

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2020.224

面向边缘计算的物联网网络流量测量方法

凌敏¹, 张文金¹, 袁亮², 熊继平³

(1. 成都航空职业技术学院 汽车工程学院, 成都 610100; 2. 成都盘洋科技有限公司, 成都 610100; 3. 浙江师范大学 物理与电子信息工程学院, 浙江 金华 321004)

摘要:在物联网中,边缘计算能够提供物联网计算的实时性,减少网络中数据的传输量。为了适应物联网技术的发展,研究了采用软件定义网络(SDN, software defined networking)架构的物联网网络,并利用SDN提供的方法对网络中的流量进行测量。细粒度流量测量可以更准确地描述网络中的流量,但同时也需要消耗大量的测量开销。为了减少测量过程中产生的开销并获得近似的细粒度测量,提出了一种面向边缘计算的物联网网络流量测量方案。新测量架构采用粗粒度测量和插值优化等方法进行测量。首先,在文中采用随机抽样方法通过OpenFlow协议快速获得粗粒度的网络流量测量。接着,对粗粒度的网络流量进行插值恢复,并利用多约束的优化方法对插值结果进行优化,直到找到满足条件约束的最优细粒度流量测量结果。最后,文中通过实验验证了所提出的测量方法的可行性和有效性。

关键词:SDN;插值理论;网络测量;随机抽样;优化

中图分类号:TP393

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2020)01-067-11

An edge computing-based network traffic measurement of the Internet of Things

LING Min¹, ZHANG Wenjin¹, YUAN Liang², XIONG Jiping³

(1. Automotive Engineering, Chengdu Aeronautic Polytechnic, Chengdu 610100, P. R. China; 2. Chengdu Panfeng Technology Co., Ltd., Chengdu 610100, P. R. China; 3. College of Physics and Electronic Information Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua, Zhejiang 321004, P. R. China)

Abstract: In the Internet of Things, edge computing can provide real-time performance of IoT computing and reduce the amount of data transmitted in the network. In order to satisfy the development of the IoT technology, the IoT network with software defined network (SDN) architecture was studied in this paper, and the method provided by SDN was used to measure the traffic in the network. Fine-grained traffic measurement can accurately describe traffic in the network, but it also consumes a lot of measurement overhead generated in the measurement process. To reduce the overhead and obtain approximate fine-grained measurements, an IoT network traffic measurement scheme based on edge computing was proposed. The new measurement architecture involved coarse-grained measurements and interpolation optimization. The random sampling method was used to measure coarse-grained network traffic through

收稿日期:2019-11-14 **网络出版日期:**2019-12-12

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61673189, 71671020)。

Supported by National Natural Science Foundation of China (61673189, 71671020).

作者简介:凌敏(1977—),女,讲师,主要从事信息处理理论及其方法研究,(E-mail)18530281@qq.com。

Open Flow protocol. Then, the coarse-grained network traffic was interpolated and restored, and the interpolation result was optimized by the multi-constraint optimization method to obtain the optimal fine-grained flow measurement result that satisfied the condition constraint. Finally, the feasibility and effectiveness of the proposed measurement method were verified by experiments.

Keywords: SDN; interpolation theory; network measurement; random sampling; optimization

随着移动通信、物联网、云计算等技术发展的飞速发展,4G 移动通信技术已经得到普及,5G 移动通信系统的部署也在不断加快,移动应用的场景呈多样化,移动终端接入数量、业务类型和业务量等也呈指数级增长,网络中海量的数据对通信系统在接入能力、计算能力、传输带宽和时延等提出了更高的要求。5G 通信网络定义了增强移动宽带(EMBB, enhanced mobile broadband)、高可靠低时延连接(uRLLC, ultra reliable and low latency communication)、大规模物联网(mMTC, massive machine type of communication)三大应用场景,能够在时延、带宽、接入量等方面根据用户的不同需求提供差异化的服务^[1]。根据 IDC(Internet data center)的统计数据,到 2020 年接入到网络中的终端数量将达到 500 亿,海量的数据终端接入到网络中,必将给网络架构带来了巨大的挑战。

物联网利用传感器将设备的信息进行数据化,通过数据的综合处理以实现设备的智能化管理。为了处理和分析海量的物联网数据,云计算平台能够实现对物联网海量的数据进行动态的处理、融合和深层次分析等^[2-3]。在物联网中,传感设备产生海量数据通过网络将数据汇聚到云计算平台,大量的数据汇聚和传输将会消耗大量的网络资源,同时也会对云计算平台的计算能力和存储能力提出更高的要求。云计算平台中的服务器 CPU 和内存都具有很高的处理能力,且运行速度远高于网络数据传输的速度,此时,数据在物联网网络中的传输时延将会成为云计算的瓶颈。由于大量的物联网应用,对物联网网络的带宽和时延具有很高的要求,提高网络的传输能力和数据处理能力是物联网目前所有解决的瓶颈问题。

在物联网中,有些数据仅在很小的范围内使用,不需要实时地转移到云计算平台进行处理,特别是对于一些对时间敏感的应用,例如无人驾驶、设备控制等,随着边缘计算、雾计算等技术应运而生^[4]。边缘计算(edge computing)是在靠近数据源一侧对数据进行传输、计算、存储和应用等处理功能于一体的开放平台,能够极大提升网络的服务能力。边缘计算相对于云计算中心更加靠近应用程序的数据生成终端,能够极大地降低传输的时延。边缘计算通过对数据进行初步的计算和筛选,极大地缓解网络传输数据的压力,提高数据价值和传输质量,然后再将处理后的数据通过网络传输到云计算平台,将提高网络通信效率^[5-7]。

在面向边缘计算的物联网核心网络中,边缘计算节点和云计算中心之间、边缘计算节点之间仍然需要传输和交换大量的数据,网络架构如图 1 所示,目前网络数据传输仍是物联网目前所要面临和必须解决的一个关键问题。物联网中随着接入设备的多样化和大量新应用的不断涌现,可扩展和灵活性是物联网网络应该具备的基本能力,能够根据业务的类型和用户的需求灵活的调整网络资源配置,满足用户的动态需求^[8-9]。为了提高网络的灵活性,降低网络管理的复杂度,尤其是针对应用程序开发和服务提供商,因此,具备可编程能力的软件定义网络(SDN, software defined networking)能够满足物联网网络架构的需求。SDN 是一种新型的网络架构,它通过将制定流量转发策略的控制平面(control plane)与负责数据转发的数据平面(data plane)进行解耦,实现网络的可编程、可扩展。在面向边缘计算的物联网网络中,基站收集服务范围内的接入节点数据,然后再边缘计算服务器上进行计算^[10-12]。边缘服务器节点之间以及边缘服务器和云计算中心之间通过网络进行数据更高层次、更深层次的数据融合和处理,为人们提供更多种类的便民服务^[13]。随着大数据分析技术和人工智能技术的广泛应用,数据的集中化和智能化处理能够深度挖掘数据中的信息,提高数据的使用价值,这也是智慧城市主要的发展方向。

网络流量测量在物联网网络管理和提高物联网服务质量中起着非常重要的作用,越来越多的网络流量测量方法被相继提出。在 SDN 架构的网络中,根据测量方式的不同通常被分为主动测量和被动测量两种方式^[14]。被动测量主要利用 SDN 架构中常用 OpenFlow 协议的 PacketIn 和 FlowRemoved 消息;而主动测量主要利用 OpenFlow 协议中统计信息的 Request 和 Reply 消息。物联网网络流量在不同密度下具有不同的

特性。网络流量在不同的密度下具有不同的流量特性,在汇集网络的流量中具有稀疏性,通过汇聚的流量在边缘计算平台上进行处理和计算;而在物联网网络中,经过汇集的数据流将会产生大量的突发流,网络中流量的相关性与网络流量的突发性有关。在面向边缘计算的 SDN 物联网网络架构中,被动测量利用流表设置的 Hard_timeout 和 Idle_timeout 定时器超时向控制器发送 FlowRemoved 消息对物联网的网络流量进行被动测量,这种测量方式灵活性非常差。FlowSense 将特定周期时间内触发 PacketIn 消息但没触发 FlowRemoved 消息的流量定义为活跃流量,通过累加活跃流量在周期时间内的传输速率来估算当前链路的带宽利用率主动测量算法通过周期地从相关交换机采集流量数据来估算链路资源利用率^[15]。He 等^[16]提出了一种基于 OpenFlow 的低开销和高精度的 SDN 测量框架,通过自适应的调整采样频率来测量网络中流量的速率。Huo 等^[17]提出一种基于 SDN 的细粒度的测量和车联网通信流量建模方法。关于网络流量测量还有许多相关的研究,如流量分析、流量预测、流量特性分析等^[18-20]。



图 1 面向边缘计算的物联网网络架构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of IoT network architecture based on edge computing

上述测量方法都是在 SDN 的架构下对网络中的流量进行测量,然而在面向边缘计算的物联网网络中,经过汇聚的网络流量相对于初始的网络流量已发生了巨大的变化,因此,网络流量的特性也有所改变。未来应对智慧城市发展的需要,需要多网络的中流量进行低开销、高精度的网络流量测量,因此如何在低开销的情况下提高网络流量的测量精度,是物联网网络流量测量所要应对的一个问题。基于此,文中针对面向边缘计算的物联网中提出了基于采用粗粒度测量和插值优化的方法对网络中的流量进行测量。

1 测量方案和架构

在面向边缘计算的物联网网络管理中,例如负载平衡,路由规划和异常检测,不仅需要精确的测量结果,还需要基于用户需求的动态调整测量的粒度。为了获得具有低测量开销的高精度测量结果,文中提出了一种轻量级高精度的面向边缘计算的物联网网络测量方案,具体架构如图 2 所示。

1.1 测量架构

文中提出了一种新的轻量级测量架构如图 2 所示。测量过程分为粗粒度测量、细粒度数据填充与优化 2 个阶段。首先,SDN 架构中的控制器将会根据用户或应用程序的测量需求对测量方案进行分析和配置,然后通过调用测量 API 并在控制器中设置其采样要求,例如测量粒度和持续时间。同时,控制器还将通过测量

配置确定采样的对象,如数据流采样、交换机采样等。测量模块根据采样需求生成采样请求消息,并通过 OpenFlow 协议将其发送给所选定的交换机。当目标交换机都收到消息时,交换机会收集流量和端口的统计信息,并将它们打包成 reply 消息并返回给控制器。在 SDN 网络中,控制器利用链路发现协议(LLDP, Link Layer Discovery Protocol)能够掌握全局拓扑中的链路和端口信息;另外,控制器根据交换机在新流到达数据包时产生的 Packet_In 消息对流的转发路径和转发规则的记录结果,获得网络中流的路由信息。基于从控制器中获得的拓扑信息、路由信息以及粗粒度的测量结果,构建能够表达网络流量特征的流量矩阵。

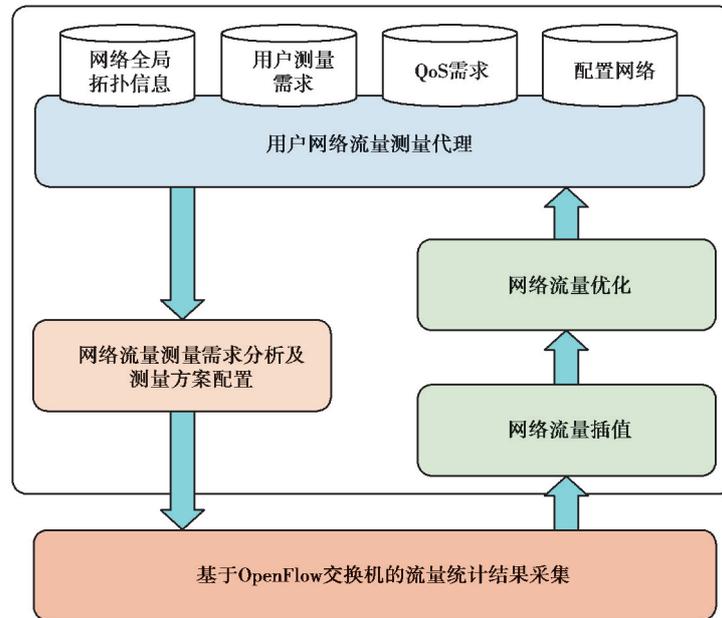


图 2 面向边缘计算的物联网网络测量框架

Fig. 2 IoT network measurement framework based on edge computing

利用通过采样获得的粗粒度网络流量值,根据用户或应用的要求在对网络流量进行插值,并采用智能优化的方法减少测量误差。在面向边缘计算的物联网网络中,根据任务的需求开发相应的测量组件并安装到控制器中执行,用户和应用程序可以通过 API 调用这些模块。新的测量架构中的模块与 SDN 控制器中的其他现有模块相互兼容。由于所有这些模块都是基于流的测量,最关键的部分就是网络流量统计数据的收集。文中根据用户的需求采用主动流量测量的方法,读取基于 OpenFlow 交换机中的网络流量统计数据,该测量方案可以通过降低测量的粒度来减少网络测量的开销。控制器从交换机获取到的统计信息,此过程独立于控制任务的制定和任务分配过程。通过在测量的粗粒度流量矩阵中插入许多离散值来获得细粒度插值测量结果,这种测量方法比传统的网络流量测量方法更加灵活易用。

1.2 物联网网络流量矩阵

在基于 SDN 架构的物联网核心网络中,控制器利用链路层发现协议来获取网络中的所有交换机,端口和链路等信息。控制器发送链路层发现协议 LLDP 探测报文到 OpenFlow 交换机,并收集交换机返回的消息,收集链路状态,传输延迟,路径丢失和网络全局视图等信息。文中采用流量矩阵来描述面向边缘计算的物联网网络中的流量特性。

在物联网网络中,数据流通过 OpenFlow 交换机相互交换数据。流(flow)就是从源节点到目的节点的数据包序列,在网络中有 n 个边缘计算服务器,所以总共有 $N = n^2$ 个源-目的(OD, origin destination)节点对,网络的流量矩阵为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \cdots & \cdots & & \cdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nn} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中: m 表示源节点; n 表示目的节点。假如网络中有 M 条链路,采用向量 $\mathbf{Y}=[L_1, L_2, \dots, L_M]^T$ 代表网络中的链路负载。流量矩阵可表示为 $\mathbf{X}=[x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ 。在网络中,路由矩阵是一个由二进制变量进行表示的矩阵,其中每一个变量都表示流和链路之间的相关性。文中采用 a_{mn} 表示流 m 是否通过链路 n 。 $a_{mn}=1$ 表示流 m 通过链路 n ; $a_{mn}=0$ 表示流 m 不通过链路 n 。因此,链路负载可以被流表示为

$$Y_m = a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \dots + a_{mN}x_N。 \quad (2)$$

构造链路负载与流量之间的关系矩阵为

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \dots \\ Y_m \end{bmatrix}_{m \times 1} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1N} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mN} \end{bmatrix}_{m \times N} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_N \end{bmatrix}_{N \times 1}, \quad (3)$$

式中,使用变量 \mathbf{Y} 表示交换机之间每条链路上网络的链路负载, \mathbf{A} 表示链路和流之间的相关矩阵,因此,式(3)可以写为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X}。 \quad (4)$$

在面向边缘计算的物联网中,控制器通过发送和接收 LLDP 报文来获取网络的全局视图并存储在控制器中。因此,路由矩阵 \mathbf{A} 可以直接从控制器中读取,并且通过读取交换机的统计信息获得粗粒度的流量矩阵。

当用户或应用程序请求度量网络流量时,控制器生成请求消息并将其发送到交换机。然后,被选中的交换机收集数据包和端口统计信息,并将它们返回给控制器,但是控制器要处理大量的数据,这对控制器来说将是一个巨大的挑战。网络中的流量一般具有高密度、高动态性等特点。细粒度流量测量不仅需要很小的测量间隔,而且还将消耗大量的带宽用于传输测量相关的报文,因此细粒度流量测量对于网络来说将会产生巨大的负荷。然而,在 SDN 网络中,具有低开销的基于流的细粒度流量测量是很难实现的。为此,文中提出一种低开销的细粒度网络流量测量方法,该方法需要对网络流量进行粗粒度的测量,并利用插值方法恢复细粒度的流量测量。由于链路负荷和流量满足映射关系式(4),利用流量矩阵和链路流量的测量值,通过优化插值结果,找到细粒度流量测量值。

文中所提的测量框架中,需要测量 SDN 架构的物联网网络中粗粒度的流量数据。控制器根据用户或应用程序的请求制定测量规则,并向被选中的 OpenFlow 交换机发送测量请求消息。有许多方法可以测量链路和流量的传输速率,在传统方法中,sFlow 和 Netflow 需要硬件支持并安装测量代理软件来测量每条流的流量和链路负载,但是 SDN 架构中提供了更加方便的网络流量测量方法。控制器只需要向 OpenFlow 交换机读取中数据包和端口的统计信息,并不需要额外的软硬件支持,因此,基于流的物联网网络流量测量非常灵活和方便。

1.3 随机粗粒度抽样

在面向边缘计算的物联网网络中,从源节点到目标节点的网络流量是随时间波动的,可以用时间相关的向量 $x_n(t)$ 表示,它类似于信号在自由空间中传播。然而,存储所有网络设备的流量记录信息将消耗大量的存储空间和计算资源,在实践中网络设备只提供有限的空间,所以采用抽样方法只需要获取和存储少量的信息就可以解决数据存储的问题。文中将介绍获取流和链路瞬时流量的采样方法。流和链路的采样序列分别用 $\{x_n(k), k \in Z\}$ 和 $\{y_m(k), k \in Z\}$ 表示,因此,流的采样流量序列可以表示为

$$x_n(t_k) = \sum_k x(t) \delta(t - t_k), \quad (5)$$

式中, t_k 表示采样时刻。其次,流量采样的另一个问题是如何重建与实际流量近似的流的流量 $x_n(t)$ 。流的流量重构方法有插值法、矩阵填充法等。在这里,将采用插值的方法对粗粒度的网络流量进行数据填充。

在 OpenFlow 交换机中,流量的统计记录与流表项匹配的数据包和字节数,并记录流表项的持续时间。然后,可以使用统计数据来计算流量和链接的速度。控制器根据用户或应用程序测量链路中的流量或数据流量的要求,在短时间内发送两条请求消息。使用 t_1 和 t_2 2 个检查点来表示短时间间隔。检查点 t_1 ,控制器向交换机发送一些请求消息,然后等待包含统计信息 S_1 和流条目持续时间 T_1 的应答消息。在短暂的等待时间内控制器在检查点 t_2 发送其他请求消息,然后等待返回的统计信息 S_2 和流条目持续时间 T_2 。在测量

间隔期间增加的字节数为 ΔS_t 。对于流条目的持续时间,假设它比测量间隔长得多,因此短间隔 ΔT_t 中的数据速率可以写成

$$\Delta R_t = \Delta S_t / \Delta T_t. \quad (6)$$

当测量间隔足够小时,考虑 ΔR_t 为采样点 t 处的传输速率。通过收集端口和流量的统计信息,利用式(6)计算 t 时刻的链路负载和数据流的流量,然后根据式(4)建立流量矩阵。

当需要了解更多关于网络中数据传输信息时,可以使用抽样方法来测量网络中的流量,抽样间隔越小越好。但是对于细粒度流量测量方法,高频率的发送采样报文将会导致网络在控制器和交换机之间传输大量的请求消息和应答消息,严重影响交换机和控制器的性能以及增加网络负荷。因此,应采用有效的测量方法,在不影响测量性能的前提下,减少控制器与交换机之间统计信息的传输。基于采样的粗粒度流量测量方法是一种有效的解决方案。

2 流量矩阵填充和优化方法

采样法是在一定的时间间隔内周期获取流量和链路负荷。由于网络中的流量是随机变化的,文中将考虑采用均匀抽样的方法获取 SDN 架构中物联网网络的流量值。获取网络流量以后,通过使用插值方法,恢复细粒度的网络流量值,常用的数据插值方法包括三次样条插值、最近邻值插值、平均值插值等。三次样条插值是信号处理中广泛用于填充离散采样点的一种最光滑的逼近方法,其函数可表示为

$$f(x) = c_3 x^3 + c_2 x^2 + c_1 x^1 + c_0, \quad (7)$$

式中: c_0, c_1, c_2 和 c_3 均为待定系数; $f(x)$ 为插值结果; x 为插补点相关结果。对于流量和链路负载的粗粒度离散采样,文中采用三次样条插值来恢复细粒度测量。此时获得的细粒度测量与网络中的实际流量之间存在着巨大的差距,由于网络中的流量具有相关性,且网络流量的在短时间内具有相关性。因此,文中将考虑利用网络中对网络流量的约束值对网络流

量插值结果进行优化,以减少插值结果的误差。通过填充两个粗粒度采样点之间的离散值,得到了流 n 的细粒度流量测量 x_n ,因此插值测量得到的链路 m 上的链路负荷为 $\sum_n a_{mn} x_{mn}$ 。被测链路 m 的实际路段负荷为 Y_m ,因此插值结果与实际流的流量之间的差值可以写成 $\left\| Y_m(t) - \sum_n a_{mn} x_{mn} \right\|_2$,通过利用约束条件构造了一个目标函数对其进行优化,具有多约束的优化目标函数可表示为

$$\begin{cases} \min \left\| Y_m(t) - \sum_n a_{mn} x_{mn} \right\|_2, \\ \text{s.t. C1: } Y_m = \sum_{n=1}^N a_{mn} x_{mn}, \forall m, n, \\ \text{C2: } L_m \geq Y_m, \forall m, \\ \text{C3: } x_n \geq 0, \forall n, \\ \text{C4: } a_{mn} \in \{0, 1\}, \forall m, n, \end{cases} \quad (8)$$

式中:约束条件 C1 表示链路负载与流量之间的约束,即 Y_m 表示链路 m 的负载;约束条件 C2 中, L_m 为链路 m 上的最大负荷,即链路 m 上的总估计流的流量不能超过链路最大流量负荷;约束条件 C3 表示了链路负载非负;约束条件 C4 表示路由因子,即流量与链路之间的相关系数。通过求解等式(8)中的最优化模型,可获得更精确的流量测量结果。

由目标函数(8)中的约束 C1 可知,链路负荷与流量关联矩阵 \mathbf{A} 有 m 行 N 列 $m \leq N$ 。在 SDN 架构的网络中,交换机转发大量的实时性比较到的数据,网络中任意 2 个源-目的节点之间的对数远远大于网络中链路的数据,即 $M \ll N$ 。因此,路由矩阵 \mathbf{A} 是一个欠定的矩阵,即满足约束条件的解有无穷多组。文中将利用梯度下降的方法对目标函数进行求解,求解算法如表 1 所示,最终获得最优的网络流量结果。

表 1 面向边缘计算的物联网网络流量测量方法
Table 1 IoT network traffic measurement method based on edge computing

算法 1:物联网网络流量测量方法

```

1.用 LLDP 获取网络中的交换机和链路,构造网络的全局视图  $A = \{a_{mn}\}$ ;
2.计算采样点的期望和方差,并根据用户的需求建立采样规则;
3.将统计请求消息发送给控制器根据采样规则生成的交换机;
4.通过统计响应模块处理交换机的响应消息,并处理网络中(6)流量的度量  $X = \{x_{mn}\}$ ,得到粗粒度的响应;
5.用(6)采样 SDN 中的链路负载  $Y$ ;
6.利用插值方法在两个粗粒度测量点  $\tilde{X} = \{\tilde{x}_{mn}\}$  之间插入一些值,构造基于(4)的  $X, Y$  流量矩阵;
7.while True // 目标优化函数(8)的迭代过程
   if  $\left| \sum_n a_{mn} \tilde{x}_{mn} - Y_m \right| < 0.01$ 
     break;
   else
     update the  $\tilde{X} = \{\tilde{x}_{mn}\}$  under C1~C4
   end
end while

```

在表 1 的算法中,控制器从交换机中获取链路负载和流的流量,并用流量矩阵描述它们之间的关系。假设在 2 个采样点之间插入 k 个点,插补过程的复杂度为 $O(k)$ 。为减小细粒度流量测量与实际流量之间的差距,优化过程的复杂度为 $O(kn)$,其中 n 为各插值点优化的复杂度,即算法 1 的复杂度是 $O(k(1+n))$ 。

3 仿真分析

为了评估测量体系结构的性能和提出的测量方案,文中建立一个基于 SDN 架构的物联网网络流量测量平台,该平台使用 Ryu 作为控制器,并使用 Mininet 模拟具有交换机、主机和链路的网络。基于 OpenFlow 的 Mininet 网络中的交换机采用 Open vSwitch 进行模拟,并将源 IP、目的 IP、源 MAC 地址、目的 MAC 地址作为流的匹配项,对数据包进行转发。

为了测量网络中的数据流量,文中构建一个简单的校园网网络拓扑,如图 3 所示。在此拓扑中,将摄像头作为数据源,将主机作为目的端,网络中的交换机都是 OpenFlow 交换机。因此,对于每个主机与摄像头之间都有一个数据流,同时网络中也有很多其他的数据流,图 3 中仅画出 5 条数据流进行展示。对于网络中的所有链接,控制器利用 LLDP 协议获取全局的网络视图,在网络中的链路均采用双工传输模式。在面向边缘计算的 SDN 网络中利用 Iperf 模拟数据流,并利用所开发的测量模块对网络测量性能进行测试。通过采集到的网络流量数据进行分析,在此文章将随机选择 2 条流量进行分析,以下以数据流 F1 和 F2 作为例进行讨论。

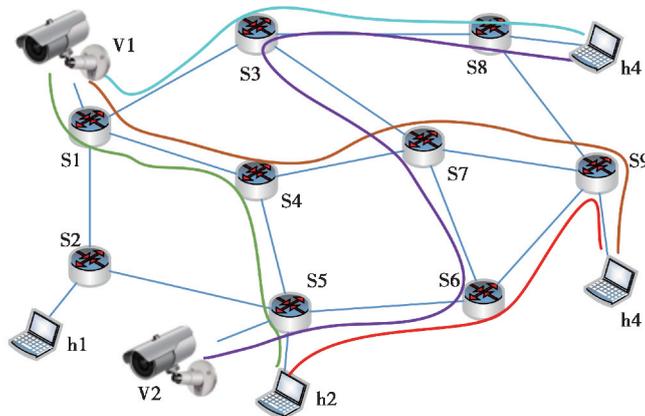


图 3 模拟物联网网络的拓扑图

Fig. 3 Simulation of the topology of the IoT network

在测量过程中,控制器根据用户的需求生成采样的时间间隔;然后控制器生成采样请求的 request 信息并将请求消息发送到被选中的交换机中去读取交换机中的统计信息,然后控制器等待 OpenFlow 交换机返回的统计消息,并由数据接收模块对 Reply 的数据包进行处理。接着,控制器中的流量填充模块将执行数据插值和目标优化算法并获得细粒度的网络流量数值。在文中所执行的仿真实验中,并采用不同的采样粒度对网络流量进行测量结果的对比分析。细粒度网络流量测量即采用非常小的测量周期获取网络中数据流的统计信息,采样的粒度越小,网络流量的测量结果越准确。在实验中,文中将使用所提方法按不同的采样周期对网络流量进行粗粒度采样,并对利用文中所提算法进行细粒度的网络流的恢复;其中,FM、F1 和 F2 均采用文中所提的测量方法,它们的粗粒度采样间隔分别为 60、120 和 300 ms;另外,文中还将采用主成分分析法(PCA, principal component analysis)对网络流量进行预测,并将预测结果与文中所提方法进行对比和分析。为了评价文中所提算法的性能,将对绝对误差(AE, absolute error)、相对误差(RE, relative error)等进行分析。绝对误差和相对误差能够反映实际流量和测量结果之间的偏差。另外,将对网络流量测量结果的均方根误差(RMSE, root mean square error)进行分析。RMSE 能够反映网络流量测量结果的精度和算法的稳定性。用变量 E_{AE_n} 、 E_{RE_n} 和 E_{RMSE_n} 分布表示 AE、RE 和 RMSE 的测量误差。因此, E_{AE_n} 、 E_{RE_n} 和 E_{RMSE_n} 可以表示为

$$E_{AE_n} = x_n - \hat{x}_n, \quad (9)$$

$$E_{RE_n} = \frac{x_n - \hat{x}_n}{\hat{x}_n}, \quad (10)$$

$$E_{RMSE_n} = \sqrt{\frac{\sum_k (x_{ni} - \bar{x}_n)^2}{K}}, \quad (11)$$

式中: x_n 表示在流时间段中提出的方案中第 n 条流在第 i 个时刻所测量的流量值; \hat{x}_n 是第 n 条流的实际流量值; \bar{x}_n 表示第 n 条流的 K 个测量结果的平均值。

图 4 绘制了文中所提算法的测量结果 FM、F1、F2 和 PCA 方法的测量结果曲线对比。发现它们都能反映流量的流量趋势。在图 5 和图 6 中,比较了细粒度的 RE 和 AE 流量测量、建议的方案和 PCA 方法。细粒度流量测量的采样间隔为 1 个时隙,并分别生成了该方法的采样间隔为 60 和 120 个时隙。图 5 和图 6 分别表示不同测量方案测量的相对误差和绝对误差。从图 4 中可以看出,大多数流量通过约束条件估计后获得的。比较 AE 和使用 PCA 方法提出的方法的 RE,从图中可以发现,该方法的测量 AE 和 RE 均小于 PCA,这主要是由于随机采样方法使用实际采样点以调节误差,并通过估算获得 PCA 方法的所有测量,所提出的方法比 PCA 方法具有更多的信息来估计网络中的流量。另外,从图中还可以发现两者的 AE 和 RE 的所有这些方法是稳定的有类似趋势,表明提出的测量方法是可行和有效的。

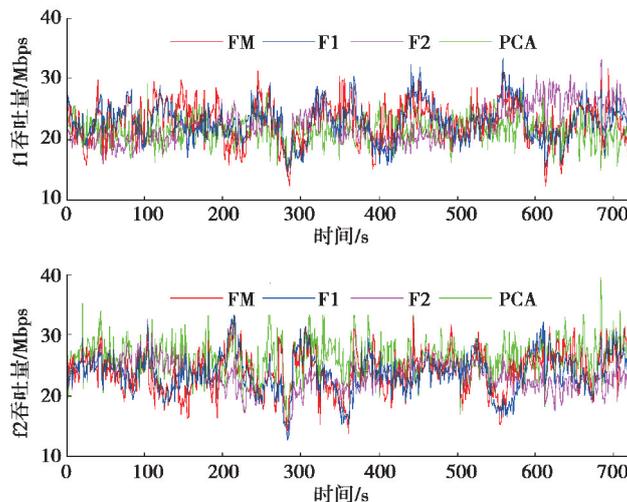


图 4 不同测量方案的网络流量测量结果对比

Fig. 4 Comparison of network traffic measurement results of different measurement schemes

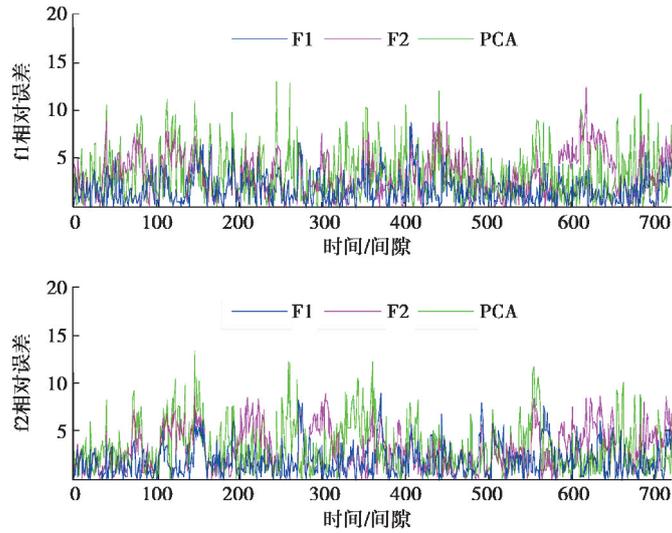


图 5 测量结果的绝对误差对比

Fig. 5 Absolute error comparison of measurement results

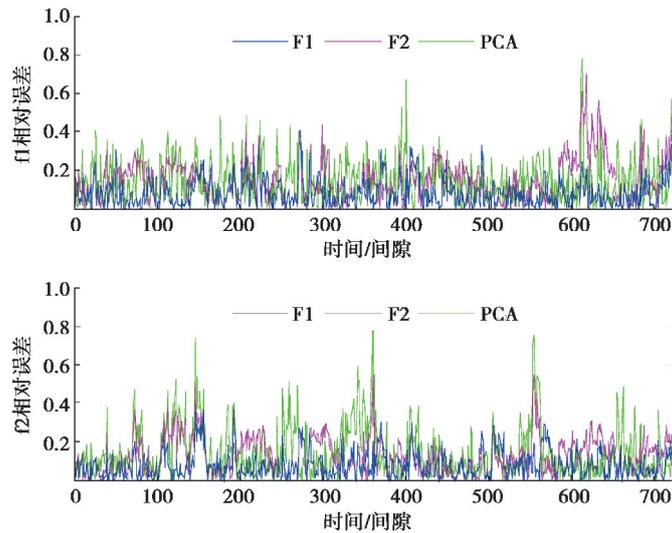
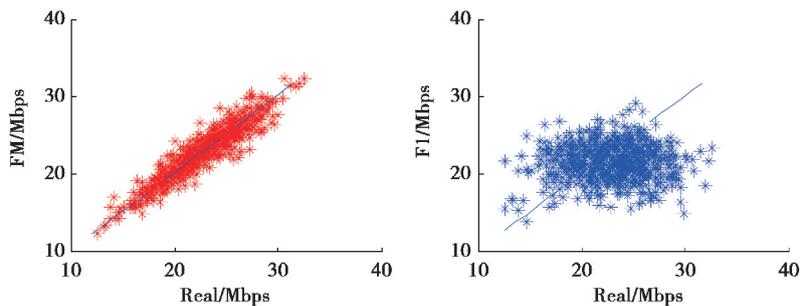


图 6 测量结果的相对误差对比

Fig. 6 Relative error comparison of measurement results

在图 7 中,将不同方法的测量值与实际流量进行比较,对角线与实际流量进行比较。从图 7 中可以发现细粒度的效果是最好的,而 PCA 是最差的。和随机抽样方案提出与下采样预期优于较大的采样预期,这主要是由于流量的随机波动和间隔。因此,在 FM 测量方案性能仍优于 PCA 方法。



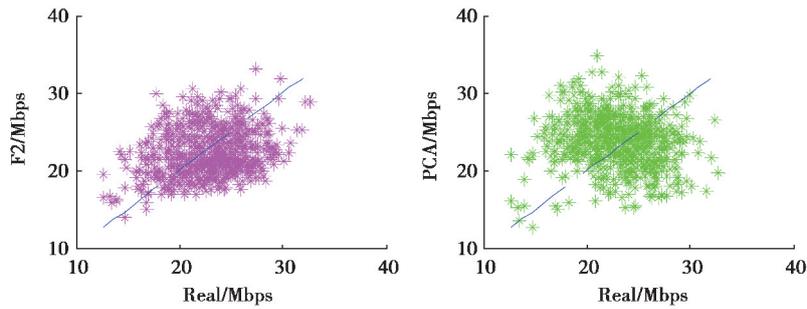


图 7 网络流的测量值与实值的对比

Fig. 7 Comparison of measured and real values of network flow

在图 8 和图 9 中,比较了不同方法的 RE 和 REMS 的累积分布函数图(CDF, cumulative distribution function)。在图 8 中可以发现,相对错误误差细粒度测量和方案提出,方法 F1 在相对误差为 20% 时大于 90%,在相对误差为 20% 时,4 种方法均大于 60% 左右,因此细粒度测量方法和建议采用方案 F1,用于准确测量网络中的流量。图 9 比较 RMSE 的 CDF 不同的方法。 x 轴是相对 RMSE, y 轴是 RMSE 的概率。流量的 RMSE 这里主要用于反映测量误差的可度性。图 9 表明文中所提出方案要比 PCA 方法稳定。从图 8~图 9 中可以发现大多数测量点的测量误差均在 10%~40% 之间。

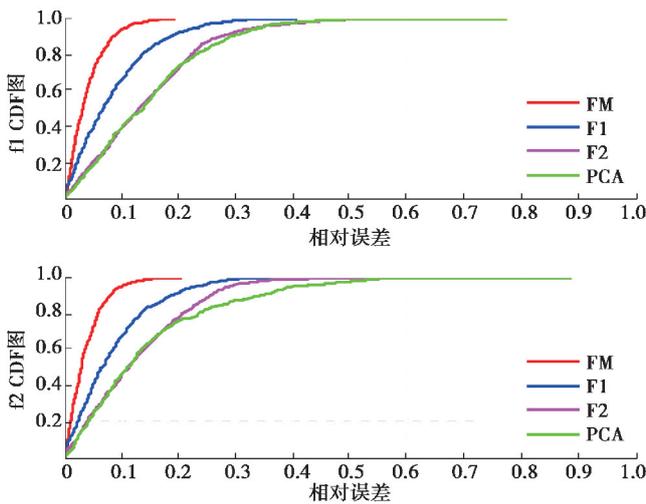


图 8 网络流测量结果的相对误差的 CDF 图

Fig. 8 CDF of relative error of network traffic measurement results

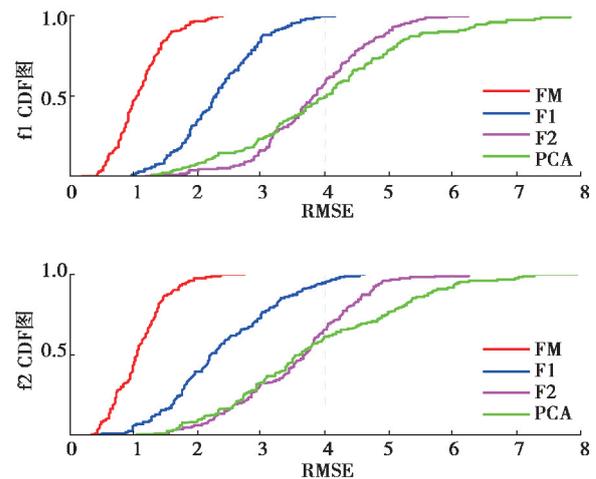


图 9 网络流测量结果的 RMSE 的 CDF 图

Fig. 9 CDF of RMSE of network traffic measurement results

4 结 语

流量测量的精度和粒度对网络交通工程产生了巨大的影响。研究了面向边缘计算的物联网网络中,采用 SDN 网络架构情况下的网络流量测量方法。提出的测量体系结构由两部分组成:第一部分,控制器对网络流量进行粗粒度的采样,并从控制器中获得网络拓扑和网络路由矩阵,然后构建流量矩阵;第二部分,控制器执行插值和优化过程,获得细粒度流量测量结果。最后,构建了一个软件仿真验证平台来验证所提出的流量测量方法。仿真结果表明,该方案是有效和可行的。

参考文献:

[1] 项弘禹,肖扬文,张贤,等. 5G 边缘计算和网络切片技术[J]. 电信科学, 2017, 33(6): 54-63.

Xiang H Y, Xiao Y W, Zhang X, et al. edge computing and network slicing technology in 5G[J]. Telecommunications

- Science, 2017, 33(6): 54-63.(in Chinese)
- [2] Pan J, Mcelhannon J. Future dge cloud and edge computing for internet of things applications[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 2018(5): 439-449.
- [3] Ying H, Liang C, Zheng Z, et al. Resource allocation in software-defined and information-centric vehicular networks with mobile edge computing[C]// Vehicular Technology Conference. IEEE, 2018, 1-5.
- [4] Salman O, Elhaji I, Kayssi A, et al. Edge computing enabling the Internet of Things[C]//2015 IEEE 2nd World Forum on Internet of Things. IEEE, 2016, 1-6.
- [5] Huang X, Yu R, Kang J, et al. Exploring mobile edge computing for 5G-enabled software defined vehicular networks [J]. IEEE Wireless Communications, 2017, 24(6): 55-63.
- [6] Li X, Di L, Wan J, et al. Adaptive transmission optimization in SDN-based industrial internet of things with edge computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, (99): 1351-1360.
- [7] Sharma P, Rathore S, Jeong Y, et al. Energy-efficient distributed network architecture for edge computing[J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(12): 104-111.
- [8] Ma L, Wen X, Wang L, et al. An SDN/NFV based framework for management and deployment of service based 5G core network[J]. China Communications, 2018, 15(10): 94-106.
- [9] Aggarwal C, Srivastava K. Securing IOT devices using SDN and edge computing[C]//2016 2nd International Conference on Next Generation Computing Technologies. IEEE, 2017, 877-882.
- [10] Huang C M, Chiang M S, Dao D T, et al. V2V Data offloading for cellular network based on the software defined network (SDN) inside mobile edge computing (MEC) architecture[J]. IEEE Access, 2018, (6): 17741-17755.
- [11] Baktir A C, Ozgovde A, Ersoy C. How can edge computing benefit from software-defined networking: a survey, use cases & future directions[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(4): 2359-2391.
- [12] Guerzoni R, Trivisonno R, Soldani D. SDN-based architecture and procedures for 5G networks[C]// 1st International Conference on 5G for Ubiquitous Connectivity. IEEE, 2015, 209-214.
- [13] Kaur K, Garg S, Aujla G S, et al. Edge Computing in the industrial internet of things environment: software-defined-networks-based edge-cloud interplay[J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(2): 44-51.
- [14] Huo L, Jiang D, Zhu X, et al. An SDN-based fine-grained measurement and modeling approach to vehicular communication network traffic[J]. International Journal of Communication Systems, 2019, e4029.
- [15] Yu C, Lumezanu C, Zhang Y, et al. FlowSense: monitoring network utilization with zero measurement cost[C]// International Conference on Passive and Active Network Measurement. Springer, Berlin, Heidelberg, 2013, 1-10.
- [16] He Q, Wang X, Huang M. OpenFlow-based low-overhead and high-accuracy SDN measurement framework [J]. Transactions on Emerging Telecommunications Technologies, 2018, 29(2): 1-17.
- [17] Huo L, Jiang D, Zhu X, et al. A SDN-based fine-grained measurement and modeling approach to vehicular communication network traffic[J]. International Journal of Communication Systems, 2019, 2019: 1-19.
- [18] Jiang D, Wang Y, Lv Z, et al. Big data analysis-based network behavior insight of cellular networks for industry 4.0 applications[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, online available. DOI: 10.1109/TII.2019.2930226.
- [19] Jiang D, Huo L, Lv Z, et al. A joint multi-criteria utility-based network selection approach for vehicle-to-infrastructure networking[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(10): 3305-3319.
- [20] Jiang D, Huo L, Song H. Rethinking behaviors and activities of base stations in mobile cellular networks based on big data analysis[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2018, 1(1): 1-12.