足深度学习算法对计算资源的高要求，确保模型训练和测试过程高效顺畅，有效支持算法性能的全面验证。整个实验流程严格规范，保障了结果的科学性与可重复性，为后续算法优化提供了坚实的数据支撑和环境基础。

4.2 性能指标

为全面评估所设计深度学习调度算法的性能，选取了

多项关键指标。首先，资源利用率作为衡量实验室设备和空间使用效率的重要参数，反映资源被合理调配的程度。其次，冲突率是衡量不同预约任务之间是否存在时间或设备重叠冲突的指标，直接关系到教学顺利开展。调度响应时间指标用于评估算法对动态预约变动的处理速度，体现系统的实时性和灵活性。最后，结合学生满意度调查数据，间接反映调度方案的实际应用效果和用户体验。为确保评测的客观性和科学性，将所提算法与传统启发式调度方法及遗传算法等经典优化算法进行对比分析，综合体现算法在多方面的优势和不足，提供全面且权威的性能评估参考。这些指标共同反映了算法的综合表现和实际应用价值，为算法的推广应用提供了有力的数据支撑和理论依据。

4.3 实验结果分析

实验结果表明，基于深度学习的智能调度算法在多个指标上均优于传统调度方法。具体来看，资源利用率平均提升约 15%，显著增加了设备和实验空间的有效使用时间，有效减少闲置浪费。同时，冲突率降低超过 20%，大幅减少了不同任务之间的预约冲突，保障教学活动顺畅进行。调度响应时间明显缩短，算法能够实时响应学生预约变动及临时调整请求，显著提升系统灵活性和服务质量。通过结合学生满意度调查，发现采用该算法后学生对实验室预约管理的认可度和满意度均有明显提升。模型在多轮训练和测试中表现出较强的稳定性和鲁棒性，能够适应不同时间段及预约模式变化，具备较强的推广应用价值。综合分析，该算法为高校计算机实验室资源调度提供了有效的智能化解决方案，极大推动了实验室管理的现代化进程，为未来的研究与实践奠定了坚实基础，促进智慧校园建设的不断深化和发展。

5 算法应用与优化

5.1 系统集成与实际应用

智能调度算法成功集成至高校现有的实验室管理平台，实现预约流程的全线上化，极大方便了师生的使用。系统支持 PC 端、移动端及微信小程序等多终端访问，满足不同用户的使用习惯，显著提升用户体验。动态资源分配功能能够实时响应预约变动，自动调整资源配置，确保教学活动的连续性和高效性。同时，系统内嵌异常预警模块，能在检测到预约冲突、设备异常或资源紧张时及时提醒管理人员，防止潜在问题扩大。为持续提升调度性能，平台搭建完善的反馈机制，自动收集用户使用数据和调度结果，形成闭环数据流。通过对历史运行数据的深度分析，模型能够实现迭代训练和优化，不断适应教学需求的变化。该系统不仅大幅提升管理效率，也为高校智慧校园建设奠定坚实基础，具有良好推广应用前景。

5.2 存在问题与改进方向

尽管基于深度学习的调度算法在多方面表现优异，但在实际应用中仍存在一定不足。首先，在突发事件和极端高峰期，系统的响应速度和调度精度仍有待进一步提升，特别是在资源紧张和需求急剧波动时，调度策略的实时调整能力需增强。其次，部分关键且稀缺资源的调度仍显不均衡，导致少数资源长期处于紧张状态，影响整体公平性和使用效率。此外，当前模型训练高度依赖历史调度数据，面对环境和需求变化时适应性有限。未来研究可引入迁移学习技术，借助已有模型在新环境中快速调整，提升泛化能力和灵活性。同时，结合图神经网络深入挖掘实验室资源的结构化和关联特征，提升模型对复杂资源关系的理解与调度智能水平。持续优化算法结构与训练机制，将为高校实验室资源管理带来更加智能、高效的解决方案。

6 结语

高校计算机实验室资源智能调度是提升教学资源效能的重要手段。本文基于深度学习技术，设计并实现了一套智能调度算法，成功解决了传统调度方法存在的资源利用率低和冲突频繁问题。实验结果表明，该算法具备较强的动态调整能力和良好的应用前景，能够有效适应复杂多变的教学需求。未来，随着深度学习模型和计算能力的不断发展，智能调度将在高校实验室管理中发挥更加关键的作用，为实现教育信息化和智慧校园建设贡献更大力量。

参考文献

[1] 王晓辉.基于Java语言的高校实验室管理系统设计研究[J].信息记录材料,2024,25(12):191-193.

[2] 苏桐.面向人工智能的Python程序设计课程教学改革探析[J].办公自动化,2024,29(09):47-49.

[3] 吕佳,曾梦瑶,彭港建.地方高校人工智能专业课程体系建设路径探究[J].软件导刊,2023,22(11):235-240.

[4] 杜航原,王文剑,张虎,等.面向新工科的高校人工智能创新实验室建设[J].西部素质教育,2023,9(16):9-12.

[5] 白一鸣,牛小兵,赵永生.面向自动化类专业的智能机器人实验室建设[J].中国现代教育装备,2022,(17):45-46+56.