IEEE.org | IEEE Xplore数字图书馆 | IEEE-SA | IEEE Spectrum | 更多网站

购物车(0)|创建帐号|个人登录

访问提供者:

Hytera Communication Corp.Ltd 登出

浏览 我的设置 文件柜 得到帮助

Advertisement

Journals & Magazines > IEEE Transactions on Vehicula... > Volume: 68 Issue: 2 IEEE Transactions on Vehicula ... > 卷: 68期: 2

多接入边缘计算增强型视频流:概念验证实施和预测/QoE模型

<< Results

49

充分 文字视图

4作者(S)

杨顺仁

[仁 ; Yu-Ju Tseng

;陈陈嘉;Wo-Chien Lin 查看所有作者

Export to

Collabratec

Alerts

Manage Content Alerts Add to Citation Alerts 回到结果



查看更多

i请参阅本文中提到的技术专利的顶级组织
ORGANIZATION 4
ORGANIZATION 3
ORGANIZATION 2
ORGANIZATION 1

单击以展开

Provided by:
Innovation Plus
Provided by:
Apatint Strict and Jacobia
Apatint Strict and Jacobia
Apatint Strict and Jacobia
Apatint Strict and Jacobia

抽象

文件部分

一世。 介绍

II。 相关工作

III。 用户应用程序 和MEC应用程 序的设计与实 现

IV。 流行视频和CQI 价值预测的机 器学习模型

V. 实验结果

显示完整大纲 🕶

作者

数据

参考

关键词

度量

More Like This

Abstract: ETSI multi-access edge computing (MEC) provides an IT service environment and cloud-computing capabilities at the edge of the mobile network, enabling application and con... **View more**

Metadata

Abstract:

Dow

PDF

ETSI multi-access edge computing (MEC) provides an IT service environment and cloud-computing capabilities at the edge of the mobile network, enabling application and content providers to deploy new use cases, such as intelligent video acceleration, with low latency and high bandwidth. Specifically, ETSI MEC introduces an MEC server that implements the edge-cloud platform to host partial server-side service logics in the form of MEC applications (MEC Apps). In this paper, we aim to implement the first proof-of-concept (PoC) in the literature for the MEC-enhanced mobile video streaming service. Our PoC consists of Android User Apps, an MEC App, and the YouTube server. The MEC App implements two main functions: popular video caching and radio analytics/video quality adaptation. The User App provides general functions of a YouTube video streaming app and can access the videos from the cache server or the YouTube server under the MEC server's guidance. In addition to the PoC implementation, this paper further develops two machine learning models to be incorporated into the MEC App for popular video prediction and radio channel quality prediction, which allows to consider the effect of non-negligible roundtrip times and adjust the video quality more accurately. The experimental results justify that our models, together with other advantages from MEC, can guarantee good performance for the mobile video streaming service. Finally, we model and investigate the effectiveness of the MEC architecture for improving the quality of experience of video-streaming users.

Published in: IEEE Transactions on Vehicular Technology (Volume: 68 , Issue: 2 , Feb. 2019)

Page(s): 1888 - 1902 **DOI:** 10.1109/TVT.2018.2889196

Date of Publication: 21 December 2018 Publisher: IEEE

Sponsored by: IEEE Vehicular

ISSN Information: Technology Society

Funding Agency:

Citation Map

1. "ETSI GS MEC 004 v.1.1.1 (2015-11) Mobile-Edge Computing (MEC); Service Scenarios".

Show Context Google Scholar

2. T. G. Rodrigues, K. Suto, H. Nishiyama, N. Kato, "Hybrid method for minimizing service delay in edge cloud computing through VM migration and transmission power control", *IEEE Trans. Comput.*, vol. 66, no. 5, pp. 810-819, Oct. 2017.

Show Context View Article Full Text: PDF (723KB) Google Scholar

3. T. G. Rodrigues, K. Suto, H. Nishiyama, N. Kato, K. Temma, "Cloudlets activation scheme for scalable mobile edge computing with transmission power control and virtual machine migration", *IEEE Trans. Comput.*, vol. 67, no. 9, pp. 1287-1300, Mar. 2018.

Show Context View Article Full Text: PDF (802KB) Google Scholar

4. F. Tang et al., "On removing routing protocol from future wireless networks: A real-time deep learning approach for intelligent traffic control", *IEEE Wireless Commun.*, vol. 25, no. 1, pp. 154-160, Oct. 2018.

Show Context View Article Full Text: PDF (474KB) Google Scholar

5. L. T. Tan, R. Q. Hu, "Mobility-aware edge caching and computing in vehicle networks: A deep reinforcement learning", *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 67, no. 11, pp. 10190-10203, Jul. 2018.

Show Context View Article Full Text: PDF (1028KB) Google Scholar

6. T. X. Tran, P. Pandey, A. Hajisami, D. Pompili, "Collaborative multi-bitrate video caching and processing in mobile-edge computing networks", *Proc. 13th Annu. Conf. Wireless On-Demand Netw. Syst. Serv.*, pp. 165-172, 2017.

Show Context View Article Full Text: PDF (1464KB) Google Scholar

7. C. Liang, Y. He, F. R. Yu, N. Zhao, "Video rate adaptation and traffic engineering in mobile edge computing and caching-enabled wireless networks", *Proc. IEEE 86th Veh. Technol. Conf. (VTC-Fall)*, pp. 1-5, 2017. Show Context View Article Full Text: PDF (1863KB) Google Scholar

8. M. Ahmed, S. Spagna, F. Huici, S. Niccolini, "A peek into the future: predicting the evolution of popularity in user generated content", *Proc. Sixth ACM Int. Conf. Web Search Data Mining*, pp. 607-616, Feb. 2013.

Show Context Access at ACM Google Scholar

 V. d. Silva, A. T. Winck, "Video popularity prediction in data streams based on context-independent features", *Proc. Symp. Appl. Comput.*, pp. 95-100, 2017.
 Show Context Access at ACM Google Scholar

10. L. Tang, Q. Huang, A. Puntambekar, Y. Vigfusson, W. Lloyd, K. Li, "Popularity prediction of facebook videos for higher quality streaming", *Proc. USENIX Conf. Usenix Annu. Techn. Conf.*, pp. 111-123, Jul. 2017.

Show Context Google Scholar

11. W. Ding, Y. Shang, L. Guo, X. Hu, R. Yan, T. He, "Video popularity prediction by sentiment propagation via implicit network", *Proc. 24th ACM Int. Conf. Inf. Knowl. Manage.*, pp. 1621-1630, 2015.

Show Context Access at ACM Google Scholar

12. S. D. Roy, T. Mei, W. Zeng, S. Li, "Towards cross-domain learning for social video popularity prediction", *IEEE Trans. Multimedia*, vol. 15, no. 6, pp. 1255-1267, Oct. 2013.

Show Context View Article Full Text: PDF (1754KB) Google Scholar

13. E. Bastug, M. Bennis, M. Debbah, "Anticipatory caching in small cell networks: a transfer learning approach", *Proc. 1st KuVS Workshop Anticipatory Netw.*, Sep. 2014.

Show Context Google Scholar

14. T. Hou, G. Feng, S. Qin, W. Jiang, "Proactive content caching by exploiting transfer learning for mobile edge computing", *Proc. IEEE Global Commun. Conf.*, pp. 1-6, 2017.

Show Context View Article Full Text: PDF (565KB) Google Scholar

15. M. A. Lema, M. García-Lozano, S. Ruiz, "Cubic spline extrapolation for uplink channel quality prediction in LTE-A with carrier aggregation", *Trans. Emerg. Telecommun. Technol.*, vol. 28, no. 2, Feb. 2017.

Show Context CrossRef Google Scholar

16. X. Xing, T. Jing, Y. Huo, H. Li, X. Cheng, "Channel quality prediction based on Bayesian inference in cognitive radio networks", *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Commun.*, pp. 1465-1473, 2013.

Show Context View Article Full Text: PDF (656KB) Google Scholar

17. M. Amara, A. Feld, S. Valentin, "Channel quality prediction in LTE: How far can we look ahead under realistic assumptions?", *Proc. IEEE 28th Annu. Int. Symp. Pers. Indoor Mobile Radio Commun.*, pp. 1-6, 2017.

Show Context View Article Full Text: PDF (923KB) Google Scholar

18. A. Khan, L. Sun, E. Ifeachor, "QoE prediction model and its application in video quality adaptation over UMTS networks", *IEEE Trans. Multimedia*, vol. 14, no. 2, pp. 431-442, Apr. 2012.

Show Context View Article Full Text: PDF (1582KB) Google Scholar

- **19.** A. Hameed, R. Dai, B. Balas, "A decision-tree-based perceptual video quality prediction model and its application in FEC for wireless multimedia communications", *IEEE Trans. Multimedia*, vol. 18, no. 4, pp. 764-774, Apr. 2016. Show Context View Article Full Text: PDF (876KB) Google Scholar
- **20.** Aug. 2017, [online] Available: https://developers.google.com/youtube/v3/docs/. Show Context
- **21.** "LTE; Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); physical layer procedures", 2016.

Show Context Google Scholar

22. "LTE; Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); requirements for support of radio resource management", 2014.

Show Context Google Scholar

23. Aug. 2013, [online] Available:

https://support.google.com/youtube/answer/1722171?hl = en. Show Context

24. G. Gan, C. Ma, J. Wu, *Data Clustering: Theory Algorithms and Applications* (ASA-SIAM Series on Statistics and Applied Probability), 2007.

Show Context Google Scholar

25. C. Yue, R. Jin, K. Suh, Y. Qin, B. Wang, W. Wei, "LinkForecast: Cellular link bandwidth prediction in LTE networks", *IEEE Trans. Mobile Comput.*, vol. 17, no.

7, pp. 1582-1594, Jul. 2018.

Show Context View Article Full Text: PDF (1919KB) Google Scholar

26. A. David, S. Vassilvitskii, "k-means++: The advantages of careful seeding", *Proc. Eighteenth Annu. ACM-SIAM Symp. Discr. Algorithms*, pp. 1027-1035, Jan. 2007.

Show Context Google Scholar

27. A. McCallum, K. Nigam, L. H. Ungar, "Efficient clustering of high-dimensional data sets with application to reference matching", *Proc. Sixth ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discovery Data Mining*, pp. 169-178, Aug. 2000.

Show Context Access at ACM Google Scholar

28. L. Breiman, "Random forests", *Mach. Learn.*, vol. 45, no. 1, pp. 5-32, Oct. 2001.

Show Context CrossRef Google Scholar

29. M. Zink, K. Suh, Y. Gu, J. Kurose, "Characteristics of youtube network traffic at a campus network-measurements models and implications", *Comput. Netw.*, vol. 53, no. 4, pp. 501-514, Mar. 2009.

Show Context CrossRef Google Scholar

30. "User Equipment (UE) radio transmission and reception", 2017. Show Context Google Scholar

31. A. Botta, A. Avallone, M. Garofalo, G. Ventre, "Internet streaming and network neutrality: comparing the performance of video hosting services", *Proc. Int. Conf. Inf. Syst. Secur. Privacy*, pp. 514-521, Jan. 2016.

Show Context CrossRef Google Scholar

32. S. Petrangeli, J. Famaey, M. Claeys, S. Latré, F. D. Turck, "QoE-driven rate adaptation heuristic for fair adaptive video streaming", *ACM Trans. Multimedia Comput. Commun. Appl.*, vol. 12, no. 2, pp. 1-24, Nov. 2015.

Show Context Access at ACM Google Scholar

33. F. P. Kelly, Reversibility and Stochastic Networks, New York, NY, USA:Cambridge Univ. Press, 2011.

Show Context Google Scholar

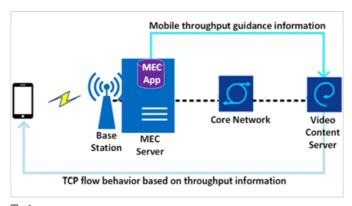
Advertisement



第一节介绍

近年来,公众已经习惯通过移动设备访问互联网视频流服务。根据思科的研究,2016年至2021年全球移动视频流量将增长9倍,占到期末移动数据流量总量的四分之三以上的78%。为了支持如此大量的视频服务需求,现有的第四代(4G)移动网络架构面临着严峻的挑战,需要考虑新的范式转变。边缘计算(EC)已被广泛设想为可以结合到4G网络架构中以有效地减少通信带宽消耗的有前景的技术范例。EC允许在数据源附近将应用程序,数据和计算能力推送到网络边缘,从而同时实现缩短的端到端延迟和其他好处。这对于即将到来的自动和联网汽车的实时车辆应用尤其具有建设性,这些应用表现出网络拓扑的频繁和动态变化。

为实施EC概念,标准化组织欧洲电信标准协会(ETSI)在2014年创建了一个新的行业规范组(ISG)来定义其多接入边缘计算(MEC)[1]。 ETSI MEC在无线接入网络(RAN)内的移动网络边缘提供IT服务环境和云计算功能,使应用和内容提供商能够部署新的用例,如智能视频加速,增强现实,联网车辆,除了EC的低延迟和高带宽的典型优势之外,ETSI MEC架构还提供实时无线电网络和上下文信息。图1使用智能视频流的服 旁场京[1] 来说明EISI MEC架构。在该架构中,在塞珀旁边部者MEC版务器(即边缘云),以MEC应用(MEC App)的形式托管服务器端服务逻辑的一部分。另一方面,用户设备在MEC App的帮助下执行客户端用户App以访问视频流服务。该MEC App可以实现流行视频缓存和无线电分析的功能。例如,无线电分析应用可以向视频服务器提供关于估计在无线电下行链路接口处可用的吞吐量的指示。视频服务器可以使用此信息来协助TCP拥塞控制决策,并确保应用级编码与无线电下行链路的估计容量相匹配(如[1])。



图。1。 用于智能视频流的ETSI MEC架构。

在文献中,移动视频流已经被广泛地用于车载和相关网络。然而,EC增强型移动视频流尚未得到彻底调查,因为EC支持新功能,例如机器学习边缘缓存和无线电分析。本文旨在从不同方面研究EC增强型移动视频流,包括概念验证实现和预测/QoE建模。据我们所知,这项工作是第一个实现这一目标的工作,并且可以全面展示EC对移动视频流的有效性。

我们在文献中实现了第一个概念验证(PoC),用于通过MEC概念和架构增强的移动视频流服务。我们将LTE视为底层移动网络架构。具体来说,我们的PoC包括Android用户应用程序,一个MEC应用程序,分别在用户设备和MEC服务器上执行,以及YouTube服务器作为视频内容服务器用于说明。用户应用程序和MEC应用程序的详细信息进一步给出如下。

- 用户应用程序提供YouTube视频流应用程序的一般功能,例如,在YouTube上进行视频搜索和播放。当用户通过用户应用程序请求流式传输所选视频时,该请求将首先传递给承载流行视频缓存服务器的MEC应用程序,以检查该请求是否可以在本地处理(在边缘侧)。否则,MEC应用程序将指导用户应用程序直接从YouTube服务器(远程云端)访问服务。另外,根据LTE技术规范,用户应用还实现了一种信道状态信息(CSI)报告,更具体地,信道质量指示符(CQI)报告,以周期性地向MEC App通知无线电状况。移动设备和当前访问的基站。
- MEC App实现了两个主要功能,即流行的视频缓存管理和视频质量自适应,以在访问流服务时提高用户体验的整体质量。MEC App维护一个缓存服务器,允许用户以低延迟在本地观看热门视频。对于缓存管理,MEC App记录来自用户应用的视频请求的信息,以便计算视频中的流行度并相应地更新缓存内容。另一方面,基于报告的无线电条件,MEC App动态地确定用户应用的最合适的视频质量。对于视频质量自适应,我们根据LTE技术规范推导出从信道质量指标到空中接口估计的传输比特率的映射,

我们的PoC证明了MEC概念在应用于智能视频加速的使用案例时是可行的。除了PoC实现之外,本文还进一步开发了两种机器学习模型,这些模型将被整合到MEC App中,用于流行的视频和无线电信道质量预测。

- 对于流行的视频预测,我们通过结合不同类型的聚类算法来开发机器学习模型。具体来说,我们考虑三种主要的聚类方法,并研究它们对流行视频预测的性能:分区聚类,分层聚类和基于模型的聚类。
- 另一方面,MEC App动态地使视频质量适应用户设备的无线电信道 条件。然而,频道条件的频繁改变和用户设备与视频内容服务器之 间的不可忽略的消息传播延迟可能导致MEC App做出错误的视频质

里伏定。史具体地说,当MEC APPM用户应用程序接收到新的观矩质量报告并发现应该调整视频质量时,MEC应用程序将发送消息以要求用户应用程序重新协商新的视频质量(由MEC决定)App)与远程视频内容服务器。不幸的是,当具有新确定的质量的后续视频帧到达用户应用程序时,用户设备可能已经经历了无线电信道质量的若干改变。由于不可忽略的往返时间(RTT),用户设备和视频内容服务器之间的这种信息不匹配会显着降低用户感知质量。为了解决这个问题,考虑到RTT的影响,MEC App采用随机森林算法在稍后的时间点预测用户设备的信道质量,以便更准确地调整用户应用的视频质量。

请注意,我们设计的MEC增强型视频流PoC可以基于RTP / SIP流式传输或HTTP自适应流式传输(HAS)进行部署,从而支持实时视频质量自适应。

我们进行实验以研究两种机器学习模型的性能。实验结果表明,我们的模型允许有效地更新缓存内容,并实现80%以上的高信道质量预测准确度,即使对于长RTT的挑战性情况也是如此。因此,我们的模型以及MEC的其他优势可以保证移动视频流服务的良好性能。最后,我们模拟并研究了MEC架构在提高视频流用户体验质量(QoE)方面的有效性。

本文的其余部分安排如下。第二节总结了相关文献。第三节解释了MEC概念和架构增强的移动视频流服务的User App和MEC App的设计和实现细节。第四部分分别介绍了MEC App中流行视频和CQI值预测的两种机器学习模型。我们将在第五节讨论两种机器学习模型的实验结果。第VI节根据相关的MEC增强视频流模拟用户的QoE,然后在第VII节中得出结论。

第二节 相关工作

A.用于车载网络的MEC技术

已经提出了各种MEC技术来增强车载和相关网络的性能。在[2]中,罗德 里格斯等人。旨在最小化MEC服务延迟,考虑具有两个云服务器的特定 方案。他们首先设计了一个数学模型,用于确定要迁移的虚拟服务器以及 如何配置cloudlet的传输功率。然后,基于该模型,他们提出了一种通过 同时减少构成服务延迟的传输延迟和小云处理延迟来最小化服务延迟的技 术。在[3]中,罗德里格斯等人。进一步尝试优化MEC cloudlet的资源。 他们提出了一种利用虚拟机迁移和传输功率控制的算法,以及MEC服务 延迟的数学模型和称为粒子群优化的启发式算法,以管理云的工作负载和 参数。在[4]中, 唐等人。解决了无线/异构网络的智能网络流量控制问 题,以避免传统路由协议无法从之前的网络异常经验中学习到的问题。他 们提出了一种新的,基于实时深度学习的智能控制方法,利用具有独特特 征输入和输出的深度卷积神经网络(深度CNN)。在该方法中,在没有 任何现有训练数据集的情况下,深度CNN能够以在线方式使用来自网络 的训练数据来定期训练深度学习结构。在[5]中, Tan 等人。研究了MEC 支持的车载网络的联合通信,边缘缓存和计算设计问题。为了实现卓越运 营和成本效益,车辆的移动性被用于增强缓存和计算策略。他们为资源分 配制定了优化问题,并提出了一种深度强化学习方法,采用多时间尺度框 架来解决这一问题。他们还提出了针对大时间模型的移动性感知奖励估 计,以降低高复杂性。但是,这些工作并没有解决与视频流相关的问题。

B. MEC增强的视频流

在[6]中,Tran 等人。利用MEC存储和处理功能来增强自适应比特率流技术的性能,其中视频的多个比特率版本可以根据设备功能和网络条件自适应地提供给用户。特别是,Tran 等人。调查了协作联合缓存和处理问题,最大限度地降低了MEC网络中按需视频流的回程网络成本,其中相邻的MEC服务器可以互相协助,不仅通过回程链路(即缓存部分)提供所请求的视频但是当请求MEC服务器的处理负载已满时(即处理部分),它还将其转码为所需的比特率版本。最后,作者提出了一种在线算法,该算法在每个新请求到达时进行缓存放置和视频调度(转码)决策。类似于[6],梁等人。在[7]中也考虑了MEC加强下一代移动网络的视频服务。他们共同考虑了MEC计算资源调度,协作缓存/转码和软件定义移动网络(SDMN)。具体而言,为了最大化视频质量的平均测量,Liang 等

八。旋出 J 一种机制, 兀叶SUN 经制备执行 市免供应 州 派 里 新 任 远 拜, 问 时 帮 助 用 户 自 适 应 地 选 择 最 佳 视 频 质 量 水 平。 然 而, [6] 和 [7] 中 的 作 者 都 没 有 利 用 机 器 学 习 技 术 来 增 强 缓 存 放 置 性 能 , 也 没 有 在 各 自 的 实 验 中 研 究 真 实 的 视 频 请 求 跟 踪 。

C.内容流行度预测

在过去几年中,内容流行度预测由于其在不同领域的多种应用(例如,媒 体广告)而受到广泛关注。在[8]中,艾哈迈德等人。确定了可以推广到 不同类型数据的时间演化模式,并表明他们的方法可以(1)基于其随时 间流行的流行度的演变准确地对内容进行分类,以及(2)预测内容未来 流行度的价值。艾哈迈德等人。通过在YouTube(视频), Digg(新闻) 和Vimeo(视频)数据集上进行测试,验证了其方法的一般性。在[9] 中,席尔瓦等人。应用数据流挖掘算法Hoeffding Tree来预测视频流服务 上的视频流行度。席尔瓦等人。旨在生成根据独立于视频上下文的特征构 建的分类模型,例如关于图像和音频的技术信息,从而使得即使在视频可 用于观看之前也能够预测视频的流行度。在[10]中, 唐等人。为Facebook 视频上传设计了一个视频流行度预测算法Chess,允许将密集处理集中在 提高那些占据观看时间最多的少数视频的质量上。国际象棋首先在几个固 定大小的时间窗口中近似显示所有去识别过去访问视频的历史记录,其中 观看时间呈指数衰减。然后,Chess通过不断更新的神经网络模型将这些 恒定大小的历史特征结合起来,以获得最先进的准确性,并通过利用社交 网络功能进一步改进它。在[11]中,丁等人。建立了一个模型,双重感伤 霍克斯过程(DSHP),用于视频流行度预测。DSHP主要有两个优点。 首先,它将Hawkes流程作为其框架,直接对到达流程进行建模。其次, DSHP是一种情绪传播驱动模型。通过强调情感在视频流行度传播中的重 要性,DSHP可以实现更好的性能,同时揭示更多影响视频流行度的潜在 因素。此外,在[12]中, Roy 等人。将传递学习(TL)框架应用于视频流 行度预测。TL技术试图将具有丰富上下文信息的一些源域的知识传递到 执行预测任务的目标域,并且更有效和高效地解决新问题。罗伊等人。开 发了一种可以从社交流(例如,Twitter)学习主题的TL算法,允许对视 频内容的社交突出进行建模并改善视频域中的流行度预测。然而,[8]-[12]中的所有作品都没有考虑我们考虑的MEC架构下的地理位置,因此可 能无法直接应用于我们的相关问题。

另一方面,由于边缘缓存被认为是5G网络中最具破坏性的范例之一,因此在过去几年中,一些研究工作开始利用大数据分析和机器学习模型来估计主动边缘缓存的内容流行度。其中,一些人已经应用了协同过滤学习方法,并且最近,一些其他人进一步利用上述TL来增强流行度预测性能。特别是,Bastug 等人。在[13]中考虑了一个TL源域,它表示用户的交互访问/共享和通过设备到设备通信在他们的社交社区中推荐文件的行为。同样,侯等人。在[14]中提出了一种基于TL的主动缓存机制,以降低传输成本,同时提高基于协作MEC架构的用户QoE。侯等人。首先提出了一种基于TL的方法来估计内容流行度,其中目标和源域分别与要在本地MEC服务器中估计的目标内容的访问信息以及在协作域中的其他MEC服务器中的访问信息相关联。然后,他们为次优内容缓存策略设计了一种贪婪算法。然而,[13]和[14]中的作品要么没有考虑视频应用的独特特性,要么没有在他们的实验中调查真实的视频请求痕迹。相比之下,本文的目的是检查真实的视频请求日志,并展示机器学习技术的能力,以提高视频流的边缘缓存效率。

D.视频质量预测

通过无线网络预测视频质量一直是一个活跃的研究领域。通过考虑网络视 频的感知质量的三个因素,已经为此目的训练了机器学习模型: (1)视 频内容特性,以及由有损(2)压缩和(3)无线传输引起的失真/损伤。 在作品[15] - [17]解决信道质量预测的基本问题进行无线传输。在[15] 中,Lema 等人。提出了一种三次样条回归方法,用于预测LTE-Advanced上行链路中合理预测范围内的信号干扰噪声比(SINR)。三次 样条函数背后的基本思想是通过许多预定义的SINR值获得一组平滑曲 线。也就是说,给定过去的观察时间,SINR预测函数是三阶样条,其是 每个时间间隔中的三阶多项式。在[16]中, Xing 等人。调查认知无线电 网络中的信道质量预测。首先,他们将频谱感知过程建模为非平稳隐马尔 可夫模型(NSHMM)。然后,通过使用吉布斯采样的贝叶斯推断来估计 反映关于信道状态的预期持续时间和次要用户的频谱感测准确度的信息的 模型参数。最后,利用估计的NSHMM参数来基于预测的信道空闲持续时 间和频谱感测准确度来开发信道质量度量。在[17]中,Amara 等人。提出 使用卡尔曼滤波器 (KF) 与期望最大化 (EM) 算法结合用于LTE下行链 路信道预测。通过自适应低通滤波提取信道的慢速部分并将快速衰落视为 白噪声,实现高质量信道预测并适应预期的预期无线电资源管理应用。在

医扭曲链强测控加中 电解闭目上隔距离分位计距离键键矩阵电程反应

所提出的顶侧性架中,EM以取人似然思义怕口险概的滤波奋和信亏多数。另一方面,在[18]中,Khan 等人。开发了一种基于内容的非侵入式视频质量预测模型,该模型使用模糊技术进行自适应,并考虑UMTS接入网和编码器引起的内容类型和失真,重点关注用H.264编解码器编码的低比特率视频。更具体地,所选择的UMTS接入网络参数是块错误率和平均突发长度。然后,在预编码阶段使用所提出的发送器比特率自适应方案将预测模型应用于QoE控制。此外,Hameed 等人。在[19]提出了一种基于决策树的感知视频质量预测模型,以解决感知质量的上述三个因素。他们从压缩比特流和网络中提取了一组简单的特征,并构建了一个决策树模型,以根据这些特征预测质量。决策树方法揭示了感知质量与特征集之间的明确关系,同时允许实时预测感知视频质量。然后,基于所提出的质量模型,引入了一种新颖的前向纠错方案,以保护视频分组在传输期间免受损失。但是,据我们所知,

第三节

用户应用程序和MEC应用程序的设计与实现

A.用户应用程序

我们的用户应用程序是用于视频流服务的Android应用程序,包括用于最终用户搜索和观看视频的用户界面,以及用于向MEC App报告移动设备及其相关联之间的无线电网络状况的后台程序基站用于支持视频质量适应。在Android系统中,应用程序组件是Android应用程序的基本构建块。每个应用程序组件都是一个入口点,这是系统或用户可以启动应用程序并使用它的一种方式。我们的用户应用程序使用两种类型的应用程序组件:活动和服务。活动是通过具有用户界面的单个屏幕与用户交互的入口点。与用户界面以外的活动非常相似,服务是在后台运行应用程序以执行长时间运行操作的入口点。

用户应用程序的结构解释如下。启动用户应用程序时,它会启动一个活动以显示搜索界面。当最终用户决定观看搜索活动中列出的一个视频时,将启动播放活动以播放目标视频,同时将启动CQI报告服务以继续向MEC报告CQI值应用程序在整个游戏活动期间。以下是搜索活动,播放活动和CQI报告服务的详细说明。

1) 搜索活动

搜索活动的用户界面为最终用户提供用于键入关键字的文本字段,以及用于列出搜索结果的文本字段下方的列表字段。搜索活动的结构包括 Android API提供的函数OnEditorActionListener / onEditorAction和 OnItemClickListener / onItemClick,以及我们新设计的两个函数 searchOnYouTube和updateVideosFound:

- 1. OnEditorActionListener是在对文本字段执行操作时要调用的侦听器。在完成输入操作时,OnEditorActionListener将接收相应的事件并调用onEditorAction。onEditorAction将获取文本字段中的文本,然后调用searchOnYouTube搜索文本字段中指定的所需视频。
- 2. searchOnYouTube使用YouTube Data API [20]将通常在YouTube 网站上执行的功能合并到我们的用户应用中。 searchOnYouTube 将初始化由YouTube Data API定义的Youtube对象。然后,通过 Youtube对象,searchOnYouTube可以将查询参数提交到YouTube 服务器并等待搜索结果。请注意,在操作Youtube对象之前,您应 首先注册用于授权凭据的YouTube API密钥。
- 返回搜索结果后,updateVideosFound将更新列表字段以显示包含相应缩略图,标题和说明的返回视频信息。
- 4. OnItemClickListener是在单击列表字段中的项目时调用的侦听器。如果单击其中一个视频项,OnItemClickListener将调用 onItemClick以获取所请求的项目视频ID。然后,onItemClick创建一个TCP Socket对象以绑定到MEC App,以便发送包含视频ID的流式传输请求。当搜索活动从MEC App收到回复消息,指示请求是否是缓存命中或未命中时,它开始播放活动以相应地建立与MEC服务器或YouTube服务器的流连接,并且CQI报告服务定期向MEC App报告CQI值。

∠ / 3田 从 1口 49√

搜索活动中的流式传输请求可以是MEC App的缓存服务器中的缓存命中或未命中。根据结果,游戏活动可能有两种情况,详细说明如下:

- 1. 如果结果是缓存命中,则User App从MEC App的缓存服务器本地设置视频流。请注意,我们的缓存服务器采用Internet标准RTP和RTSP协议来实现视频流服务。在这种情况下,可以在播放活动中调用普通播放器,例如Android MediaPlayer,以通过将对应的RTSPURL设置为数据源来控制音频/视频流的回放。
- 2. 如果请求的视频不在缓存服务器中且用户应用程序需要将请求重新 发送到互联网上的YouTube服务器,则将使用*IframePlayer*启动播 放活动,*IframePlayer*是一个YouTube播放器API,提供使用 YouTube播放器控制权限的授权JavaScript的。

请注意,在播放活动期间,MEC App可能会发现应更改视频质量。为了在上述情况1中实现这一点,MEC App可以以适当的帧速率直接将流服务改变为视频拷贝。另一方面,在案例2中,MEC应用程序将通知用户应用程序以获得此类视频质量适应请求,然后*IframePlayer*可以使用其*setPlaybackQuality*功能要求YouTube服务器根据请求调整视频质量。

进一步注意,媒体播放器Android MediaPlayer和YouTube IframePlayer 实现视频编码技术,支持自适应比特率和重缓冲机制,并负责视频分段传 输调度。相反,我们的目的是在MEC App中设计一个速率自适应启发式 算法,它可以覆盖底层媒体播放器所采用的自适应比特率机制的默认决 策。

3) COI报告服务

为了在用户应用程序播放活动期间引导具有适当视频质量的视频内容服务器,MEC应用程序需要用户应用程序不断向其报告CQI值,以便它监视无线电信道质量(以及因此之间的吞吐量)。移动设备和基站。Android操作系统提供包(例如,CellSignalStrengthLte类)以获得信号强度相关信息,例如任意强度单位(ASU),其是与移动设备测量的接收信号强度成比例的整数值。利用测量的ASU值,用户App然后可以导出用于报告的相应CQI值。CQI报告服务的结构包括函数getAllCellInfo,getCellSignalStrength和Android API提供的getAsuLevel,以及我们新设计的函数COImap:

- 1. CQI报告服务使用*TelephonyManager*类提供的*getAllCellInfo*来获取来自移动设备的所有无线电的观察到的周围小区信息的列表。在此列表中,第一个项目包含当前连接的单元格的信息。
- 2. 随后通过使用*getCellSignalStrength*通过所提供的*CellInfo*类,我们可以得到*CellSignalStrength*对象,它包含所有相关的所述移动设备和当前连接的小区之间的信息的信号强度。
- 3. 接下来,我们可以通过CellSignalStrength类提供的功能进一步获得不同的信号强度相关信息。我们使用getAsuLevel来获取移动设备测量的ASU值。
- 4. 我们实现*CQImap*以将ASU值映射到其对应的CQI值。注意,可能的ASU值范围从o到97,而可能的CQI值从1到15.根据LTE技术规范[21]和[22],我们将ASU值分为15种类型,以便对应于CQI值。然后,通过该分组,可以导出关于在步骤3中测量的ASU值的CQI值,并且经由TCP *套接字*对象将其发送到MEC App (注意,与搜索活动中的不同)。

在播放活动期间周期性地执行上述CQI报告过程,以便MEC App可以学习移动设备的最新无线电信道条件。

B. MEC App

MEC服务器中的MEC应用程序是为了减轻原始视频内容服务器上的负载,并充分利用可用的网络资源来减少最终用户的感知延迟。为了实现这些目标,MEC App提供了如下的缓存管理和视频质量适配功能。

1)缓存管理

MEC App维护一个缓存服务器来存储最近流行或预计在不久的将来流行的视频。具体来说,MEC App处理缓存管理的两个操作:检查缓存命中

以该仔木审中,以及正期更新该仔內谷。该仔审中/木审中恒宜的结构胜 释如下:

- 1. getRequest创建一个ServerSocket对象,以侦听User App将发送流 请求的端口。更具体地,如搜索活动的步骤4中所述,当用户应用 程序调用onItemClick时,TCP套接字在用户应用程序和MEC应用 程序之间绑定视频请求和响应控制消息传输。如果getRequest通过 此TCP套接字收到包含指定视频ID的请求消息,则它会将请求传递 给findVideo。
- 2. findVideo负责检查所请求的视频是否在缓存服务器中,并通过步骤 1中提到的TCP套接字将搜索结果回复给用户应用程序。如果找到视 频(即缓存命中),则findVideo发回一个"是"消息。否则(即,高 速缓存未命中),findVideo发回"否"消息,指示用户应该将请求重 新发送到源视频内容服务器,即YouTube服务器。

另一方面,MEC App基于视频流行度周期性地更新缓存内容。为此,我们分别通过两个函数*getCacheStatistics和getYTStatistics*从MEC App的缓存服务器收集最终用户请求统计信息,并从后端YouTube服务器收集一般视频统计信息:

- 缓存服务器端。对于缓存命中/未命中检查的步骤1中getRequest接收的每个请求,getCacheStatistics记录有关请求的信息,包括时间戳,最终用户的IP地址和请求的视频ID。每天,getCacheStatistics还将计算缓存视频的查看时间。
- YouTube服务器端。getYTStatistics使用YouTube Data API每天从YouTube服务器中提取MEC应用程序记录的最近请求的视频的统计数据,例如观看视频的次数,指示他们的用户数量喜欢或不喜欢视频以及视频的评论数量。getYTStatistics首先初始化由YouTube Data API定义的Youtube对象。然后,通过Youtube对象,我们可以指定我们要从YouTube服务器检索特定视频的统计对象。收到统计对象后,我们可以使用中定义的函数VideoStatistics类可以获取上面提到的每段视频统计信息。

通过上面收集的缓存服务器/YouTube服务器统计信息,我们然后应用机器学习模型来预测视频流行度并相应地更新缓存服务器。所用机器学习技术的详细描述将在第IV节中给出。

2) 视频质量适应

MEC App的另一个功能是根据用户应用程序发送的CQI值确定用户应用程序的视频质量。注意,在LTE的无线电接口上,不同的CQI值可以导致采用不同的调制和编码方案(MCS)以及不同的传输块大小(TBS),其是数据单元的大小,即传输块。,从给予物理层的上层(或MAC)。然后,利用MCS和TBS信息,可以确定无线电接口上的传输能力,即比特率。基于LTE技术规范TS 136.213 [21],我们推导出从CQI值到比特率的映射,如表I所示。另一方面,文献[23]调查并揭示了YouTube支持的不同视频质量的带宽要求,如表I右半部分所示。例如,表I表明36opx视频质量需要1.5 Mbps的比特率。因此,我们可以获得CQI值与其最合适的视频质量之间的映射。在表I的基础上并且根据新报告的CQI值,MEC App可以决定是否应当针对用户应用调整当前视频质量。

表I CQI值,比特率和视频质量之间的映射

CQI	MCS Index	TBS (bits)	Bitrate (Mbps)	Video Quality	Bitrate Req. (Mbps)
1	0	1384	2.768	1' (2(0))	1.5
2	0	1384	2.768	medium (360px)	
3	2	2216	4.432	large (480px)	4
4	4	3624	7.548	hd720 (720px)	7.5
5	6	5160	10.32	na/20 (/20px)	
6	8	6968	13.936		12
7	11	8760	17.52	hd1080 (1080px)	
8	13	11448	22.896		
9	16	15264	30.528		24
10	18	16416	32.832	hd1440 (1440px)	
11	21	21384	42.768	na1440 (1440px)	
12	23	25456	50.912		
13	25	28336	56.672		
14	27	31704	63.408	hd2160 (2160px)	53
15	27	31704	63.408		
				-	

注意,我们已经在用户应用程序的CQI报告服务的步骤4中解释了在从用户应用程序到MEC应用程序的CQI报告的播放活动期间创建TCP套接字。该TCP套接字还用于将来自MEC App的视频质量自适应的指示消息发送回用户应用程序。读者可以回到最后一小节中用户应用程序的播放活动(特别是最后一段)的描述,以便在两种情况下回顾用户应用程序如何对这种视频质量适应请求作出反应:视频来源流式传输来自(1)缓存服务器或(2)YouTube服务器。

但是,在流媒体源来自远程YouTube服务器的情况下,当MEC App为用户做出视频质量自适应决定时,应考虑移动设备和YouTube服务器之间的往返时间(RTT)。应用。让我们考虑图2中的例子。请注意,由于移动设备和MEC服务器之间的延迟远小于移动设备和YouTube服务器之间的延迟,因此我们假设用户应用程序和MEC应用程序之间的延迟可以忽略。对于前几个CQI报告,MEC App判断用户应该使用相同的1080px视频质量。稍后的时间点 $\bar{\Gamma}_1$ 当MEC应用程序从用户应用程序收到报告的CQI值9时,它会发现应通知用户应用程序与YouTube服务器联系以将视频质量更改为1440px。请注意,当用户应用程序在时间点收到具有新视频质量的新视频帧时 $\bar{\Gamma}_3$,它已经经历了较差的CQI值8,并在时间点向MEC App报告 $\bar{\Gamma}_2$ 。由于不可忽略的RTT,移动设备和视频内容服务器之间的这种信息不匹配会显着降低网络带宽利用率和用户体验质量。

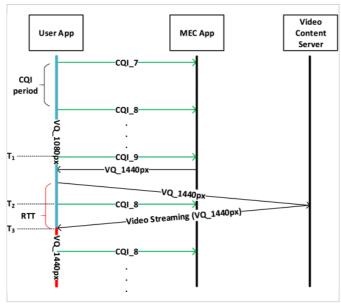


图2。 RTT对视频质量适应的影响。

为解决上述问题,MEC App采用另一种机器学习模型来预测CQI值 \dot{T}_3 考虑到RTT的影响,以便自己能够更准确地为用户应用调整视频质量。所用机器学习技术的详细描述也将在第四节中讨论。

C. Testbed部署

作为取归的评论,找训己经成切地住MEC版介裔中部者」(1)MEC应用程序,其中包括计算设备: Intel Core i7,8 GB RAM和Ubuntu 14.04,以及(2)各种Android手机中的User App(使用Android Lollipop 5.0)从我们的测试平台中的MEC服务器访问视频流服务,包括: 华硕ZenFone 2 Laser,HTC Desire 820,HTC One 801e,Samsung Galaxy S6和Samsung Galaxy Note 4。

第四节

流行视频和CQI价值预测的机器学习模型

在本节中,我们将分别在MEC App中提供两种用于流行视频和CQI值预测的机器学习模型。

A.概述

所讨论的流行视频和CQI值预测本质上是机器学习中的分类问题。更具体地,CQI值预测是监督分类问题,其分析具有预定义类的对象并识别新对象属于哪个类。具体地,给定移动设备的当前和过去CQI值,CQI值预测问题是在移动设备和远程视频内容服务器之间的RTT之后预测合适的映射视频质量等级。另一方面,流行的视频预测是无监督的分类,或称为聚类,问题,它以一种具有相似特征的对象聚集在一起的方式对对象进行分组。从技术上讲,流行的视频预测问题是将视频分类为与不同受欢迎程度相关联的不同群集。然后,使用一个或多个适当的集群内的视频来替换缓存服务器的内容。

本节通过结合不同类型的聚类算法,开发了一种用于流行视频预测的机器学习模型。具体来说,我们考虑三种主要的聚类方法,并研究它们对流行视频预测的性能: 分区聚类,分层聚类和基于模型的聚类[24]。

- 分区聚类方法,给定n个对象和创建k的聚类数,构造n个对象的分区为k个聚类,其中每个聚类包含"相似"对象,而不同聚类的对象是"不相似"。对于这种类型,我们实现了由Canopy聚类算法增强的K-Means聚类算法。
- 分层聚类方法构建了从小到大或从大到小的聚类层次结构。例如,最初,每个对象都放在一个单独的集群中。然后,在每个步骤,为每对簇计算距离值(即,不相似度),并且合并具有最小距离的簇。重复此过程,直到整个对象形成单个群集。这种类型的一个优点是它不需要k作为输入参数。我们将Birch实现为代表性的层次聚类算法。
- 基于模型的聚类方法是基于概率模型开发的,其中人们使用某些模型用于聚类并尝试优化对象和模型之间的拟合。换句话说,在基于模型的聚类中,对象被视为来自概率分布的混合,每个概率分布代表不同的聚类。对于这种类型,我们实现了MeanShift和期望最大化(EM)聚类算法。

此外,对于CQI值预测更直接的分类问题,本节开发了另一种机器学习模型,该模型实现了*随机森林*分类算法,其已被证明其在相关链路带宽预测问题中的优越性能[25]。

我们利用scikit-learn(在Python中)和Weka(在Java中)这两个最受欢迎的免费软件机器学习库来实现所采用的分类/聚类算法,特别是针对Birch和MeanShift的scikit-learn,而针对Canopy的Weka + K-Means,EM和随机森林。

B.热门视频预测

本小节开发了一种机器学习模型,用于定期为MEC App预测视频流行度,以相应地更新缓存内容。我们使用着名的K-Means聚类算法[26]作为例子,详细说明我们的模型如何使用聚类算法来预测每个视频的流行度,然后将视频划分为不同的聚类,每个聚类代表不同的人气。注意,类似的过程也可以应用于其他考虑的聚类算法。然而,K-Means聚类算法需要所需数量的聚类作为输入参数。在这种情况下,簇数太大或太小都会导致聚类性能不佳。为了克服这个缺点,我们首先应用Canopy聚类算法[27]在K-Means聚类算法之前确定合适数量的聚类。特别是,Canopy + K-

1. 收集训练数据集。

MEC App通过getCacheStatistics和getYTStatistics维护有关所请求视频的统计信息。为了准备机器学习算法的训练数据集,我们提取了一部分统计数据以获得6元组< x_1 , x_2 , x_3 , x_4 , x_2 过证积冷请求的视频,它们代表视频ID,缓存服务器端的观看次数,以及表明他们喜欢或不喜欢YouTube服务器端视频的观看次数,评论和用户数,相应地。

2. 确定群集号。

我们将Canopy聚类算法应用于步骤o中的训练数据集以获得所需的聚类编号 k 用于K-Means聚类算法。

3. 确定每个视频的相应群集。

给定簇号 k 从Canopy聚类算法中,我们然后将K-Means聚类算法应用于训练数据集以将视频划分为 k 集群,代表 k 不同的流行类别。更具体地说,K-Means聚类算法首先选择k 中心,以便最小化每个训练数据点与其最近中心之间的总平方距离。然后,每个视频被分类为由其最近的中心点形成的簇。我们可以优先考虑这些k 根据每个聚类的平均值,即从最受欢迎到最不受欢迎的聚类,即聚类内各点之和的预期值。

完成上述步骤后,我们可以预测最热门的视频,然后相应地更新缓存内容。

C. CQI 值预测

在图2中,我们指出由于移动设备和远程视频内容服务器之间的RTT不可 忽略, 当新视频帧从时间点开始到达移动设备时 $\dot{\mathsf{T}}_3$ 使用 MEC App在时间 点决定的新视频质量 T_1 ,移动设备可能已经经历了无线电状况的实质性 改变。这个问题加剧了MEC App的视频质量适应难度。在本小节中,假 设MEC App从用户应用程序接收新报告的CQI值T并且让 介表示相应的 RTT值 T (哪里 τ 可以是一个功能 T) ,我们目前为MEC App开发机器 学习模型进行预测 T, 移动设备的COI值 $t + \pi$ 使用此模型, 如果应该 调整用户应用程序的视频质量, MEC App可以做出更准确的决定。注 意,如表I所示,尽管CQI值可以在[1],[15]的范围内,但实际上十五个 CQI值被映射到较小量(通常仅五到七个)的视频质量类别。因此,我们 的 \mathbf{CQI} 值预测问题是预测合适的映射视频质量等级 $t+\pi$ 给出之前和之 后的CQI值 T。对于这个预测问题,我们采用随机森林算法[28],这是一 种分类算法,在训练时构建多个决策树,并输出作为单个树的模式预测的 类。我们的随机森林模型旨在学习已知CQI值之间的模式T和视频质量等 级 t + π 请注意,为了降低构造决策树的复杂性并降低过度拟合的可能 性,我们设置了限制随机森林算法的每个决策树深度的最大深度。我们的 模型可以进一步描述如下:

1. 收集训练数据集。

MEC App记录其所有收到的CQI值 q_1 , q_2 , …, 和 $q_{\tilde{n}}$ (从旧到新)在观察期间,并将它们转换为训练数据集。每个条目**一**批练数据集包含 α + 1分子

 $\langle q_{-} \pm (i)_{\alpha+1}, q_{-} \pm (i)_{q+2} \pm (i)_{q+\pm i} \langle g_{-} t_{-} \pm q_{-} \pm k_{-} | 1 \rangle$ 的CQI值 $T_{-} \pm q_{-} \pm (i)_{-1}$, $q_{-} \pm (k_{-} \pm k_{-} + 1)_{-1} \pm k_{-} = 1 \rangle$ C $(t_{-} \pm \tau_{-} \pm k_{-} \pm k_{-} + 1)_{-1} \pm k_{-} = 1 \rangle$ 所见的映射视频质量等级 $T_{-} \pm \tau_{-} \pm k_{-} = 1 \rangle$ 是明本也,不一起现在之后 $T_{-} \pm k_{-} = 1 \rangle$ 的体型,不同的CQI值,不同的CQI值,不同的CQI值,不同的CQI值,不同的CQI值,不同的CQI值,不同的CQI值,更长的RTT需要更大 α 而且更小 β 值,以便允许模型考虑更长时间内传播的更多CQI信息。

2. 培训机器学习模型。

准备好训练数据集后,我们应用随机森林算法并设置所需的最大深度 d。随机森林算法生成大量决策树,并且每棵树如下生长。

7.7 法经济未中四担 四年初四年初日 市公共中 污虾坑土物

(1) 该异法目尤随机地对训练致据集的余日进行管操。这些件争将用于种植树木。 (2) 接下来,算法指定一个数字m 《 α ,意味着生成的决策树将包含 米内部节点。然后,米元素是随机选择的 α CQI值 $q_{-\text{th}(i\cdot)}$, $q_{-\text{th}}$ 构建决策树,直到最好的分裂为止 米找到元素。 (3) 最后,每棵树的生长尽可能接近最大深度。而 α 很小,设置小 d 将足以构建决策树,然后学习模式。另一方面,同时 α 很大,更大 d 需要进行更多的分割,以便在已知的CQI值之间准确地学习关系 T 和视频质量等级 t + $t\bar{t}$

我们可以在MEC App中部署上面的模型,该模型捕获了CQI值和视频质量类之间的模式。模型的输入是 α 目前和过去的CQI值 $\mathbf{L}_{\text{--LL}}$ 然后,模型将输出相应的映射视频质量等级 $\mathbf{L}_{\text{--LL}}$ 利用该模型,可以减轻由RTT引起的信息不匹配的问题,因此MEC App可以更准确地决定合适的视频质量。

第五节

实验结果

A.流行视频预测

在第IV.B部分中,我们实现了四种聚类算法: Canopy + K-Means, Birch, MeanShift和EM,并且一次合并一个,以便在MEC App中开发用于流行视频预测的相应机器学习模型。为了评估我们的模型,我们应用了Zink 等人在YouTube流量测量研究中收集的跟踪统计数据。在[29]。更具体地说,测量研究收集了来自大型大学校园网络的YouTube请求的真实痕迹,其中每个跟踪包含相应请求的以下信息: 时间戳,YouTube服务器IP,客户端IP,HTTP GET消息,视频ID和内容服务器IP。在这些跟踪统计数据中,我们的实验在14天内关注137,016个请求的视频,以获得训练数据集(参见第IV.B部分中的步骤o),其中包含所请求视频的以下信息: 视频ID,视图数量在校园网络上,以及表明他们喜欢或不喜欢YouTube服务器端视频的观看次数,评论和用户数量。

为了量化应用我们流行的视频预测模型的缓存替换策略的性能,我们使用命中率(HR),其定义为

$$\mathrm{H\,R} = \frac{N_e}{\tilde{\mathsf{n}}_r} \, {}_L^{I_*} \, 100 \, \% \, ,$$

查看来源 🕝

哪里 大是以天为单位的观察期的长度, $\tilde{\mathbf{n}}_r$, 白天的视频请求数量 大場察期,和 $\tilde{\mathbf{n}}_c$, 白天缓存命中数 大場察期。显然,较高的HR意味着所采用的缓存替换策略可以有效地减少流延迟,因为更频繁请求的视频被缓存在MEC服务器中。在实验中,我们还将模型的性能与以下两种缓存替换策略的性能进行了比较:

- 最少使用 (LFU): 最少使用的视频首先被丢弃。
- 最近使用(LRU):最近最少使用的视频首先被丢弃。

表示容量 θ 缓存服务器可以存储的缓存服务器的数量。图3绘制了6个缓存替换策略下的HR(参见条形图1-6)作为函数的函数 θ ,从500到50,000个视频。该实验从[29]中提供的真实轨迹中考虑了两个观察期: L=7印 L=14 白天**大居**观察期间,我们计算视频请求的数量 $\tilde{\mathbf{n}}_r$,和缓存命中 $\tilde{\mathbf{n}}_{c}$, \mathbf{d} 对于高速缓存未命中时的LFU和LRU,我们通过遵循相应的策略来选择现有视频以被所请求的视频替换。另一方面,我们的机器学习模型在一天开始时预测流行的视频**大易**察期(使用第1天至第1天)L-1用于训练),并相应地更新缓存内容。

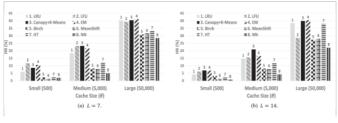


图3。 缓存替换策略的性能。

图3(a)显示了该情况下的HR结果L=7该图表示作为缓存容量的微 不足道的结果 θ 所有这六种策略都会提高HR值,并且这些策略之间的性能 差异变得不那么显着。我们观察到Birch和MeanShift与其他策略相比具有 相当低的HR性能。这是因为Birch(分层聚类算法)不需要聚类号k的预 定值,而是应该指定分裂/合并终止条件(例如,固定聚类之间的临界距 离)。在这种情况下,较差的默认终止条件可能导致较差的群集,从而导 致较差的HR性能。另一方面,基于模型的聚类算法MeanShift也不需要预 定的k值。此外,MeanShift尝试在可能的情况下合并群集,但是,可能会 过度减少群集的数量。而且,图3(a)还表明,对于小型和大型高速缓存 大小(即,预测问题分别相对困难和容易),通常,所有LRU, Canopy + K-Means和EM实现类似的HR性能,相同的差或相同的好。但是,对于 中等缓存大小, Canopy + K-Means和EM表现出卓越的性能。这是因为 与LRU采用的朴素策略相比,这两种机器学习算法配备了更智能的预测功 能。特别地,我们注意到基于模型的EM聚类算法假设模型是正态分布的 混合,所收集的视频统计通常符合该模型。因此,EM在实验中表现良 好。另一方面,我们注意到当缓存容量有限时,传统的,图3(b)进一步 显示了该情况下的HR结果L = 14 这个数字表明六种策略中每种策略的 人力资源绩效一般都会降低大号增加到14.这种现象表明视频参考的时间 局部区间很短。结果,如果我们考虑太长的观察期,则可能通过相应的缓 存替换策略考虑更多过时的信息,导致较低的HR值。这种解释可以通过 LFU案件的迅速减少来证明,LFU案件仅仅依赖于视频在观察期内的请求 数量。

最后,我们收集六种策略的执行时间,其中LRU为o.o3,Canopy + K-Means为2,Birch为3,MeanShift为240,LFU为296,EM为1114,单位为秒那个案子 L=7 因此,考虑到HR性能和时间复杂度,Canopy + K-Means总体上优于其他调查策略。

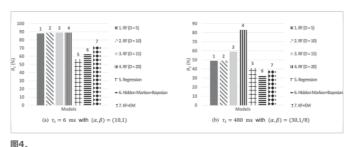
此外,我们还在[9]和[10]中实现了Hoeffding Tree(HT)和神经网络(NN)算法进行比较。我们在图3中观察到HT显示出良好的HR性能。特别是,我们可以发现HT是一种基于树的模型,更适合大型缓存。另一方面,我们还观察到[10]中提出的具有100个隐藏节点的2层NN模型具有最差的HR性能。这是因为这样的NN架构可能不适合我们的数据集。在这种情况下,应重新设计与HR性能密切相关的层数,隐藏节点数和激活函数的选择。

B. CQI值预测

我们通过在MATLAB LTE系统工具箱中应用由lteCQISelect函数生成的CQI轨迹来评估我们的CQI值预测模型。更具体地说,lteCQISelect函数可以根据TS 136.101 [30]中定义的一致性测试条件估计CQI值(参见测试1,第9.3.2.1.1节)。在实验中,我们使用lteCQISelect在100,000 LTEMAC帧(每个10 ms)的模拟长度内每2 ms生成一个CQI样本,从初始SNR设置为6.0 dB开始。也就是说,CQI迹线包括总共500,000个CQI样本。

图4 (a) 显示了[R: 对于这种情况的结果 τ —世 6毫秒和 (α , 被谈为 (10, 那里 α 是训练数据集的每个条目中的历史CQI值的数量,和 β 是 CQI值采样频率(参见第IV.C节中的步骤o)。该图表明要预测简单的情况 τ —世 6毫秒 最大深度 D=5还有一点点 $\alpha=10$ 已经可以取得好成绩 [R: 性能接近90%,并进一步提高 d 从5到20只能微不足道地提高预测性能。另一方面,图4 (b) 显示了该情况的结果 τ —世 480毫秒 着设置 (α , β) = (30 注意/8的这种情况下,模型需要预测未来480ms的 CQI值/视频质量等级(即,240个CQI报告的时段),因此预测任务变得

史加图难。囚肛,如图州亦,取入淋及D=0次月结来 [fC707] [fC107] 2fC0%。但是,作为最大深度d增加到fC00,我们的随机森林模型仍然可以达到可接受的水平 [fC16] 价值,约fC3%。



CQI值预测模型的性能。

此外,我们还在[16],[17]和[15]中实现了隐马尔可夫+贝叶斯,KF+EM和回归算法以进行比较。我们注意到这些传统方法中的每一种都基于特定模型。然而,由于典型无线通信场景中的CQI值经常变化,因此单个模型很难准确地表征这种动态行为。相反,在没有基础模型的情况下,随机森林算法生成许多决策树并进一步将它们组合用于预测,从而可以适应各种可能的条件。因此,如图4所示,与这些传统方法相比,随机森林算法可以实现更好的预测精度。

第六节

用于MEC增强视频流的QoE建模

A.自适应流媒体

我们认为视频在时间上被划分为长度段,通常为2秒到10秒,每个段在视频内容服务器处以不同的比特率以多个质量等级编码。此外,如果预计我们的预测模型很受欢迎,也可以在MEC服务器上缓存视频。为了流式传输视频,客户端(即用户应用程序)首先从MEC服务器或视频内容服务器请求视频的媒体呈现描述(MPD)(取决于视频是否在MEC服务器处高速缓存)。MPD包含关于视频片段的信息,例如持续时间,分辨率和可用比特率。在MPD的基础上,客户端然后可以发送*请求分组*以最合适的相应质量等级顺序下载视频片段。更具体地,在前一段到达时请求后续段,其被封装在*响应分组中*。最终,下载的视频片段存储在缓冲器中,以作为单个连续视频流进行播放。请注意,整体网络吞吐量通常由容易出错的无线无线接入条件决定(与核心网络和Internet连接相反)。在这种情况下,为了确定应该下载每个片段的质量等级,我们认为客户端采用速率自适应启发式,其将感知的CQI映射到合适的质量等级(参见表I)以便优化QoE。

B. QoE模型

客户经历的QoE主要受三个因素影响: (1) 分段质量, (2) 质量转换, 以及 (3) 冻结。为了优化客户的QoE, (1) 每个细分市场的质量必须最大化,以便客户可以在整个会话期间以最高的平均质量水平观看视频; (2) 需要最小化连续视频片段之间的质量等级切换,以保持视频质量的一致性,避免播放过程中突然的质量变化; (3) 冻结也需要最小化,以实现尽可能少和短暂停顿的流畅播放。请注意,我们可以 (1) 通过请求最高可下载质量级别来最大化段质量; (2) 通过减少与平均要求质量水平的偏差来最小化质量转换;

量化QoE Q-ഘ客户i经历的情况下,我们使用[32]中定义的QoE模型,该模型考虑了上述三个因素,以得出平均意见得分(MOS)的相同范围内的度量。特别,Q-建模如下:

$$Q$$
—## $5.67 imes \overline{q}$ —## $6.72 imes \widehat{q}$ —## 0.17 - $4.95 imes F$ —##

查看来源 🕜

哪里 \overline{q} —他 \widehat{q} —他客户 \overline{i} 要求的平均质量水平及其标准偏差,均相对于最高可用质量水平进行归一化,和F—他东结的影响。注意,F—他一步建模如下:

$$F_{-\pm}$$
 $\frac{\iota}{8} \times \max \left(\frac{111 \cdot I_{-\pm}}{6} \pm 1, 0\right) + \frac{1}{8} \times \left(\frac{21 \text{ TT} \cdot (2-\pm 1)}{15}\right)$

查看来源 🕝

哪里 F-和 d-- 始别是冻结频率和平均冻结持续时间。

C.模拟模型

本节以Java语言开发离散事件仿真模型,以研究MEC架构在提高视频流用户QoE方面的有效性。具体地,在每次模拟运行中,模型在从MEC服务器或视频内容服务器流式传输的视频会话期间模拟视频片段请求和响应过程。我们的研究评估了以下输出测量:

- 夏 (平均QoE): 所有客户的QoE值之和除以客户端数(启动视频 流应用程序)。
- ñ_F (平均冻结次数):每个客户遇到的冻结次数除以客户端数量的总和。
- **升**_f (平均缓冲区填充级别): 当前存储在视频播放器缓冲区中的平均视频量,以秒为单位,依赖于当前存储的段数及其持续时间。
- [*R(平均吞吐量)*: 客户端每秒成功接收的平均比特数(表示视频 片段)。

我们模型的总体思路简要总结如下。

- 流*请求*(相应的*响应*)分组的大小表示为**大号**(RESP。大**号**。 和....相比**大号**了标题信息,**大局**:包括视频片段的大小。
- 视频会话的持续时间表示为 $\tilde{\mathbf{n}}_v$, 表示会话中的视频片段数。
- 在模拟运行中的时隙k处感知的CQI (用于在视频会话期间模拟视频段请求 响应事务)被表示为 C_k 而在时隙k的相应分配的无线带宽是感知的CQI的函数 C_k 并表示为 L_k (C_k)
- \tilde{T}_d 表示从客户端发出视频片段请求的时间到客户端接收到整个请求的视频片段的时间的延迟。如图5所示, \tilde{T}_d 可以根据以下两种情况之一得出:
- 1. 在第一种情况下,客户端从MEC服务器流式传输视频(即,高速缓存命中)。 Υ_d 对于这种情况,可以表示为 Υ_d = t_d , t_d + t_d
- 2. 在第二种情况下,客户端流式传输来自视频内容服务器的视频(即,高速缓存未命中)。 \widetilde{T}_d 对于这种情况,可以表示为 $\widetilde{T}_d = \widetilde{t}_d$, $\det \widetilde$

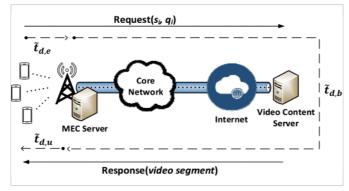


图5。 系统架构。

以上 $\Upsilon_{d,e}$ $\Upsilon_{d,b}$ 和 $\Upsilon_{d,m}$ 例以如下进一步获得。

- 1. $\Upsilon_{d,\epsilon}$ 和 $\Upsilon_{d,\epsilon}$ 你到达目标主机的每个网络节点的数据包延迟包括节点处理延迟,排队延迟,传输延迟和传播延迟。推导 $\Upsilon_{d,\epsilon}$ 和 $\Upsilon_{d,\epsilon}$ 你我们注意到节点处理和排队延迟通常在几微秒的量级。此外,由于基站/并置的MEC服务器靠近客户端,因此LTE无线电接口上的无线传播延迟也在微秒级。因此,我们关注将所有请求和响应数据包的比特推送到LTE无线电链路并进行估计所需的传输延迟 $\Upsilon_{d,\epsilon}$ 和 $\Upsilon_{d,\epsilon}$ 你如 大岩 $\Upsilon_{d,\epsilon}$ 次,分别。
- 2. $\Upsilon_{d,b}$ 我们假设 $\Upsilon_{d,b}$ 遵循均值的一般分布 $\mu_{d,b}$ 和方差 $V_{d,b}$

D.数值例子

基于最后一小节中的仿真模型,本小节根据输出测量来研究视频流的性能 \bar{Q} , $\tilde{\mathbf{n}}_F$, $\overline{\mathcal{H}}_f$, 和 $\bar{[R]}$ 有和没有MEC增强。在模拟实验中,一些参数设置如下:

- 视频会话的持续时间 $\tilde{\mathbf{n}}_v = 300$ 段,每个持续2秒。
- 尺寸大量式传输请求包的数量是1,000字节。另一方面,大小大量响应分组仅考虑所包含的视频片段的大小(忽略标题信息的大小),其可以被计算为所请求的质量等级的相应比特率(如表I所示)和片段持续时间的乘积。(即2秒)。
- 我们使用MATLAB LTE系统工具箱中的lteCQISelect函数在 100,000 LTE MAC帧(每个10 ms)内每2 ms生成一个CQI样本,从初始SNR设置为6.0 dB开始。然后,使用CQI轨迹的500,000个 CQI样本来调整感知的CQI (在每次模拟运行期间。此外,数据率 Lk(ck 对应于 Cc 遵循表I中的映射。注意,我们提出的CQI预测模型也在实验中考虑。

而且,在模拟实验中,我们假设 $\hat{\mathbf{T}}_{d}$, 遵循平均值的 \mathbf{G} amma分布 μ_{d} , 和方 差 $V_{d,b}$ 与形状参数 \mathbf{G} amma分布 α 和尺度参数 $\boldsymbol{\beta}$ (即,意思是 $\alpha/\boldsymbol{\beta}$ 和方差 是 $\alpha/\boldsymbol{\beta}^2$)具有以下密度函数:

$$F(t) = rac{eta \mathsf{E}^{-eta \check{\mathsf{T}}} (eta t^{lpha})^1}{\Gamma(lpha)}$$
 对于吨 ≥ 0 ,

查看来源 🕝

哪里 Γ (α) = $\int_{\dot{z}=0}^{\infty} Z^{\alpha-1}$ **上**是**6Ž**amma功能。已经证明,任何正随机变量的分布可以通过Gamma分布的混合来近似(参见[33]中的引理**3.9**)。本文使用Gamma分布来研究方差的影响 \widetilde{T}_d ,辞。

输入参数的影响 μ_d , 和 V_d , 读于产出措施 \bar{Q} , $\hat{\mathbf{n}}_F$, \mathbf{h}_f , 和 \bar{L} 如图6和图7所示,并讨论如下:

• 的影响 $\mu_{d,b}$ 由于来自MEC服务器的流的情况不会发生 $\Upsilon_{d,b}$ 延迟, 如图6所示,值 \bar{Q} , $\tilde{\mathbf{n}}_F$, \mathbf{h}_f ,和 [R都与改变无关 $\mu_{d,b}$ 从图 6(a)中,我们观察到具有MEC的流式传输案例可以实现高的平均 QoE分数 \bar{Q} 接近4(根据MOS评级表示"质量好")。另一方面, \bar{Q} 没有MEC的流媒体案例的性能从大约3.7急剧下降到低于1(表示"质 量差") 时 μ_d 太于500毫秒。注意,图6(b)和(c)进一步揭 示: 何时 $\mu_d \geq 500$ 女士没有MEC的流媒体案例经历了高平均冻 结计数 $\tilde{\mathbf{n}}_F$ (例如,平均最多120次冻结 μ_{d}) = 1,000 女**走**10分钟 的视频会话持续时间内)和平均缓冲区填充水平 升接近零秒。然 而,MEC的情况只遇到一次冻结,这是由第一个视频片段的检索引 起的初始冻结,以及稳定增加的缓冲器填充水平与均值升;大约90 秒。图6(d)给出了图6(a)-(c)中观察到的现象的原因。我 们注意到来自邻近MEC服务器的视频流可以保证高平均吞吐量 \bar{R} 然而,在没有MEC的流媒体案例下,[R减少为 μ_d 增加。尤其是什 么时候 μ_d \geq 500女士吞吐量不足导致视频缓冲器的耗尽率倾向于 高于填充率。因此,作为 $\mu_{d,\ell}$ 继续增加,"更长"的冻结更"频繁"发 生,导致更穷 $\hat{\mathbf{n}}_F$, \mathbf{h}_f , 因此 \bar{Q} 值。

 力差的影响 Vd, b 图7图Q, NF, 用f, 和 LK作为的功能 Vd, b 师 里 $\mu_{d,b}$ 300 女士我们先来看看图7(b)。我们观察到的是 $V_{d,b}$ 增加, $\tilde{\mathbf{n}}_F$ 增加然后减少。原因如下。如 $V_{d,t}$ 增加,更"短"和"更长" \mathbf{T}_{d} , 延迟 (远离平均值 μ_{d} , b 发生。因此,其中一些"更长" \mathbf{T}_{d} , 延迟 开始超过导致冻结的阈值。因此, $\hat{\mathbf{n}}_F$ 相应增加。但是,作为 $V_{d,I}$ 不 断增加,我们会看到很多空头 Υ_d ,延迟与一些极长的延迟混在 起。在这种情况下,这些简短 $\Upsilon_{d,p}$ 延迟避免了冻结的发生,因此我 们减少了 $\tilde{\mathbf{n}}_F$ 。另一方面,我们注意到缓冲区填充水平不仅与冻结 计数相关,而且与冻结持续时间相关。在这个例子中 $\mu_{d,b} = 300$ 女士即使平均冻结计数在变化期间首先略有增加 $V_{d,b}$ 这些冻结的持续时间非常短。结果,我们在图7(c)中观察到 \mathcal{H}_f 受到的影响微不足道 $V_{d,t}$ 什么时候 $V_{d,t}$ 很小,然后增加 V_{d} , $\stackrel{>}{\models} \sqrt{10}\mu_{d}$, $\frac{3}{6}$ 。接下来,图7(a)表明在上述平均冷冻计数变化 的影响下, $ar{Q}$ 首先迅速减少 V_d , b增加,后来减少变得缓慢 V_d , b足 够大(即 $\stackrel{>}{=} \sqrt{10^3 \mu_{d_1}}$ 8)。最后,图7(d)显示了平均吞吐量的平 凡结果[R主要取决于平均值 μ_d , 而不是方差 V_d , 的 Υ_d , 延迟。

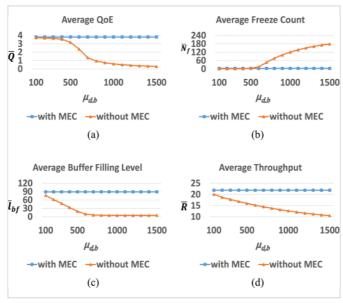
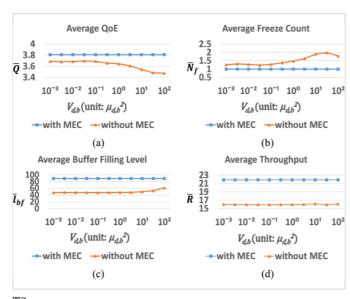


图6. 的影响 μ_d , 此 \bar{Q} , $\tilde{\mathbf{n}}_F$, $\overline{\mathcal{H}}_f$, 和 $[\bar{R}$ ($\Xi_{\!\!\!\!L}$, $\vDash \mu_{d^\circ}^2$,)



的影响 V_{d , b上 $ar{Q}$, $\tilde{\mathsf{n}}_F$, $\overline{\mathcal{H}}_f$, 和 $ar{[}R$ (μ_{d} , $b\!\!=\!\! 300\,\mathrm{ms}$)

第七节 结论 ETSI MEC在移动网络边缘提供IT服务环境和云计算功能,使应用和内容提供商能够部署新的用例,如智能视频加速,具有低延迟和高带宽。具体而言,ETSI MEC引入了MEC服务器,该服务器实现边缘云平台,以MEC Apps的形式托管部分服务器端服务逻辑。本文旨在实现MEC增强型移动视频流服务的文献中的第一个PoC。我们的PoC由Android用户应用程序,MEC应用程序和YouTube服务器组成。MEC App实现了两个主要功能:流行的视频缓存和无线电分析/视频质量适应。

除了PoC实现之外,本文还进一步开发了两种机器学习模型,将其纳入MEC应用程序,用于流行的视频预测和无线电信道质量预测。实验结果表明,流行的视频预测模型允许有效地更新缓存内容。另一方面,无线电信道质量预测模型考虑了不可忽略的RTT的影响,并且即使对于长RTT的具有挑战性的情况,也实现了超过80%的高信道质量预测准确度,从而实现了精确的视频质量调整。因此,我们的模型以及MEC的其他优势可以保证移动视频流服务的良好性能。最后,我们模拟并研究了MEC架构在提高视频流用户QoE方面的有效性。

致谢

作者要感谢匿名审稿人。他们的宝贵意见大大提高了本文的质量。

作者	~
数据	~
参考	^

引文图

- 1. "ETSI GS MEC 004 v.1.1.1(2015-11)移动边缘计算(MEC);服务方案"。显示上下文 Google学术搜索
- **2.** TG Rodrigues , K。Suto , H。Nishiyama , N。Kato , "通过VM迁移和传输功率控制最小化边缘云计算服务延迟的混合方法" , *IEEE Trans。COMPUT。* , 第一卷66 , 不。5 , pp.810-819 , 2017年10月。

显示上下文 查看文章 全文: PDF (723KB) Google学术搜索

- **3.** TG Rodrigues, K.。Suto, H.。Nishiyama, N.。Kato, K.。Temma, "用于可扩展移动边缘计算的Cloudlets激活方案,具有传输功率控制和虚拟机迁移",*IEEE Trans。COMPUT。*,第一卷 67,不。9,pp.1287-1300,2018年3月。显示上下文 查看文章 全文:PDF (802KB) Google学术搜索
- **4.** F. Tang等人 , "关于从未来无线网络中删除路由协议:用于智能流量控制的实时深度学习方法" , *IEEE Wireless Commun。* ,第一卷 25 ,不。1 ,pp.154-160 , 2018年10月。

显示上下文 查看文章 全文: PDF (474KB) Google学术搜索

5. LT Tan , RQ Hu , "车辆网络中的移动性感知边缘缓存和计算:深度强化学习", *IEEE Trans。辆。TECHNOL。*,第一卷 67 , 不。11 , pp.10190-10203 , Jul。2018。

显示上下文 查看文章 全文: PDF (1028KB) Google学术搜索

6. TX Tran, P. Pandey, A. Hajisami, D. Pompili, "在移动边缘计算网络中协作多比特率视频缓存和处理", *Proc. 13th Annu. CONF. 无线按需网络。SYST. SERV.*, 第165-172页, 2017年。

显示上下文 查看文章 全文: PDF (1464KB) Google学术搜索

7. C. Liang, Y. He, FR Yu, N. Zhao, "移动边缘计算和支持缓存的无线网络中

的恍飒艰平适配和流重上程 , Proc。 IEEE 80TN Ven。 IECHIVOL。 CUIVF。 (VTC-Fall),第1-5页,2017年。

显示上下文 查看文章 全文: PDF (1863KB) Google学术搜索

8. M. Ahmed, S. Spagna, F. Huici, S. Niccolini, "窥探未来: 预测用户生成内容中受欢迎程度的演变", *Proc. 第六届ACM国际 CONF。网络搜索数据挖掘*,第607-616页,2013年2月。

在ACM上 显示上下文 访问 谷歌学术

9. V. d。Silva, AT Winck, "基于上下文无关功能的数据流中的视频流行度预测", *Proc。SYMP。申请 COMPUT。*, pp.95-100,2017。 在ACM上 显示上下文 访问 谷歌学术

10. L. Tang , Q。Huang , A。Puntambekar , Y。Vigfusson , W。Lloyd , K。Li , "Facebook视频的流行度预测,用于更高质量的流媒体" , *Proc。USENIX Conf。Usenix Annu。TECHN。CONF。* , 第111-123页 , 2017年7月。显示上下文 Google学术搜索

11. W. Ding , Y. Shang , L. Guo , X. Hu , R. Yan , T. He , "通过隐式网络的情感传播进行视频流行度预测" , *Proc. 24日ACM Int. CONF. 天道酬勤。 Knowl。管理。* , pp.1621-1630,2015。

在ACM上 显示上下文 访问 谷歌学术

12. SD Roy , T。Mei , W。Zeng , S。Li , "迈向社交视频流行度预测的跨领域学习" , *IEEE Trans。多媒体* , 第一卷 15 , 不。6 , pp.1255-1267 , 2013年10月。显示上下文 查看文章 全文: PDF (1754KB) Google学术搜索

13. E. Bastug, M. Bennis, M. Debbah, "小细胞网络中的预期缓存:转移学习方法",*Proc。第一届KuVS研讨会预期网络。*,2014年9月。 显示上下文 Google学术搜索

14. T. Hou , G. Feng , S. Qin , W. Jiang , "通过利用移动边缘计算的转移学习进行主动内容缓存" , *Proc。IEEE全球通讯。CONF。* , 第1-6页 , 2017年。显示上下文 查看文章 全文: PDF (565KB) Google学术搜索

15. MA Lema, M.García-Lozano, S. Ruiz, "用于载波聚合的LTE-A中的上行链路信道质量预测的三次样条外推", *Trans。EMERG。通讯设备及。TECHNOL。*,第一卷 28,不。2,2017年2月。

显示上下文 CrossRef 谷歌学术

16. X. Xing , T。Jing , Y。Huo , H。Li , X。Cheng , "基于认知无线电网络中贝叶斯推理的信道质量预测" , *Proc。IEEE Int。CONF。COMPUT。COMMUN。* , 第1465-1473页 , 2013年。

显示上下文 查看文章 全文: PDF (656KB) Google学术搜索

17. M. Amara, A. Feld, S. Valentin, "LTE中的信道质量预测:在现实假设下我们可以向前看多远?", *Proc。IEEE 28th Annu。诠释。SYMP。个人。室内移动无线电通信。*,第1-6页,2017年。

显示上下文 查看文章 全文: PDF (923KB) Google学术搜索

18. A. Khan , L. Sun , E. Ifeachor , "QoE预测模型及其在UMTS网络视频质量自适应中的应用" , *IEEE Trans。多媒体* , 第一卷 14 , 没有。2 , pp.431-442 , 2012年4月。

显示上下文 查看文章 全文: PDF (1582KB) Google学术搜索

19. A. Hameed , R. Dai , B. Balas , "基于决策树的感知视频质量预测模型及其在

FEC中用于无线多燥体进信的应用 ,*IEEE I rans。多燥体*,用一卷 18,个。4,pp.764-774,2016年4月。

显示上下文 查看文章 全文: PDF (876KB) Google学术搜索

20.2017年8月, [在线]可用:

https://developers.google.com/youtube/v3/docs/。 显示上下文

- **21.** "LTE;演进的通用地面无线电接入(E-UTRA);物理层程序", 2016。显示上下文 Google学术搜索
- **22.** "LTE;演进的通用地面无线电接入(E-UTRA);支持无线电资源管理的要求", 2014年。

显示上下文 Google学术搜索

23.2013年8月, [在线]可用:

https://support.google.com/youtube/answer/1722171?hl = zh。 显示上下文

24. G. Gan , C. Ma , J. Wu , *Data Clustering : Theory Algorithms and Applications (ASA-SIAM Series on Statistics and Applied Probability)* , 2007.

显示上下文 Google学术搜索

25. C. Yue, R。Jin, K。Suh, Y。Qin, B。Wang, W。Wei, "LinkForecast: LTE网络中的蜂窝链路带宽预测",*IEEE Trans。移动计算机。*,第一卷 17,不。7,pp.1582-1594,Jul。2018。

显示上下文 查看文章 全文: PDF (1919KB) Google学术搜索

- **26.** A. David , S. Vassilvitskii , "k-means ++: 小心播种的优点" , *Proc。十八* 世纪。ACM-SIAM Symp。DISCR。算法,第1027-1035页,2007年1月。显示上下文 Google学术搜索
- **27.** A. McCallum, K. Nigam, LH Ungar, "高效数据集的高效聚类以及应用于参考匹配", *Proc. 第六届ACM SIGKDD Int. CONF. Knowl. Discovery Data Mining*, pp.169-178, 2000年8月。

在ACM上 显示上下文 访问 谷歌学术

28. L. Breiman , "随机森林" *,马赫。学习。* , 第一卷 45 , 不。1 , pp.5-32 , 2001年10月。

显示上下文 CrossRef 谷歌学术

29. M. Zink , K。Suh , Y。Gu , J。Kurose , "校园网络中youtube网络流量的特征 - 测量模型和含义" , *Comput。网络*。 , 第一卷 53 , 不。4 , pp.501-514 , 2009年3月。

显示上下文 CrossRef 谷歌学术

- **30.** "用户设备(UE)无线电传输和接收",2017年。显示上下文 Google学术搜索
- **31.** A. Botta , A. Avallone , M. Garofalo , G. Ventre , "互联网流和网络中立:比较视频托管服务的性能" , *Proc. 诠释。CONF。天道酬勤。SYST。SECUR。隐私* , 第514-521页 , 2016年1月。

显示上下文 CrossRef 谷歌学术

32. S. Petrangeli , J. Famaey , M. Claeys , S.Latré , FD Turck , "用于公平自适应视频流的QoE驱动的速率适应启发式" , *ACM Trans。多媒体计算机。COMMUN。申请* , 第一卷 12 , 不。2 , pp.1-24 , 2015年11月。

在ACM上 显示上下文 访问 谷歌学术

学。按,2011。

显示上下文 Google学术搜索

关键词	~
度量	~

Profile Information

Purchase Details

Need Help?

Other

A not-for-profit organization, IEEE is the world's largest technical professional organization dedicated to advancing technology for the benefit of humanity.

© Copyright 2019 IEEE - All rights reserved. Use of this web site signifies your agreement to the terms and conditions.

US & Canada: +1 800 678 4333 Worldwide: +1 732 981 0060

IEEE帐户	购买细节	档案信息	需要帮忙?
» 更改用户名/密码	»付款方式	» 通讯首选项	» 美国和加拿大: +1 800 678 4333
»更新地址	»订单历史	»职业与教育	» 全球: +1 732 981 0060
	» 查看购买的文档	»技术兴趣	»联系与支持

关于IEEE Xplore | 联系我们 | 救命 | 无障碍 | 使用条款 | 非歧视政策 | 网站地图 | 隐私和选择退出Cookie

作为一个非营利组织,IEEE是世界上最大的技术专业组织,致力于为人类的利益推进技术。 ©版权所有2019 IEEE - 保留所有权利。使用本网站即表示您同意这些条款和条件。