



远程遥控驾驶场景下基于网络信息开放的 QoS 预测

贾宇航^{1,2}, 雷艺学^{1,2}, 张翼鹏^{1,2}, 张云飞^{1,2}

(1. 腾讯云计算(北京)有限责任公司, 北京 100191;

2. 腾讯科技(深圳)有限公司, 广东 深圳 518000)

摘要: 5G 系统的飞速发展支持许多车联网用例对服务质量 (quality of service, QoS) 的苛刻要求。但网络和应用的适配仍然存在很多问题。网络信息开放是一种潜在的解决方案, 旨在实现网络向应用程序实时提供蜂窝无线网络信息, 从而帮助服务提供方实现更好的策略控制并改善用户体验。提出一种基于网络信息开放的服务质量预测 (predictive QoS, PQoS) 方法, 通过提前预测即将发生的网络变化来支持应用做出提前响应, 提高用户的体验质量 (quality of experience, QoE)。介绍了网络信息开放及 PQoS 的背景, 并介绍了 PQoS 的国内外研究、标准及落地现状; 提出一种远程遥控驾驶 (tele-operated driving, ToD) 场景下基于网络信息开放的 QoS 预测方法; 对实际测试的数据进行分析, 评估验证了 PQoS 的可行性。结果表明, 基于网络信息开放的 QoS 预测技术能够良好地支持包括 5G ToD 在内的车联网应用, 为 5G 系统在智慧交通行业的落地提供了参考。

关键词: 服务质量预测; 体验质量; 远程遥控驾驶; 网络信息开放

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2023011

Network information exposure based QoS prediction in tele-operated driving

JIA Yuhang^{1,2}, LEI Yixue^{1,2}, ZHANG Yipeng^{1,2}, ZHANG Yunfei^{1,2}

1. Tencent Technology (Beijing) Co., Ltd., Beijing 100191, China

2. Tencent Technology (Shenzhen) Co., Ltd., Shenzhen 518000, China

Abstract: The rapid development of 5G systems supports the stringent quality of service (QoS) requirements for many Internet of vehicles (IoV) use cases. However, there are still many problems in the adaptation of networks and applications. Network information exposure is a potential solution that also enables the network to provide real-time cellular wireless network information to applications, thereby helping service providers achieve better policy control and achieve an experience for users. A predictive QoS (PQoS) method based on network information exposure was proposed. Applications could respond in advance and improve users' quality of experience (QoE) by predicting upcoming network changes. Firstly, the background of network information exposure and PQoS was introduced, and the research, standards, and implementation status of PQoS both at home and abroad were introduced. Then, a QoS prediction method based on network information exposure in tele-operated driving (ToD) was proposed, and experiments were carried out through actual test data and the feasibility of PQoS was verified through the evaluation and analysis. The results show that the QoS prediction

收稿日期: 2022-09-26; 修回日期: 2023-01-08

通信作者: 张云飞, yanniszhang@tencent.com



based on the network information exposure can well support the application of some IoV, including 5G remote driving, which provides a reference for implementing the 5G system in the smart transportation industry.

Key words: PQoS, QoE, ToD, network information exposure

0 引言

未来几十年,人类对无线通信网络资源的需求将不断上升,这对无线网络容量的增长以及无处不在的实时通信提出了新需求。现阶段 5G 网络仍在全球不断部署中,如何在投入巨资建设的 5G 网络上提供更多更好的应用,是目前业界亟待解决的问题。具体来说,应用和网络之间的适配问题仍然未能得到很好的解决,其中一个原因在于网络的状态参数不能及时透明地提供给应用。

网络信息开放是一种应用层解决方案,旨在实现蜂窝无线网络向应用程序实时提供蜂窝无线网络信息,通过与服务质量 (quality of service, QoS)、边缘计算等机制紧密结合,可以帮助服务提供商实现更好的策略控制并改善用户体验。通过与具体的应用场景相结合,网络信息开放及其相关 QoS 机制已经在第三代合作伙伴计划 (3rd Generation Partnership Project, 3GPP)、因特网工程任务组 (Internet Engineering Task Force, IETF)、5G 汽车联盟 (5G Automotive Association, 5GAA) 开展了一系列的研究和标准工作。在 5G 第一基础版本 3GPP Release 15 (Rel-15) 及第一个增强版本 3GPP Rel-16 的基础上,5G Rel-17 5G_AIS 增强项目^[1]引入基于 5G QoS 标识符 (5G QoS identifier, 5QI) 的 QoS 增强机制,使得云游戏以及增强现实 (extended reality, XR) 等强交互业务可以透明地使用 5G 网络的 QoS 能力。在此基础上,在 3GPP 5G Rel-18 标准中,通过提高网络的信息开放能力加强应用和网络的交互协作也是 5G 标准演进的重要方向之一^[2]。通过一定的测量方法,可以揭示包括拥塞在内的网络内部状态,并可以对蜂窝网络进行优化^[3]。笔者所在团队也在 IETF

ALTO 工作组提出了移动和无线信息开放 (mobile and wireless information exposure, MoWIE) 框架^[4],该方案在网络感知应用 (network-aware application, NAA) 的研究基础上实现具有改进体验质量 (quality of experience, QoE) 的基于云计算的交互式服务。MoWIE 通过实际评估证明,蜂窝网络提供的信息可以有效地暴露底层网络的动态性,并可以通过 MoWIE 网络框架提供给应用程序使用^[5]。与此同时,MoWIE 作为对 NAA 的改进和增强,推动了 ACM SIGCOMM 中关于网络应用集成 (network application integration, NAI) 的工作,在 NAI 2020 中就“从网络到应用程序公开和自适应应用程序”议题举行了研讨会;在 NAI 2021 中就“应用-网络协作/协同设计的主要趋势、机遇和挑战”议题进行了讨论和交流。文献[5]利用 MoWIE 框架,通过带内和带外传输实现通过网络信息开放将信息提供给应用程序,利用实际网络对传输控制协议 (transmission control protocol, TCP) 拥塞控制、视频传输、云游戏 3 个用例进行研究和验证,阐明了移动网络系统中网络信息开放的潜在好处。QoS 预测 (predictive QoS, PQoS) 是通过 5G 核心网内部的网络功能实现的,从 5G 网络实体收集和分析网络状态和参数,并将分析结果传递给应用服务器等实体。基于网络信息开放,如何使应用程序做出响应亦是一个待解决的难题。5G 通过人工智能 (artificial intelligence, AI) 或机器学习 (machine learning, ML) 预测网络性能的变化,并向应用开放网络 QoS 预测的关键技术。具体来说,PQoS 关注的重点在于网络层或应用层通过提前预测即将发生的网络变化并对应用做出响应,提升用户的 QoE。因此,PQoS 既是 QoS 技术的延伸和演进,是网络信息开放的一种体现,同

时也是 AI 技术应用于网络技术领域的典型案例。

PQoS 尽管目前从 5G 网络领域引入开始,但是已经开始与垂直行业应用场景相互结合。5GAA^[6]已从 5G 核心网内部 QoS 预测机制扩展到有线和无线相结合的异构无线网络 QoS 预测机制,也将 3GPP 定义的 QoS 预测框架向智能驾驶领域进行拓展。PQoS 的本质是 5G 业务从 toC 模式转向 toB 模式,支持关键性行业应用场景,如工业和交通(无人驾驶/自动驾驶),提供更高可靠性业务的一种增强机制。

1 相关工作

目前学术界和工业界针对 5G PQoS 展开了大量研究,从应用场景的角度来说,主要分为两大类:第一类是远程遥控驾驶(tele-operated driving, ToD)场景^[7-13],第二类是非远程遥控(简称远控)场景^[14-16]。其中,在 ToD 场景下通过设计预测算法,预测未来一段时间的上下行吞吐量、网络带宽、传输速率;在非远控场景下通过设计预测算法,预测未来一段时间的上下行吞吐量、网络带宽、传输速率^[14-15]或上下行时延^[16]。在 ToD 场景下通过结合仿真采集的数据(如 NS-3 数据和 SUMO 数据)^[7-11]或实际环境采集的数据^[12-13]设计基于 AI 的 QoS 预测算法,同时进行验证和分析,并得出一些初步的结论。其中,所预测的网络模型包括长短期记忆(long short-term memory, LSTM)预测模型^[7]、随机森林(random forest, RF)预测模型^[8,13-15]、递归神经网络(recurrent neural network, RNN)预测模型^[9-10,12,16]、马尔可夫决策过程(Markov decision process, MDP)强化学习^[11]。文献[7-16]通过仿真和实际采集数据验证了不同类型的输入参数(端侧/业务侧和网络侧)以及多种学习算法,在输入参数较完善的状况下,预测算法可以实现 7 s 左右的状态预测,但预测性能较差。上述文献衡量并对比了多种预测方法的性能,包括 LSTM、RNN、RF 等,其中 RNN 更适用于连续时间预测,RF 更

适用于二元分类预测。基于 RNN 的 AI 算法可以挖掘多个特征之间的关系,更适合预测连续的特征值,以及短期多特征多步预测问题。

目前,工业界及行业标准组织对 5G PQoS 也做了一些推动研究和产业落地的工作。5GCroCo 是一个行业的项目组织,将在法国、德国和卢森堡的跨境走廊试验 5G 技术。目前 5GCroCo 针对 5G 多接入边缘计算(multi-access edge computing, MEC)、5G PQoS 完成了一定的技术测试,并给出了一些验证分析^[17-18]。AI4Mobile 项目旨在开发一些方法,利用来自整个移动网络的数据,对高移动性的服务质量进行预测。结合其他数据(应用、环境和网络数据),预测的服务质量信息将用于开发实时网络优化的 AI 机制^[19]。AI4Mobile 项目构建了基于 AI 的异构网络,通过提供 QoS 参数,在移动基础架构部分实现主动的资源优化和互联。5G IANA 旨在提供一个开放的 5G 实验平台,在此之上,汽车垂直领域的第三方将有机会开发、部署和测试他们的服务。该实验平台用于实现汽车应用中网络监控和 PQoS 的分布式机器学习。5GAA 针对 PQoS 开展了持续研究,相关项目有 NESQO/eNESQO、PRESA、gMEC4AUTO^[6]。爱立信、诺基亚、亚马逊等公司基于 5G 核心网网络数据分析功能(network data analytics function, NWDAF)给出了与 PQoS 相关的思考和解决方案。NWDAF 包含数据和机器学习模型库等功能,用于持续训练基于 AI/ML 的应用,并用于 QoS 预测。整体上,现有网络预测工作还处于研究、验证阶段,尚无成熟产品与方案发布,而且存在预测特征单一、预测算法预测精度不足等问题。

综合学术界及工业界已经完成的工作,目前 QoS 预测算法仍然存在模型优化和数据源的不足,也缺乏和实际应用场景结合的案例。因此,结合目前学术界和工业界针对 QoS 预测算法研究存在的问题,本文的创新点如下。

- 本文利用在云端服务器集成 LSTM 算法实



现多网络特征（时延和吞吐量）的 QoS 预测，可以实现未来 9 s 的 QoS 预测，能够满足远程遥控驾驶的应用层 7~9 s 提前响应的需求。

- 本文利用网格搜索的模型参数优化方法提升 QoS 预测算法的预测精度，在满足云端服务器算力的前提下将预测误差降至 6% 左右。
- 本文利用终端应用程序调用应用程序接口（application program interface, API）采集实际的 5G 网络数据，并将数据传至云端服务器作为 QoS 预测算法的输入，从落地的角度实现端-云 QoS 预测业务。

2 QoS 预测方案设计

本节提出了一种 ToD 场景下基于网络信息开放的 QoS 预测方法，基于网络信息开放在终端侧实时收集网络信息，并设计预测算法，从而在云端集成实现对吞吐量和时延的预测。

2.1 QoS 预测架构设计

ToD PQoS 的系统架构如图 1 所示。其中包括远控服务器、PQoS 服务器、通信设备、核心网、终端（即远控车端）。远控车端由 A 地出发，希望在到达 B 地之前接收 PQoS 指令。本文提出一种基于深度学习的 QoS 预测算法，可以同时多个网络状态参数进行预测，本节考虑时延和吞吐量的预测，流程如下。

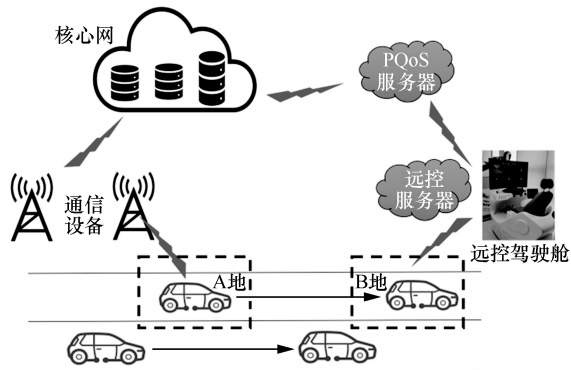


图 1 ToD PQoS 的系统架构

步骤 1 开始离线训练。终端设备通过内置的应用程序调用 API 以一定的频率收集数据，一般每 100 ms~1 000 ms 采集一次。本文采用 Cellular-Z 应用程序收集信号与干扰加噪声比（signal to interference plus noise ratio, SINR）、接收信号强度指示（received signal strength indicator, RSSI）、参考信号接收功率（reference signal receiving power, RSRP）、参考信号接收质量（reference signal receiving quality, RSRQ），iperf3 负责收集时延和吞吐量。Cellular-Z 是一款可以查看蜂窝网络小区、信号质量及 4G/5G 网络信息的开源软件，允许查看双卡手机网络信息、4G/5G 信号信息、用户当前位置信息、全球定位系统（global positioning system, GPS）卫星图、设备信息、网络速度测试等。iperf 3 是一种用于测量无线网络上可实现的最大带宽的工具。收集到的数据通过 5G 基站和核心网上传至 PQoS 服务器进行线下模型训练。PQoS 服务器接收网络数据并进行离线模型训练，训练结束后保存训练模型。

步骤 2 开始线上实时预测。PQoS 服务器接收由终端收集的实时数据并进行预测。当 PQoS 服务器预测到将来一段时间内 QoS 发生变化时，如时延增加、吞吐量增大，一方面 PQoS 服务器可选择直接将预测结果通知给终端，由终端直接处理；另一方面，PQoS 服务器可以选择将预测结果通知给远控驾驶舱，远控驾驶员做出决策并通知车辆。例如，当 PQoS 服务器预测出未来的上行吞吐量下降时，远控驾驶舱发送指令，终端针对即将发生的 QoS 变化执行必要的动作。其中，终端收集的数据包括 SINR、RSSI、RSRP、RSRQ、端到端时延、吞吐量。

从算法选型来说，本文选择基于深度神经网络（deep neural network, DNN）的 LSTM 算法。与启发式算法和传统的机器学习算法（如随机森林）相比，其优势在于 LSTM 算法能够挖掘历史数据的特征，且可长时间记忆信息，平均预测性能更好。但

该算法的缺点是复杂度较高,运行较慢。

2.2 QoS 预测算法设计

本文提出一种基于 DNN 的预测网络,基于多个特征的输入,输出未来的多个预测结果。由于 ToD 系统主要关注带宽和时延,所以本文的预测特征为带宽和时延。训练过程如下。

首先,将输入数据转化为时间序列的格式。时间序列是指在不同时间上统计某种指标或参数,并按时间先后顺序排列而形成的序列。输入数据在进行线下训练之前需要通过差分运算消除预测特征的相关性,即以第一组数据为基线,每次只训练当前预测值和上一时刻预测值的差值,这一步的目的是消除预测特征之间的依赖以防止最后预测结果出现时间滞后的现象。输入特征是指用于模型训练和推演的数据的特征,可以衡量模型的上下文的关键信息。输入特征说明见表 1。

表 1 输入特征说明

特征符号	含义	单位
time	时间	s
Throughput	上行吞吐量	bit/s
Uplink delay	上行时延	ms
RSRP	参考信号接收功率	dB
RSRQ	参考信号接收质量	—
SINR	信号与干扰加噪声比	dB
RSSI	接收信号强度指示	dB

其次,预测服务器进行线下训练。LSTM 实现流程如图 2 所示,线下模型训练分为 5 步。第一步,设置预测时间和滞后时间,预测服务器将时间序列预测问题转化为监督学习问题,得到训练和预测数据集。第二步,预测服务器对数据集

(即样本集)进行预处理,包括对数据集的数据归一化操作以及分割(拆分训练集和测试集)操作。第三步,预测服务器获取训练集和测试集后,基于训练集和测试集对该预测模型进行训练,拟合模型。本文采用 LSTM 网络做时间序列预测,同时预测吞吐量和时延两个特征。第四步,预测测试集的数据。第五步,对预测性能进行评估。相比于传统的机器学习模型,基于深度神经网络的模型(如 LSTM 算法)可以挖掘多个特征之间的关系,更适用于连续时延预测以及短期的多特征多步预测;而基于树的算法(如 RF)更适用于二元分类,因为时延离散化会导致信息丢失,基于 DNN 的方法会失去或降低特征的有效性,因此本节采用 LSTM 模型作为算法设计的基础。

最后,进行 LSTM 算法的优化。针对每一批训练样本进行随机化,确保它们不会按顺序训练优化,保持训练的随机性;定制化损失函数,避免出现时间滞后的现象。同时,在训练 LSTM 网络之前,对神经网络的超参数进行优化,包括神经元的数量、小批量样本数。遍历传入的输入参数(即表 2 列出的参数)的所有排列组合,利用网格搜索的方式返回所有参数组合下的评价指标,并选择最优的参数组合进行模型训练,在满足云端服务器算力的前提下实现 QoS 预测。文献[11]表明,增加新的特征数据并不一定会提高预测效果,因此本节删除部分输入特征,通过删除趋于静态的输入特征检测预测效果的变化。超参数是指针对机器学习模型的一些特定的参数,不需要数据来驱动,而是在训练前或者训练中人为进行调整的参数;而模型参数通常由数据来驱动调整。



图 2 LSTM 实现流程



表2 输入参数说明

参数	参数含义	预设值
n_in	滞后时间	15 s
n_out	超前预测时间	9 s
n_vars	特征数量	6
train_proportion	拆分训练集的比例	0.8
n_neuron	神经元数量	100
n_batch	小批量数量	80
n_epoch	迭代次数	100
Repeats	平均次数	5
loss_function	DNN 损失函数	'mae'
optimizer_function	DNN 优化函数	'adam'
Index_col_name	时间序列索引值	'Timestamp'
output_col_name	待预测特征	'SINR'
cols_to_drop	需要删除的特征	['']
D	遗忘值	0.01
draw_loss_plot	是否画出训练过程	True

损失函数采用平均绝对误差 (mean absolute error, MAE), 假设 predicted_i 表示第 i 个样本的预测值, actual_i 表示第 i 个样本的真实值, 总样本数为 n , 则平均绝对误差为:

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n |\text{predicted}_i - \text{actual}_i|}{n} \quad (1)$$

本文的目标是验证 PQoS 在网络变化的条件下的可行性, 实验在数据采集时仍需模拟网络的快速变化。本文通过 5G 客户处所设备 (customer premise equipment, CPE) 连接 5G 核心网, 同时自身充当路由器, 将安卓手机接入 5G CPE。在数据采集过程中, 安卓手机逐渐远离 5G CPE, 模拟 5G 信号变化。

通过预测测试集衡量模型训练的准确度, 定义平均相对误差 (mean relative error, MRE) 为:

$$\text{MRE} = \frac{\sum_{i=1}^{n_{\text{test}}} |\text{predicted}_i - \text{actual}_i|}{n_{\text{test}}} \times 100\% \quad (2)$$

其中, n_{test} 表示测试集的数量。

3 QoS 预测实验分析

3.1 QoS 预测实验设置

本文使用安卓手机作为终端, 通过开源软件 Cellular-Z 和 iperf3 收集数据。其中, Cellular-Z 负责收集 SINR、RSSI、RSRP、RSRQ, iperf3 负责收集时延和吞吐量。

本文采用线下训练和线上验证的原则, 首先采集大量的历史数据进行模型训练, 将其中 80% 的数据作为训练集, 剩余 20% 作为测试集。滞后时间设为 15 s, 超前预测时间设为 9 s。本文实验将 9 s 作为吞吐量和时延的预测时间。神经元的数量为 100 个, 小批量样本的数量为 80 个。迭代次数为 100 次, 优化器为 Adam。模型训练平均次数为 5 次, 取实验结果的平均值。将数据转化为时间序列的模式, 然后输入 LSTM 的模型训练过程, 输入参数说明见表 2。

算法的模型训练方法是小批量梯度下降算法, 也可以称为小批量随机梯度下降算法。模型

训练的总样本数为 200 000 个, 小批量的样本数为 80 个。在训练过程中, 每次迭代只使用其中一个小批量来训练模型, 即每次迭代随机选取其中 80 个样本进行训练, 这样训练的好处是: 一方面可以提高收敛速度, 另一方面可以防止模型收敛至次优点, 通过一定的并行机制提高性能, 避免随机性带来的训练误差。

3.2 QoS 预测实验验证分析

模型训练的收敛效果和预测效果分别如图 3 和图 4 所示。从图 4 可以看出预测值和真实值的趋势基本一致, 数值比较接近。利用第 2.2 节的优化方法对算法进行优化, 平均相对误差可降低至 1.7% 左右。

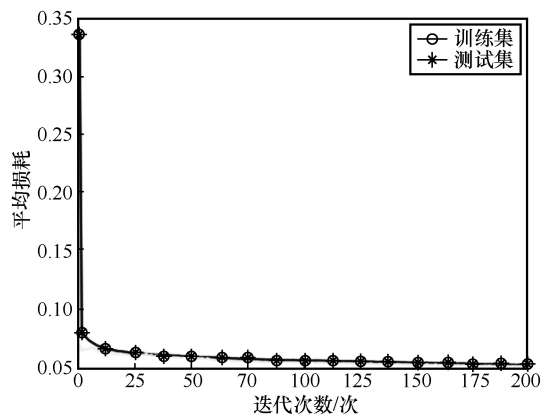


图3 模型训练的收敛效果

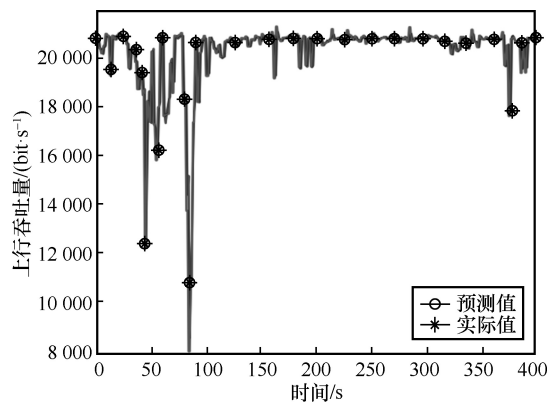


图4 模型训练的预测效果

对测试集从第一秒至第九秒上行吞吐量的预测值和实际值进行对比, 优化测试效果见表 3。整

体上, 预测效果良好, 预测误差可以降至 6% 左右, 需要说明的是, 结合 ToD 的业务特性, 7~9 s 的时间段, 能够满足远程遥控驾驶的应用层提前响应需求, 符合 ToD 场景下从收到网络预测信息到启动响应措施之间的时间差, 因此, 7~9 s 时间范围内的预测性能对 PQoS 落地非常关键。通过本文的验证发现, 7~9 s 的预测精度及复杂度都可以满足应用的正常需要, 适应各种网络的变化, 如切换、时延、抖动等, 从而评估验证了 PQoS 算法的可行性及落地可行性。此外, 从第一秒至第九秒预测性能的变化趋势来看, 随着时间的变化, 预测精度逐渐降低, 而且预测时间滞后的现象越来越明显。一方面, 这是因为目前所使用的 LSTM 模型是一个基于机器学习的简单网络, 并没有训练得到理想的效果; 另一方面, 训练数据的特征也会影响 QoS 预测的精度, 如预测特征和历史数据的关系、训练特征之间的相关性等。若进一步提高准确率, 需要对网络模型进一步优化, 对网络结构进行适当的调整, 同时需明确数据源的周期性、趋势性等相关特征。

表3 优化测试效果

时间	平均相对误差
预测第一秒	0.017 453 517 211 292 71
预测第二秒	0.025 728 424 501 522 14
预测第三秒	0.040 747 431 467 749 104
预测第四秒	0.047 477 053 756 471 12
预测第五秒	0.051 100 039 211 740 35
预测第六秒	0.054 721 370 995 354 825
预测第七秒	0.058 356 737 121 058 45
预测第八秒	0.060 536 148 206 996 68
预测第九秒	0.062 588 531 297 455 44

最后, 本文分析对比了不同算法的预测效果, 不同算法的预测效果如图 5 所示。从图 5 可以看出, RF 算法的预测性能比优化后的 LSTM 算法差, 这是由于 LSTM 算法是基于深度学习的 AI



算法,可以深度挖掘输入特征之间的联系,而 RF 算法是传统的机器学习算法,自身不能挖掘输入特征的信息。随着输入特征的增加,优化后的 LSTM 算法的预测性能将更高。但是,从复杂度的角度来看,RF 算法的复杂度低,如果 RF 算法的预测误差在容忍度范围内,则可以优先使用 RF 算法。

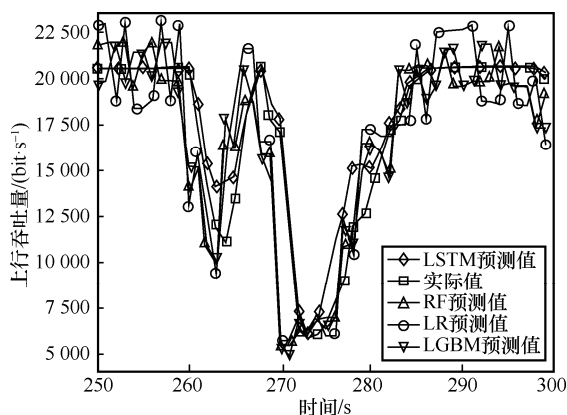


图5 不同算法的预测效果

3.3 分析总结及下一步工作

本文提出了一种 ToD 场景下基于网络信息开放的 QoS 预测方法,对实验数据进行了分析,并评估验证了 PQoS 的可行性,得出了两点重要结论。

- 基于网络信息开放在终端侧收集网络信息,使用 LSTM 模型设计预测算法实现同时对吞吐量和时延两个特征的预测,并评估验证了 PQoS 算法的可行性,解决了传统算法只能预测单一指标的问题。
- 基于优化的 LSTM 模型和实际数据,通过优化与神经网络相关的参数以及输入数据源,提升 QoS 预测精度,并实现了未来 9 s 的预测,预测误差可以降至 6%左右,验证了 PQoS 的落地成熟度。

结果表明,基于网络信息开放的 QoS 预测技术能够良好地支持包括 5G ToD 在内的车联网应用,为 5G 系统在智慧交通行业的落地提供了参考。

本文的下一步工作包括以下几个方面。

首先,基于 LSTM 在网络突变的时间点预测精度低的问题,未来将进一步研究如何利用现有(受限)数据源并通过设计新型网络架构准确预测网络突变的发生,以进一步提高预测准确度并能应对实际交通业务的各种突发状况。

其次,基于 LSTM 预测性能时间滞后问题,未来将进一步研究如何利用线下训练和线上模型推演相结合的方式,并设计新型神经网络架构以提高模型的预测准确度,使得 QoS 预测算法可以良好地适应各种网络的变化,提高模型的成熟度。

最后,未来将进一步研究如何利用跨层(网络层+应用层)信息对视频传输过程进行系统级的优化。将网络 and 应用程序视为一个闭环系统,基于网络状态的应用程序行为对于提高或保证系统稳定性、公平性和最优性等许多属性都是必不可少的。因此,在通用环境中系统地制定和研究这个宏大的闭环系统是未来的一项关键工作。

4 结束语

本文提出一种基于网络信息开放的 QoS 预测方法,介绍了网络信息开放及 PQoS 的背景,以及 PQoS 的研究现状;提出一种 ToD 场景下基于网络信息开放的 QoS 预测方法,对实验数据进行了分析,并评估验证了 PQoS 的可行性。结果表明,基于网络信息开放的 QoS 预测技术能够良好地支持包括 5G ToD 在内的车联网应用,为 5G 系统在智慧交通行业的落地提供了参考。

参考文献:

- [1] 3GPP. New WID: 5G system enhancement for advanced interactive services[EB]. 2021.
- [2] 3GPP. System architecture for the 5G system (5GS)[EB]. 2021.
- [3] XIE Y X, FAN Y, KYLE J. PBE-CC: congestion control via endpoint-centric, physical-layer bandwidth measurements[C]// Proceedings of the Annual Conference of the ACM Special Interest Group on Data Communication on the Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer

- Communication. New York: ACM Press, 2020.
- [4] JIA Y H, ZHANG Y F, YANG R, et al. MoWIE for network aware application[S]. 2020.
- [5] ZHANG Y F, LI G, XIONG C S, et al. MoWIE: toward systematic, adaptive network information exposure as an enabling technique for cloud-based applications over 5G and beyond[C]//Proceedings of the Workshop on Network Application Integration/CoDesign. New York: ACM Press, 2020: 20-27.
- [6] 5GAA. Making 5G proactive and predictive for the automotive industry[S]. 2019.
- [7] BARMPOUNAKIS S, MAGOULA L, KOURSIOUMPAS N, et al. LSTM-based QoS prediction for 5G-enabled connected and automated mobility applications[C]//Proceedings of 2021 IEEE 4th 5G World Forum (5GWF). Piscataway: IEEE Press, 2021: 436-440.
- [8] KOUSARIDAS A, MANJUNATH R P, PERDOMO J, et al. QoS prediction for 5G connected and automated driving[J]. IEEE Communications Magazine, 2021, 59(9): 58-64.
- [9] GUTIERREZ-ESTEVEZ M A, UTKOVSKI Z, KOUSARIDAS A, et al. A statistical learning framework for QoS prediction in V2X[C]//Proceedings of 2021 IEEE 4th 5G World Forum (5GWF). Piscataway: IEEE Press, 2021: 441-446.
- [10] PERDOMO J, KOUSARIDAS A, ZHOU C, et al. Deep learning-based QoS prediction with innate knowledge of the radio access network[C]//Proceedings of 2021 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [11] MASON F, DRAGO M, ZUGNO T, et al. A reinforcement learning framework for PQoS in a teleoperated driving scenario[C]//Proceedings of 2022 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Piscataway: IEEE Press, 2022: 114-119.
- [12] BOBAN M, GIORDANI M, ZORZI M. Predictive quality of service (PQoS): the next frontier for fully autonomous systems[J]. arXiv preprint, 2021, arXiv:2109.09376.
- [13] SCHIPPERS H, SCHULER C, SLIWA B, et al. System modeling and performance evaluation of predictive QoS for future tele-operated driving[J]. arXiv preprint, 2022, arXiv:2201.11432.
- [14] PALAIOS A, VIELHAUS C, KÜLZER D F, et al. Effect of spatial, temporal and network features on uplink and downlink throughput prediction[C]//Proceedings of 2021 IEEE 4th 5G World Forum (5GWF). Piscataway: IEEE Press, 2021: 418-423.
- [15] PALAIOS A, GEUER P, FINK J, et al. Network under control: multi-vehicle E2E measurements for AI-based QoS prediction[C]//Proceedings of 2021 IEEE 32nd Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1432-1438.
- [16] KÜLZER D F, DEBBICHI F, STAŃCZAK S, et al. On latency prediction with deep learning and passive probing at high mobility[C]//Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-7.
- [17] LOSSI L, ALEMANY P, HIDALGO J F, et al. 5GCroCo barcelona trial site results: orchestration KPI measurements and evaluation[C]//Proceedings of 2022 Joint European Conference on Networks and Communications & 6G Summit (EuCNC/6G Summit). Piscataway: IEEE Press, 2022: 387-392.
- [18] HETZER D, MUEHLEISEN M, KOUSARIDAS A, et al. 5G connected and automated driving: use cases and technologies in cross-border environments[C]//Proceedings of 2019 European Conference on Networks and Communications (EuCNC). Piscataway: IEEE Press, 2019: 78-82.
- [19] KÜLZER D F, KASPARICK M, PALAIOS A, et al. AI4Mobile: use cases and challenges of AI-based QoS prediction for high-mobility scenarios[C]//Proceedings of IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Spring). Piscataway: IEEE Press, 2021.

[作者简介]



贾宇航 (1997-), 男, 腾讯科技 (深圳) 有限公司、腾讯云计算 (北京) 有限责任公司未来网络实验室研究员, 主要研究方向为 5G 网络、XR、云游戏、网络信息开放及其在智慧交通和云化多媒体领域的应用等。



雷艺学 (1978-), 男, 博士, 腾讯科技 (深圳) 有限公司、腾讯云计算 (北京) 有限责任公司未来网络实验室专家研究员, 主要研究方向为 5G/6G 网络演进及实时数字孪生、云游戏与 XR 技术、网络信息开放与跨层优化、V2X 智能网联技术及应用等。



张翼鹏 (1989-), 男, 腾讯科技 (深圳) 有限公司、腾讯云计算 (北京) 有限责任公司未来网络实验室研究员, 主要研究方向为智慧交通、车联网技术与标准研究。



张云飞 (1977-), 男, 腾讯科技 (深圳) 有限公司、腾讯云计算 (北京) 有限责任公司未来网络实验室主任, 腾讯智慧交通首席科学家, 国家高层次人才特殊支持计划特聘专家, 北京交通大学、上海交通大学兼职教授, 5GAA 副理事长, 主要研究方向为 5G 网络、云计算、分布式系统、流媒体、车联网和移动终端等。