

面向情感计算的智慧教室系统构建以及优化

黄丽娟¹, 程正一², 杨紫岩³

1. 四川天府新区麓湖小学, 四川 成都 610218;
2. 电子科技大学, 四川 成都 611731;
3. 东北师范大学, 吉林 长春 130117)

摘要: 在新一代信息技术与智慧教育深度融合的时代背景下, 智慧教室系统的研究与应用受到广泛的关注。然而, 当前智慧教室系统的应用还处于起步阶段, 其缺乏对学生的实时性反馈及实时正向干预功能。针对此问题, 首先通过构建基于情感学习的智慧教室系统, 引入边缘计算来提高课堂实时性和智能化程度, 以实现学生学习期间情感状态的实时性反馈。其次, 为提升智慧教室系统的性能, 利用凸优化相关理论实现系统资源的优化分配。最后, 通过验证, 智慧教室系统的多资源联合优化方法可以有效降低设备数据采集及处理的最大时延, 能极大地提高智慧教室系统的情感计算实时性能; 系统不盲目追求平均时延最小化, 有效避免出现单一用户因实时性差而体验不佳的情况。该系统和算法成果对未来智慧教室的建设具有借鉴和参考意义。

关键词: 情感计算; 智慧教室系统; 边缘计算; 多资源联合优化; 凸优化

中图分类号: TN915.08

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2024.00398

Construction and optimization of a smart classroom system for emotional computing

HUANG Lijuan¹, CHENG Zhengyi², YANG Ziyang³

1. Sichuan Tianfu New Area Chengdu Hamilton Luxelakes Primary School, Chengdu 610218, China
2. University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China
3. Northeast Normal University, Changchun 130117, China

Abstract: In the context of the deep integration of new generation information technology and smart education, the research and application of smart classroom systems have received widespread attention. However, the current application of smart classroom systems is still in its early stages, lacking real-time feedback and real-time positive intervention functions for students. To solve this problem, a smart classroom system based on emotional learning was built, and edge computing was introduced to improve the real-time and intelligent level of the classroom, so as to achieve real-time feedback of students' emotional state during learning. Secondly, to improve the performance of the smart classroom system, convex optimization theory was utilized to optimize the allocation of system resources. Finally, through verification, the multiple resources joint optimization method of the smart classroom system can effectively reduce the maximum delay of device data collection and processing, greatly improve the real-time performance of emotional computing in the smart classroom system, and avoid blindly pursuing the minimum average delay, effectively avoiding the situation where a single user experienced poorly due to poor real-time performance. Overall, the system and algorithm achievements have reference and significance for the construction of future smart classrooms.

Key words: emotional computing, smart classroom system, edge computing, multiple resources joint optimization, convex optimization

0 引言

随着新一代信息技术以及智能硬件的发展，智慧教育逐渐成了一个研究热点，吸引了全球巨大的研究和产业兴趣。到目前为止，智慧教育的大量研究工作分为以下几个主要分支，即智能辅导系统^[1]、智能校园^[2]、教育大数据^[3]、知识图谱^[4]、虚拟教师（在线学习）^[5]、学习分析^[6]和个性化教育^[7]。其中，“智慧教室”是一个重点的研究方向，它希望通过教学参与者学习过程中的情绪状态变化进行计算解析，触发智能学习环境的构建，通过及时的教学环境干预，正向影响教学过程。智慧教室的部署与先进的通信和计算技术的状态高度相关，包括人工智能物联网（AIoT, artificial intelligence and internet of things）等。狭义上，AIoT是指人工智能（AI, artificial intelligence）技术和物联网（IoT, internet of things）技术的结合^[8]，其中AI使物智能化，IoT让物和物、人和物相互连接。AI让IoT拥有智慧，实现智联；而IoT提供了比AI更大的范围，实现应用智能。广义上，AIoT代表了一种技术融合的趋势^[9]。AIoT技术支持的智慧教室系统也成为趋势，其主要支持协作课堂、游戏化课堂、创客课堂以及实训课堂4种典型的智能课堂应用场景^[10]。总的来说，作为21世纪最具有潜力的科技发展领域之一，AIoT的探索面临着巨大的成长机遇和挑战，而未来课堂所采用的智慧教室系统的发展潜力巨大。

在实践中，智慧教室系统应该能够感知和确定参与者的情绪特征（如快乐、压力大等），然后控制相关设施以满足这些课堂参与者的心理需求。为了解决上述问题，一些研究者使用AI来推断和解释人们的情绪状态^[11]，即所谓的情感计算^[12]。情感计算逐渐应用于智慧教育领域，当前很多研究者陆续发表了研究成果。目前，在AI发展浪潮下，将AI和情感教学结合起来^[13]是一个具有潜力的研究方向。基于深度学习的学习者情感识别方法相较于传统方法有更高的准确率，其有助于完善学习者模型、实现情感交互、挖掘学习行为^[14]。智慧教室情感识别也推动了数据采集^[15]、学习资源进化^[16]和虚拟教师模型^[17]等方面的研究。

然而，当前较少聚焦利用信息与通信技术（ICT, information and communication technology）实现基于情感计算的智慧教室系统的研究。在现实中，AI

辅助的情感计算涉及巨大的计算成本，并且通常以一种集中的方式运行。当情感计算算法在中心云中运行时，它将涉及密集的数据通信，这使得在智慧教室系统中难以实现实时和高性能。同时，一旦智慧教室系统被部署在课堂上，就缺乏支持不同的情绪计算任务的灵活性。针对以上智慧教室系统的性能需求，边缘计算^[18]应运而生。与传统的云计算数据中心相比，边缘计算直接为用户提供服务的计算实体，离用户距离更近^[19]。在实际应用上，边缘计算在公共安全中实时数据处理、虚拟现实、自动驾驶、工业物联网、智能家居以及智慧城市等不同应用场景下都取得了较好的成绩^[20]。边缘计算是一种计算资源与用户接近、整体计算性能高于用户本地计算和云计算的计算模式^[21]。相比云计算，边缘计算有时延极低、服务对象异构多样、服务类型定制化、服务形式多样化、对移动性高敏感以及隐私保护优化的显著优势。边缘计算自被正式提出以来，在短短几年时间内，就已经取得了非常迅猛的增长^[22]，在万物互联的必然趋势下，未来边缘计算将有可能成为更多行业智能化发展的催化剂。目前已有一些关于智慧教育学习环境计算框架的研究^[23]、智慧校园边缘计算框架的探究^[24]以及基于博弈论的校园网络边缘任务算法^[25]。目前对智慧教室的研究还处于框架构建与分析阶段，暂未有与计算资源分配相关的研究工作，并且不同架构的组成网络实体不同，对应模型与优化设计也不同。

针对以上研究背景，本文主要研究基于情感学习的智慧教室系统，将情感学习与以AIoT为基础的智慧教室系统联系在一起，在课堂进行中通过对老师、学生等课堂参与者的情绪进行感知、分析和决策，对课堂环境实现正向干预。为了解决AI辅助的情感计算涉及巨大计算成本的问题，智慧教室系统考虑了边缘计算增强的情感计算框架，利用云—边缘协调和服务缓存技术^[26]，有效地处理情感计算任务；另外，以上基于边缘计算增强的情感计算框架的智慧教室系统存在无法满足面对用户的高服务质量（QoS, quality of service）与高体验质量（QoE, quality of experience）的需求问题。具体来说，智慧教室系统在解决更快速率、更低时延及更小能耗等问题时，会受到计算资源和通信资源限制。因此如何对计算、通信等所使用的资源进行合理分配，实现最优的QoS和QoE，是任务处理过程

中值得探讨的问题。本文基于此，利用凸优化理论和技术，设计相关算法，实现了智慧教室系统的资源最优，使系统性能达到理论上限。本文的系统和算法成果对未来智慧教室的建设具有借鉴和参考意义。

1 面向情感计算的智慧教室系统框架

本文所构建的智慧教室系统模型如图 1 所示。该系统有一个物联网子系统，由终端设备、通信网关和物联网云端组成，实现教室的智能控制。其中，终端设备在接收到相应指令后，以实现教室环境智能调控。通信网关支持终端设备通过各种无线通信协议连接到物联网云端的上行链路和下行链路。物联网云端充当中央控制器，通过相关网关将用户的控制下放到每个异构终端设备，或者为用户提供数据存储和显示服务。此外，物联网云端还可以作为中央计算服务器来处理终端设备无法处理的任何计算任务，如图像处理或基于人工智能的算法。为满足未来课堂中掌握参与者情绪的需求，如图 1(a)所示，在物联网子系统的基础上引入情感计算。情感计算具体可通过物联网子系统协同工作进行实现。情感计算算法的输出可以作为物联网云的输入。当有了情感数据后，物联网云端即可在无人工参与情况下自动触发适合参与者的相关用户场景。由于情感计算的准确性和运行时间与分配的计算能力高度相关^[27]，智慧教室系统实现一个基于边缘计算的先进框架，按需为每个情感计算任务分配足够的资源，以确保及时为教学过程服务。

相较于云计算聚焦于整体、长期、集中的任务处理模式，该边缘计算框架可以使智慧教室系统的情感计算在边缘设备上执行，其更多注重局部、实

时、分散的任务处理，更适用于靠近客户实时、短周期的数据分析任务。同时，本文的智慧教室系统框架在保证效率的前提下，节省计算和通信开销，并且应该支持任何未来课堂中部署的动态计算任务。基于此，针对智慧教室的边缘计算增强的情感计算框架如图 1(b)所示。

在图 1(b)中，边缘计算增强的情感计算框架分为 3 个级别，即云级别、边缘级别和设备级别。设备级别中的终端设备（如摄像机）可以经由边缘级别中的通信模块直接与边缘客户端进行数据收发，边缘客户端中的计算模块可以通过所获得的数据执行数据处理算法。基于所采用的计算任务和从终端设备收集的相关数据，通信和计算模块都是自定义的。在以上框架基础上，智慧教室识别情感信息^[28]不仅需要原始数据，还需要从收集到的数据中提取出有意义的信息，这通常涉及多模态机器学习的方法。在基于情感学习的智慧教室系统中，希望通过情感计算感知老师、学生等课堂参与者的情绪状态来提高未来课堂对人类行为的感知能力，提升系统智能化程度。近几年在情感识别方面已经有多种 3D 动态面部表情学习^[29]、基于计算情感的 OCC-PAD-OCEAN 联邦认知模型（OPO-FCM）^[30]、用于语音情感识别的具有预训练表示的时移模块^[31]和用于细粒度语音情感识别的情感神经传感器^[32]等相关的研究。综合而言，面部表情和行为更适合作为课堂环境下的研究对象。因此在该智慧教室系统中选择通过广泛部署的摄像机采集大量图片，再利用卷积神经网络（CNN, convolutional neural network）对图片中参与者的面部表情及行为进行分析，进一步提取情绪特征。详细的智慧教室应用的情感识别算法见文献[33]。

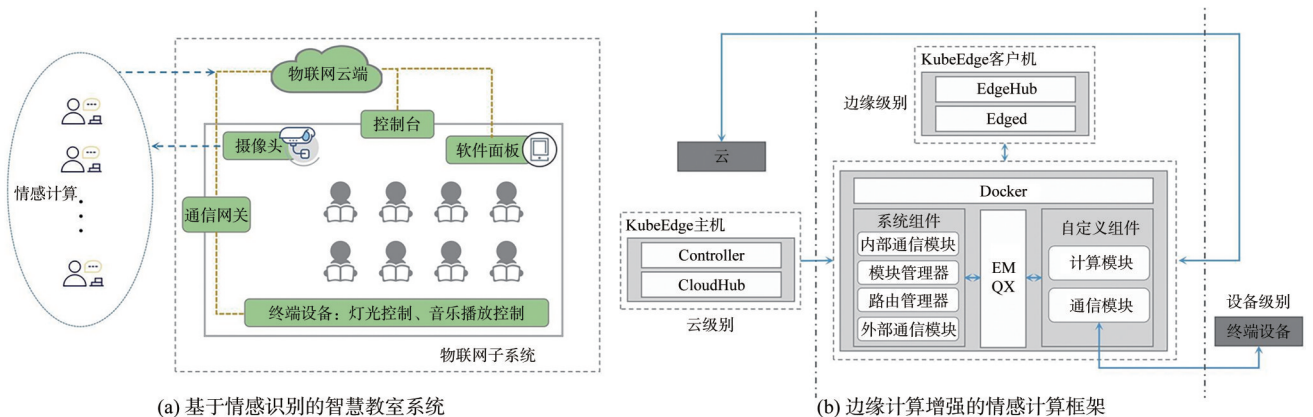


图 1 智慧教室系统模型

2 智慧教室系统动态资源分配问题

智慧教室系统应用于课堂环境，希望对课堂环境进行实时干预。因此本文主要研究系统时延 QoS，希望通过系统动态资源分配使总时延更低。由于系统中已采用边缘计算，各设备的请求不再集中于中心云，故假设在当前状态下为各计算任务提供的计算资源是能够满足高准确度情感计算所需基本要求的，即系统能够完成基础任务。因此，本文思考如何通过多资源联合优化的方式提升系统 QoS。

根据理论，智慧教室系统的系统总时延由用户设备到边缘节点的任务上行传输时间、边缘节点任务处理时间以及边缘节点到用户设备的处理结果下行传输时间组成。整体优化问题受边缘节点计算资源限制、传输过程通信资源限制以及现实硬件设备本身性能限制。依照此分析，本节构建了智慧教室系统动态资源分配方法流程，如图2所示。为简化分析，在构建该智慧教室网络模型中只考虑用户层和边缘节点两个层面。假设用户层有 k 个设备，即由 k 个摄像机组成。每个摄像机有独立的待处理任务，这个任务可表示为

$$U_i = \{D_i, F_i, T_i\}, i = 1, 2, \dots, k \quad (1)$$

其中， D_i 表示设备 i 任务数据量大小，单位为 byte； F_i 表示完成该任务处理所需的计算量工作负载，通过 CPU 周期数体现，单位为 cycle； T_i 为待处理任务 U_i 的最大服务容忍时延，单位为 ms^[34]。

用户设备采用正交频分多址 (OFDMA, orthogonal frequency division multiple access) 技术与边缘节点进行通信，假设总的频谱带宽为 B ，任务 U_i 的最大上行链路传输速率为

$$r_i^{\text{tra}} = b_i \times B \ln \left(1 + \frac{g_i p_i^{\text{tra}}}{\sigma^2} \right) \quad (2)$$

其中， b_i 为分配给设备 i 的无线通信资源占比； p_i^{tra} 为设备 i 的发射功率； σ^2 为信道噪声功率； g_i 表示第 i 个用户设备到边缘节点的无线信道增益。

用户设备将任务 U_i 卸载到边缘节点时会造成无线传输时延，上行传输任务 U_i 所产生的无线通信时延为

$$t_i^{\text{tra}} = \frac{D_i}{r_i^{\text{tra}}} \quad (3)$$

对于边缘计算，服务器在计算任务 U_i 时会有计算时延，即边缘服务器执行时间 t_i^{exc} ，如式(4)所示

$$t_i^{\text{exc}} = \frac{F_i}{f_i f^{\text{exc}}} \quad (4)$$

其中， f_i 为分配给设备 i 的计算资源占比； f^{exc} 为边缘服务器总计算速率。

边缘服务器在完成任务 U_i ，生成任务结果后，需要将结果下行传给用户设备。但根据文献[35]任务处理后的数据量大小通常小于处理前的数据量大小且从基站到移动设备的下行速率高于从移动设备到基站的上行速率，产生的成本远小于其他阶段，故在此次研究问题中选择忽略任务结果返回时的传输时延，则任务 U_i 的总时延为

$$t_i = t_i^{\text{tra}} + t_i^{\text{exc}} \quad (5)$$

本文目标为整体系统平均时延最小化，即通过联合优化无线通信资源占比 b_i 、服务器计算资源占比 f_i 及设备发射功率 p_i^{tra} 来实现物联网设备平均时延最小化。基于以上模型，该优化问题具体表达式为

$$\begin{aligned} \text{P1: } & \min_{b_i, f_i, p_i^{\text{tra}}} \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k t_i \\ \text{s.t. } & \text{C1: } t_i \leq T_i, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, k\} \\ & \text{C2: } \sum_{i=1}^k f_i \leq 1, \quad f_i \in [0, 1] \\ & \text{C3: } \sum_{i=1}^k b_i \leq 1, \quad b_i \in [0, 1] \\ & \text{C4: } p_{\min} \leq p_i^{\text{tra}} \leq p_{\max}, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, k\} \end{aligned} \quad (6)$$

约束 C1 为 QoS 限制，表示设备的任务完成时间不得超过其最大容忍时延；约束 C2 为计算资源限制，表示边缘节点的计算资源约束，即分配给所有迁移至边缘节点的任务的计算资源占比之和不能

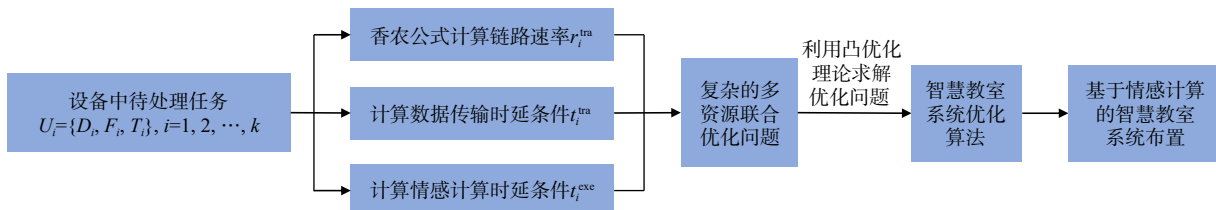


图2 智慧教室系统动态资源分配方法流程

超过 1；约束 C3 为通信资源限制，表示分配给所有需要迁移的任务的带宽占比之和不能超过 1；C4 为设备本身性能限制，设备发射功率有一定取值范围。

以上问题是一个非凸的多限制条件的优化问题。对此，本文采用连续凸逼近（SCA, successive convex approximation）的方法进行求解。之后得出智慧教室系统的多资源联合优化算法，最后基于该算法进行基于情感计算的智慧教室系统布置。根据文献[36]，计算资源的分配会影响情感识别准确率，为便于分析，本文所提出的算法优化均在精度限定条件下去比较资源消耗情况，故没有对精度专门展开比较。

实际总时延 t_i 由计算时延 t_i^{exe} 和通信时延 t_i^{tra} 组成，且两个时延计算式中无交叉项，计算时延的优化过程仅与服务器计算资源占比有关，通信时延的优化过程仅与无线通信资源占比及设备发射功率有关。计算时延与通信时延的关联仅体现在各设备总时延小于任务 U_i 最大服务容忍时延这一约束上。

3 智慧教室系统多资源联合优化算法设计

3.1 利用凸优化进行智慧教室系统动态资源分配问题求解

在解算该优化问题时：

1) 假设通信时延 t_i^{tra} 为某定值，提取出计算资源分配子问题，通过凸优化相关理论，解算出最优计算资源分配方案，即求出 f_i^* 的值，获得最佳计算时延；

2) 固定计算资源分配方案为 f_i^* ，将计算时延固定为最佳计算时延，提取出通信资源分配子问题，对通信时延计算式进行变换使该优化问题成为有关 b_i 和 p_i^{tra} 的凸优化问题，并计算最佳通信时延；

3) 综合 1) 和 2)，对总体多资源联合优化问题进行 SCA 迭代解算，直到获得满足阈值要求的解。

对于问题 P1 进行计算分配子问题提取可得问题 P2，其具体表达如下

$$\begin{aligned} \text{P2: } \min_{f_i} & \sum_{i=1}^k \frac{F_i}{f_i f_i^{\text{exe}}} \\ \text{s.t. C2: } & \sum_{i=1}^k f_i \leq 1 \\ \text{C3: } & f_i \geq 0, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, k\} \end{aligned} \quad (7)$$

对于问题 P2，其目标函数为

$$\psi(f) = \sum_{i=1}^k \frac{F_i}{f_i f_i^{\text{exe}}} \quad (8)$$

$\psi(f)$ 为关于变量 $f = \{f_1, f_2, \dots, f_k\}$ 的函数，且 $\psi(f)$ 在二阶上可微。由凸函数二阶充要条件可知，目标函数 $\psi(f)$ 为凸函数。又因为约束 C2 和 C3 的约束函数皆为线性函数，因此计算分配子问题 P2 为凸优化问题。问题 P2 可转化为拉格朗日函数。

$$\text{P2} = \sum_{i=1}^k \frac{F_i}{f_i f_i^{\text{exe}}} - \sum_{i=1}^k \lambda_i f_i + \mu \left(\sum_{i=1}^k f_i - 1 \right) \quad (9)$$

根据 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件解算可知，计算分配最优解为：

$$f_i^* = \frac{\sqrt{F_i}}{\sum_{i=1}^k \sqrt{F_i}}, \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (10)$$

联合计算资源分配的求解结果为式(10)，对于问题 P1 进行通信分配子问题提取可得问题 P3，其具体表达如下

$$\begin{aligned} \text{P3: } \min_{b_i, p_i^{\text{tra}}} & \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{D_i}{r_i^{\text{tra}}} + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{F_i}{f_i^* f_i^{\text{exe}}} \\ \text{s.t. C1: } & t_i \leq T_i, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, k\} \\ \text{C2: } & \sum_{i=1}^k b_i \leq 1 \\ \text{C3: } & b_i \geq 0, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, k\} \\ \text{C4: } & p_{\min} \leq p_i^{\text{tra}} \leq p_{\max} \end{aligned} \quad (11)$$

由于问题 P3 目标函数中包含式(2)

$$r_i^{\text{tra}} = b_i \times B \text{lb} \left(1 + \frac{g_i p_i^{\text{tra}}}{\sigma^2} \right)$$

且涉及相对复杂的非线性计算，因此无法对此进行直接凹凸性分析。

因此本文将选用分式优化 (FP, fractional programming) 进一步分析问题 P3。利用以上分式优化的理论，针对问题 P3，假设

$$\varphi(p_i^{\text{tra}}) = \frac{g_i p_i^{\text{tra}}}{\sigma^2} \quad (12)$$

显然式(12)中分子为关于 p_i^{tra} 的凹函数；分母为凸函数；优化问题 P3 中相关约束集合为凸函数。因此可通过二次变换将复杂问题转换为 Concave-Convex 分式规划问题。对式(2)进行二次变换后可得

$$r_i^{\text{tra}} = b_i \times B \text{lb} \left(1 + 2y_i \sqrt{g_i p_i^{\text{tra}}} - y_i^2 \sigma^2 \right) \quad (13)$$

假设 p_i^{tra} 固定，可计算出关于 y_i 的最优解为

$$y_i^* = \frac{g_i p_i^{\text{tra}}}{\sigma^2} \quad (14)$$

因此可将优化问题P3更改为

$$\text{P4: } \min_{b_i, p_i^{\text{tra}}} \left(\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{D_i}{b_i \times B \text{lb} \left(1 + 2y_i^* \sqrt{g_i p_i^{\text{tra}}} - y_i^{*2} \sigma^2 \right)} + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{F_i}{f_i f^{\text{exe}}} \right) \quad (15)$$

$$\text{s.t. C1: } t_i \leq T_i, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, k\}$$

$$\text{C4: } \sum_{i=1}^k b_i \leq 1$$

$$\text{C5: } b_i \geq 0, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, k\}$$

$$\text{C6: } p_{\min} \leq p_i^{\text{tra}} \leq p_{\max}$$

因此该目标函数也是有关 p_i^{tra} 的凸函数。又因为约束C1、C4、C5和C6皆为凸函数，因此优化问题P4为凸优化问题，可通过CVX求解。其中CVX是一种用于构建和解决标准凸规划（DCP, disciplined convex program）的建模系统。

3.2 总体多资源联合优化算法设计

由上述解算可知，对于计算时延的优化可以直接通过式(10)最优计算资源分配方案和式(4)时延计算式进行解算。对于通信资源优化则需要通过对无线通信资源占比 b_i ，设备发射功率 p_i^{tra} 以及辅助变量 y 的迭代解算进行求解。总系统时延优化计算则需要对上述两大步骤进行迭代，实现总体系统多资源联合优化，获得最优时延QoS。迭代过程中需要通过判断该问题是否达到收敛阈值来决定是否该停止迭代过程，该判断式为

$$\left| \frac{\text{当前最优值} - \text{上一步最优值}}{\text{上一步最优值}} \right| < \text{收敛阈值} \quad (16)$$

通信时延相关资源分配迭代函数如下所示。

函数1 通信时延相关资源分配迭代

1) 输入： $p_i^{\text{tra}}[t]$, $b_i[t]$

2) 根据式(14)生成当前状态下的最优 $y_i[t+1] = f_0(b_i[t], p_i^{\text{tra}}[t])$

3) 假设 b_i 为定值，根据式(15)通过CVX更新 p_i^{tra} 。 $p_i^{\text{tra}}[t+1] = f_1(b_i[t], y_i[t+1])$

4) 假设 p_i^{tra} 为定值，根据式(15)通过CVX更新 b_i 。 $b_i[t+1] = f_2(p_i^{\text{tra}}[t+1], y_i[t+1])$

5) 输出： $p_i^{\text{tra}}[t+1]$, $b_i[t+1]$

总体多资源联合优化如算法1所示。

算法1 总体多资源联合优化

初始化：最大迭代次数、收敛阈值和待处理任务

$$U_i = \{D_i, F_i, T_i\}, i = 1, 2, \dots, k$$

按功率为平均值、等通信资源占比、等计算资源占比进行初始化分配

while (迭代次数 < 最大迭代次数)

假设通信时延为定值，根据式(2)和式(10)

生成最优计算时延

假设计算时延等于第4步计算结果，调用

函数1更新 p_i^{tra} 和 b_i

根据式(15)解算系统总时延

if 满足式收敛要求式(16)

跳出循环

else

继续循环

end if

end while

3.3 总体多资源联合优化算法设计

算法1的优化目标为总时延最小化。考虑在智慧教室系统在实际应用中，更侧重于确保每个用户的体验，不应出现个别用户存在高时延的情况，因此通过 k 个用户设备中的最大单设备时延来判断对应资源分配方案是否满足时延QoS要求。基于智慧教室系统的具体应用需求，将优化问题P1中的优化目标转化为最大单设备时延最小化，获得优化问题P5，其具体形式如下

$$\text{P5: } \min_{b_i, f_i, p_i^{\text{tra}}} \max(t_i)$$

$$\text{s.t. C1: } t_i \leq T_i, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, k\}$$

$$\text{C2: } \sum_{i=1}^k f_i \leq 1, \quad f_i \in [0, 1] \quad (17)$$

$$\text{C3: } \sum_{i=1}^k b_i \leq 1, \quad b_i \in [0, 1]$$

$$\text{C4: } p_{\min} \leq p_i^{\text{tra}} \leq p_{\max}, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, k\}$$

对优化问题P5也可通过分别固定通信时延 t_i^{tra} 和计算资源分配方案 f_i^* 为定值，进行计算资源分配子问题和通信资源分配子问题提取。其中计算资源分配子问题如优化问题P6所示。

$$\text{P6: } \min_{f_i} \max \left(\frac{F_i}{f_i f^{\text{exe}}} \right)$$

$$\text{s.t. C5: } \sum_{i=1}^k f_i \leq 1 \quad (18)$$

$$\text{C6: } f_i \geq 0, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, k\}$$

对通信资源分配子问题进行提取并进行二次变换后, 可得优化问题P7, 具体表达如下

$$\begin{aligned} \text{P7: } \min_{b_i, p_i^{\text{tra}}} \max & \left(\frac{D_i}{b_i \times B \text{lb} \left(1 + 2y_i^* \sqrt{g_i p_i^{\text{tra}} - y_i^{*2} \sigma^2} \right)} + \frac{F_i}{f_i f^{\text{exc}}} \right) \\ \text{s.t. C1: } & t_i \leq T_i, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, k\} \\ \text{C4: } & p_{\min} \leq p_i^{\text{tra}} \leq p_{\max} \\ \text{C7: } & \sum_{i=1}^k b_i \leq 1 \\ \text{C8: } & b_i \geq 0, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, k\} \end{aligned} \quad (19)$$

对于 $\max(x)$ 函数, 当 $x, y > 0, \theta \in [0, 1]$ 时有

$$\begin{aligned} \max(\theta x + (1 - \theta)y) & \leq \\ \max(\theta x) + \max((1 - \theta)y) & = \\ \theta \max(x) + (1 - \theta) \max(y) & \end{aligned} \quad (20)$$

由凸函数定义可知, 函数 $\max(x)$ 满足凸函数定义, 可知优化问题P6和P7都是凸优化问题。

3.4 总体多资源联合优化算法设计

前文已提取出以最大单设备时延最小化为优化目标的计算资源分配子问题P6和通信资源分配子问题P7, 且已证明两个子问题都是凸优化问题。故可直接使用CVX进行求解。

改进后, 通信时延相关资源分配迭代函数及总体多资源联合优化如算法2所示。

函数2 通信时延相关资源分配迭代 (改进版)

1) 输入 $p_i^{\text{tra}}[t], b_i[t]$
2) 根据式(14)生成当前状态下的最优 $y_i[t+1] = f_0(b_i[t], p_i^{\text{tra}}[t])$

3) 假设 b_i 为定值, 根据式(19)通过CVX更新 p_i^{tra} 。 $p_i^{\text{tra}}[t+1] = f_1(b_i[t], y_i[t+1])$

4) 假设 p_i^{tra} 为定值, 根据式(19)通过CVX更新 b_i 。 $b_i[t+1] = f_2(p_i^{\text{tra}}[t+1], y_i[t+1])$

5) 输出 $p_i^{\text{tra}}[t+1], b_i[t+1]$

总体多资源联合优化算法 (改进版) 如下所示。

算法2 总体多资源联合优化 (改进版)

初始化最大迭代次数、收敛阈值和待处理任务 $U_i = \{D_i, F_i, T_i\}, i = 1, 2, \dots, k$

按功率为平均值、等通信资源占比、等计算资源

占比进行初始化分配

while (迭代次数 < 最大迭代次数)

 假设通信时延为定值, 根据式(18)通过CVX生成最优计算资源分配方案

 调用函数2更新 p_i^{tra} 和 b_i

 根据式(19)解算系统总时延

if 满足式收敛要求式(16)

 跳出循环

else

 继续循环

end if

end while

两种算法采用的框架相同, 仅在部分计算式上有差别, 在迭代次数和阈值相同的情况下新算法计算时间复杂度的变化可忽略不计。

4 仿真实验及分析

本文基于MATLAB仿真, 仿真硬件环境为笔记本计算机, 使用AMD Ryzen 7 5800H with Radeon Graphics 3.20 GHz处理器, 16 GB RAM, 仿真参数取值见表1。

表1 仿真参数取值

参数	参数取值
通信带宽/MHz	5
信道噪声功率/dBm	-100
设备 i 的发射功率/mW	[0, 100]
设备 i 任务数据量/MB	[0.2, 1]
计算量工作负载/Gcycle	[0.5, 2]
边缘服务器总计算速率/GHz	50
用户设备数量	7
收敛阈值	10^{-5}

根据表1中的取值范围随机生成设备 i 任务数据量 D_i 和计算量工作负载 F_i 。随机生成的 D_i 和 F_i 以及两种算法解算出的资源分配方案见表2, 在随机生成任务数据量 D_i 和计算量工作负载 F_i 时, 根据两种多资源联合优化问题算法, 可以求解出相对应的各设备计算资源占比及通信资源占比。两种算法所使用的任务数据量 D_i 和计算量工作负载 F_i 一致。

仿真参数的取值同样按照表1和表2设置。首先对两种算法下的平均时延和最大单设备时延进行

表2 随机生成的 D_i 和 F_i 以及两种算法解算出的资源分配方案

用户设备 i	1	2	3	4	5	6	7
计算量工作负载 F_i/Gcycle	1.018 3	1.095 2	1.308 2	1.128 8	1.527 8	0.806 7	1.817 2
任务数据量 D_i/MB	0.667 0	0.970 3	0.250 1	0.552 3	0.396 8	0.342 3	0.436 3
算法1 计算资源占比	0.130 3	0.135 1	0.147 7	0.137 2	0.159 6	0.116 0	0.174 1
算法2 计算资源占比	0.117 0	0.125 8	0.150 3	0.129 7	0.175 6	0.092 7	0.208 8
算法1 通信资源占比	0.110 8	0.113 1	0.104 3	0.247 9	0.172 3	0.111 6	0.140 0
算法2 通信资源占比	0.074 9	0.076 9	0.067 9	0.387 9	0.178 5	0.082 3	0.131 5

比较，仿真比较结果如图3和图4所示。图3为两种算法下的平均时延比较，在关注平均时延时，两种算法都能够通过迭代缩短平均时延，且算法1效果更好。图4为两种算法下的最大单设备时延比较，在关注最大单设备时延时，两种算法也都能够通过迭代缩短最大单设备时延，且算法2效果更好。综上所述，两种算法都可以通过迭代解算进行总时延的压缩和最大单设备时延的压缩。且算法2迭代下，两种压缩结果都相对较好，但算法1情况下只有总时延优化效果好，最大单设备时延优化效果远差于算法2。

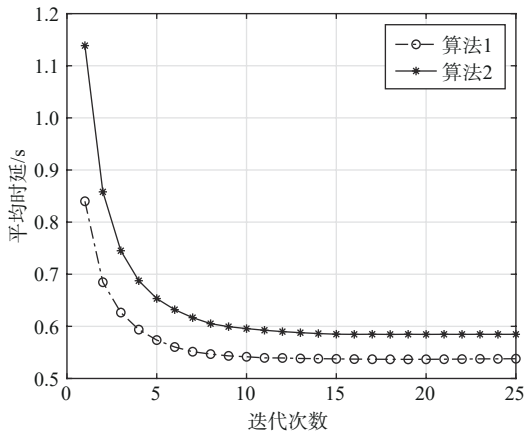


图3 平均时延的仿真比较结果

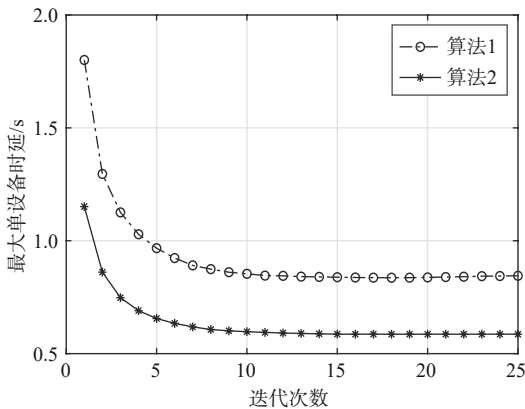


图4 最大单设备时延的仿真比较结果

为分析导致该情况的具体原因，以下对两种算法优化算法最终资源分配方案进行比较分析。两种算法下的具体资源分配方案已在表2中给出，为直观分析，可将其绘制为图5和图6。图5为两种算法下的计算资源占比比较，图6为两种算法下的通信资源占比比较。由图5和图6可知，在7个用户设备对应情况下，点划线上各点更靠近虚线，即算法1对应计算资源分配和通信资源分配下，各设备间所分到的资源差距更小。

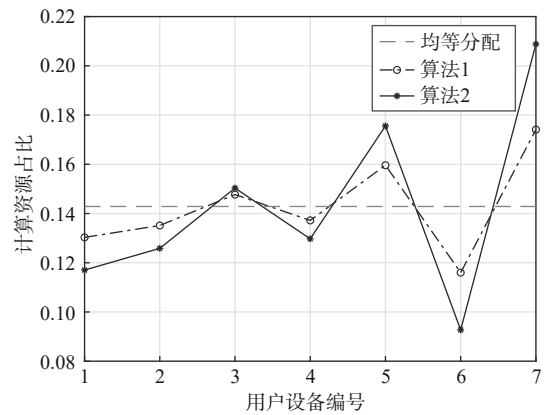


图5 计算资源占比的仿真比较结果

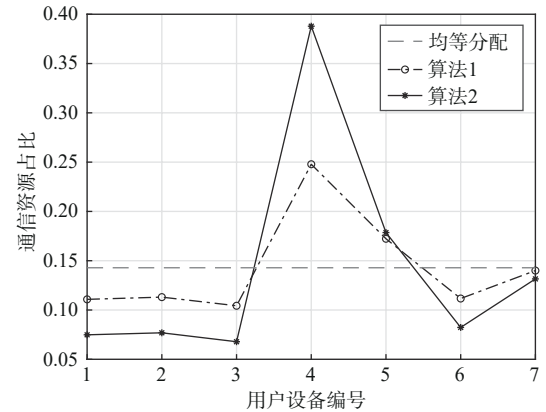


图6 通信资源占比的仿真比较结果

上述数据表明在以系统总时延最小化为优化目标时，对应优化算法更加注重整体时延而忽略了单

个设备任务间的公平性。当不同用户设备的任务量不同时, 计算资源的需求量不同, 这将导致算法1不能给对计算资源需求高的用户提供足够的资源而给这些用户带来不良体验。即在进行迭代运算时, 没有给数据量 D_i 更大的用户分配相应足够的通信资源, 也没有为任务所需计算量负载 F_i 更大的用户分配相应量的计算资源。综合以上仿真比较可知, 在对系统总时延有严格要求而对其他方面不进行设限时, 应当选择优化算法1, 而在其他情况下, 优化算法2的整体表现优于算法1。

在智慧教室系统的实际应用中, 优化算法2更加适用, 原因是智慧教室系统判定时延QoS时以最大单设备时延为准, 在该情况下, 优化算法2的最大单设备时延明显优于算法1。情感计算的准确性与分配的计算能力高度相关。算法2情况下考虑了公平性问题, 为更多的任务量相应分配了更多的资源, 有效地保证了所有用户设备对应情感计算都能够保持更高的准确率。

5 结束语

本文针对智慧教育大背景下的未来课堂方向, 首先对未来课堂中拥有情感计算的智慧教室系统框架进行介绍, 并在此框架基础上分析相关多资源联合优化问题, 提升系统QoS。其中, 初始多资源联合优化目标为实现系统总时延最小化。根据具体优化模型可知, 系统总时延包含计算时延和通信时延, 总时延受到计算资源以及通信资源限制。因此本文希望通过联合优化无线通信资源占比、服务器计算资源占比及设备发射功率来实现总时延最小化。在使用凸优化相关理论求解出优化算法之后, 根据智慧教室系统的情感计算的需求对资源优化算法进行改进, 将优化目标设定为最大单设备时延最小化, 最后得到改进后的算法的总时延略微大于原算法并且单设备最大时延明显小于原算法的仿真结果, 改进后的算法更加适合智慧教室系统。该算法可更好地用于未来课堂中智慧教室系统实现实时情感计算, 不盲目追求平均时延最小化, 有效地避免部分用户因时延过高而体验不佳的情况, 有助于因材施教, 提升学习效果。

针对本文对移动边缘计算资源分配策略的研究, 但仍存在不足, 具体还可以从考虑边缘计算的下行传输问题和设计更加精确的算法以获得问题的

解这两个方面来进行拓展研究。

参考文献:

- [1] 王立新, 田荔枝. 高校智慧教学系统建设探索与实践[J]. 安阳师范学院学报, 2023(2): 152-155.
WANG L X, TIAN L Z. Exploration and practice of building smart teaching system in colleges and universities[J]. Journal of Anyang Normal University, 2023(2): 152-155.
- [2] 程春梅. 智慧校园建设总体架构模型及典型应用分析[J]. 数字技术与应用, 2021, 39(2): 178-180.
CHENG C M. Research and analysis on the overall typical application and architecture model of building smart campus[J]. Digital Technology & Application, 2021, 39(2): 178-180.
- [3] 吴修国, 李亚琪, 汪思鹏. 基于教育大数据的混合式精准教学模式构建与应用[J]. 计算机教育, 2022(11): 142-145,150.
WU X G, LI Y Q, WANG S P. Construction and application of hybrid precision teaching model based on educational big data[J]. Computer Education, 2022(11): 142-145,150.
- [4] 盘东霞, 莫健樱. 我国智慧教育研究热点及趋势探讨: 基于知识图谱的可视化分析[J]. 电脑与电信, 2021(11): 99-104.
PAN D X, MO J Y. Discussion on the research hotspots and trends of wisdom education in china—visual analysis based on knowledge map[J]. Computer & Telecommunication, 2021(11): 99-104.
- [5] 王琪. SpringBoot在线学习系统的开发[J]. 互联网周刊, 2023(5): 60-62.
WANG Q. Development of SpringBoot online learning system[J]. China Internet Week, 2023(5): 60-62.
- [6] 丁继红. 多模态协作学习分析理论模型、实践逻辑和教育价值[J]. 远程教育杂志, 2023, 41(2): 95-104.
DING J H. The theoretical model, practice logic and educational value of multimodal collaborative learning analysis[J]. Journal of Distance Education, 2023, 41(2): 95-104.
- [7] 胡存兵, 张喜鲜. 大数据助力大规模个性化教育实践探索[J]. 中国教育技术装备, 2021(6): 34-37.
HU C B, ZHANG X X. Practice and exploration of large-scale personalized education assisted by big data[J]. China Educational Technology & Equipment, 2021(6): 34-37.
- [8] 吴吉义, 李文娟, 曹健, 等. 智能物联网AIoT研究综述[J]. 电信科学, 2021, 37(8): 1-17.
WU J Y, LI W J, CAO J, et al. AIoT: A taxonomy, review and future directions[J]. Telecommunications Science, 2021, 37(8): 1-17.
- [9] 李智杰. AIoT技术的发展趋势及面临问题探究[J]. 中国安防, 2022(6): 31-34.
LI Z J. Exploring the development trends and challenges of AIoT Technology [J]. China Security & Protection, 2022(6): 31-34.
- [10] 顾小清, 王超. 打开技术创新课堂教学的新窗: 刻画AIoT课堂应用场景[J]. 现代远程教育研究, 2021, 33(2): 3-12.
GU X Q, WANG C. New thinking for using technology to inno-

- vate classroom teaching: Portraying the application scenarios of AIoT in the classroom[J]. *Modern Distance Education Research*, 2021, 33(2): 3-12.
- [11] Y. H. Fan. Computational model analysis of affective cognitive reasoning in artificial intelligence[J]. *Journal of Shanghai Normal University (Philosophy and Social Sciences Edition)*, 2020, 49(02): 94-103.
- [12] 马磊, 吴慧, 郭晓蓓. 情感计算联合边缘计算在商业银行数字化转型中的应用探索[J]. *西南金融*, 2021(9): 40-51.
MA L, WU H, GUO X B. Application of affective computing and edge computing in the digital transformation of commercial banks[J]. *Southwest Finance*, 2021(9): 40-51.
- [13] 李洪修, 丁玉萍. 人工智能背景下情感教学的运行与实现[J]. *现代教育技术*, 2020, 30(9): 21-27.
LI H X, DING Y P. The operation and realization of affective teaching under the background of artificial intelligence[J]. *Modern Educational Technology*, 2020, 30(9): 21-27.
- [14] 徐振国, 张冠文, 孟祥增, 等. 基于深度学习的学习者情感识别与应用[J]. *电化教育研究*, 2019, 40(2): 87-94.
XU Z G, ZHANG G W, MENG X Z, et al. Learners' emotion recognition and its application based on deep learning[J]. *e-Education Research*, 2019, 40(2): 87-94.
- [15] 王冬青, 韩后, 邱美玲, 等. 基于情境感知的智慧课堂动态生成性数据采集方法与模型[J]. *电化教育研究*, 2018, 39(5): 26-32.
WANG D Q, HAN H, QIU M L, et al. Dynamic generative data acquisition methods and model based on context awareness in smart classroom[J]. *e-Education Research*, 2018, 39(5): 26-32.
- [16] 赵玲朗, 范佳荣, 唐焯伟, 等. 智慧学习资源进化框架、模型研究: 基于多目标优化视角[J]. *电化教育研究*, 2020, 41(12): 59-64.
ZHAO L L, FAN J R, Tang Y W, et al. Research on evolutionary framework and model of intelligent learning resources: multi-objective optimization perspective[J]. *e-Education Research*, 2020, 41(12): 59-64.
- [17] 朱珂, 张思妍, 刘濛雨. 基于情感计算的虚拟教师模型设计与应用优势[J]. *现代教育技术*, 2020, 30(6): 78-85.
ZHU K, ZHANG S Y, LIU M Y. The design and application advantages of virtual teachers model based on affective computing[J]. *Modern Educational Technology*, 2020, 30(6): 78-85.
- [18] LIU Y Q, PENG M G, SHOU G C, et al. Toward edge intelligence: multiaccess edge computing for 5G and Internet of Things[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(8): 6722-6747.
- [19] 王晓俊. 多输入融合水下图像增强与目标识别[D]. 舟山: 浙江海洋大学, 2022.
WANG X J. Multi-input fusion underwater image enhancement and target recognition[D]. Zhoushan: Zhejiang Ocean University, 2022.
- [20] 王哲. 边缘计算发展现状与趋势展望[J]. *自动化博览*, 2021(2): 22-29.
WANG Z. Development status and trend of edge computing[J]. *Automation Panorama*, 2021(2): 22-29.
- [21] 马兆星. 边缘计算环境下面向依赖性任务的分割策略研究和联合优化设计[D]. 安徽: 合肥工业大学, 2022.
MA Z X. Research on segmentation strategy and joint optimization design for dependent tasks in edge computing environment[D]. Anhui: Hefei University of Technology, 2022.
- [22] 施巍松, 张星洲, 王一帆, 等. 边缘计算: 现状与展望[J]. *计算机研究与发展*, 2019, 56(1): 69-89.
SHI W S, ZHANG X Z, WANG Y F, et al. Edge computing: state-of-the-art and future directions[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2019, 56(1): 69-89.
- [23] 周伟, 杜静, 汪燕, 等. 面向智慧教育的学习环境计算框架[J]. *现代远程教育研究*, 2022, 34(5): 91-100.
ZHOU W, DU J, WANG Y, et al. The learning environment computing framework for smart education[J]. *Modern Distance Education Research*, 2022, 34(5): 91-100.
- [24] 王薇, 王小奇, 李颖, 等. 5G+边缘计算技术赋能的智慧校园应用探究[J]. *中国新通信*, 2023, 25(21): 89-92.
WANG W, WANG X Q, LI Y, et al. Research on smart campus application enabled by 5G+edge computing technology[J]. *China New Telecommunications*, 2023, 25(21): 89-92.
- [25] 宋亚楼. 边缘计算在校园环境中的缓存优化与任务卸载研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2022.
SONG Y L. Research on cache and task offloading optimization of edge computing in campus environment[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2022.
- [26] ZHANG Z Y, ZHOU H, LI D W. Joint optimization of multi-user computing offloading and service caching in mobile edge computing[C]//*Proceedings of the 2021 IEEE/ACM 29th International Symposium on Quality of Service (IWQOS)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-2.
- [27] LI X Z. 5G converged network resource allocation strategy based on reinforcement learning in edge cloud computing environment[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, 2022: 6174708.
- [28] 郑玉玮, 毕婧华, 陆畅. 多媒体学习中的情绪设计: 理论基础和设计方法[J]. *现代教育科学*, 2019(2): 134-140, 151.
ZHENG Y W, BI J H, LU C. Emotional design in multimedia learning: the theoretical basis and design methods[J]. *Modern Education Science*, 2019(2): 134-140, 151.
- [29] WANG H Y, LI B, WU S, et al. Rethinking the learning paradigm for dynamic facial expression recognition[C]//*Proceedings of the 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 17958-17968.
- [30] LIU F, WANG H Y, SHEN S Y, et al. OPO-FCM: a computational affection based OCC-PAD-OCEAN federation cognitive modeling approach[J]. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 2023, 10(4): 1813-1825.
- [31] SHEN S Y, ZHOU A M. Temporal shift module with pretrained

representations for speech emotion recognition[J]. Intelligent Computing, 2024, 3: 0073.

- [32] SHEN S Y, GAO Y, LIU F, et al. Emotion neural transducer for fine-grained speech emotion recognition[C]//Proceedings of the ICASSP 2024 - 2024 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE Press, 2024: 10111-10115.
- [33] HUANG L J, WANG N Y, YANG Z Y, et al. Emotional computing at the Edge to Support Effective IoE Applications in Future Classroom[C]//Proceedings of the 2022 International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT). Piscataway: IEEE Press, 2022: 400-402.
- [34] 刘智勇. 5G超密集网络中面向移动边缘计算资源分配策略研究[D]. 北京: 北京信息科技大学, 2021.
LIU Z Y. Research on Resource Allocation Strategy for Mobile Edge Computing in 5G Ultra-dense Network[D]. Beijing: Beijing Information Science & Technology University, 2021.
- [35] CHEN M, HAO Y X. Task offloading for mobile edge computing in software defined ultra-dense network[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(3): 587-597.
- [36] YANG Z Y, MEI H B, WANG W Y, et al. Joint resource allocation for emotional 5G IoT systems using deep reinforcement learning[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2021, 12(12): 3517-3528.

[作者简介]



黄丽娟(1983-), 女, 博士, 四川天府新区麓湖小学校长, 主要研究方向为5G智慧校园、深度知识追踪、学科综合素质测评。



程正一(2002-), 男, 电子科技大学在读, 主要研究方向为智慧教育、深度知识追踪。



杨紫岩(1996-), 女, 东北师范大学信息科学与技术学院博士生, 主要研究方向为移动边缘计算、情感计算、移动学习、智慧学习、教育技术等。