



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

视频缓存策略中 QoE 和能量效率的公平联合优化

彭冬阳, 王睿, 胡谷雨, 祖家琛, 王田丰

引用本文

彭冬阳, 王睿, 胡谷雨, 祖家琛, 王田丰. [视频缓存策略中 QoE 和能量效率的公平联合优化](#)[J]. 计算机科学, 2022, 49(4): 312-320.

PENG Dong-yang, WANG Rui, HU Gu-yu, ZU Jia-chen, WANG Tian-feng. [Fair Joint Optimization of QoE and Energy Efficiency in Caching Strategy for Videos](#)[J]. Computer Science, 2022, 49(4): 312-320.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于 NOMA-MEC 的车联网任务卸载、迁移与缓存策略](#)

Task Offloading, Migration and Caching Strategy in Internet of Vehicles Based on NOMA-MEC

计算机科学, 2022, 49(2): 304-311. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210100157>

[移动边缘计算中基于深度强化学习的任务卸载研究进展](#)

Research Progress of Task Offloading Based on Deep Reinforcement Learning in Mobile Edge Computing

计算机科学, 2021, 48(7): 316-323. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200800095>

[高速公路中的移动边缘计算研究](#)

Research on Mobile Edge Computing in Expressway

计算机科学, 2021, 48(6A): 383-386. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200900212>

[车载边缘计算中基于深度强化学习的协同计算卸载方案](#)

Deep Reinforcement Learning-based Collaborative Computation Offloading Scheme in Vehicular Edge

Computing

计算机科学, 2021, 48(5): 270-276. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.201000005>

视频缓存策略中 QoE 和能量效率的公平联合优化

彭冬阳 王睿 胡谷雨 祖家琛 王田丰

中国人民解放军陆军工程大学 南京 210000

(pengdongyoung@163.com)

摘要 随着无线网络中视频流量的增长,内容分发网络和移动边缘计算技术被视为应对这一挑战的有效方案,其中缓存策略问题是研究的重要内容。面对不同的应用场景和需求,设计缓存策略时会考虑不同的优化目标。文中重点考虑了两个优化目标的公平性问题。对视频服务商而言,用户满意度(Quality of Experience, QoE)体现了服务的质量,而能量效率体现了成本效益和节能指标。在设计缓存策略时,由于无法明确哪个目标的优先级更高,因此需要对它们进行公平地优化。首先,对缓存策略问题的两个重要目标(QoE 和能量效率)进行数学建模,并提出了公平性原则。然后,将这两个优化目标作为博弈对象,代入纳什议价博弈模型中。接着,提出了一种确保公平性的多回合议价算法,并证明了该算法的合理性和有效性。最后,仿真实验验证,该算法能够在优化缓存策略的 QoE 和能量效率的同时保证它们之间的公平性。

关键词: 移动边缘计算;流媒体视频;缓存策略;多目标优化;公平性;纳什议价博弈

中图分类号 TP393

Fair Joint Optimization of QoE and Energy Efficiency in Caching Strategy for Videos

PENG Dong-yang, WANG Rui, HU Gu-yu, ZU Jia-chen and WANG Tian-feng

Army Engineering University of PLA, Nanjing 210000, China

Abstract With the increase in video traffic on wireless networks, content delivery networks and mobile edge computing are considered effective solutions to this problem, whereas caching strategy problem is an important issue of research. When facing different application scenarios and requirements, caching strategies are designed with different objectives. This study focuses on the fairness problem among different optimization objectives. For video service providers, the quality of experience (QoE) reflects the service performance, and energy efficiency reflects the cost-effectiveness and green energy-saving indicators. When designing a caching strategy, it is difficult to specify the objective with higher priority. Therefore, they need to be fairly optimized. First, the two important optimization objectives in the caching strategy problem (QoE and energy efficiency) are mathematically modeled, and the principle of fairness is proposed. Second, these two optimization objectives are innovatively consider as game players and are substituted into the Nash bargaining game model. Third, a multi-round bargaining algorithm is novelly proposed to ensure fairness, and the rationality and effectiveness of the proposed algorithm are rigorously proved. Finally, simulation experiments demonstrate that the proposed algorithm can optimize the QoE and energy efficiency of caching strategies while maintaining a balance between them.

Keywords MEC, Video streaming, Caching strategy, Multi-objective optimization, Fairness, Nash bargaining game

1 引言

近年来,随着各类视频应用的涌现,网络中的视频流量呈爆炸式增长。Cisco 预测,2022 年视频流量将占有流量的 82%^[1]。各类视频服务的普及丰富了人们的生活,但同时对未来移动网络的设计提出了挑战。视频用户对视频清晰度的要求不断提高,对视频时延越来越难以忍受,同时过高的流量资费也会降低用户体验^[2]。内容分发网络(Content Selivery

Networks, CDN)^[3] 和移动边缘计算(Mobile Edge Xomputing, MEC)^[4] 被认为可以有效地应对这一挑战。CDN 可以将流行度高的视频部署到靠近用户的网络边缘,MEC 服务器则提供了相应的储存和计算能力。

然而,由于移动网络中用户的位置是时变的,移动中的用户可能会通过多个 MEC 服务器来获取一个完整视频的各个片段,这就对视频缓存策略的设计提出了更高的要求。为了能在时变的无线网络环境中为视频传输提供更高的速率和

到稿日期:2021-08-03 返修日期:2021-12-08

基金项目:国家自然科学基金(62076251)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62076251).

通信作者:胡谷雨(huguyu@189.cn)

更低的延迟,HTTP 自适应流(HTTP Adaptive Streaming, HAS)技术被提出^[5-6]。其核心理念是将视频文件分成连续的视频段,并将每段编码为多个比特率,然后在视频播放过程中可以根据网络环境灵活地调整视频的比特率^[7]。这也意味着我们可以选择性地缓存某个视频的特定比特率的部分片段。

即使我们研究了很多技术和方案,但是对于海量的视频内容,我们的边缘存储设备显然还是无法将它们全部缓存下来。自 CDN 诞生以来,对缓存策略的研究就从未停止。缓存策略问题可以简单地描述为:如何从资源池中选择有限的内容并进行合理的部署,使得目标收益值最大。因此,缓存策略问题可以被视为一种优化问题^[8]。视频比特率、延迟节省量和视频流畅度是比较常用的优化目标,它们可以提升用户体验。由于能量成本的增加和环保标准日益严格,节能视频传输问题将会成为未来 5G 网络^[9]的一个关键性能指标。相比上一代视频压缩标准,新提出的 HEVC/H. 265 的计算量提高了至少 4 倍,这对服务器和终端的处理能力提出了更高的要求^[10]。因此,能量效率也开始成为缓存策略设计时需要重点考虑的因素。

基于不同的应用场景和目标,大多数论文的工作都是针对某一个关键目标进行优化,也有许多论文开始关注不同目标之间的联合优化问题。尽管各类多目标优化方法可以提高缓存策略的效率,但是这些方法没有考虑到对不同的目标进行优化时的公平性问题。公平性问题指,当面对多个优化目标时,如果无法明确判断哪个目标的优先级更高,那么我们应当公平地对待每个目标。也就是说,在优化过程中,每个目标应当取得同等程度的优化结果。然而,由于不同目标的数量级、权重不同,传统的多目标优化方法很难实现公平性。

因此,本文的研究重点是如何对具有竞争关系的两个目标实现公平的联合优化。我们考虑了缓存策略设计中的两个重要目标:QoE 和能量效率。QoE 目标体现了视频服务商提供的服务质量,而能量效率目标体现了成本效益和绿色节能指标。由于无法明确哪个目标更重要,在设计缓存策略时,应当保证这两个目标之间的公平性。为此,我们利用纳什议价博弈模型来求解该优化问题,并设计了一套优化算法来获得满足公平性的缓存策略。本文的主要工作如下:

(1)根据一个经典的基于 MEC 的自适应视频流系统,设计了 QoE 和能量效率优化目标,并推导出它们的数学模型。

(2)说明了优化过程中应当满足的公平性原则,然后将 QoE 目标和能量效率目标作为博弈对象,得到纳什议价博弈模型,并通过它求得公平的缓存策略。

(3)提出了一个公平的多回合博弈算法,并证明了通过此算法可以得到满足公平性目标的 Pareto 最优解。

2 相关工作

缓存策略一直是 CDN 和 MEC 研究中的重点问题,它的难点在于,缓存策略的优化问题是 NP 难^[3]。而在实际应用场景中,需要考虑的限制条件更多,影响因素也更复杂,因此

如何合理地设计缓存策略是许多研究的重点。Yan 等^[11]和 Poularakis 等^[12]分别以视频的传输时延和比特率为优化目标,获得了较高的 QoE;Wei 等^[13]和 Mehrabi 等^[14]研究了一个 MEC 系统的整体能量效率。

缓存策略问题的求解方法也各不相同。缓存策略问题可以被约化为 0-1 背包问题进行求解^[15-16];而一种基于贪心策略的启发式算法也取得了较好的效果^[17];文献[18-19]是定义一个效用函数来作为它们的优化目标,并通过凸优化算法来求得最优解。

通过引入 HTTP 自适应流^[20],我们可以对视频进行更灵活地缓存。一个视频可以被编码成几个片段,并分别缓存在几个相邻的边缘服务器上,从而更好地服务移动中的视频用户。由于在线流媒体服务允许用户自由地跳过自己不敢感兴趣的片段,因此我们可以选择性地缓存一个视频中最受欢迎的几个片段,而不是整个视频,从而充分地利用缓存空间^[21]。

面对更多样的应用需求时,多目标的联合优化逐渐受到重视。Chen 等^[22]基于排队论模型分析了能量效率和传输时延的关系,Zhang 等^[23]则讨论了传输延迟和安全性之间的平衡问题。文献[24-27]研究了网络吞吐量、视频比特率、缓存命中率等目标之间的联合优化问题。多目标的联合优化可以在复杂环境下提升缓存策略的性能,但同时带来了一个新的问题:各个目标之间的平衡。Chen 等^[22]通过分配权重的方式,得到一个新的目标函数进行求解。Alishah 等^[28]提出一种基于动态缓存效用的替换和调度算法,其主要思想是根据用户请求的优先级来更新缓存内容。

然而,在大多数情况下,不同目标之间的优先级很难区分,因此在联合优化的过程中需要公平地对待每一个目标。Zhang 等^[23]以带宽和缓存资源为研究对象,在缓存资源受限的情况下,实现满意度指标和频谱效率的共同优化。通过联合考虑视频比特率和网络资源分配也可以提升视频传输的性能和公平性^[29]。Yaiche 等^[30]通过用户带宽需求和预算间的博弈,获得了一种公平的带宽分配算法,使总网络收益最大化。

受以上研究的启发,我们研究了自适应视频流系统中两个重要的缓存策略目标:QoE 和能量效率,并且对两个目标进行联合优化,得到了可以满足公平性原则的缓存方案。

3 系统模型

本节首先介绍了基于 MEC 的自适应视频流系统的网络模型,并在此基础上提出了缓存策略问题中 QoE 目标和能量效率目标的数学模型。接着简要介绍了多目标优化问题,并提出了优化过程中应当满足的公平性原则。最后,利用纳什议价博弈模型来描述这两个目标的公平联合优化问题。

3.1 网络模型

图 1 给出了一个简单的 MEC 辅助的自适应视频流系统,源服务器和若干个边缘服务器相连接,这些边缘服务器位于与基站相邻的无线接入网络内。源服务器提供了一个视频

服务资源池,由于缓存空间有限,边缘服务器只能部署部分视频资源。当用户请求视频服务时,如果邻近的边缘服务器已经缓存了该视频,则可以直接返回给用户;否则,需要源服务器提供。

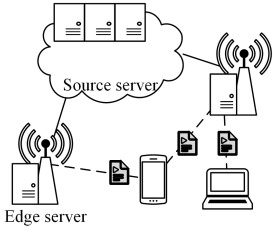


图1 MEC辅助的自适应视频流系统

Fig. 1 MEC-assisted adaptive streaming system

源服务器中所有视频的集合用 $M = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ 表示,视频文件 v_m 的码率为 r_m ,大小为 s_m 。假设所有的边缘服务器都部署了相同的缓存能力 C_c 。每个边缘服务器可以缓存一个视频的部分片段,缓存的部分占原视频的比例记为 x_m , $x_m \in [0, 1]$ 。每个用户通过边缘服务器来获取视频服务时的下载速率为 R_{EU} ,通过源服务器来获取视频服务时的下载速率为 R_{SU} 。

3.2 QoE 模型

文献[21, 31]指出,用对数规律来描述用户对电信服务的满意度是合理的。因此, QoE 被设为一个关于视频比特率的对数函数。

$$QoE = \beta \log(1 + \alpha r) \quad (1)$$

其中, r 为用户可以获得的视频播放码率, β 和 α 是两个参数。

接下来,将对视频播放码率进行分析。用户观看视频时可以从边缘服务器中获取已经缓存的视频内容,而没有缓存的视频内容只能直接从源服务器中获取。当用户观看一个完整的视频时,已缓存的视频片段的播放码率设为 r_c^p ,而未缓存的视频片段的播放码率设为 r_{uc}^p 。那么,用户的满意度分别为 $QoE_c = \beta \log(1 + \alpha r_c^p)$ 和 $QoE_{uc} = \beta \log(1 + \alpha r_{uc}^p)$ 。

用户观看视频 v_m 的未缓存片段时,只能从源服务器获取,因此视频播放码率是由视频本身的码率和下载速率决定的: $r_{uc}^p = \min\{r_m, R_{SU}\}$ 。当用户观看视频 v_m 的已缓存片段时,可以从边缘服务器获取,视频播放码率用 $r_c^p = \min\{r_m, R_{EU}\}$ 表示。

假设用户观看一整段视频的体验是直接由观看已缓存片段和未缓存片段的体验线性组合而成。

$$QoE = x_m QoE_c + (1 - x_m) QoE_{uc} \quad (2)$$

为了得到较为简单的视频播放码率表达形式,我们对视频本身的码率和下载速度进行了合理的约束限制。假如 $R_{SU} \geq r_m$,则用户可以轻松地源服务器中获取视频资源,边缘服务器就失去了它的作用。因此 R_{SU} 应该小于 r_m ,即:

$$r_{uc}^p = \min\{r_m, R_{SU}\} = R_{SU} \quad (3)$$

假如 $R_{EU} < r_m$,则用户无法正常地从边缘服务器获取视频服务,视频服务商显然不愿意这样的情况出现。因此,可以合理地假设视频服务商会确保 $R_{EU} \geq r_m$ 。从而推断出:

$$r_c^p = \min\{r_m, R_{EU}\} = r_m \quad (4)$$

在以上假设的基础上,我们得到了视频 v_m 的 QoE 关于其缓存比例 x_m 的函数。

$$\begin{aligned} QoE(x_m) &= x_m QoE_c + (1 - x_m) QoE_{uc} \\ &= x_m \beta \log(1 + \alpha r_c^p) + (1 - x_m) \beta \log(1 + \alpha r_{uc}^p) \\ &= x_m \beta \log(1 + \alpha r_m) + (1 - x_m) \beta \log(1 + \alpha R_{SU}) \\ &= \beta \log \frac{1 + \alpha r_m x_m}{1 + \alpha R_{SU} x_m} + \beta \log(1 + \alpha R_{SU}) \end{aligned} \quad (5)$$

基于以上讨论,我们研究了如何在边缘服务器上合理地缓存所有视频,从而得到 QoE 优化模型。

$$M1: \max_X \sum_{m \in M} QoE(x_m) \quad (6)$$

$$\text{s. t. } x_m \in [0, 1] \quad (6a)$$

$$\sum_{m \in M} x_m s_m \leq C_c \quad (6b)$$

为了便于在后文中进行分析,我们将上述问题转化成对应的求最小值的优化问题。

$$M1': \min_X \sum_{m \in M} Q(x_m) = \sum_{m \in M} -QoE(x_m) \quad (7)$$

$$\text{s. t. } x_m \in [0, 1] \quad (7a)$$

$$\sum_{m \in M} x_m s_m \leq C_c \quad (7b)$$

3.3 能量效率模型

系统运行过程中的能量消耗与很多因素有关,除了系统正常运行所需的能量,额外的能量消耗主要产生于对视频文件的缓存、处理和传输上^[26]。当用户请求某视频文件时,针对不同的缓存状态,系统正常运行的能量消耗是无法避免的。然而,如果用户请求的视频文件已经缓存在边缘服务器上,那么从源服务器获取视频的过程中产生的缓存视频和传输视频的能量消耗就可以避免。因此,我们将从这两个角度对缓存策略中的能量消耗问题进行研究。用 μ_c 表示存储 1bit 数据的能量消耗,它往往由硬件技术决定^[32],将视频 v_m 缓存下来的能量消耗为 $EC_c = \mu_c s_m$;用 μ_t 表示传输 1bit 数据的能量消耗, R^* 表示链路的传输速率,那么传输视频 v_m 的能量效率可以表示为 $EC_t = \mu_t s_m \frac{s_m}{R^*}$ 。因为每次传输视频时都会产生 EC_t ,而每个视频被传输给用户的频率是不同的,所以考虑在计算 EC_t 时增加一个表示视频被请求的概率的参数 μ_p ,从而得到视频 v_m 的总体能量效率为 $EC = EC_c + \mu_p EC_t$ 。其中,假设一个视频被请求的概率 μ_p 与其流行度相关,而每个视频的流行度服从 Zipf 分布^[33],也就是说, $\mu_{p,m} = \frac{1}{m^\sigma \sum_{i=1}^n (1/i)^\sigma}$, $m = 1, 2, \dots, M$ 。

假设边缘服务器只缓存部分视频内容,那么视频 v_m 的总体能量效率关于其缓存比例 x_m 的函数为:

$$\begin{aligned} E(x_m) &= EC_c + \mu_p EC_t \\ &= \mu_c s_m x_m + \mu_p \mu_t s_m x_m \frac{s_m x_m}{R_{CU}} + \mu_p \mu_t s_m (1 - x_m) \\ &= \frac{s_m (1 - x_m)}{R_{SU}} \\ &= \mu_c s_m x_m + \mu_p \mu_t \frac{(s_m x_m)^2}{R_{CU}} + \mu_p \mu_t \frac{s_m^2 (1 - x_m)^2}{R_{SU}} \end{aligned} \quad (8)$$

基于以上讨论,我们研究了如何在边缘服务器上合理地缓存所有视频,从而得到能量效率优化模型。

$$M2: \min \sum_{m \in M} E(x_m) \quad (9)$$

$$\text{s. t. } x_m \in [0, 1] \quad (9a)$$

$$\sum_{m \in M} x_m s_m \leq C_c \quad (9b)$$

3.4 多目标优化问题

从 $M1'$ 和 $M2$ 可以看出, QoE 目标的最大化和能量效率的最小化存在竞争关系, 因此我们从多目标优化的角度进行研究。

定义 1 多目标优化问题可以描述为:

$$\min F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_l(x))^T \quad (10)$$

$$\text{s. t. } g_i(x) \leq 0, i=0, 1, 2, \dots, q \quad (10a)$$

$$h_j(x) = 0, j=0, 1, 2, \dots, p \quad (10b)$$

其中, x 表示一个策略, $f_l(x)$ 表示第 l 个目标函数。

定义 2 (Pareto 占优) 考虑两个可行解 a 和 b , 当且仅当: $\{\forall l \in \{1, 2, \dots, n\}, f_l(a) \leq f_l(b)\} \wedge \{\exists k \in \{1, 2, \dots, n\}, f_k(a) < f_k(b)\}$, 称 a Pareto 占优于 b 。

定义 3 (Pareto 最优解) 对于可行解 x^* , 当且仅当不存在其他可行解 x Pareto 占优于 x^* , 称 x^* 为 Pareto 最优解。Pareto 最优解可以形象地理解为: 无法在不损害其他目标的前提下对该解中的某个目标进一步进行优化。

然而, 我们的目标不仅是得到一个 Pareto 最优解, 还要保证这个解符合两个目标之间的公平性。

3.5 公平性原则

定义 4 (最大最小公平性) 最大最小公平性原则是一种用于解决网络中资源公平分配问题的简单且得到公认的方法^[34]。用 x^{fair} 表示可以令 QoE 目标和能量效率目标符合最大最小公平性的解, x_Q^{best} 和 x_E^{best} 分别为 QoE 模型和能量效率模型的最优解, 那么 QoE 目标的最优值和最差值分别为 $Q^{\text{best}} = Q(x_Q^{\text{best}})$ 和 $Q^{\text{worst}} = Q(x_E^{\text{best}})$, 相应地, 能量效率目标的最优值和最差值分别为 $E^{\text{best}} = E(x_E^{\text{best}})$ 和 $E^{\text{worst}} = E(x_Q^{\text{best}})$ 。那么 x^{fair} 可以定义为:

$$\arg \max_x \min \left\{ \frac{Q^{\text{worst}} - Q(x)}{Q^{\text{worst}} - Q^{\text{best}}}, \frac{E^{\text{worst}} - E(x)}{E^{\text{worst}} - E^{\text{best}}} \right\} \quad (11)$$

定义 5 (比例公平性) 假设 x^* 是 QoE 模型和能量效率模型的一个解, 那么称 x^* 满足比例公平, 当且仅当:

$$\frac{Q^{\text{worst}} - Q(x^*)}{Q^{\text{worst}} - Q^{\text{best}}} = \frac{E^{\text{worst}} - E(x^*)}{E^{\text{worst}} - E^{\text{best}}} \quad (12)$$

式(12)表明 QoE 和能量效率这两个目标都在其最差性能的基础上得到了同比例的改进。

定理 1 如果一个 Pareto 最优解满足比例公平性, 那么它也满足最大最小公平性。

证明: (反证法) 假设存在一个 Pareto 最优解 x 满足比例公平性, 但不满足最大最小公平性, 那么, 假设存在另一个满足最大最小公平性的 Pareto 最优解 x' , 从而有:

$$\begin{aligned} & \min \left\{ \frac{Q^{\text{worst}} - Q(x')}{Q^{\text{worst}} - Q^{\text{best}}}, \frac{E^{\text{worst}} - E(x')}{E^{\text{worst}} - E^{\text{best}}} \right\} > \\ & \min \left\{ \frac{Q^{\text{worst}} - Q(x)}{Q^{\text{worst}} - Q^{\text{best}}}, \frac{E^{\text{worst}} - E(x)}{E^{\text{worst}} - E^{\text{best}}} \right\} \\ & = \frac{Q^{\text{worst}} - Q(x)}{Q^{\text{worst}} - Q^{\text{best}}} = \frac{E^{\text{worst}} - E(x)}{E^{\text{worst}} - E^{\text{best}}} \end{aligned} \quad (13)$$

因此, 可以得到:

$$\begin{cases} \frac{Q^{\text{worst}} - Q(x')}{Q^{\text{worst}} - Q^{\text{best}}} > \frac{Q^{\text{worst}} - Q(x)}{Q^{\text{worst}} - Q^{\text{best}}} \\ \frac{E^{\text{worst}} - E(x')}{E^{\text{worst}} - E^{\text{best}}} > \frac{E^{\text{worst}} - E(x)}{E^{\text{worst}} - E^{\text{best}}} \end{cases} \quad (14)$$

式(14)表明 x 不是一个 Pareto 最优解, 而这与初始假设相矛盾。因此, 定理 1 得证。

定理 1 表明, 我们可以通过寻找一个满足比例公平性的 Pareto 有效解来实现 QoE 目标和能量效率目标的最大最小公平性。

3.6 纳什议价博弈模型

纳什议价博弈^[35] 主要指博弈双方通过协商方式来解决利益的分配问题, 并且已被应用于多目标优化问题中^[30, 36]。考虑一个博弈模型, p_1 和 p_2 是两个博弈者, a 表示一个可行解, A 表示所有可行解的集合, $a \in A$, $u_i(\cdot)$ 表示 p_i 的目标值, 那么所有可行解的目标值的集合定义为 $U = \{u = (u_1(a), u_2(a)) \mid a \in A\}$ 。将博弈者所能接受的最差的目标值称为威胁值, 定义为 $T = (t_1, t_2)$ 。那么纳什博弈模型可以表示为 (U, T) , $U \subset \mathbb{R}^2$, $T \subset U$ 。

定义 6 纳什议价解 (Nash Bargaining Solution, NBS)^[30]

当映射 $F: (U, T) \rightarrow U$ 满足以下性质时:

- (1) U 为一个凸紧集合
- (2) 存在 $u \in U$, 满足 $u > T$, 即 $u_1(a) \geq t_1, u_2(a) \geq t_2$
- (3) $F(U, T)$ 是 Pareto 最优解
- (4) 线性变换不变性
- (5) 对称性
- (6) 无关独立选择性

该纳什议价博弈模型存在唯一的纳什议价解 u^* , 该解可以由以下优化模型得到:

$$u^* = \arg \max_{u \in U} (u_1 - t_1)(u_2 - t_2) \quad (15)$$

3.7 QoE 和能量效率的议价博弈模型

由式(5)和式(8)可以看出, 对于视频文件 v_m 而言, QoE 目标和能量效率目标存在竞争关系。QoE 目标希望 v_m 的缓存比例 x_m 越高越好, 而能量效率目标与之相反。纳什议价博弈模型是一种对存在竞争关系的两个目标进行优化的模型, 因此很适合对 QoE 目标和能量效率目标进行联合优化, 以求得一种公平的缓存策略。

将 QoE 目标和能量效率目标看作博弈双方, 那么这两个目标的纳什议价博弈模型可以描述为:

$$Q: \max (t_Q - \sum_{m \in M} Q(x_m)) (t_E - \sum_{m \in M} E(x_m)) \quad (16)$$

$$\text{s. t. } x_m \in [0, 1] \quad (16a)$$

$$\sum_{m \in M} x_m s_m \leq C_c \quad (16b)$$

$$\sum_{m \in M} Q(x_m) \leq t_Q \quad (16c)$$

$$\sum_{m \in M} E(x_m) \leq t_E \quad (16d)$$

其中, t_Q 和 t_E 分别表示博弈过程中 QoE 目标和能量效率目标的威胁值。模型 Q 的 NBS 定义为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m \mid m \in M\}$, 用 $u_Q(X) = \sum_{m \in M} Q(x_m)$ 表示 QoE 的目标值, $u_E(X) = \sum_{m \in M} E(x_m)$ 表示能量效率的目标值。我们将模型 Q 转化成

一个凸优化问题进行求解。

$$Q': \max \ln(t_Q - \sum_{m \in M} Q(x_m)) + \ln(t_E - \sum_{m \in M} E(x_m)) \quad (17)$$

$$\text{s. t. Equation}(16) - a, b, c, d \quad (17\text{-a})$$

定理 2 如果 $Q(x_m)$ 和 $E(x_m)$ 为凸函数, 那么优化问题 Q' 为凸优化问题。

证明: 由凸函数的性质可以得到: 当 $f(x)$ 为凸函数时, $\ln(a - \sum f(x))$ 是一个凹函数, $\max \ln(a - \sum f(x))$ 是一个凸优化问题。同理, 当 $Q(x_m)$ 和 $E(x_m)$ 均为凸函数时, 问题 Q' 为凸优化问题。定理 2 证明完毕。

4 求解算法

从问题 Q 中可以看出, NBS 与威胁值 (t_Q, t_E) 的取值有直接关系, 每名博弈者可以通过调整自身的威胁值来提升自身的性能。

定理 3 任何博弈者单方面地降低自身的威胁值则可以在博弈中提升其性能表现。

证明: 假设当威胁值为 (t_Q, t_E) 时, 问题 Q 的 NBS 为 X ; 若 QoE 目标将其威胁值降低, 对于威胁值 (t'_Q, t_E) , $t'_Q < t_Q$, 新议价问题的 NBS 为 X' 。

因为 X 是威胁值 (t_Q, t_E) 下的最优解, 那么有:

$$(t_Q - u_Q(X))(t_E - u_E(X)) > (t_Q - u_Q(X'))(t_E - u_E(X')) \quad (18)$$

同理:

$$(t'_Q - u_Q(X'))(t_E - u_E(X')) > (t'_Q - u_Q(X))(t_E - u_E(X)) \quad (19)$$

因为不等式的括号内的式子都是正值, 所以我们可通过化简得到:

$$(t_Q - u_Q(X))(t'_Q - u_Q(X')) > (t_Q - u_Q(X'))(t'_Q - u_Q(X)) \quad (20)$$

通过整理可以得到:

$$(t_Q - t'_Q)(u_Q(X) - u_Q(X')) > 0 \quad (21)$$

因为 $t'_Q < t_Q$, 所以 $u_Q(X') < u_Q(X)$ 。与 X 相比, X' 的 QoE 目标的目标值降低了, 意味着它提升了自身的性能表现。定理 3 证明完毕。

通过定理 3, 我们可以得出结论: 在不造成议价博弈失败的前提下, 两个博弈者的策略都是通过降低自身的威胁值来获得更好的博弈结果。但是, 任何博弈者都不能无限制地降低自身的威胁值, 否则会造成问题 Q 无解。因此, 我们设计了一个公平的多回合议价算法 (Fair Multi-round Bargaining Algorithm, FMBA) 来解决这个问题, 如算法 1 所示。

算法 1 公平的多回合议价算法 (FMBA)

输入: Max-iter, C_c , 集合 M 和参数 $\alpha, \beta, \sigma, \mu_c, \mu_t$

输出: 公平的缓存策略 X^{best}

1. 求解模型 M_1' 和 M_2 , 分别得到两个目标的最优值和最差值 $Q^{\text{best}}, Q^{\text{worst}}, E^{\text{best}}, E^{\text{worst}}$
2. 设置初始威胁值 $(t_Q^1, t_E^1) = (Q^W, E^W)$, 得到议价博弈 (U^1, T^1)
3. 求解 (U^1, T^1) , 得到 NBS X^1
4. 设置 $(t_Q^2, t_E^2) = (\frac{1}{2}(t_Q^1 + u_Q^1), \frac{1}{2}(t_E^1 + u_E^1))$

5. for $k \leftarrow 2$ to Max-iter do

6. 求解新的纳什议价博弈 (U^k, T^k) , 得到 X^k

7. 设置 $(t_Q^{k+1}, t_E^{k+1}) = (\frac{1}{2}(t_Q^k + u_Q^k), \frac{1}{2}(t_E^k + u_E^k))$

8. if $t_Q^k = u_Q^k$ or $t_E^k = u_E^k$ do

9. break

10. end if

11. end for

12. return $X^{\text{best}} = X^k$

算法 1 的核心思想是, 通过多回合的议价博弈, 两名博弈者不断降低自身威胁值以提升自己的表现, 但是要确保每回合的议价结果都是公平的, 即满足定义 4 和定义 5。为了实现这一目标, 我们提出了以下几个步骤:

(1) 设置模型 Q 的初始威胁值, 通过求解 Q 得到初始的缓存策略为 X^1 。

(2) 对每回合议价博弈中的威胁值进行调整, 得到对应的更新后的缓存策略 X' , 并确保 X' 对 QoE 和能量效率的性能提升是公平的。

(3) 重复步骤 (2), 实现对缓存策略的迭代优化, 并设置终止条件, 得到最终的缓存策略。

接下来, 我们将解释算法 1 中每个步骤, 并证明它们的合理性。

对多回合议价博弈中的参数进行定义。 k 表示博弈的回合数, (t_Q^k, t_E^k) 表示第 k 回合博弈双方的威胁值, X^k 表示第 k 回合问题 Q 的 NBS。如算法 1 的第 2 行所示, 将威胁值的初始值设置为 (Q^W, E^W) , 通过定理 4 证明了这种做法的合理性。

定理 4 对于威胁值 (Q^W, E^W) , 问题 Q 的 NBS X^* 满足比例公平性。

证明: 当威胁值为 (Q^W, E^W) 时, 该纳什议价博弈问题可以用 (U, T) 表示, 其中 $U = (u_Q, u_E) = (\sum_{m \in M} Q(X^*), \sum_{m \in M} E(X^*))$, $T = (t_Q, t_E) = (Q^W, E^W)$ 。

假设存在另一个纳什议价博弈问题 (U', T') , 其中 $T' = (t_Q', t_E') = (\theta t_Q + \gamma, t_E)$ 。由线性变换不变性 (定义 6(4)) 可知:

$$U' = (u_Q', u_E') = (\theta u_Q + \gamma, u_E) \quad (22)$$

令 $\theta = \frac{E^W - E^B}{Q^W - Q^B}$, $\gamma = \frac{Q^W E^B - Q^B E^W}{Q^W - Q^B}$, 通过化简可知:

$$\begin{aligned} t_Q' &= \theta t_Q + \gamma \\ &= \frac{E^W - E^B}{Q^W - Q^B} Q^W + \frac{Q^W E^B - Q^B E^W}{Q^W - Q^B} \\ &= \frac{Q^W E^W - Q^B E^W}{Q^W - Q^B} \\ &= E^W \end{aligned} \quad (23)$$

而 $t_E' = t_E = E^W$, 因此 $t_Q' = t_E'$ 。

由对称性 (定义 6(5)) 可知: 在新的议价博弈 (U', T') 中, 因为 $t_Q' = t_E'$, 所以 $u_Q' = u_E'$ 。再结合式 (22), 可知:

$$\theta u_Q + \gamma = u_E \quad (24)$$

通过简单的化简, 可以证明:

$$\theta Q^B + \gamma = \frac{E^W - E^B}{Q^W - Q^B} Q^B + \frac{Q^W E^B - Q^B E^W}{Q^W - Q^B} = E^B \quad (25)$$

$$\theta Q^W + \gamma = \frac{E^W - E^B}{Q^W - Q^B} Q^W + \frac{Q^W E^B - Q^B E^W}{Q^W - Q^B} = E^W \quad (26)$$

通过式(24)和式(25)可得:

$$\theta(Q^W - u_Q) = E^W - u_E \quad (27)$$

通过式(24)和式(26)可得:

$$\theta(Q^W - Q^B) = E^W - E^B \quad (28)$$

再将式(27)和式(28)相比,可得:

$$\frac{Q^W - u_Q}{Q^W - Q^B} = \frac{E^W - u_E}{E^W - E^B} \quad (29)$$

根据定义 4 和定义 5 可知,对于威胁值 (Q^W, E^W) ,问题 Q 的 NBS X^* 满足比例公平性,即是一个最大最小公平解。定理 4 证明完毕。

在定理 4 的基础上,我们获得了一个满足公平性的解,但是这个解的性能表现较差。因此需要降低 QoE 和能量效率的威胁值来提升其表现,并确保公平性不会受到影响。

我们将威胁值的调整策略设计为: $(t_Q^{k+1}, t_E^{k+1}) = (\frac{1}{2}(t_Q^k + u_Q^k), \frac{1}{2}(t_E^k + u_E^k))$,也就是说,将当前回合的威胁值与该威胁值下的 NBS 的目标值的平均值作为下一回合的威胁值。接下来,通过定理 5 来证明该调整策略不会影响两个目标之间的公平性。

定理 5:假设第 k 回合和第 $k+1$ 回合博弈的 NBS 分别为 X^k 和 X^{k+1} ,如果 X^k 满足比例公平性且 $(t_Q^{k+1}, t_E^{k+1}) = (\frac{1}{2}(t_Q^k + u_Q^k), \frac{1}{2}(t_E^k + u_E^k))$,那么 X^{k+1} 也满足比例公平性。

证明:因为 $T^k = (t_Q^k, u_Q^k)$, $T^{k+1} = (t_Q^{k+1}, t_E^{k+1}) = (\frac{1}{2}(t_Q^k + u_Q^k), \frac{1}{2}(t_E^k + u_E^k))$,所以第 $k+1$ 回合的议价博弈模型 (U^{k+1}, T^{k+1}) 可以被看作是第 k 回合的博弈模型 (U^k, T^k) 经过空间平移而得。那么,根据线性变换不变性(定义 6(4)),我们可以得到:

$$(u_Q^{k+1}, u_E^{k+1}) = (\frac{1}{2}(u_Q^k + u_Q^k), \frac{1}{2}(u_E^k + u_E^k)) = (u_Q^k, u_E^k) \quad (30)$$

因为 $\frac{Q^W - u_Q^k}{Q^W - Q^B} = \frac{E^W - u_E^k}{E^W - E^B}$,所以 $\frac{Q^W - u_Q^{k+1}}{Q^W - Q^B} = \frac{E^W - u_E^{k+1}}{E^W - E^B}$,即 X^{k+1} 也满足比例公平性。定理 5 证明完毕。

推论 1 在算法 1 中,每回合的议价博弈模型的 NBS 都可以满足 QoE 目标和能量效率目标之间的公平性。

证明:在定理 4 和定理 5 的基础上,我们可以利用数学归纳法证明,对于任意的第 k 回合,议价博弈模型的 NBS X^k 都满足比例公平性。结合定理 1 可知, X^k 也满足最大最小公平性,即可以满足 QoE 目标和能量效率目标之间的公平性。推论 1 证明完毕。

通过初始威胁值和威胁值调整策略,我们已经在每回合的议价博弈中求得一个符合公平性的解。由于每次下调威胁值都会降低目标的目标值,也就是说,算法 1 随着博弈次数的

增加,目标的表现也不断得到优化。下一个需要解决的问题是我们应该让算法在何时停止。因此给出了定理 6。

定理 6 当 $t_Q^k = u_Q^k$ 或者 $t_E^k = u_E^k$ 中至少有一个条件成立时,多回合议价博弈应当停止。

证明:分 3 种情况进行讨论。

情况 1 仅有 $t_Q^k = u_Q^k$ 成立。假如再进行第 $k+1$ 回合博弈,可知:

$$t_Q^{k+1} = \frac{1}{2}(t_Q^k + u_Q^k) = t_Q^k \quad (31)$$

$$t_E^{k+1} = \frac{1}{2}(t_E^k + u_E^k) < t_E^k \quad (32)$$

根据定理 1,第 $k+1$ 回合时,能量效率目标单方面地降低了其威胁值,因此可以得到 $u_E^{k+1} < u_E^k$ 。而 QoE 目标的威胁值不变,所以 $u_Q^{k+1} \geq u_Q^k$ 。因为 $\frac{Q^W - u_Q^k}{Q^W - Q^B} = \frac{E^W - u_E^k}{E^W - E^B}$,所以易知 $\frac{Q^W - u_Q^{k+1}}{Q^W - Q^B} \neq \frac{E^W - u_E^{k+1}}{E^W - E^B}$ 。因此,第 $k+1$ 回合的 NBS 会导致两个目标间的不公平。

情况 2 仅有 $t_E^k = u_E^k$ 成立。同情况 1。

情况 3 $t_Q^k = u_Q^k$ 和 $t_E^k = u_E^k$ 同时成立。假如再进行第 $k+1$ 回合博弈,可知, $t_Q^{k+1} = \frac{1}{2}(t_Q^k + u_Q^k) = t_Q^k$, $t_E^{k+1} = \frac{1}{2}(t_E^k + u_E^k) = t_E^k$,即博弈双方的威胁值都没有变化。因此,第 $k+1$ 回合时,议价博弈模型将不会发生变化,博弈的结果将一直收敛于 X^k 。

综合上述 3 种情况,当 $t_Q^k = u_Q^k$ 或者 $t_E^k = u_E^k$ 中至少有一个条件成立时,多回合博弈应当停止。定理 6 证明完毕。

通过定理 1—定理 6 的分析,我们证明了算法 1 的合理性,下面将通过仿真实验对算法的性能进行分析。

5 实验及结果分析

在本节中,所有的仿真实验都是用 MATLAB 2018A 实现的,并在具有 Intel(R) Core(TM) i7-8750H CPU @ 2.20 GHz 32GB 内存的计算机上运行。

5.1 实验参数的设置

在本文的仿真实验中,假设有 500 种不同的视频,每个视频的时长在 1~60 min 之间均匀分布。假设视频有 4 种比特率:8 Mbps,3 Mbps,10 Mbps 和 20 Mbps。在能量效率模型(M2)中,假设不同视频的流行度遵循 Zipf 分布,并将 $\sigma = 0.75$ 设为默认值。我们参考了文献[27,32]来设置模型 M_1' 和 M_2 中的参数。 M_1' 中函数的参数设置为 $\beta = 1, \alpha = 10$; M_2 中的缓存能耗系数为 $\mu_c = 2.5 \times 10^{-9}$ Watt/bit,传输能耗系数为 $\mu_t = 6 \times 10^{-6}$ Watt/bit。网络模型中的默认参数设置为: $R_{EU} = 100$ Mbps, $R_{SU} = 10$ Mbps 和 $C_c = 100$ GB。

5.2 比较的算法

实验将 FMBA 的性能与现有的算法进行了比较。

基于流行度的算法(Popularity-based Algorithm, PBA)^[22]是一种基于视频流行度的缓存算法,其主要思想是为具有较高受欢迎度和比特率的视频分配更高的权重,并在选择缓存内容时用权重较高的视频代替权重最低的视频。

基于比特率的贪婪算法(Birate Greedy-based Algorithm, BGBA)是^[15]一种基于贪婪策略的算法,其主要思想是在缓存空间允许时优先缓存具有更高比特率的视频。

基于聚合函数的算法(Aggregate Function-based Algorithm, AFBA)是一种多目标优化问题的常用方法,它对 QoE 目标和能量效率目标进行最大最小归一化,并形成了一个新的聚合目标函数: $F(x) = \frac{Q^{\text{worst}} - Q(x)}{Q^{\text{worst}} - Q^{\text{best}}} + \frac{E^{\text{worst}} - E(x)}{E^{\text{worst}} - E^{\text{best}}}$ 。

5.3 实验结果分析

根据上述仿真实验设置,我们从 QoE、能量效率、公平性和算法运行时间等方面将 FMBA 与其他 3 种算法进行了比较。

首先,我们分析了 QoE 指标随着缓存容量增加时的变化情况。为了便于清晰地比较,使用 QoE 的最大值(当缓存容量为 1000GB 时, BGBA 的 QoE 值)对 QoE 指标进行标准化。图 2 给出了标准化 QoE 的变化情况。可以看出, BGBA 可以实现最高的 QoE,因为它优先缓存比特率最高的视频,这与 QoE 函数呈正相关。本文提出的 FMBA 和 AFBA 的性能接近,并且它们与 BGBA 之间的性能差距不超过 15%。PBA 关注了视频的流行度,因此当缓存容量增加时,它对 QoE 的提升并不明显。

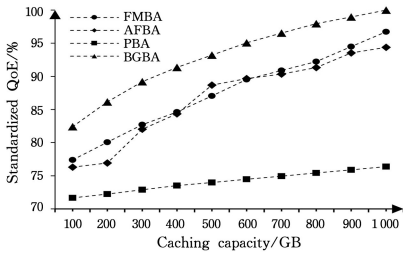


图 2 QoE 指标的性能评价

Fig. 2 Performance evaluation of QoE

图 3 给出了能量消耗指标的变化情况。与图 2 类似,我们使用能量消耗的最大值(当缓存容量为 1000 Gb 时, BGBA 的能耗值)对能耗指标进行标准化。正如第 1 节所分析, QoE 和能量效率是两个相互竞争的目标。BGBA 和 PBA 的能量消耗量很高,带来了昂贵的能耗成本。然而,所提出的 FMBA 和 AFBA 在缓存视频时考虑了能量效率因素,因此随着缓存容量的增加, FMBA 和 AFBA 的能耗增加比较缓慢。此外, FMBA 的整体性能优于 AFBA。

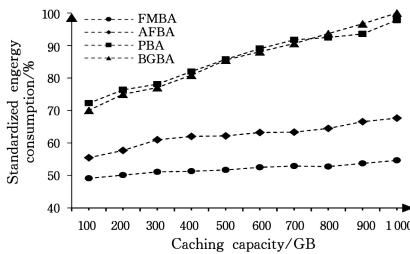


图 3 能量消耗指标的性能评价

Fig. 3 Performance evaluation of energy consumption

公平性指标定义为:

$$FairIndex = \begin{cases} I_Q/I_E - 1, & I_Q > I_E \\ I_E/I_Q - 1, & I_Q \leq I_E \end{cases} \quad (33)$$

$$I_Q = \frac{Q^{\text{worst}} - Q(x^*)}{Q^{\text{worst}} - Q^{\text{best}}}, I_E = \frac{E^{\text{worst}} - E(x^*)}{E^{\text{worst}} - E^{\text{best}}}$$

显然, FairIndex 值越小,两个目标性能提升的差异就越小。FairIndex=0 表示 QoE 和能量效率获得相同的性能提升。

从图 4 可以看出 FMBA 的公平性指标是最优的。AFBA 可以在一定程度上满足公平性,但其性能不如 FMBA。而 BGBA 和 PBA 没有注意公平性,因此在最坏的情况下,两个目标的性能提升相差近 3 倍。通过计算, FMBA 的 FairIndex 的平均值为 0.06798, 方差为 0.00205。这表明 FMBA 得到的缓存策略在 QoE 目标和能量效率目标上有几乎相同的性能提升,也就意味着 FMBA 是一个真正公平的算法。其他算法的统计数据如表 1 所列。

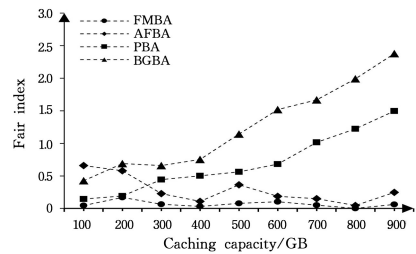


图 4 公平性指标的评价

Fig. 4 Performance evaluation of fairness

表 1 4 种算法的统计数据

Table 1 Statistics of four algorithms

Statistics	FMBA	AFBA	PBA	BGBA
Mean value	0.06798	0.27376	0.78613	1.39527
Variance	0.00205	0.04034	0.27007	0.62508

由于所提算法使用了 MATLAB 自带的求解器,其时间复杂度难以计算,因此我们对算法的运行时间进行分析。在相同的运行环境下,通过改变这些算法的参数来比较算法运行时间的变化。

图 5 和图 6 给出了算法的运行时间随着缓存容量和视频数目的增加而变化的情况。从图 5 可以看出,这 4 种算法的运行时间不会随缓存容量的增加而发生显著变化,而 FMBA 的运行时间要长于其他 3 种算法。如图 6 所示,随着视频数目的增加,4 种算法的运行时间都在增加。虽然 FMBA 的增加多于其他 3 种算法,但它整体上仍处于线性增长趋势。

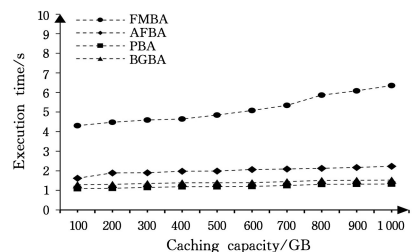


图 5 同缓存能力下运行时间的比较

Fig. 5 Running time comparison with different caching capacities

接下来,我们对上述 4 种算法的公平性进行比较,并将

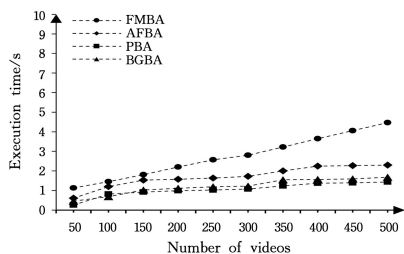


图6 不同视频数目下运行时间的比较

Fig. 6 Running time comparison with different numbers of video

图7给出了FMBA的运行时间随迭代次数 $Max-iter$ 的变化情况。可以看出,它整体呈线性增长的趋势。因此,我们可以得出结论:在相同条件下,FMBA的运行时间比其他3种算法的运行时间更长,但是其时间复杂度并没有达到指数级,是可以接受的。

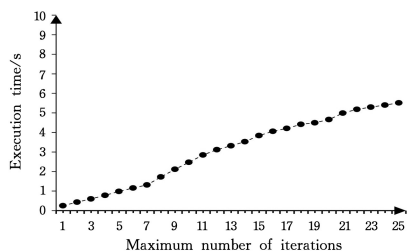


图7 不同参数下运行时间的比较

Fig. 7 Running time comparison with different parameters

结束语 本文研究了视频缓存策略中 QoE 和能源效率的联合优化问题。由于无法明确哪个目标具有更高的优先级,在设计缓存策略时,应让它们实现公平的性能改进。本文创新性地利用纳什议价博弈模型来描述这一联合优化问题,并提出一种公平的多回协议价算法来求解。最后,实验结果表明,该算法可以保证 QoE 与能量效率的公平性。

然而值得注意的是,FMBA 得到的结果并不一定是全局最优解。因为我们设置了初始威胁值,所以算法的搜索空间存在局限性,无法包含所有情况。在未来,我们将尝试克服这一问题,并实现 3 个以上优化目标之间的公平性。

参考文献

[1] Cisco visual networking index: Forecast and trends, 2017—2022 white paper [EB/OL]. [2021-07-20]. <https://www.cisco.com/c/en/us/solutions/collateral/service-provider/visual-networking-index-vni/white-paper-c11-741490.html>.

[2] ZHOU Y, CHEN L, YANG C, et al. Video popularity dynamics and its implication for replication [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2015, 17(8): 1273-1285.

[3] VAKALI A, PALLIS G. Content delivery networks: status and trends [J]. IEEE Internet Computing, 2003, 7(6): 68-74.

[4] MAO Y, YOU C, ZHANG J, et al. A survey on mobile edge computing: The communication perspective [J]. IEEE Communications Surveys Tutorials, 2017, 19(4): 2322-2358.

[5] SANI Y, MAUTHE A, EDWARDS C. Adaptive bitrate selec-

tion: A survey [J]. IEEE Communications Surveys Tutorials, 2017, 19(4): 2985-3014.

[6] SEUFERT M, EGGER S, SLANINA M, et al. A survey on quality of experience of http adaptive streaming [J]. IEEE Communications Surveys Tutorials, 2015, 17(1): 469-492.

[7] ITO S M, BEZERRA D, FERNANDES S, et al. A fine-tuned control-theoretic approach for dynamic adaptive streaming over HTTP [C] // IEEE Symposium on Computers and Communication. 2015: 301-308.

[8] ZHANG Z, LUNG C, ST-HILAIRE M, et al. An sdn-based caching decision policy for video caching in information-centric networking [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2020, 22(4): 1069-1083.

[9] CHEN Y, ZHANG S, XU S, et al. Fundamental trade-offs on green wireless networks [J]. IEEE Communications Magazine, 2011, 49(6): 30-37.

[10] BOSSEN F, BROSS B, SUHRING K, et al. Hvc complexity and implementation analysis [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2012, 22(12): 1685-1696.

[11] YAN H, LIU J, LI Y, et al. Spatial popularity and similarity of watching videos in large-scale urban environment [J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2018, 15(2): 797-810.

[12] POULARAKIS K, IOSIFIDIS G, ARGYRIOU A, et al. Caching and operator cooperation policies for layered video content delivery [C] // The 35th Annual IEEE International Conference on Computer Communications, 2016: 1-9.

[13] WEI Y, YU R F, SONG M, et al. Joint optimization of caching, computing, and radio resources for fog-enabled IoT using natural actor-critic deep reinforcement learning [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(2): 2061-2073.

[14] MEHRABI A, SIEKKINEN M, YLÄ-JÄÄSKI A. Energy-aware qoe and backhaul traffic optimization in green edge adaptive mobile video streaming [J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2019, 3(3): 828-839.

[15] LI C, LIU J, OUYANG S. Analysis and prediction of content popularity for online video service: a youku case study [J]. China Communications, 2016, 13(12): 216-233.

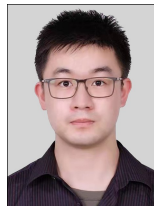
[16] SU B, WANG Y, LIU Y. A new popularity prediction model based on lifetime forecast of online videos [C] // IEEE International Conference on Network Infrastructure and Digital Content. 2016: 376-380.

[17] TRAN X T, POMPILI D. Adaptive bitrate video caching and processing in mobile-edge computing networks [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2019, 18(9): 1965-1978.

[18] TRAN A, DAO N, CHO S. Bitrate adaptation for video streaming services in edge caching systems [J]. IEEE Access, 2020, 8: 135844-135852.

[19] KONG Q, MAO W, CHEN G, et al. Exploring trends and patterns of popularity stage evolution in social media [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2020, 50(10): 3817-3827.

- [20] SHANMUGAM K, GOLREZAEI N, DIMAKIS G A, et al. Femtocaching; Wireless content delivery through distributed caching helpers [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2013, 59(12): 8402-8413.
- [21] HAN S, SU H, YANG C, et al. Proactive edge caching for video on demand with quality adaptation [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(1): 218-234.
- [22] CHEN T, DONG B, CHEN Y, et al. Multi-objective learning for efficient content caching for mobile edge networks [C]// *International Conference on Computing, Networking and Communications*. 2020: 543-547.
- [23] ZHANG P, WANG X, MA Z, et al. Joint optimization of satisfaction index and spectrum efficiency with cache restricted for resource allocation in multi-beam satellite systems [J]. *China Communications*, 2019, 16(2): 189-201.
- [24] SHE C, YANG C. Energy efficiency and delay in wireless systems; Is their relation always a tradeoff? [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2016, 15(11): 7215-7228.
- [25] ZHONG Y, GE X, HAN T, et al. Tradeoff between delay and physical layer security in wireless networks [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2018, 36(7): 1635-1647.
- [26] ZHENG T X, WANG H M, YUAN J. Secure and energy-efficient transmissions in cache-enabled heterogeneous cellular networks; Performance analysis and optimization [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2018, 66(11): 5554-5567.
- [27] ZHAO H, WANG Q, WANG J, et al. Popularity-based and version-aware caching scheme at edge servers for multi-version vod systems [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2021, 31(3): 1234-1248.
- [28] ALISHAH D S, ZHAO P H, KIM H. A dynamic cache replacement and proportional fair scheduling algorithm in fog radio access networks [C]// *TENCON 2018 – 2018 IEEE Region 10 Conference*. 2018: 1197-1201.
- [29] ZHANG Z, MA H, XUE Y, et al. Fair video caching for named data networking [C]// *IEEE International Conference on Communications*. 2017: 1-6.
- [30] YAICHE H, MAZUMDAR R, ROSENBERG C. A game theoretic framework for bandwidth allocation and pricing in broadband networks [J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2000, 8(5): 667-678.
- [31] REICHL P, SCHATZ R, TUFFIN B. Logarithmic Laws in Service Quality Perception; Where Microeconomics Meets Psychophysics and Quality of Experience [J]. *Telecommunication Systems*, 2013, 52(2): 587-600.
- [32] LI L, SHI D, HOU R, et al. Energy-efficient proactive caching for adaptive video streaming via data-driven optimization [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(6): 5549-5561.
- [33] CHERKASOVA L, GUPTA M. Analysis of enterprise media server workloads; access patterns, locality, content evolution, and rates of change [J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2004, 12(5): 781-794.
- [34] RADUNOVIC B, LE BOUDEDEC J Y. A unified framework for max-min and min-max fairness with applications [J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2007, 15(5): 1073-1083.
- [35] NASH J F. The bargaining problem [J]. *Econometrica*, 1950, 18(2): 155-162.
- [36] ZHAO Y, WANG S, XU S, et al. Load balance vs energy efficiency in traffic engineering: A game Theoretical Perspective [C]// *2013 Proceedings IEEE INFOCOM*. 2013: 530-534.



PENG Dong-yang, born in 1996, post-graduate. His main research interests include integrated application of big data and network management.



HU Gu-yu, born in 1963, Ph.D, professor. His main research interests include network management and network intelligence.

(责任编辑:柯颖)