ISSN 1000-9825, CODEN RUXUEW
Journal of Software, Vol.18, No.11, November 2007, pp.2669−2682
DOI: 10.1360/jos182669
© 2007 by *Journal of Software*. All rights reserved.
E-mail: jos@iscas.ac.cn
http://www.jos.org.cn
Tel/Fax: +86-10-62562563

流量矩阵估算的研究*

周静静[1,2+], 杨家海[2], 杨 扬[1], 张 辉[2]

[1](北京科技大学 信息工程学院,北京 100083)
[2](清华大学 信息网络工程研究中心,北京 100084)

Research on Traffic Matrix Estimation

ZHOU Jing-Jing[1,2+], YANG Jia-Hai[2], YANG Yang[1], ZHANG Hui[2]

[1](Information Engineering School, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)
[2](Network Research Center, Tsinghua University, Beijing 100084, China)
+ Corresponding author: Phn: +86-62603211 ext. 814, E-mail: zhoujingjings@gmail.com

Zhou JJ, Yang JH, Yang Y, Zhang H. Research on traffic matrix estimation. *Journal of Software*, 2007,18(11): 2669−2682. http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/2669.htm

Abstract: The traffic matrix is one of the crucial inputs in many network planning and traffic engineering tasks, it is agreed that accurate traffic matrices are crucial, but it is usually impossible to directly measure traffic matrices. So, it is an important research topic to infer traffic matrix by reasonably modeling, and incorporating the measurement data of limited links, as well as other prior information. This paper presents the basic concept of traffic matrix and its estimation mechanism, categorizes and analyzes more than twenty different approaches to traffic matrix estimation problem proposed recently, and summarizes current research achievements on traffic matrix estimation problem. This paper also discusses the performance and estimation errors of current approaches. Finally, future research directions and potential applications of these researches are identified.
Key words: traffic matrix; origin-destination traffic; gravity model; Bayesian inference; MLE (maximum likelihood estimation); IC (independent connection)

摘 要: 流量矩阵是许多网络规划和流量工程任务的关键输入,精确的流量矩阵至关重要,但直接监控非常具有挑战性.因此,如何根据对有限链路的测量数据和路由信息等先验信息,通过合理建模来推断流量矩阵,成为重要的研究课题.首先给出了流量矩阵的基本概念和估算原理;然后对近年来提出的20多种不同的解决流量矩阵估算问题的方法进行分类剖析,总结了目前流量矩阵估算方法的最新研究进展,并讨论了部分方法的性能和估算误差;最后讨论了未来流量矩阵估算的研究趋势和应用前景.
关键词: 流量矩阵;源-目的流量;重力模型;贝叶斯推断;最大似然估计;独立连接
中图法分类号: TP301 **文献标识码**: A

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant Nos.90412012, 60673160, 60473083 (国家自然科学基金); the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2007AA01Z234 (国家高技术研究发展计划(863))

Received 2007-04-05; Accepted 2007-06-30

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

互联网技术是上个世纪后半叶和本世纪初发展最快的技术之一,当前,互联网络正在向大规模、超高速、大容量和多业务的方向发展.大量新型网络应用和服务的出现在给网络用户带来极大便利的同时,也给一部分用户造成了一些困扰;大量基于 P2P 技术的通信工具、大文件共享工具、流媒体传送工具让广大用户真切地感受到了互联网络带来的便捷,但是,这类应用的广泛使用占用了大量的网络带宽等有限的资源,往往使得传统的网络应用更难以获得应有的服务.为了确保网络的正常运行,并使大部分网络用户得到基本的服务质量保障,网络运营单位需要对网络各部分的运行状况进行实时监控,研究者也从流量的测量等角度入手进行了大量的网络监控分析技术的研究.当前,互联网络规模已经非常庞大,然而,目前大部分网络及流量监控都是针对单个或局部链路进行的,这在很大程度上使得基于流量测量的网络监控技术难以收到应有的成效.

可以想见,如果能够监控网络流量的全部状态,以全网的观点来观察和了解网络流量的特性及流向情况,建立网络流量的完整视图,将能更好地发挥这类监控技术的长处和优势,从而有望在确保网络正常运行的基础上,通过优化网络的规划和配置,向各类用户提供特定的服务质量保障.为了概括在域间或域内以全网观点来看待流量的事实,研究者引入了流量矩阵(traffic matrix)的概念,流量矩阵反映了一个网络中所有源节点和目的节点对,即 OD 对(the pair of origin and destination)之间的流量需求,网络节点类型的选择会影响流量矩阵的粒度和类型[1],不同粒度的流量矩阵包括链路级、路由级和 PoP(point of presence)级流量矩阵.由于流量矩阵需要捕获网络流量的全局状态,直接监控代价非常高,实际上几乎是不可行的.近年来,由间接观测进行流量矩阵估算已成为一个非常热门的研究领域,如 Vardi 首先在 1996 年提出了网络透视(network tomography)[2]方法,旨在寻求某种途径利用链路流量推算流量矩阵.

流量矩阵的行对应 OD 对,列对应不同时刻的流量需求.令 $Y=(y,\ldots,y_I)'$表示一个网络中所有链路的流量值,I 表示链路的总数.$Y=(x,\ldots,x_J)'$为该网络中所有 OD 对的流量矩阵,J 表示网络中 OD 对的总数,x_j 表示第 j 个 OD 对之间的流量需求.$A=(a_{ij})$是 $I\times J$ 阶的 0-1 矩阵,如果 OD 对 j 之间的流量经过链路 i,则 $a_{ij}=1$;否则,$a_{ij}=0$.A 的列指明了某个 OD 流量需求在网络中所要经过的全部链路的集合,显然,A 是一个包含了实际路由信息的矩阵.流量矩阵、路由矩阵和链路负载三者之间的关系可以表示为

$$Y=AX \tag{1}$$

通常,由于网络中 OD 对的数量要远大于链路数,即 $J>>I$,A 不是一个满秩矩阵,这意味着式(1)将有无穷多组可能解,是一种病态的线性逆问题(ill-posed linear inverse problem).流量矩阵估算所要解决的就是在已知链路流量 Y 和路由矩阵 A 的情况下从式(1)中求出流量矩阵 X.其中,链路流量 Y 可以通过一般的流量数据采集方法(如 SNMP(simple network management protocol)等)得到,路由矩阵 A 可以通过路由器的配置信息或者通过收集 OSPF(open shortest path first),或者 IS-IS(intermediate system to Intermediate system)的链路权重并计算最短路径来得到[3].

自从流量矩阵的概念被提出来以后,许多学者围绕流量矩阵的估算方法等相关问题进行了大量的研究,也取得了一定的成效,当然,与实际的网络监控应用还有相当长的距离,也还存在许多关键问题没有攻克.本文系统地分析了流量矩阵估算方法的研究进展,并对流量矩阵估算的研究趋势和应用前景进行了探讨.第 1 节根据先验信息的来源和计算技术领域的不同,对目前提出的流量矩阵估算方法进行系统的分类介绍.第 2 节对当前文献中进行的估算方法评价进行总结.第 3 节介绍国内在流量矩阵方面的研究进展.第 4 节对未来研究方向和可能的应用进行探讨.第 5 节对全文进行总结.

1 流量矩阵估算方法研究

1.1 概 述

近年来,通过对流量矩阵估算的深入研究,研究人员提出了很多估算方法,表 1 列出了当前几种主流方法及其附加信息的来源(表中最右列).在病态状况下,进行估算的关键因素是附加信息的来源,迄今为止,获得附加信息最常用的方法有重力模型先验信息、基于均值-方差关系的先验信息、其他方式间接获得的先验信息、独立连接模型先验信息.因此,根据附加信息的获得方法和计算技术领域的不同,可以将流量矩阵估算方法归为以下

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

几类:重力模型方法、统计推断方法、最优化技术及路由变化方法、第三代方法、独立连接模型方法.

Table 1 Taxonomy of estimation methods

表 1 估算方法的分类

Methods	Section	Source of extra information
Simple gravity model[4]	1.2	Gravity model
Generalized gravity model[5]	1.2	Gravity model
Choice model[6−8]	1.2	Mlogit gravity model
Constant fanout model[9]	1.2	Constant fanout
Tomogravity[5]	1.2	Gravity model
Information theoretic approach[10]	1.2	Gravity model
Bayesian inference[11]	1.3	Known prior distribution, Poisson distribution
Iterative Bayesian inference[12]	1.3	Known prior distribution, Poisson distribution
Network tomography[2]	1.4	Mean-Variance relation (Poisson), Poisson distribution
Time varying network tomography[13]	1.4	Mean-Variance relation (general), normal distribution
Scalable likelihood approach[14]	1.4	Mean-Variance relation (c=1), normal distribution
Pseudo likelihood estimation[15]	1.4	Mean-Variance relation (general), normal distribution
Quick method[16]	1.4	Mean-Variance relation (general), normal distribution
Linear programming[17,18]	1.5	None (interior point method initialization as “prior”)
Worst case bounds by LP[9]	1.5	None
Route change method[19]	1.5	Ability to change link weights at specified moments
Fanout method, principal components method, Kalman filtering[20]	1.6	Gravity model
Independent connection model[21]	1.7	Independent connection model

本文以先验信息获得方式的不同为主线,以计算技术领域的不同为辅线来介绍各种估算方法.基于重力模型的各种扩展方法在第 1.2 节中进行综合介绍.第 1.3 节将介绍统计推断方法中的贝叶斯推断方法和最大似然估计方法.贝叶斯推断方法需要流量矩阵的先验信息且重力模型先验信息是其最常见的选择;最大似然估计方法依据均值-方差关系,使用二阶矩来估算 OD 对流量的均值以得到先验信息.第 1.4 节将对最优化技术和路由变化方法进行分类介绍.事实上,先验信息常用于病态问题的求解,但表 1 中的线性规划方法没有使用先验信息,而是在目标函数中预选出权重值;最坏界方法没有得到估算值,仅给出了流量矩阵中每个元素的可能边界值,所以它不需要先验信息;路由变化方法通过改变路由,使得不同时刻不同 OD 对相互独立以便于观测,以此来提高欧几里德范式的精确度,以得到更精确的估算结果.第 1.5 节中将分别介绍流量矩阵估算领域出现了一些新的方向,其共同特征是需要 24 小时的直接测量进行校准.在第 1.6 节将介绍新近提出了独立连接模型方法及其使用独立连接模型获得先验信息的实现原理.随着研究的进展出现了一些新兴的估算方法以及其他相关的研究,将在第 1.7 节讨论.

1.2 重力模型

重力模型(gravity model)是最简单的一种计算流量矩阵的方法,它的名字来源于牛顿的地球重力定律,通常被社会科学家用来模型化地域间人口、货物或者信息的流动.在牛顿的地球重力定律中,两个物体之间的力与两个物体重量的乘积及它们之间距离的平方成一定的比例关系.其基本思想是,如果我们对比特流的来去无从得知,则最好的推测是估计网络中每个节点接收和发送的流量值的比例.

在流量矩阵估算中,重力模型表达方式可以采用 Kowalski 和 Warfield[4]所提出的通信流量需求的表达方式: $X_{sd}=k_s\dfrac{O_sT_d}{d_{sd}^{\alpha_s}}$,排斥项(repulsion term)$O_s$ 是来自于节点 s 的总流量,吸引项(attraction term)T_d 是终止于节点 d 的总流量,数字项 d_{sd} 是节点 s,d 之间的距离函数,α_s 是距离参数.系数 k_s 是一个标准化常量.在 Zhang 等人[5]提出的方法中,把标准化系数和距离函数合起来形成源、目的之间的摩擦系数(friction factor)f_{sd},表达式为

$$X_{sd}=\frac{O_sT_d}{f_{sd}} \tag{2}$$

Zhang 等人同时对基本重力模型进行扩展,提出了主要用于链路级流量矩阵估计的通用重力模型(generalized gravity model).该模型不仅使用了主干网链路的 SNMP 数据,而且还使用了接入链路和对等链路的链路流量.这不仅可用于获得先验信息,还可以设定出口链路的一部分是与其他 ISP 的对等链路,而其余链路是

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

接入链路,以区别于对等网络流量和接入流量.

Medina 等人[6−8]在基本重力模型的基础上提出了 POP 级的流量矩阵估算的选择模型(choice model),把目的节点的吸引项与距离函数结合起来形成了扇出项(fanout term)α_{sd},该项决定了来自于源节点 s 的流量的哪一部分将流向目的节点 d.选择模型形式为 $X_{sd}=O_s\alpha_{sd}$.使用离散选择模型(discrete choice modeling,简称 DCM)估算扇出项α_{sd},其中使用最大效用标准建模选择过程;节点 s 选择节点 d 的概率可用多项 Logit 模型建模,所以扇出项为

$$\alpha_{sd}=P_d^s=\frac{\mathrm{e}^{V_d^s}}{\sum_k \mathrm{e}^{V_d^s}} \tag{3}$$

其中,$V_d^s=\sum_m \mu_m\omega_d^s(m)+\gamma_d$,ω_d^s 是属性项,μ_m是属性 m 的权重,γ_d是尺度项(metric term).对选择模型与重力模型的模拟实验结果发现[7],选择模型精确度更高,因为选择模型有校准参数而重力模型没有自由参数.

Gunnar 等人[9]提出了常量扇出模型(constant fanout model)估算方法.实验发现,当流量数呈每日模式波动时,扇出系数α始终为常量.假设了常量扇出项α后,将流量矩阵表示为 $x_t=s_t\alpha$,其中,s_t 是时间相关尺度项.

重力模型的显著特点是没有使用可用链路流量信息,其解通常不能满足链路流量方程(1),但可使用链路流量进行估算以改进其解.Zhang 等人[5]还提出了 Tomogravity 方法,使用通用重力模型来获得先验信息 x_0,并通过求解向量的 L_2 范式的二次规划问题,得到欧几里德距离为

$$\begin{cases}\min \|(x-x_0)/\omega\| \\ \text{so that } \|Ax-y\|=0\end{cases} \tag{4}$$

其中,ω是权重向量,根据组件进行划分.常量权重向量使得最小二乘法在链路流量条件子空间中的结果与重力模型结果最接近.很可能由于不精确的先验信息,最小二乘法将产生负值,可使用迭代比例拟合算法(iterative proportional fitting algorithm,简称 IPFA)进行处理以确保产生非负值.

Zhang 等人[10,22]使用了信息论方法(information theoretic approach)对 Tomogravity 方法进行泛化.重力模型是基于源、目的流量相互独立的条件,而信息论中源、目的流量的相关信息表示为 $I(S,D)$,对特定的源、目的随机变量 S,D 可取值为 s,d.但对此问题来说,使用交叉熵的方式表示相关信息最有效.解决病态线性逆问题的典型方法是使用惩罚函数规划最小值问题.

1.3 统计推断

1.3.1 贝叶斯推断

贝叶斯推断(Bayesian inference)方法与 Tomogravity 方法仅在计算技术方面有所不同.典型的贝叶斯推断方法并没有定义如何获得先验信息,而是将链路流量信息合并到重力模型先验信息中.贝叶斯推断方法是在给定链路流量 y 和先验信息的情况下,计算 OD 对流量 x 的条件概率分布.

在文献[11]中使用了泊松分布 $X_n\sim Poisson(\lambda_i)$,且所有 OD 对 i 都相互独立.目标是获得 $P(x,\lambda|y)$,即在已知链路流量 y 条件下,x 和λ的联合分布.为了便于计算,使用马尔可夫蒙特卡罗方法(Markov chain Monte Carlo,简称 MCMC)来获得后验分布,基本迭代是标准 Gibbs 抽样,迭代步骤定义如下:

$$\begin{cases}\lambda^i=P(\lambda\,|\,x^i,y) \\ x^{i+1}=P(x\,|\,\lambda^i,y)\end{cases} \tag{5}$$

如此迭代,直到找到可行解为止.很明显,在迭代开始时需要 x 的先验信息,最终解是通过先验信息和链路流量求得,所以,先验信息对最终解的精确度影响很大,这是贝叶斯推断方法的主要缺点.

Vaton 等人[12]提出了迭代贝叶斯推断(iterative Bayesian inference)方法.该方法使用若干连续链路流量,包含了图 1 所描述的两个“盒子”间的迭代和信息交换.每个 OD 对的流量值都组成了可调制的马尔可夫过程,第 2 个“盒子”可使用 EM 算法更新该过程的参数,参数被反馈到第 1 个“盒子”中,作为贝叶斯推断先验信息.该过程不断重复进行,直到迭代收敛为止.

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

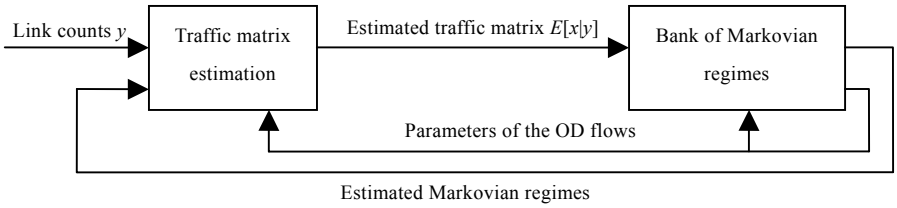


Fig.1 The Vaton-Gravey iterative method[12]

图 1 Vaton-Gravey 迭代方法[12]

总之,上述两种贝叶斯推断方法都使用了泊松分布,但 Internet 流量的高突发性超出了泊松假设的考虑范围.另外,在建模额外的变更时,高斯模型可以提供更多的允许误差;同时,使用高斯模型可以避免 MCMC[23]模拟.文献[24]研究了基于高斯假设的先验信息的贝叶斯推断方法.

1.3.2 最大似然估计

前面讨论的估算方法的先验信息大多数来自重力模型先验信息.在最大似然估计 MLE(maximum likelihood estimation)方法中,通过均值-方差关系,可以使用二阶矩来估算 OD 对流量的均值以得到先验信息;该方法需要若干个服从独立同态分布(independent identical distribution,简称 IID)可用的连续的链路流量.

MLE 方法是根据已知链路信息估算未知的是 OD 对的流量需求以及它们的特征参数θ.设网络中总共有 N 个需求,这里沿用文献[13]中的假设,所有的流量需求服从正态分布,即 $X^*\sim Normal(\lambda^*,\Sigma^*)$, X_n^* 是独立正态随机变量.其中,$\lambda^*=(\lambda_1,\ldots,\lambda_n)'$,$\lambda_n>0$ 表示流量需求的均值,$\Sigma^*=\phi diag(\lambda_1^c,\ldots,\lambda_n^c)$ 为流量需求的方差矩阵.均值和方差的关系为 $\Sigma^*=\phi\lambda_n^c$,其中,c 是一个常数;ϕ是一个尺度项.$Y=(y_1,\ldots,y_T)$,y_t 是 t 时刻所有链路流量值构成的列向量,并假设这些测量值相互独立.从式(1)可知,$Y\sim Normal(A^*\lambda^*,A^*\Sigma^*A^{*\prime})$.需要估计的参数是$\theta=(\lambda^*,\phi)$,需要计算的似然函数是

$$l(\theta\,|\,Y)=-\frac{T}{2}\log|A^*\Sigma^*A^{*\prime}|-\frac{1}{2}\sum_{t=1}^{T}(y_t-A^*\lambda^*)'(A^*\Sigma^*A^{*\prime})^{-1}(y_t-A^*\lambda^*) \tag{6}$$

通常,流量矩阵估算问题的规模是很大的,所以需要使用数学算法来寻找 MLE,最常用的就是 EM 算法.EM 算法[13,25,26]是一种从已有数据中推算未知参数的数值搜索算法.当数据的某些部分缺失而无法直接进行极大似然估计时,EM 算法提供了一种有效的迭代过程来计算似然函数.

Vardi[2]最早使用透视的思想估计流量矩阵,提出使用二阶矩作为先验信息的方法,并通过测量链路的聚合流量来推得 OD 对流量[27].Cao 等人[13]使用最大似然的原理建立了时变网络透视(time varying network tomography)方法表达式;使用很短的测量窗口和 EM 算法来获得每个时隙的流量矩阵的 MLE 值.算法的主要缺点是假设了基于时间的 IID 模型和 Gaussian OD 流.Cao 等人[14]对时变网络透视方法进行了改进,使其能够应用在实际网络中.新方法(scalable likelihood approach)被称为分而治之的方法,就是把问题分解为若干个子问题分别加以解决.2002 年,Cao 等人根据 OD 对的剧烈增长,提出了使用自治方法.

伪似然估计(pseudo likelihood estimation)方法[15,28]是 MLE 方法的另一种升级方法,使用了改进的 EM 算法.问题被分解为若干个包含一个 OD 对的子问题,每个子问题只包含两个链路,子路由矩阵 A^s 由与两个链路相应的两行组成,其中 $A^s\sum_s A^{sT}$ 项为 2×2 维,所以无须求其逆矩阵.子问题 s 的全数据(complete data)对数似然函数为

$$l^s(\theta\,|\,X^s)=-\frac{T}{2}\log|\textstyle\sum_s|-\frac{1}{2}\sum_{t=1}^{T}(x_t-\lambda^s)^T\textstyle\sum_s^{-1}(x_t^s-\lambda^s) \tag{7}$$

其中,x^s 表示 OD 对流量子集,λ^s 和 $\sum_s$ 分别表示流量矩阵的均值和方差矩阵.在使用多步梯度型 EM 算法解决该问题时,每个步骤的计算复杂度为 $o(n^{3.5})$,而全似然方法为 $o(n^5)$.研究发现,在小规模的网络中,当从全似然方法转换到伪似然估计方法时,估算精度的误差从 8%上升到 9%.

Juva 等人[16]提出了基于链路流量协方差的快速方法(quick method),通过链路流量协方差和均值-方差的函数关系获得先验信息,并提出了两种基于协方差矩阵的轻量级计算的方法:映射方法和约束最小化方法.该方法理论上与 Tomogravity 方法[5]很相似,都是通过合并先验信息和链路流量测量来获得估算.只要假设 OD 对相互

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

独立且路由策略合理,仅基于二阶链路流量统计量就可以确定二阶OD对统计量.Soule等人[19]曾对此进行证明,可以通过最小二乘法分析求解 OD 对的方差,且假设均值-方差具有幂函数关系,这样就可以从方差估计求解到流量矩阵.

Bermolen 等人[29]在假定 OD 流的均值-方差关系的流量矩阵估算框架下,通过分析 Fisher 信息矩阵表达式,得到了流量矩阵估算方差的 Cramér-Rao 下界(Cramér-Rao low bound,简称 CRLB).可以从 CRLB 直接获得 MLE 的方差以及置信区间来代替先验信息;可以通过方差对比评价估算方法;还可以使用 CRLB 寻找直接测量的最优点来减少估算的平均误差.

1.4 最优化技术及路由变化

最优化技术——线性规划 LP(linear programming)方法和路由变化(route change)方法获取先验信息的方法不是通过重力建模,也不是使用二阶矩估算和独立连接模型.LP 方法致力于以目标函数的选择来代替先验信息.路由变化方法通过改变路由,使得不同时刻不同 OD 对相互独立以便于观测,以此来提高欧几里德范式的精确度,从而得到更精确的估算结果.

LP 估算方法的核心是如何选择合适的目标函数.Goldschmidt[17]使用权重和目标函数来表示该问题:

$$\begin{cases} \max\limits_{x} \sum\limits_{i} \omega_i x_i & \text{(8-1)} \\ \text{subject to} \sum\limits_{i} A_{li} x_i \le yl,\ l = 1,\ldots,J & \text{(8-2)} \\ \sum\limits_{l=(i,j)} y_l A_{lk} - \sum\limits_{l=(j,i)} y_l A_{lk} = \begin{cases} x_k, & \text{如果}i\text{是}k\text{的源地址} \\ -x_k, & \text{如果}i\text{是}k\text{的目的地址} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} & \text{(8-3)} \end{cases} \tag{8}$$

其中,式(8)中的分式(8-2)是链路流量约束,分式(8-3)是流守恒约束.要得到分式(8-1)的最大值的需求是,给OD对提供尽可能大的带宽,使得基于权重函数值和使用的链路的目标函数满足条件;结果发现,常量权重ω_i=1,$\forall i$ 是无效的,但由 OD 对的路径长度决定的权重还是很重要的.Vaton 等人[30]指出,解决约束过少的线性系统的经典方法是最小化欧几里德范式,但不现实.Eum 等人[18]使用单纯型法进行估算,并证明了内点方法可以产生精确的估算结果.Gunnar 等人[9]应用 LP 方法来寻找 OD 对数可能值的边界,并为 OD 对数的最坏界(worst case bounds)进行了公式化表示.最优化问题为

$$\begin{cases} \max(\min)\ x_i \\ \text{subject to}\ y = Ax,\ x \ge 0 \end{cases} \tag{9}$$

下界为 0,而上界是 OD 对路径的最少链路流量.但很多情况下对某些 OD 对来说可能会找到更紧凑的边界值,某些OD对的边界值非常接近.然而,由于对每个OD对都需要求解两个LP问题,所以该方法的计算量是相当大的.另外,通过上界和下界的均值从最坏界中获得先验信息的分布也是完全有可能的,Gunnar 等人就是通过这种方法得到非常好的估算.

Soule 等人[19]提出了通过改变路由获得精确结果的方法.该方法的基本思路是,在不同的路由环境下的某些路由策略中,当 OD 对使用的链路不被大量植入其他流时,OD 对就更容易估算.路由变化可以通过监控 OSPF[31]和 BGP(border gateway protocol)[32,33]路由更新状况很容易得到.文献[34]讨论了如何设计权重变化以最优地产生不同的路由来进行流量矩阵估算的问题.2007 年,Soule 等人在文献[35]中使用路由变化来估算动态路由矩阵.为了解决估算的病态问题,文中提出了 3 种改进元素:人为改变链路权重来获得先验信息的算法(可以使隐含的线性系统达到满秩)、建立能够捕获长时和短时流量可变性的周期平稳模型、估算 OD 对流量方差的方法;同时指出,将 3 种元素结合起来形成的全面的流量矩阵估算过程将极大地提高估算精确度.

1.5 第三代方法

近年来,流量矩阵估算领域出现了一些新的方向,如扇出(fanout)方法、主成分分析 PCA(principal components analysis)方法、卡尔曼过滤(Kalman filtering)方法.Soule[20]称其为“第三代方法”,其共同特征是需要

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

24 小时的直接测量进行校准.

扇出方法[36]依赖于直接测量来获取流量矩阵.假设 $f(i,j,t)$表示 t 时刻进入节点 i,终止于节点 j 的流量的一部分,即 $f(i,j,t)=\frac{x(i,j,t)}{\sum_j x(i,j,t)}$.节点 i 有一个基线扇出项为 $f(i,*,t)=\{f(i,j,t)\forall j\}$,扇出项由校准测量定义,它非常稳定且具有每日模式特征.流量矩阵的估算为

$$\hat{x}(i,j,t)=\hat{f}(i,j,t)x(i,*,t) \tag{10}$$

其中,$\hat{f}$ 是估算的扇出项,$x(i,*,t)$是由节点 i 流入的总流量.由于扇出项不能永远保持不变,所以,每个节点要周期性地进行直接测量,以验证扇出项的有效性.如果当前时隙的扇出项的值比预选可接受的门限值有更多的改变,则必须重新进行校准测量.

文献[20]使用了 PCA 方法来估算流量矩阵.Lakhina 等人[37]研究发现,在长时间尺度情况下,特征流的低维表示可以捕获 OD 流,这种情况下可以使用 PCA 方法.实际需要的组件的数量低于链路的数量,因此,当流量矩阵推断是病态问题时,可以通过链路流量估算组件数,进而估算流量矩阵.假设 X 表示所有 OD 对的时间序列,其维数为 $\tau\times n$,使用 PCA 可以将其分解为 $X=USV^T$.挑选出 k 个最主要的成分时流量矩阵可近似为

$$x_t\approx V'S'u'_t,\ t=1,\ldots,\tau \tag{11}$$

其中,V'是包含最主要成分的 $n\times k$ 阶矩阵;S'是对角矩阵,元素 $S'(i,i)$是测量主成分 i 捕获的能量;且 u'_t 由 k 个最重要的特征流时间序列组成.此时,由式(1)可得 $y_t\approx AV'S'u'_t$,它是优态的(well-posed),且可以通过 $AV'S'$的伪逆值来求解 u'_t.当估算得到的理论链路流量 Ax_t 与测量得到的链路流量 y_t 的差值超过预设可接受的门限值时,需要重新进行校准.

在卡尔曼过滤方法[19,38]中,利用线性系统对流量变化进行建模 $x_{t+1}=Cx_t+\omega_T$,其中,C 是捕获流量过程的决策成分的状态转移矩阵,而 ω_T 是一个噪声项.链路流量方程可以表示为 $y_t=Ax_t+m_t$,其中,m_t 是测量噪声.假定 $\hat{x}_{t+1|t}$ 是 t 时刻 x_t 的预测值,基于 $t-1$ 时刻之前的信息;而 $\hat{x}_{t|t}$ 是 t 时刻 x_t 的估算值,它在预测值中添加了最近的测量.目的是决定 $\hat{x}_{t+1|t+1}$ 的值.预测步骤为

$$\begin{cases}\hat{x}_{t+1|t}=C\hat{x}_{t|t}\\ P_{t+1|t}=CP_{t|t}C^T+Q\end{cases} \tag{12}$$

其中,P 是误差的协方差矩阵,Q 是噪声项的协方差矩阵.估算步骤使用预测值和测量值 y_{t+1} 更新状态和变迁,

$$\begin{cases}\hat{x}_{t+1|t+1}=\hat{x}_{t+1|t}+G_{t+1}[y_{t+1}-A\hat{x}_{t+1|t}]\\ P_{t+1|t+1}=(I-G_{t+1}A)P_{t+1|t}(I-G_{t+1}A)^T+G_{t+1}RG_{t+1}\end{cases} \tag{13}$$

其中,R 是测量噪声 M 的协方差矩阵,I 是单位矩阵,G 是卡尔曼增益矩阵.方程式(12)、方程式(13)定义了获得流量矩阵的线性最小方差估算(即卡尔曼过滤)算法.要通过直接测量获得 C,Q,R 和初始值 $\hat{x}_{0|0}$,$P_{0|0}$,所以,当估算的链路流量与测量的链路流量偏差太大时,要对这些参数和初始值重新进行校准.

1.6 独立连接模型

Erramilli 等人[21]提出了独立连接 IC 模型(independent connection model),取代了重力模型来获得先验信息,并首次将双向流量的特性结合到流量矩阵模型中.Rahman 等人[39]认为,泊松和高斯分布的假设是不现实的;在实际情况中,任何标准统计分布的假设都是不现实的.所以在实际网络中,流量的独立性假设不成立,因此,Erramilli 等人将双向流量看作是具有一个发起者和一个响应者的连接,此连接包含正反两个方向的流量.设定 A_i 是节点 $i(i=1,\ldots,n)$在连接上发起的总流量,f_{ij} 表示该连接上正向流量占总流量的比例,$0\le f_{ij}\le 1,\forall i,j$,$P_i$ 表示连接的响应者选择节点 i 的概率,显然,$\sum_{i=1}^n P_i=1$.如果 X_{ij} 表示节点 i 和节点 j 之间的流量,则通用独立连接模型为

$$X_{ij}=\frac{f_{ij}A_iP_j}{\sum_{i=1}^n P_i}+\frac{(1-f_{ij})A_jP_i}{\sum_{i=1}^n P_i} \tag{14}$$

Erramilli 等人在考虑了时间变化对模型参数的稳定性的影响的基础上,又建立了时变独立连接模型.连接模型可应用于生成合成流量矩阵和估算流量矩阵;并验证了连接模型比重力模型更符合真实数据的要求,在流

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

量矩阵估算问题中能够提供更好的先验信息.

1.7 其他相关研究

还有一些学者在流量矩阵相关领域做了大量的研究.Zhang[40]定义了“关键”流量矩阵选择问题;确定了在网络设计和分析中“关键”流量矩阵的特性和需求,并对问题进行了形式化的描述;对其进行复杂性分析得知其为 NP 问题;并提出了几个基于聚类的近似算法来求解该问题.Shioda 等人[41]对基于 IP 的 VPN 的源、目的流量矩阵估算进行了研究,将估算分别视为确定性优化问题和随机优化问题,并从中导出两个不同的估算量对流量矩阵进行估算;该方案简化了估算表达式,降低了估算复杂度.Zhao 等人[42]设计了数据流(data streaming)算法,对流量矩阵进行了精确的估算.文献[43]提出了综合使用多个数据源进行流量矩阵估算的方法,并设计了过滤 Netflow 和 SNMP 数据的算法.文献[44]提出了使用部分流测量数据的轻量级方法,即在每个测量间隔内只测量通过博弈论和随机选择定律主动选择的小部分流;并且使用了动态流量模型进行数据处理将历史数据结合到当前估算中.

2 国内研究现状

如上所述,许多国外学者在流量矩阵领域做了大量相关研究,不断提出新的估算方法;国内也有流量矩阵相关的研究,但广泛的研究工作尚未开展起来.2003 年,文献[45]提出了一种面向 IP/MPLS 骨干网络的基于 LSP 级的动态流量矩阵测量模型.根据每一条 LSP 上的测量结果,计算出全网的流量矩阵.2005 年,文献[46]提出了一种路由推断算法,在已知网络的拓扑结构和链路流量的情况下,先通过期望最大化算法对一个包含了多种路由可能性的流量矩阵进行估计,然后根据对应的可能需求的估计值的差异来推断实际路由.2006 年,文献[47]使用分配模型设计了流量矩阵估算的快捷算法,并对估算误差进行了仿真实验.

3 估算方法评价

2002 年,Medina 等人[6]对贝叶斯推断、MLE、LP 方法进行了评价,这是首次对不同估算方法的精确度进行比较.作者利用不同的 OD 对分布创建了若干不同合成流量矩阵,包含高斯、泊松、统一、常量和双峰分布.模拟实验结果见表 2[6].在使用好的先验信息时,贝叶斯推断方法的平均误差率为 27%,而使用基于 EM 算法的 MLE 方法时,其平均误差率为 14%.在使用坏的先验信息时,二者的平均误差率分别为 45%和 26%.由此可以看出,即使合成数据没有任何均值-方差关系,MLE 方法也明显更佳;贝叶斯推断方法仅当使用合适的先验信息时才能更好地工作.

Table 2 Comparison results from Medina, *et al*.[6]

表 2 Medina 等人的比较结果[6]

	Bayes (good prior)	EM (good prior)	Bayes (bad prior)	EM (bad prior)
Constant	0.20	0.12	0.41	0.22
Uniform	0.26	0.13	0.43	0.24
Poisson	0.23	0.11	0.37	0.23
Gaussian	0.23	0.14	0.41	0.24
Bimodal	0.41	0.22	0.63	0.39

2003 年,Medina 等人[7]对通过 EM 算法实现的 MLE 方法、Tomogravity 方法进行了比较评价.在使用重力模型先验信息进行估算时,MLE 方法更精确;在使用不合适的正偏先验信息取代重力模型先验信息时,MLE 方法也能达到期望结果.他们没有给出估算误差表,但陈述了 MLE 方法的精确度始终提高约 25%.表 3[7]给出了在不同先验信息来源情况下的对比值.其中,Tomogravity 方法被称为权重最小二乘估计(wlse).表中数据显示,使用传统的重力模型先验信息得到的结果最好.但 MLE 方法比 Tomogravity 方法更容易提高精确性.

2004 年,Gunnar 等人[9]使用从欧洲和北美网络得到的实时测量数据对贝叶斯推断、信息论方法、网络透视方法进行了评价.评价实验中使用了组成网络总流量 90%的 OD 对的平均相对误差来量化方法的性能.研究发现,网络透视方法估算结果不够精确,因为在研究的网络中泊松假设不成立,对于有 50 个测量抽样的欧洲和

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

北美网络来说,网络透视方法的平均相对误差分别为 0.47 和 0.98.信息论方法和贝叶斯推断方法的比较中使用了单次测量数据.如表 4 所示[9],贝叶斯推断方法更适合于欧洲网络,而信息论方法更适合于北美网络.当使用最坏界先验信息时,贝叶斯推断方法可以得到一定的改进.

Table 3 Correlation coefficients for estimates with different priors[7]

表 3 使用不同先验信息估算的相关系数[7]

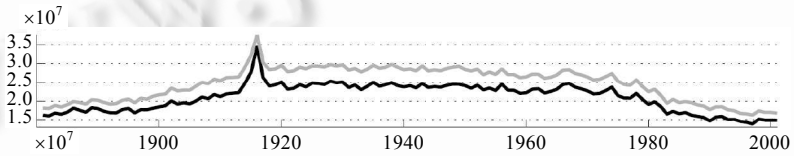
Prior	Wlse	MLE
Skewed	0.1	0.8
Choice	0.2	0.8
Gravity	0.3	0.8

Table 4 Comparison results from Gunnar, *et al*.[9]

表 4 Gunnar 等人的对比结果[9]

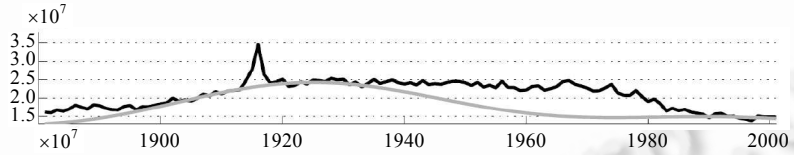
	Vardi	Entropy	Bayes
Europe	0.47	0.11	0.08
America	0.98	0.22	0.25

2005 年,Soule 等人[20]对 Tomogravity 方法和路由变化方法进行了评价.实验数据来自于 Sprint 的欧洲主干网的对等链路和接入链路处的测量流量.Tomogravity 方法的误差率根据考察的时隙不同,在 20%~33%之间发生变化.路由变化方法的误差率在 30%~50%之间发生变化.作者指出,该方法性能差的原因是傅里叶变换方法使其产生了周期模式,在假设每个 OD 对是周期平稳的情况下,模型不能捕获到任何偏离周期的流量特征.如图 2 所示[20],图 2(b)描述的是路由变化的估算,明显是周期平稳的,因此不能与图 2(a)描述的 Tomogravity 估算一样跟踪流量.



(a) Tomogravity

(a) Tomogravity 方法



(b) Route change method[20]

(b) 路由变化方法[20]

Fig.2 A short sample of actual traffic (black) against estimated traffic (grey)

图 2 实际流量的短抽样(黑线)与估算的流量(灰线)对比

2006 年,Rahman 等人[39]对 Tomogravity 方法、信息论方法和 LP 方法进行了性能评价.使用 4 节点和 14 节点两种拓扑结构的数据对方法进行评价实验.他们用 Wlse 实现 Tomogravity 方法,用 maxent 和 pdsco 工具实现信息论方法.4 节点实验结果见表 5[39],当 Tomogravity 方法的权重为 $\omega = t_g^4$ 时,估算结果最好;信息论方法用 pdsco 实现时结果也很好,但用 maxent 实现时结果是最差的.用 14 节点实验时,他们利用不同的 OD 对分布创建了若干不同合成流量矩阵,包含常量、统一、泊松、正态和二项分布.实验结果见表 6[39],Tomogravity 方法和信息论方法估算值的平均误差没有明显差别;在泊松分布的情况下,LP 方法的绝对误差的均值为 22.68%,结果与 Wlse 和 pdsco 几乎没有区别,但在其他流量分布情况下,LP 方法的结果就比较差.

通过上文对各种估算方法的阐述和对部分估算方法的评价比较可知:(1) 随着先验信息获得方式的发展,

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

即由重力模型先验信息发展到基于均值-方差关系获得先验信息,在此基础上发展的通过其他方式间接获得的先验信息和独立连接模型先验信息,其对估算方法的发展起到了推动作用,估算方法出现了多样化的特点;如估算方法从原来的重力模型估算方法,发展到统计学领域的贝叶斯方法、最大似然方法,然后又发展到运筹学领域的线性规划方法、统计学领域的 PCA 方法以及新近出现的卡尔曼过滤方法等等.(2) 基于先验信息获得方式的不断改进,估算方法的精确度有了明显的提高;通过对以上多种实验结果的分析可知,在大多数情况下,最大似然估计方法要优于贝叶斯推断方法及重力模型方法,但也不排除个别方法对个别网络的适用性.(3) 当使用不同方式获得先验信息时,同样的估算方法在同样的网络环境中估算精确度也有差别,所以需要进行不同类型的实验,为估算方法找到最合适的先验信息.(4) 在估算方法不断改进、估算精度不断提高的同时,还应该重点考虑不同估算方法对不同网络环境的适应性.通过上述估算方法评价部分得知,贝叶斯推断方法更适合于欧洲网络;而信息论方法更适合于北美网络.所以,通常建议在同一种网络环境中要进行多种估算方法的实验,以找到最合适的估算方法.

Table 5 Result for 4-node network[39]

表 5 4 节点网络实验结果[39]

Original OD traffic	Estimated OD traffic							
	Wlse					Maxent	pdsco	linprog
	$\omega=1$	$\omega=t_g^{0.5}$	$\omega=t_g$	$\omega=t_g^2$	$\omega=t_g^4$			
5	3.805	3.958	4.089	4.089	4.493	2.108	3.959	5
4	4.000	4.000	4.000	4.000	4.000	4.000	4.000	4
6	3.677	3.730	3.770	3.812	3.781	1.615	3.732	6
10	7.677	7.730	7.770	7.812	7.781	5.615	7.732	12.433
8	5.677	5.730	5.770	5.812	5.781	3.615	5.732	8.684
2	6.646	6.540	6.460	6.376	6.438	10.771	6.537	1
6	6.000	6.000	6.000	6.000	6.000	6.000	6.000	6
7	5.805	5.958	6.089	6.283	6.493	4.108	5.959	7
9	6.677	6.730	6.770	6.812	6.781	4.615	6.732	9
6	4.805	4.958	5.089	5.283	5.493	3.108	4.959	7.194
2	4.389	4.083	3.823	3.434	3.014	7.785	4.081	1
5	3.805	3.958	4.089	4.283	4.493	2.108	3.959	10.024

Table 6 Estimation of OD traffic for 14-node network[39]

表 6 14 节点网络 OD 流量估算结果[39]

Distribution	Max. Err.			Avg. Err.			Std. Dev.		
	Wlse	pdsco	linprog	Wlse	pdsco	linprog	Wlse	pdsco	linprog
Constant	4.67	4.66	209.01	1.92	1.92	41.12	1.37	1.37	32.91
Uniform	95.77	98.95	715.73	21.76	21.87	122.59	16.32	16.53	99.63
Poisson	82.41	83.58	65.32	21.21	21.1	22.68	15.09	15.2	17.21
Normal	84.05	84.76	608.66	22.73	22.59	51.8	17.39	17.55	58.44
Bimodal	133.47	136.5	342.47	33.95	32.53	40.77	23.15	23.26	44.29

4 研究展望

到目前为止,还没有使用真实数据对各种方法间的不同点进行评价.所以,使用相同的真实数据和相同的误差尺度对包括重力模型在内的更多估算方法及其假设进行评价和分析非常有意义,这将是未来的研究方向之一[48].当然,完全的评价应该包括目前文献中所概括的所有方法,使用更多的理论分析对方法进行评价将有利于更好地理解方法和数据集.对估算方法的假设条件进行敏感度分析的研究工作,将非常有利于对估算方法进行评价以及对估算问题的全面理解.此外,还有很多流量矩阵的研究和应用领域值得探索:

(1) 估算方法本身的研究.从目前估算方法的发展趋势可以预想扇出方法、卡尔曼方法和 PCA 方法将更具可行性;从适配性和无偏性的对比实验中发现,“第三代”方法明显优于重力模型、贝叶斯推断、最大似然估计等方法[20].所以,对“第三代”方法的性能评价、原理解析以及改进是非常具有现实意义的.

(2) 直接测量方法的研究.在估算方法研究中,为了获得更好的先验信息、更准确地校准估算方法、使得估算结果无偏,进行流量矩阵的直接测量还是非常有必要的.文献[37]中指出,获得直接测量数据需要昂贵的通信

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

和计算代价,提出了分布式测量的方法,但其通信代价仍很高.直接测量方法的扩展性和可行性还有待于进一步研究.

(3) 估算方法精确度的研究.通常的数据集没有考虑测量误差和组件故障的影响,这是值得探索的问题.另外,考察在不同流量需求下流量工程对估算误差的敏感度,并将这些信息结合到估算中来提高估算方法的精确度,也是将来的重要研究领域.

(4) 应用方面的研究:① 在非对称路由现象越来越普遍的情况下,路由推断也将是流量矩阵的一个重要应用.对包含了多种路由可能性的流量矩阵进行估算,并进行路由推断[49]也是近来的重要研究方向之一;② 尽管监控系统在故障检测与分析、容量规划等应用领域已得到了重视,但对异常检测的监控最近才得到应用,也提出了很多新的方法进行异常检测[50,51].我们相信,为异常检测而进行的流量矩阵监控将是一个非常有潜力、有价值的研究领域.

5 总 结

流量矩阵是网络规划和流量工程[52]任务的关键输入,但直接测量流量矩阵基本上是不可能的.尽管出现了许多测量工具,如 Netflow 等,但网络流量测量的代价非常高,而且随着网络规模的扩大,这种测量的代价呈指数方式增长.在本文关注的经典的流量矩阵估算框架中,可用的信息还仅仅是链路信息和路由表.在实际网络中,OD 对数要远多于链路流量,所以,估算问题就会因约束过少而成为病态问题,很难得到精确解;要得到精确解,就需要在问题中引入先验信息.根据先验信息的种类不同,20 多种不同的解决流量矩阵估算问题的方法可以归入以下 4 大类之一:第 1 类估算方法使用重力模型假设来获得先验信息.重力模型假定源节点 s 和目的节点 d 间的流量与从 s 发送的总流量和 d 接受的总流量的乘积成正比;基于该模型可以得到先验信息,然后与链路信息结合起来得到估算值;第 2 类方法从链路流量抽样协方差中获得先验信息.假定 OD 对数的均值和方差存在函数关系时,通过抽样协方差来获得先验信息;第 3 类方法使用其他方式代替先验信息或者依赖于直接连接;第 4 类方法使用 IC 模型取代了重力模型来获得先验信息.研究发现,在某些网络中,有些估算方法的估算结果非常精确,而有些则不然.由于当前的文献中缺少对估算方法的综合评价,所以,该方法精确性的评定也很困难,所以,综合评价是未来研究方向的重要部分.

目前,流量矩阵估算领域的许多研究工作都是使用合成数据[53,54]产生流量矩阵来评价设计方案的结果性能,几乎没有研究机构发布关于真实流量矩阵的数据.直到 2006 年,Uhlig 等人[55]公布了从欧洲研究与教育网 GÉANT 上获得的新的可用的公开数据集.该数据集包括使用 GÉANT 的全 IGP 路由信息、抽样 Netflow 数据和 BGP 路由信息建立的流量矩阵.公开可用的流量矩阵可促进对真实流量矩阵及其动态性的理解,所以,我们的后续工作中的一个重要部分就是利用在 CERNET2 上部署的 25 节点的测量系统收集真实的流量数据,然后根据流量数据抽样等技术和估算方法计算流量矩阵,为国内在流量矩阵估算领域的研究及其 CERNET2 网络的更全面的管理应用奠定基础.

致谢 感谢清华大学信息网络工程研究中心网络运行与管理技术研究室和北京科技大学网格技术与多媒体通信实验室的各位老师、同学的关心和支持,与诸位的讨论使我们受益匪浅.

References:

[1] Medina A, Fraleigh C, Taft N, Bhattacharyya S, Diot C. A taxonomy of IP traffic matrices. In: Firoiu V, Zhang ZL, eds. Proc. of the SPIE Scalability and Traffic Control in IP Networks II. SPIE Vol.4868, Boston: SPIE Publishers, 2002. 200−213.

[2] Vardi Y. Network Tomography: Estimating source-destination traffic intensities from link data. Journal of the American Statistical Association, 1996,91(433):365−377.

[3] Callon RW. RFC1195: Use of OSI IS-IS for routing in TCP/IP and dual environments. Internet RFCs, 1990. http://rfc.net/rfc1195.html

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

[4] Kowalski J, Warfield B. Modeling traffic demand between nodes in a telecommunications network. In: Proc. of the Australian Telecommunications and Networks Conf. (ATNAC'95). Sydney: IEEE Press, 1995. 705−710.

[5] Zhang Y, Roughan M, Duffield N, Greenberg A. Fast accurate computation of large-scale IP traffic matrices from link loads. ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review, 2003,31(1):206−217.

[6] Medina A, Taft N, Salamatian K, Bhattacharyya S, Diot C. Traffic matrix estimation: existing techniques and new directions. In: Paxson V, Balakrishnan H, eds. Proc. of the ACM SIGCOMM 2002 on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communications. Pittsburgh: ACM Press, 2002. 161−174.

[7] Medina A, Salamatian K, Taft N, Matta I, Tsang Y, Diot C. On the convergence of statistical techniques for inferring network traffic demands. Technical Report, BUCS-2003-003, Boston: Computer Science, Boston University, 2003.

[8] Medina A, Salamatian K, Taft N, Matta I, Diot C. A two-step statistical approach for inferring network traffic demands. Technical Report, BUCS-2004-011, Boston: Computer Science, Boston University, 2004.

[9] Gunnar A, Johansson M, Telkamp T. Traffic matrix estimation on a large IP backbone: A comparison on real data. In: Lombardo A, Kurose JF, eds. Proc. of the ACM SIGCOMM Internet Measurement Conf. (IMC). Sicily: ACM Press, 2004. 149−160.

[10] Zhang Y, Roughan M, Lund C, Donoho D. An information-theoretic approach to traffic matrix estimation. In: Feldmann A, Zitterbart M, Crowcroft J, Wetherall D, eds. Proc. of the ACM SIGCOMM 2003, on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communications. Karlsruhe: ACM Press, 2003. 301−312.

[11] Tebaldi C, West M. Bayesian inference on network traffic using link count data. Journal of the American Statistical Association, 1998,93(442):557−576.

[12] Vaton S, Gravey A. Network Tomography: An iterative Bayesian analysis. In: Charzinski J, Lehnert R, Tran-Gia P, eds. Proc. of the 18th Int'l Teletraffic Congress (ITC). Berlin, 2003. 261−270.

[13] Cao J, Davis D, Wiel SV, Yu B. Time-Varying network Tomography: Router link data. Journal of the American Statistical Association, 2000,95(452):1063−1075.

[14] Cao J, Vander Wiel S, Yu B, Zhu Z. A scalable method for estimating network traffic matrices from link counts. Technical Report, Bell Labs, 2000.

[15] Liang G, Yu B. Maximum pseudo likelihood estimation in network Tomography. IEEE Trans. on Signal Processing, 2003,51(8): 2043−2053.

[16] Juva I, Vaton S, Virtamo J. Quick traffic matrix estimation based on link count covariances. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Communications (ICC). Istanbul: IEEE Communications Society, 2006. 603−608.

[17] Goldschmidt O. ISP backbone traffic inference methods to support traffic engineering. In: Internet Statistics and Metrics Analysis (ISMA) Workshop. San Diego, 2000. http://www.caida.org/workshops/isma/0012/talks/olivier/

[18] Eum S, Murphy J, Harris RJ. A fast accurate LP approach for traffic matrix estimation. In: Liang XJ, Xin ZH, Iversen VB, KUO GS, eds. Proc. of the 19th Int'l Teletraffic Congress (ITC19). Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications Press, 2005. 243−252.

[19] Soule A, Nucci A, Cruz R, Leonardi E, Taft N. How to identify and estimate the largest traffic matrix elements in a dynamic environment. ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review, 2004,32(1):73−84.

[20] Soule A, Lakhina A, Taft N, Papagiannaki K, Salamatian K, Nucci A, Crovella M, Diot C. Traffic matrices: Balancing measurements, inference and modeling. ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review, 2005,33(1):362−373.

[21] Erramill V, Crovella M, Taft N. An independent-connection model for traffic matrices. In: Almeida JM, Almeida VAF, Barford P, eds. Proc. of the ACM SIGCOMM Internet Measurement Conf. (IMC). Rio de Janeriro: ACM Press, 2006. 251−256.

[22] Zhang Y, Roughan M, Lund C, Donoho DL. Estimating point-to-point and point-to-multipoint traffic matrices: An information-theoretic approach. Networking. IEEE/ACM Trans. on Networking (TON), 2005,13(5):947−960.

[23] Vaton S, Bedo JS. Network traffic matrix: How can one learn the prior distributions from the link counts only? In: Gelfand S, ed. Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Communications (ICC). Parris: IEEE Communications Society, 2004. 2138−2142.

[24] Juva I, Kuusela P, Virtamo J. A case study on traffic matrix estimation under Gaussian distribution. In: Proc. of the 17th Nordic Teletraffic Seminar. 2004. 49−60.

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

[25] Dempster AP, Laird NM, Rubin DB. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm (with discussion). Journal of the Royal Statistical Society (Series B), 1977,39(1):1−38.

[26] Dellaert F. The expectation maximization algorithm. Technical Report, GIT-GVU-02, College of Computing, Georgia Institute of Technology, 2002.

[27] Roy R, Trappe W. An introduction to network tomography techniques. Technical Report, Piscataway, 2004.

[28] Liang G, Yu B. Maximum pseudo likelihood estimation in network Tomography. IEEE Trans. on Signal Processing, 2003,51(8): 2043−2053.

[29] Bermolen P, Vaton S, Juva I. Search for optimality in traffic matrix estimation: A rational approach by Cramér-Rao lower bounds. In: Proc. of the 2nd EuroNGI NGI Conf. on Next Generation Internet Design and Engineering. Valencia: IEEE Communications Society, 2006. 224−231.

[30] Vaton S, Bedo JS, Gravey A. Advanced methods for the estimation of the origin destination traffic matrix. In: Performance Evaluation and Planning Methods for the Next Generation Internet. 2005. Springer-Verlag, 2005. 189−225.

[31] Shaikh A, Greenberg A. OSPF monitoring: Architecture, design, and deployment experience. In: Proc. of the USENIX Symp. on Networked Systems Design and Implementation (NSDI). San Francisco: ACM Press, 2004.

[32] Teixeira R, Agarwal S, Rexford J. BGP routing changes: Merging views from two ISPs. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2005,35(3):79−82.

[33] Wu J, Mao ZM, Rexford J, Wang J. Finding a needle in a haystack: Pinpointing significant BGP routing changes in an IP network. In: Proc. of the USENIX Symp. on Networked System Design and Implementation (NSDI). New York: ACM Press, 2005.

[34] Nucci A, Cruz R, Taft N, Diot C. Design of IGP link weight changes for estimation of traffic matrices. In: Li VOK, ed. Proc. of the IEEE INFOCOM. Piscataway: IEEE Communications Society, 2004.

[35] Soule A, Nucci A, Cruz R, Leonardi E, Taft N. Estimating dynamic traffic matrices by using viable routing changes. IEEE/ACM Trans. on Networking, 2007,15(3):485−498.

[36] Papagiannaki K, Taft N, Lakhina A. A distributed approach to measure IP traffic matrices. In: Lombardo A, Kurose JF, eds. Proc. of the ACM SIGCOMM Internet Measurement Conf. (IMC). Taormina: ACM Press, 2004. 161−174.

[37] Lakhina A, Papagiannaki K, Crovella M, Diot C, Kolaczyk ED, Taft N. Structural analysis of network traffic flows. In: Coffman E, ed. Proc. of the ACM SIGMETRICS/Performance. New York: ACM Press, 2004. 61−72.

[38] Soule A, Salamatian K, Taft N. Traffic matrix tracking using Kalman filters. ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review, 2005,33(3):24−31.

[39] Rahman MM, Saha S, Chengan U, Alfa AS. IP traffic matrix estimation methods: Comparisons and improvements. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Communications (ICC). Istanbul: IEEE Communications Society, 2006. 90−96.

[40] Zhang Y, Ge Z. Finding critical traffic matrices. In: Tsuchiya T, ed. Proc. of the 2005 Int'l Conf. on Dependable Systems and Networks (DSN). Yokohama: IEEE Computer Society, 2005. 188−197.

[41] Shioda S, Ohtani K. Proposals on the source-destination traffic matrix estimation for IP-based VPNs. Proc. of IEEE GLOBECOM, 2005,1(28):348−353.

[42] Zhao Q, Kumar A, Wang J, Xu J. Data streaming algorithms for accurate and efficient measurement of traffic and flow matrices. In: Eager DL, Williamson CL, Borst SC, Lui JCS, eds. Proc. of the ACM SIGMETRICS. Banff: ACM Press, 2005. 350−361.

[43] Zhao Q, Ge Z, Wang J, Xu J. Robust traffic matrix estimation with imperfect information: Making use of multiple data sources. ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review, 2006,34(1):133−144.

[44] Liang G, Taft N, Yu B. A fast lightweight approach to origin-destination IP traffic estimation using partial measurements. IEEE/ACM Trans. on Networking (TON), 2006,14(S1):2634−2648.

[45] Zhao GF, Wang LJ, Tang H, Cheng DJ. Dynamic traffic matrix measurement model of network based IP/MPLS. Journal of China Institute of Communications, 2003,24(10):145−152 (in Chinese with English abstract).

[46] Liu ZQ, Chen CJ. Routing inference based on traffic matrix estimation. Journal of the China Railway Society, 2005,27(6):66−70 (in Chinese with English abstract).

[47] Hong T, Tong LF, Guo GZ. An assignment model on traffic matrix estimation. In: Jiao L, *et al*., eds. Proc. of the Int'l Conf. on Natural Computation (ICNC 2006). Xi'an: Springer-Verlag, 2006. 295−304.

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

[48] Juva I. Traffic matrix estimation [MS. Thesis]. Helsinki: Helsinki University of Technology, 2005.

[49] Liu ZQ, Chen CJ. Routing inference based on pseudo traffic matrix estimation. In: Cao J, Mu Y, Feng B, Perez-Hernandez M, Xiao B, eds. Proc. of the 20th Int'l Conf. on Advanced Information Networking and Applications (AINA). Washington: IEEE Computer Society, 2006. 159−164.

[50] Lakhina A, Crovella M, Diot C. Diagnosing network-wide traffic anomalies. In: Yavatkar R, Zegura EW, Rexford J, eds. Proc. of the ACM SIGCOMM 2004 Conf. on Applications, Technologies, Architecures, and Protocols for Computer Communications. New York: ACM Press, 2004. 219−230.

[51] Jin S, Yeung DS, Wang X, Tsang ECC. A covariance matrix based approach to internet anomaly detection. In: Yeung DS, Liu ZQ, Wang XZ, Yan H, eds. Proc. of the Int'l Conf. on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC). Guangzhou: IEEE Press, 2005. 691−700.

[52] Roughan M, Thorup M, Zhang Y. Traffic engineering with estimated traffic matrices. In: Bieber G, Kirste T, eds. Proc. of the ACM SIGCOMM Internet Measurement Conf. (IMC). San Diego: ACM Press, 2003. 248−258.

[53] Nucci A, Sridharan A, Taft N. The problem of synthetically generating IP traffic matrices: Initial recommendations. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2005,35(3):19−32.

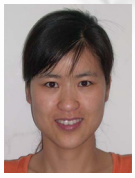
[54] Roughan M. Simplifying the synthesis of Internet traffic matrices. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2005, 35(3):93−96.

[55] Uhlig S, Quoitin B, Lepropre J, Balon S. Providing public intradomain traffic matrices to the research community. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2006,36(1):83−86.

附中文参考文献:

[45] 赵国锋,王灵矫,唐红,程代杰.基于 IP/MPLS 网络的动态业务流量矩阵测量模型.通信学报,2003,24(10):145−152.

[46] 刘紫千,陈常嘉.基于流量矩阵估计的路由推断算法.铁道学报,2005,27(6):66−70.



周静静(1980－),女,山东牟平人,博士生,主要研究领域为网络测量,网络管理.

杨扬(1955－),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为多媒体通信,网格计算,无线通信,图像处理,模式识别.

杨家海(1966－),男,博士,教授,CCF 高级会员,主要研究领域为计算机网络,网络管理与测量,协议工程学.

张辉(1973－),男,助理研究员,主要研究领域为网络测量,网络管理.

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn