

基于数据中心流量特征的端到端流量估计算法

乔焰 焦俊 饶元

(安徽农业大学信息与计算机学院 合肥 230061)

摘要 数据中心是云计算等大型分布式计算服务的基础,有效地设计与管理数据中心需要遵循数据中心网络的端到端流量特征。然而直接地测量网络的端到端流量需要耗费巨大的软件成本和硬件成本,并且由于数据中心网络结构的特殊性,传统的计算机网络采用的流量估计方法也无法适用于现有的数据中心网络。为解决以上问题,首先依据数据中心的资源分配和链路利用率情况提取出网络的粗粒度流量特征,在此基础上提出一种基于重力模型和网络层析技术的数据中心端到端流量估计算法。与现有的流量推理算法 Tomogravity 和 ELIA 在 NS3 搭建的不同规模的数据中心网络中进行性能对比,实验结果表明,所提算法能有效地利用提取出的粗粒度流量特征,在保证计算效率的前提下将计算准确度大幅提升,可满足当前数据中心网络实时获取端到端流量数据的需求。

关键词 数据中心网络,网络测量,流量推理,流量重力模型,网络层析成像

中图法分类号 TN915.07 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.02.027

Traffic Estimation for Data Center Network Based on Traffic Characteristics

QIAO Yan JIAO Jun RAO Yuan

(School of Information and Computer, Anhui Agricultural University, Hefei 230061, China)

Abstract Data center network (DCN) is the infrastructure of cloud computing and other distributed computing services. Understanding the characteristics of end-to-end traffic flows in DCNs is essential to DCN designs and operations. However, it is extremely difficult to measure the traffic flows directly. Due to the distinct structure of DCNs, the traditional traffic estimation method can not be applied to DCNs yet. To address this problem, we first extracted the coarse-grained traffic characteristics based on the user resource allocation and link utilization. And then an efficient traffic estimation algorithm was proposed for DCNs based on the gravity traffic model and network tomography. We compared our new proposal with two classical traffic inference algorithms Tomogravity and ELIA on different scale of DCNs. The results show that new algorithm outperforms the other two algorithms in both speed and accuracy. With the new method, the network managers can obtain the end-to-end traffic on DCNs in real time.

Keywords Data center networks, Network measurement, Traffic inference, Traffic gravity model, Network tomography

1 引言

数据中心是云计算等大型分布式计算服务的核心基础设施,而数据中心网络是进行大型分布式计算的桥梁。随着云计算和大数据应用的飞速发展,数据中心网络已成为学术界的研究热点。近几年,众多研究者纷纷将研究重心转向对数据中心网络的设计与管理,其中包括网络结构的设计^[1-3]、网络传输协议及路由策略的研究^[4]、资源分配与网络能耗^[5-6]、自定义网络^[7]等。然而,截止到目前,学者对数据中心网络流量特征的研究却非常匮乏,这主要包括以下两个原因:1)直接测量端到端流量会需要耗费巨大的软件和硬件成本;2)交换机上广泛应用的 SNMP 模块仅能够统计交换机转发的总流量,无法得到具体的端到端流量;3)由于数据中心网络结构的

特殊性(见第2节),传统计算机网络中的流量估计方法无法直接应用在数据中心网络。

近年来,众多学者在致力于研究数据中心网络的同时,也渐渐意识到测量数据中心网络流量的重要性。国外部分学者率先总结了对自己所管理的数据中心网络流量的典型特征^[8-10],从而为其他研究者的研究工作提供了参考。这些文献大多采用在交换机上部署额外的测量模块,或者部署具有可编程能力的交换机(例如 Openflow^[11])来获得网络流量,因而并不能作为一种通用的流量测量方法。不同数据中心网络所承载的应用有所不同,其流量特征也千差万别,如何为众多现有的数据中心网络提供一种通用的流量测量方法是目前亟待解决的问题。

基于交换机 SNMP 数据的端到端的流量估计方法已在

到稿日期:2015-11-20 返修日期:2016-03-09 本文受国家自然科学基金(61402013, 61203217),安徽省教育厅自然科学基金资助项目(KJ2014A074),安徽省自然科学基金(1608085QF126),江苏省无线传感网高技术重点实验室开放课题(WSNLBKF201506)资助。

乔焰(1984—),女,博士,讲师,主要研究方向为计算机网络管理、网络性能测量, E-mail: qiaoyan@ahau.edu.cn; 焦俊(1964—),男,博士,副教授,主要研究方向为传感器网络、机器学习; 饶元(1982—),男,博士,讲师,主要研究方向为网络路由测量、卫星网络。

传统的计算机网络中得到了广泛的应用,这些方法主要分为两大类:基于流量重力模型的流量估计方法^[12-13]以及基于网络层析成像的流量估计方法^[14-15]。然而这些方法并不能直接应用在现有的数据中心网络中,这是由于:1)数据中心网络中的终端是进行海量计算的服务器,并不等同于传统计算机网络中的终端,因此并不能直接应用流量重力模型;2)网络层析成像的方法要求网络的端到端路径尽可能少,然而数据中心网络却要求存在大量的冗余路径以保证计算的可靠性,因此无法得到较准确的计算结果。

在以上背景下,该文利用数据中心用户的资源分配情况以及链路利用率情况提取出针对当前数据中心网络的粗粒度流量特征,并通过改进的流量重力模型和网络层析技术估计得到较准确的端到端流量值。总结来说,本文为数据中心网络的研究做了以下 3 点贡献。

(1)根据数据中心网络的用户资源分配信息和链路利用率提取出粗粒度流量特征。依据用户资源分配信息能够提取出属于同一用户虚拟机的端到端粗粒度流量;通过移除利用率小于阈值 α 的链路,极大地减少了冗余路径的个数,从而在一定程度上提高了推理的准确度。

(2)在粗粒度流量特征的基础上提出高效的端到端流量估计算法,通过建立粗粒度流量特征的重力模型,利用改进的网络层析方法和线性规划方法优化计算结果,最终得到最接近真实情况的细粒度流量特征。

(3)用 NS3 搭建了较大规模和较小规模的数据中心网络,并用 Matlab 实现了在不同 α 值下的新算法、基于重力模型的经典流量估计算法 Tomogravity^[12]和本文作者提出的基于网络层析的流量估计算法 ELIA^[14],将以上算法计算得到的数据中心网络端到端流量与实际产生的端到端流量做了对比,结果表明相比 Tomogravity 和 ELIA,新算法具有更高的计算准确度和更短的计算时间。

2 建模

图 1 所示为目前应用最广泛的数据中心网络拓扑^[15],它包含 3 层结构:核心交换机(Core switch)层、聚合交换机(Aggregation switch)层以及柜顶交换机(Top of Rack switch,即 TOR switch)层,柜顶交换机又称为 TOR 交换机。

SNMP 是所有交换机普遍支持的网络管理协议,它记录了经过交换机各个端口的包(或比特)的总个数。本文研究的问题是:如何通过 SNMP 记录的各个接口链路的总流量计算得到每个 TOR 交换机之间的端到端流量。下文用数学语言来描述该问题。

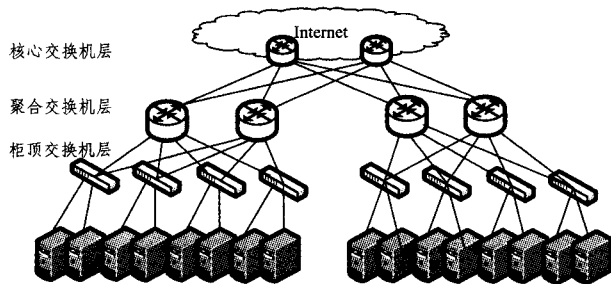


图 1 传统数据中心网络架构

假设网络中共有 m 条链路,用 $L=\{l_1, l_2, \dots, l_m\}$ 来表示网络中的链路,用 $Y=\{y_1, y_2, \dots, y_m\}$ 来表示每条链路所承载的总流量。假设所有 TOR 交换机之间的总路径个数为 n ,用 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 来表示每个路径所承载的端到端流量。根据链路流量与端到端流量之间的关系,可以建立 X 与 Y 的线性方程组,如式(1)所示。

$$Y=AX \quad (1)$$

其中, $A=\{a_{ij}, 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n\}$ 为路由矩阵。矩阵中的每一行表示一条链路,每一列表示一个端到端路径。当 $a_{ij}=1$ 时,表示第 j 个路径经过了第 i 条链路;当 $a_{ij}=0$ 时则说明第 j 个路径没有经过第 i 条链路。由于对大多数的网络拓扑来说式(1)并不满秩,因此存在无数组解满足此方程组。由于在数据中心网络中存在大量的冗余路径,这使得式(1)不满秩的情况更加严重。例如在图 1 中, TOR 层以上的链路总共有 24 条,而 TOR 之间的端到端路径个数却超过 100,即式(1)存在上百个未知数,而约束条件仅有 24 个。当网络规模增大时,链路数与路径个数的差也会急剧增加。因此,直接从式(1)中求解未知数 X 是不可取的。第 3 节利用数据中心的用户资源分配信息和链路利用率提取粗粒度流量,可在一定程度上解决系统秩缺失和存在大量冗余路径的问题,从而为较准确地推理出未知数 X 提供条件。

3 数据中心粗粒度流量特征

3.1 基于资源分配的流量特征提取

文献[9, 16]中提到,数据中心端到端流量非常稀疏,在同一时刻,每台服务器仅与少数其他服务器交换流量。文献[16]在图 2 中描述了包含 75 个柜顶交换机(TOR 交换机)的数据中心的端到端平均流量特征,图中横坐标表示源 TOR 交换机编号,纵坐标表示目的 TOR 交换机编号。从图 2 中可看出,每个 TOR 交换机仅与不到 10 个 TOR 交换机有较多的流量交换,而与剩余交换机仅交换少量的管理流量,甚至没有交换流量。

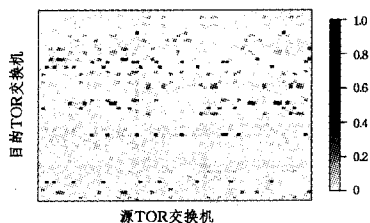


图 2 文献[16]描述的数据中心端到端粗粒度流量特征

对于当前数据中心,端到端的粗粒度流量特征可以根据用户虚拟机(Virtual Machine, VM)的分配情况得到。属于同一个用户的虚拟机会产生较大的交换流量,而属于不同用户的虚拟机仅交换少量或不交换流量。根据用户虚拟机分配情况,得到的端到端流量特征相比其他网络流量特征(如单纯的重力流量模型)更适用于数据中心网络,能够极大地提高数据中心端到端流量的计算准确度。

在得到用户的虚拟机分配信息后,将用户 u 的虚拟机与其所在的 TOR 交换机用 T_u 表示:

$$T_u = (VM_i(TOR_x)) \quad (2)$$

例如,用户1占用了2个虚拟机:在第1个TOR下的 VM_1 和在第3个TOR下的 VM_2 ,则式(2)可表达为 $T_1 = (VM_1(TOR_1), VM_2(TOR_3))$ 。

对于每一个TOR交换机,用 T^x 表示位于 TOR_x 下的虚拟机,表达式如式(3)所示:

$$T^x = (VM_i(TOR_x)) \quad (3)$$

例如,若 TOR_1 下有3个虚拟机: VM_1, VM_3 和 VM_5 ,则 $T^1 = (VM_1(TOR_1), VM_3(TOR_1), VM_5(TOR_1))$ 。

3.2 基于链路利用率的流量特征提取

在绝大多数数据中心网络中,链路的利用率并不平均,甚至相当一部分的链路存在极低的利用率。文献[8]采集了10个不同属性的数据中心(包括私有数据中心、校园数据中心、实验平台数据中心)核心链路和聚合链路的平均利用率,如图3所示。

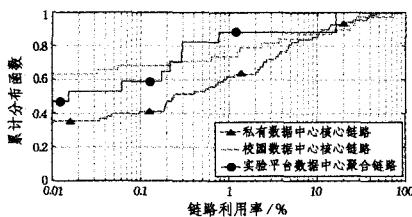


图3 文献[8]描述的数据中心链路利用率

从图3中可看出,大约有40%的核心链路和60%的聚合链路存在小于0.1%的链路利用率。在第2节中提到,一般的数据中心存在大量的冗余路径,其对流量估计造成困难,若将低利用率链路从系统中移除,可极大地提高流量估计的准确度。例如在图1所示的数据中心网络拓扑中,删除一条核心链路会减少12.5%的冗余路径。

因此,根据每个交换机上记录的SNMP数据计算链路的利用率,并引入参数 α 来表示链路利用率的阈值,将利用率低于 α 的链路从系统中移除。 α 的大小影响了算法最终估计的准确度:若 α 太小,会遗漏部分低利用率的链路,从而产生过多的冗余路径,对准确估计每个端到端流量造成困难;若 α 过大,又会因为忽略了较多的流量而导致最终估计不准确。本文实验中将调整 α 值的大小以验证 α 值对算法准确度的影响。

4 基于粗粒度流量特征的端到端流量估计算法

本节在第3节提取的粗粒度流量特征的基础上提出一种适用于数据中心网络的端到端流量估计算法。新算法首先利用粗粒度流量特征建立流量重力模型,并根据该模型计算得到端到端流量的初始值;然后利用改进的网络层析和线性规划方法对初始值进行优化,最终得到端到端流量的最优解。

4.1 流量重力模型

重力模型的原理是认为质量较大的物体具备较大的引力。网络流量重力模型即假设流出(或流入)的总流量较大的节点所发出(或接收)流量的概率也较大^[12]。根据流量重力模型原理,从第 i 个节点流向第 j 个节点的流量可表示为:

$$X_{ij} \propto Y_i^{\alpha} \cdot Y_j^{\beta} \quad (4)$$

其中, Y_i^{α} 表示从第 i 个节点流出的总流量, Y_j^{β} 表示流入第 j 个节点的总流量。

4.2 基于资源分配的流量重力模型

假设用户 u 占用的虚拟机 VM_i 流出的总流量为 V_i^{out} ,流入 VM_i 的总流量为 V_i^{in} ,建立虚拟机之间的重力流量模型,从虚拟机 VM_i 流入虚拟机 VM_j 的流量可表示为:

$$X(VM_i, VM_j) = V_i^{out} \cdot \frac{V_j^{in}}{\sum_{k \in T_u} V_k^{in}} \quad (5)$$

在对每一个用户占用的虚拟机计算其端到端流量后,可得到虚拟机之间的流量矩阵。

TOR交换机之间的初始流量矩阵可以通过计算每个TOR交换机下的虚拟机流量之和得到。假设从 TOR_x 流向 TOR_y 的流量的初始值为 $\tilde{X}(TOR_x, TOR_y)$,那么有:

$$\tilde{X}(TOR_x, TOR_y) = \sum_{i \in T^x, j \in T^y} X(VM_i, VM_j) \quad (6)$$

4.3 基于网络层析的初始值优化

首先通过链路利用率阈值 α 移除低利用率链路,再将TOR交换机到TOR交换机之间的端到端流量加权平均到每条路径中,得到路径流量的初始值。假设从 TOR_x 到 TOR_y 有 M 条路径,定义变量 $\omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M\}$,其中 $\sum_{i=1}^M \omega_i = 1$,表示 TOR_x 到 TOR_y 之间的每条路径的权值,则第 k 条路径上所承载的流量为 $\omega_k \cdot \tilde{X}(TOR_x, TOR_y)$ 。权值 ω 的选取取决于当前网络所采用的路由策略。

在得到端到端流量初始值后,利用每个交换机上SNMP记录的总流量以及式(1)描述的路径与交换机流量的关系对初始流量进行优化。令 $\tilde{X}(TOR)$ 表示所有TOR之间路径所承载的初始流量集合, $X(TOR)$ 表示满足约束条件的最优解,则可建立如式(7)所示的线性规划模型:

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } \|X(TOR) - \tilde{X}(TOR)\| \\ & \text{s. t. } AX(TOR) = [Y(Core), Y(Agg), Y(TOR)] \end{aligned} \quad (7)$$

其中, A 表示所有端到端路径的路由矩阵, $Y(Core), Y(Agg)$ 和 $Y(TOR)$ 分别表示数据中心所有的核心交换机、聚合交换机和柜顶交换机中SNMP记录的总流量。求得的最优解 $X(TOR)$ 即是与初始值 $\tilde{X}(TOR)$ 最接近的,且符合各个交换机SNMP记录的总流量的端到端流量。

4.4 基于粗粒度流量特征的端到端流量估计算法

算法1 基于粗粒度流量特征的端到端流量估计算法

输入: $A, Y(Core), Y(Agg), Y(TOR), \tilde{X}(TOR), B, \alpha, \omega$

输出: $X(TOR)$

```

1. for  $y_i \in [Y(Core), Y(Agg), Y(TOR)]$  do
2.   if  $y_i/b_i < \alpha$  do
3.      $r \leftarrow \text{findRoute}(P, l_i)$ 
4.      $P \leftarrow \text{remove}(P, r)$ 
5.   end if
6. end for
7. for  $x=1:n-1$  and  $y=x+1:n$ 
8.    $P_{xy} \leftarrow \text{allRoute}(P, x, y)$ 
9.   for  $r_k \in P_{xy}$ 
10.     $\tilde{x}_{xy}^k(TOR) \leftarrow \omega_k \cdot \tilde{X}(TOR_x, TOR_y)$ 
11.  end for
12. end for
13.  $X(TOR) \leftarrow \text{linearProgram}(A, \tilde{X}(TOR), Y(Core), Y(Agg), Y(TOR))$ 

```

算法1描述了基于粗粒度流量特征的端到端流量推理算

法。算法输入参数包括端到端的路由矩阵 A 、所有交换机 SNMP 记录的总流量 Y 、根据粗粒度流量特征和重力模型计算得到的端到端流量初始值 $\tilde{X}(TOR)$ 、链路带宽 B 、链路利用率阈值 α 以及路径权重 ω 。输出为优化后的端到端流量估计值 $X(TOR)$ 。

算法首先针对每条链路 l_i 计算其链路利用率,计算公式为链路所承载的流量 y_i 与带宽 b_i 的比值,若利用率小于阈值 α ,则将所有包含链路 l_i 的路径从路径集合 P 中移除(第1—6行)。其次,对于每一对 TOR 交换机,找到所有从源 TOR_x 到目的 TOR_y 的端到端路径,并计算每条路径加权后的流量(第7—11行)。最后通过线性规划得到满足所有交换机总流量的最优解 $X(TOR)$ 。

5 仿真实验

5.1 实验环境设置

实验用 NS-3 构建了两个不同规模的数据中心网络拓扑结构。

(1)较小规模拓扑:拓扑中包含 16 个 TOR 交换机、8 个聚合交换机和 4 个核心交换机。每个机架下面有 10 台服务器,从中随机选择 1~5 个服务器向其他所有服务器发送数据包。

(2)较大规模拓扑:拓扑中包含 32 个 TOR 交换机、16 个聚合交换机和 8 个核心交换机。每个机架下面有 20 台服务器,从中随机选择 1~10 个服务器向其他所有服务器发送数据包。

根据文献[8-10]对云计算网络流量特征的描述产生端到端流量:每条链路的带宽设置为 1Gbps,当服务器向其他机架下的服务器发送数据包时,其发送的数据包个数服从对数正态分布 $\text{Log-N}(4, 1)$;当向相同机架下的服务器发送数据包时,所发送数据包的个数服从对数正态分布 $\text{Log-N}(10, 1)$ 。每个数据包大小约为 1400byte。端到端数据传送采用 TCP 协议,路由策略采用数据中心网络中最广泛应用的 ECMP(等价多路径路由协议)协议[17]。采集各个交换机端口的 SNMP 数据的时间间隔设置为 5min。

5.2 对比算法与衡量准则

将新算法与基于流量重力模型的流量推理算法 Tomogravity[12]和本文作者在文献[14]提出的网络层析算法 ELIA 作比较。并从以下两个方面来评价算法性能:1)算法的计算准确度;2)算法的计算时间。

计算准确度用相对误差(RE)的累积分布函数和条件总体误差(RMSE(τ))来度量。相对误差(RE)即推理得到的流量值与真实流量值的差值和真实值相比,可用式(8)来计算:

$$RE = \frac{|x_i - \hat{x}_i|}{x_i} \quad (8)$$

条件总体误差(RMSE(τ))用式(9)来计算。

$$RMSE(\tau) = \sqrt{\frac{1}{N_\tau} \sum_{i=1, \hat{x}_i > \tau}^N (x_i - \hat{x}_i)^2} \quad (9)$$

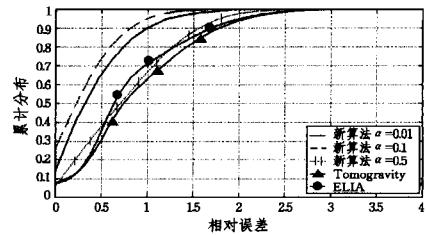
其中, $\hat{x}_i$ 为算法计算出的端到端流量值, x_i 为真实的端到端流量值, N 为端到端流量个数, N_τ 为真实流量值 $x_i > \tau$ 的端到端流量个数。条件误差的意义在于衡量端到端流量大小的差异对算法计算准确度的影响。

算法的计算时间从输入网络拓扑和 SNMP 数据开始,到

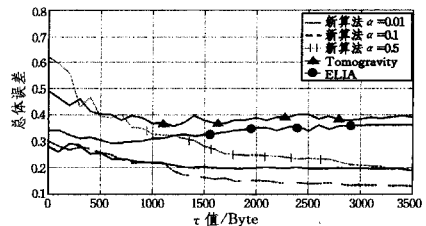
算法输出所有端到端流量为止。3种算法均用 Matlab (R2012b)实现,并且运行在本实验专用服务器上(6核 3.2GHz处理器,16GB内存,Win7 64-bit 操作系统)。

5.3 实验结果及总结

图4所示为比较了3种算法在较小规模网络中的估计准确度。其中新算法的链路利用率阈值 α 分别设置为 0.01, 0.1和0.5。从图4(a)中可以看出,当 $\alpha=0.1$ 时,新算法的估计准确度最高;当 $\alpha=0.01$ 时,准确度略低;当 $\alpha=0.5$ 时,新算法准确度急剧下降。这说明较大的 α 值会导致被忽略的流量过多而产生较大的估计误差。当 $\alpha=0.1$ 时,新算法能将 75%以上的估计值控制在相对误差 0.5 以内;96%以上的估计值在相对误差 1 以内,其表现明显优于 Tomogravity 算法和 ELIA 算法。在图4(b)中,随着 τ 值的增加,新算法的推理误差缓慢下降,这也说明了新算法能较准确地推理出较大的端到端流量值。特别地,当 $\alpha=0.5$ 时,新算法的估计误差会随着 τ 值急剧下降,这也说明较大的 α 值对小流量的估计影响较大。当 $\alpha=0.01$ 和 0.1 时,新算法得到的端到端流量总体误差明显低于另外两种算法。



(a) 相对误差(re)的分布函数

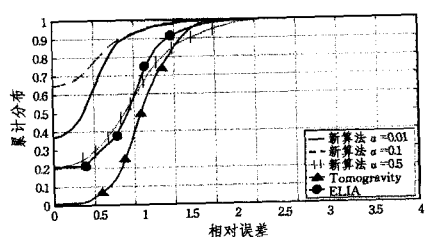


(b) 不同 τ 值下算法的总体误差

图4 较小规模网络中3种算法的准确度比较

图5中的5个曲线的表现与图4类似,如图5(a)所示,新算法在 $\alpha=0.1$ 时能够在较大规模的网络中准确计算出 65% 以上的端到端流量,这说明随着网络规模的增加,数据中心的流量特征也表现得更加明显。如图5(b)所示,新算法虽然在小流量的估计中所得的总体误差与另外两个算法相差无几,但随着 τ 值的增加呈较快的下降趋势,并且 τ 值越大其优势越明显。

以上实验结果表明, Tomogravity 算法使数据中心网络所有 TOR 交换机平等地参与到重力模型的建模和计算,并不符合数据中心网络流量的特点,故计算准确度较差;而 ELIA 能够准确计算部分端到端流量,因而其准确度略优于 Tomogravity 算法,但数据中心网络的大量冗余路径导致系统不满足的情况极其严重,因此能够准确计算出的流量个数非常有限,因而 ELIA 也不能达到理想的推理效果。而新算法能将数据中心的粗粒度流量特征融入到端到端的流量计算中,并在此基础上进行网络层析,从而能够得到比较理想的推理结果。



(a) 相对误差(re)的分布函数

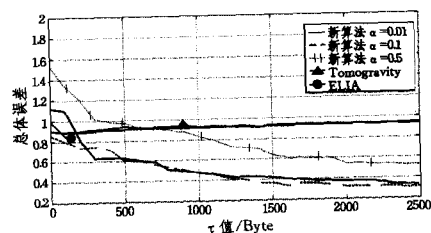
(b) 不同 τ 值下算法的总体误差

图5 较大规模网络中3种算法的准确度比较

表1比较了3种算法所需的计算时间。从表1可看出,随着 α 值的增加,新算法的计算时间呈下降的趋势,这是由于较大的 α 值会将较多的链路从系统中移除,这会降低系统的规模。Tomogravity算法比本文提出的算法在计算时间上比新算法在 $\alpha=0.1$ 时的计算时间略长,这也说明对数据流量的预处理能够在一定程度上提高计算效率。ELIA算法的计算时间最长,并且随网络规模的扩大呈较快增长,这是由于ELIA算法在准确计算一部分流量时需要近似指数级的时间复杂度。

表1 3种算法计算时间的比较

	较小规模网络	较大规模网络
新算法 $\alpha=0.01$	0.31	2.56
新算法 $\alpha=0.1$	0.15	1.67
新算法 $\alpha=0.5$	0.09	0.85
Tomogravity	0.29	2.33
ELIA	19	1154

从以上实验结果可得出,本文提出的新算法能够在较短的时间内计算得到更准确的数据中心网络端到端流量数据,因而能够有效地应用于现有的数据中心网络。

结束语 获取网络的端到端流量对于数据中心网络的设计与管理研究至关重要。直接采集端到端流量需要耗费巨大的成本,而传统网络中的端到端流量估计方法无法直接应用于现有的数据中心网络。本文利用数据中心的用户资源分配信息和链路利用率信息提取出粗粒度流量特征,并在此基础上提出一种基于重力模型和网络层析的高效端到端流量估计算法,其能够实时并准确地推理计算出网络中的所有端到端流量。实验结果表明,相比现有的端到端流量估计算法,新算法能够在数据中心网络中用更短的时间计算出更准确的结果,能够较好地应用于现有的数据中心网络中,从而为更有效地设计和管理数据中心网络提供了重要参考。

参考文献

[1] AKELLA A, BENSON T, CHANDRASEKAREN B, et al. A Universal Approach to Data Center Network Design [C]// Proceedings of ACM International Conference on Distributed Computing and Networking (ICDCN). Goa, India, 2015.

[2] ZHU G M, XIE X H, GUO D K, et al. High Performance Expandable Data Center Networking Structure[J]. Journal of Software, 2014, 25(6): 1399-1351. (in Chinese)
朱桂明, 谢向辉, 郭得科, 等. 一种高吞吐量、高可扩展数据中心网络结构[J]. 软件学报, 2014, 25(6): 1399-1351.

[3] LI D, WU J. On the design and analysis of Data Center Network architectures for interconnecting dual-port servers [C]// Proceedings of IEEE INFOCOM. Toronto, ONT, CA, 2014: 1851-1859.

[4] GAO F. A Study of Circuitous Routing Method in Data Center Networks [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2015. (in Chinese)
高飞. 数据中心网络迂回路方法的研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2015.

[5] BELABED D, SECCI S, PUJOLLE G, et al. On Traffic Fairness in Data Center Fabrics [C]// Proc. of IEEE CloudNet. Luxembourg, 2014: 40-45.

[6] LUO L, WU W J, ZHANG F. Energy Modeling Based on Cloud Data Center [J]. Journal of Software, 2014, 7(7): 1371-1387. (in Chinese)
罗亮, 吴文峻, 张飞. 面向云计算数据中心的能耗建模方法[J]. 软件学报, 2014, 7(7): 1371-1387.

[7] MALBOUBI M, WANG L, CHUAH C N, et al. Intelligent SDN based traffic (de)Aggregation and Measurement Paradigm (IS-TAMP) [C]// Proceedings of IEEE INFOCOM. Toronto, CA, 2014: 934-942.

[8] BENSON T, AKELLA A, MALTZ D A. Network Traffic Characteristics of Data Centers in the Wild [C]// Proc. of ACM IMC. Melbourne, Australia, 2010: 267-280.

[9] BENSON T, ANAND A, AKELLA A, et al. Understanding Data Center Traffic Characteristics [C]// Proceedings of ACM SIGCOMM. New Delhi, 2010.

[10] KANDULA S, SENGUPTA S, GREENBEG A. The Nature of Data Center Traffic: Measurements & Analysis [C]// Proc. of ACM IMC. Chicago, Illinois, 2009: 202-208.

[11] LARA A, KOLASNI A, RAMAMURTHY B. Network innovation using openflow: A survey [J]. Communications Surveys & Tutorials, IEEE, 2014, 16(1): 493-512.

[12] ZHANG Y, ROUGHAN M, DUFFIELD N. Fast Accurate Computation of Large-scale IP Traffic Matrices from Link Loads [C]// Proc. of ACM SIGMETRICS. California, USA, 2003: 206-217.

[13] ROUGHAN M, ZHANG Y, WILLINGER W, et al. Spatio-temporal compressive sensing and internet traffic matrices (extended version) [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2012, 20(3): 662-676.

[14] QIAO Y, QIU X S, MENG L M. Efficient Loss Inference Algorithm Using Unicast End-to-End Measurements [J]. Journal of Network and Systems Management, 2013, 21(2): 169-193.

[15] Cisco Systems Inc, Cisco Data Center Infrastructure 2.5 Design Guide [OL]. <http://www.cisco.com/application/pdf/en/us/guest/netso/ns107/c649/ccmi/newlinegration/underline/space09186a008073377d.pdf>, 2007.

[16] SRIKANTH K, JITENDRA P, PARAMVIR B. Flyways To Decongest Data Center Networks [C]// Proc. of ACM HotNets. 2009.

[17] Hopps C. Analysis of an Equal-Cost Multi-Path Algorithm [OL]. <http://www.hjp.at/doc/rfc/rfc2991.html>, 2000.