

基于DPI数据的移动通信网络 高时延小区识别方法研究

Research on High-Latency Cell Identification Method in Mobile Communication Network Based on DPI Data

秦晓东,葛迪,蒋少东,鲍丽娜,冯 晔(中国联通网络运营事业部,北京 100037)

Qin Xiaodong, Ge Di, Jiang Shaodong, Bao Lina, Feng Ye (China Unicom Network Operation Division, Beijing 100037, China)

摘要:

提出一种基于深度包检测(DPI)技术获取XDR数据来识别移动通信网络中高时延小区的方法。通过监测终端在小区切换或长时间附着时的二阶段TCP建链时延,基于指数加权移动平均(EWMA)算法更新终端自身的期望时延,依据采样时延与期望时延的相对关系对小区进行评价,以差评比例发现异常小区。模拟实验表明,该方法在较小异常时延的增量下,相比传统的TopN方法能够获得更高的F1 Score,对小区时延异常更敏感,能更有效地识别高时延小区,为网络优化提供有力支持。

关键词:

移动通信网络;高时延小区;深度包检测;XDR数据;指数加权移动平均

doi:10.12045/j.issn.1007-3043.2026.05.007

文章编号:1007-3043(2026)05-0035-04

中图分类号:TN929.5

文献标识码:A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Abstract:

It proposes a method to identify high-latency cells in mobile communication networks based on XDR data obtained by deep packet inspection (DPI) technology. By monitoring the second-stage TCP link establishment delay of the terminal when switching or attaching for a long time in the cell, the terminal's own expected delay is updated based on the exponentially weighted moving average (EWMA) algorithm, and the cell is evaluated according to the relative relationship between the sampling delay and the expected delay, and abnormal cells are found by the proportion of poor evaluation. Simulation experiments show that this method obtains a higher F1 Score than the traditional TopN method under a smaller abnormal delay increment, is more sensitive to cell delay anomalies, can more effectively identify high-latency cells, and provides strong support for network optimization.

Keywords:

Mobile communication network; High latency cell; DPI; XDR data; EWMA

引用格式:秦晓东,葛迪,蒋少东,等. 基于DPI数据的移动通信网络高时延小区识别方法研究[J]. 邮电设计技术,2026(5):35-38.

0 引言

随着移动通信技术的飞速发展,用户对网络服务质量的要求日益提高^[1]。网络时延作为衡量移动通信网络性能的关键指标之一,直接影响着用户的业务体验。高时延小区的存在会导致诸如网页加载缓慢、视频卡顿、游戏延迟等问题,严重降低用户满意度。因

此,准确识别移动通信网络中的高时延小区,并及时进行优化和改进,对于提升网络服务质量、增强用户黏性具有重要意义。

传统的高时延小区识别方法主要依赖对时延类关键性能指标(KPI)进行排序后取TopN。然而,这种方法存在诸多局限性^[2]。一方面,实际网络环境复杂多变,KPI数据容易受到多种因素的干扰,例如网络结构的动态变化、用户业务类型的多样性以及终端设备的差异性等,这可能导致高时延小区的误判或漏判。

收稿日期:2026-04-16

另一方面, KPI 指标往往是对网络整体性能的一种宏观反映, 难以精确地定位到具体的小区时延问题, 无法满足精细化网络优化的需求。

近年来, 随着深度包检测(DPI)技术的不断发展和成熟, 利用 DPI 获取的 XDR 数据为网络性能分析提供了更为详细和准确的信息^[3]。DPI 技术能够深入解析网络数据包的内容, 提取丰富的信息, 包括协议类型、应用类型、源 IP 地址、目的 IP 地址以及数据包的时间戳等。通过对这些信息的分析, 可以更精准地洞察网络流量的行为特征, 为高时延小区的识别提供了新的思路和方法。基于此, 本文提出一种基于 DPI 数据的异常小区识别方法, 以克服传统方法的不足, 实现对高时延小区的高效准确识别。

1 DPI 数据驱动异常小区识别方法

1.1 DPI 技术与 XDR 数据

深度包检测(DPI)技术作为一种先进的网络流量分析技术, 在移动通信网络中发挥着重要作用。如图 1 所示, DPI 系统部署在用户终端与业务服务器之间, 在两者进行通信的过程中, 能够实时监测 TCP 连接请求的 3 次握手报文。当用户终端向业务服务器发起 TCP 连接请求时, DPI 系统会记录每次握手报文出现的时间戳。具体而言, DPI 系统将用户终端发送的第 1 次握手报文(SYN)时间记录为 t_1 , 将服务器端返回第 2 次握手报文(SYN + ACK)的时间记录为 t_2 , 将再次见到用户终端返回第 3 次握手报文(ACK)的时间记录为 t_3 。其中, $t_3 - t_2$ 近似为 DPI 观测点和用户终端之间的一次数据往返时间, 称为“TCP 建链二阶段时延”。DPI 系统将用户每次进行数据业务时的 TCP 建链二阶段时延记录为 XDR 中的 dur_tcp2nd 字段。

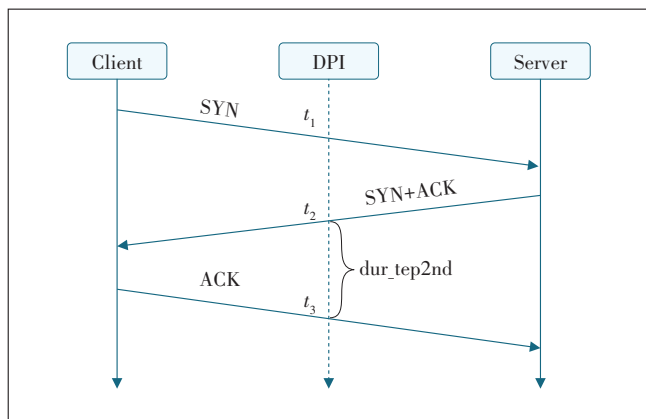


图1 DPI 系统采集 dur_tcp2nd 的示意

dur_tcp2nd 记录的时间可细分为 3 个阶段。第 1 阶段为从“第 2 次握手报文经过 DPI 观测点”到“第 2 次握手报文被用户终端接收”的时长 d_1 , 这一阶段主要反映了网络传输过程中从 DPI 观测点到用户终端方向的时延情况, 与网络链路质量、信号强度以及小区覆盖等因素密切相关。第 2 阶段为从“用户终端接收第 2 次握手报文”到“用户终端发出第 3 次握手报文”的时长 d_2 , 该阶段主要体现了用户终端处理报文的能力, 受到用户终端的品牌、配置、性能以及当前负载等多种因素的影响。不同品牌和型号的终端设备, 其处理器性能、内存容量以及操作系统的优化程度各不相同, 这些差异都会导致终端处理报文的时延存在较大波动。第 3 阶段为从“用户终端发出第 3 次握手报文”到“DPI 观测点见到第 3 次握手报文”的时长 d_3 , 此阶段反映了从用户终端到 DPI 观测点方向的网络传输时延, 同样受到网络链路和小区相关因素的制约。在这 3 个阶段中, d_1 和 d_3 能够较为直接地用于衡量用户终端所在小区的时延水平, 而 d_2 主要用于衡量用户终端处理报文的时延水平。

1.2 高时延小区识别方法设计

由于用户使用的终端存在诸多差异, 直接使用 dur_tcp2nd 来评价小区的时延水平会引入终端处理报文时延的干扰, 难以获得科学、准确的评价结果。为了消除这种干扰, 获取更能真实反映小区时延水平的指标, 本文提出了一种新型的高时延小区识别方法。

针对每个用户终端, 系统实时监测其所在的小区。当终端所在小区发生变化时, 立即对该终端在上一个小区的 dur_tcp2nd 时延进行采样。考虑到在小区切换时, 由于信号的重新搜索、同步以及网络资源的重新分配等原因, 时延普遍会升高, 同时还可能存在偶发性的高时延事件, 这些异常值会对小区时延的准确评估产生较大影响。为了避免这些异常值的干扰, 系统对所有收集到的 dur_tcp2nd 进行排序, 然后取中位数作为采样 dur_tcp2nd, 记为 SampleRTT。中位数作为一种稳健的统计量, 能够在一定程度上减少极端值的影响, 更能代表数据的集中趋势, 从而使采样结果更具可靠性。

对于终端长时间附着在同一个小区的情况, 为了及时获取小区时延的变化信息, 系统设置了一定的采样时延。当某个终端在同一个小区下的附着时间超过采样时延时, 同样会触发一次针对上一时间段的采样。这样可以确保即使在终端没有发生小区切换的

情况下,也能定期对小区的时延情况进行监测和评估。

在获得该终端的SampleRTT后,基于指数加权移动平均(Exponential Weighted Moving Average, EWMA)算法^[4]来计算其估计RTT,记为EstimatedRTT。EWMA算法是一种常用的时间序列预测算法,它对过去的观测值赋予逐渐递减的权重,越近期的观测值权重越大,越远期的观测值权重越小。这种特性使得EWMA算法能够更好地跟踪数据的变化趋势,对新出现的信息反应更加灵敏。基于EWMA算法更新EstimatedRTT的公式为:

$$\text{EstimatedRTT} = (1 - \alpha) \times \text{EstimatedRTT} + \alpha \times \text{SampleRTT}$$

其中, α 为权重系数^[5],这里 α 取值为0.125。根据新的SampleRTT不断地更新EstimatedRTT,能够得到一个在一定程度上反映用户终端在特定时刻时延平均水平的指标,即用户的“期望时延”。

接下来,通过比较SampleRTT和EstimatedRTT的大小关系来对采样来源小区进行评价。如果SampleRTT大于EstimatedRTT,说明在此次采样中,终端在采样来源小区的实际时延明显高于其平均时延水平,系统认为用户终端在该小区的性能表现明显低于平均水平,因此对采样来源小区输出“差评”。相反,如果SampleRTT小于EstimatedRTT,则表明终端在采样来源小区的实际时延低于平均时延水平,即终端在该小区的性能表现明显高于平均水平,此时对采样来源小区输出“好评”。最后,统计某个小区在特定时间段内收到的差评比例,以此来指导发现网络中的高时延异常小区。通俗来讲,如果某个小区的差评较多,就意味着有较多用户在经过该小区进行数据业务时时延增加,该小区存在高时延问题的可能性较大。基于小区的差评比例能够更精准地发现网络中真正的高时延小区,为后续的网络优化工作提供明确的目标和方向。

2 模拟实验

2.1 实验设置

为了验证本文所提出的基于DPI数据的高时延小区识别方法的有效性,并与传统的基于时延类KPI排序取TopN的方法进行对比,设计并进行了一系列模拟实验。

如图2所示,首先在模拟环境中构建一个包含20×

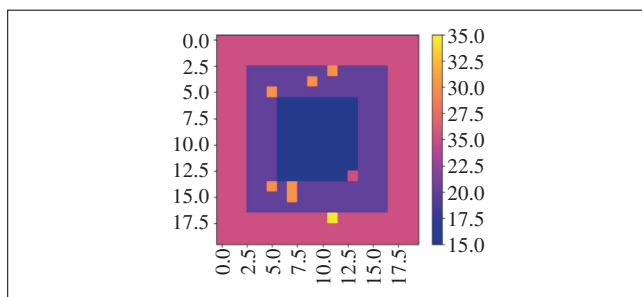


图2 模拟网络环境的初始时延分布

20共400个小区的网络场景。这些小区被划分为城市、县城、乡村3类区域,不同区域的小区具有不同的基础时延特征,将其分别设置为:15 ms(城市小区)、20 ms(县城小区)和25 ms(乡村小区)。这种设置旨在模拟真实网络中不同地理区域由于网络基础设施建设水平、用户密度以及业务量等因素差异所导致的时延差异。

其次,从这400个小区中随机挑选2%的小区作为异常小区。为了模拟异常小区的高时延情况,对这些异常小区增加一定的“异常时延增量”。通过调整“异常时延增量”的大小,可以模拟不同程度的高时延异常情况,从而全面评估2种识别方法在不同异常程度下的性能表现。

最后,为每个小区设置10个初始终端。每个终端的时延设置为1~10 ms的随机值,以模拟不同终端由于自身硬件性能、软件配置以及当前运行状态等因素导致的处理报文时延差异。

在模拟实验开始后,每个终端在网络场景中随机移动10次。在终端移动过程中,模拟终端与业务服务器之间的数据业务交互,记录终端时延以及小区相关信息,从而产生XDR话单。图3所示为一次实验中基于模拟XDR数据计算得到的小区时延均值分布和差评比例分布。基于差评比例识别到的异常小区与常规小区区分度更高。

2.2 实验结果与分析

通过设置不同的“异常时延增量”,分别应用本文提出的方法和传统的TopN方法对模拟网络中的异常小区进行识别,并对比了2种方法在识别异常小区时的查全率、查准率,并以F1 Score^[6]作为综合度量指标来全面评估2种方法的性能。实验结果如图4所示。

实验结果表明,本文所提出的识别方法在较小的异常时延增量下仍能维持较高的F1 Score。这意味着该方法在时延异常情况不太明显时,依然能够准确地

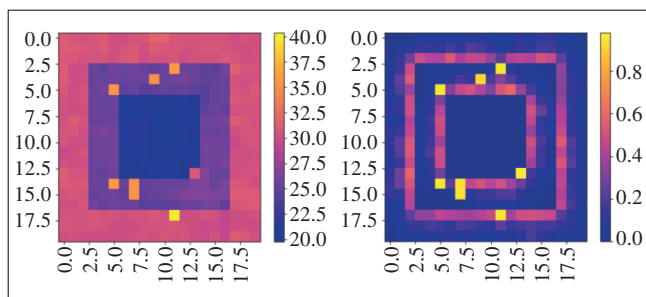


图3 小区时延均值分布和差评比值分布

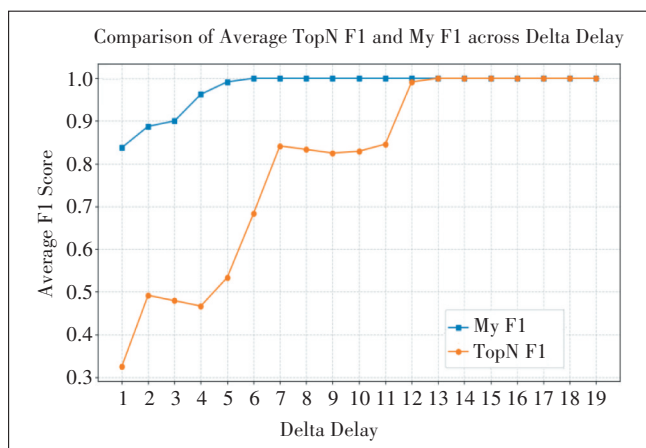


图4 2种方法在不同“异常时延增量”下对应的平均F1 Score

识别出异常小区,对小区的时延异常具有更高的敏感度。相比之下,传统的TopN方法在面对较小的异常时延增量时,F1 Score较低,其查全率和查准率均不理想,容易出现漏判和误判的情况。随着“异常时延增量”的增大,2种方法的性能均有所提升,但本文方法始终保持相对较高的F1 Score,进一步证明了其在高时延小区识别方面的优越性。这是因为本文方法通过对终端在小区切换或长时间附着时的dur_tcp2nd进行采样和分析,能够更细致地捕捉到小区时延的变化情况,有效消除了终端差异带来的干扰,从而更准确地识别出高时延小区。而传统的TopN方法由于依赖宏观的KPI指标,无法充分考虑网络的复杂性和终端的多样性,在面对复杂的网络环境时具有明显的局限性。

3 结束语

本文针对移动通信网络中高时延小区识别这一关键问题,提出了一种基于DPI数据的新型识别方法。该方法通过对DPI系统获取的XDR数据中dur_tcp2nd字段的深入分析,结合终端小区切换和长时间附着情况进行采样,并利用EWMA算法计算估计RTT,最终

依据SampleRTT与EstimatedRTT的比较结果对小区进行评价,以差评比值来识别高时延小区。

模拟实验结果充分验证了本文方法的有效性和优越性。与传统的基于时延类KPI排序取TopN的方法相比,本文方法在较小的异常时延增量下具有更高的F1 Score,对小区时延异常更为敏感,能够更准确地识别出高时延小区。这为移动通信网络的优化提供了一种更为有效的手段,有助于网络运营商及时发现并解决网络中的高时延问题,提升网络服务质量,改善用户体验。

然而,本文的研究也存在一定的局限性。例如,在实际网络环境中,除了终端差异和小区时延外,还可能存在着其他多种因素影响网络时延,如网络拥塞、信号干扰等,本文方法在处理这些复杂因素的综合影响方面还有待进一步研究和完善。未来的研究可以考虑将更多的网络因素纳入分析模型,进一步优化识别算法,提高方法的鲁棒性和适应性。同时,可以结合机器学习等先进技术,对大量的实际网络数据进行学习和训练,以进一步提升对高时延小区识别的准确性和效率,为移动通信网络的高质量发展提供更有力的支持。

参考文献:

- [1] 中国信息通信研究院. 基于用户体验的移动网络质量白皮书[EB/OL]. [2026-02-17]. https://www.caict.ac.cn/kxyj/qwfb/bps/202105/t20210517_377193.htm.
- [2] 袁亘,刘通,施兆阳. 面向客户感知主动优化的异常小区分析方法研究[J]. 电信科学,2014,30(8):159-165.
- [3] 冉萌,韩玉辉. DPI技术在移动大数据中的应用[J]. 邮电设计技术,2016(8):33-36.
- [4] HUNTER J S. The exponentially weighted moving average[J]. Journal of Quality Technology,1986,18(4):203-210.
- [5] PAXSON V, ALLMAN M, CHU J, et al. Computing TCP's retransmission timer; RFC 6298 [S/OL]. [2026-02-25]. <https://datatracker.ietf.org/doc/html/rfc6298>.
- [6] SASAKI Y. The truth of the F-measure[J]. Teach Tutor Mater,2007,1(5):1-5.

作者简介:

秦晓东,工程师,硕士,主要从事大数据和人工智能相关技术研究工作;葛迪,高级工程师,硕士,主要从事通信网络、大数据和人工智能相关技术研究工作;蒋少东,高级工程师,硕士,主要从事网络优化和大数据相关技术研究工作;鲍丽娜,高级工程师,硕士,主要从事移动网络大数据分析相关技术研究工作;冯晔,工程师,学士,主要从事DPI相关技术研究工作。