

S-Vivaldi : 一种基于空间修复的因特网时延空间嵌入算法

王占丰, 陈鸣, 邢长友, 白华利, 魏祥麟

(解放军理工大学 指挥自动化学院, 江苏 南京 210007)

摘要: 为减少违反三角形不等式(TIV)对因特网时延空间建模的影响, 提出了一种基于空间修复的因特网时延空间嵌入算法 S-Vivaldi。S-Vivaldi 先对原有的时延空间 D 进行指数变换修复, 获得一个几乎没有 TIV 的距离矩阵 D' , 再对 D' 采用 Vivaldi 算法进行坐标嵌入, 当需要预测任意 2 个节点间的时延时, 再进行一系列的逆变换。实验表明, 该算法在大多数情况下可以显著提高预测精度。

关键词: 时延空间; 违反三角不等式; 模型; 网络测量

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2012)03-0163-08

S-Vivaldi: a space repairing based Internet delay space embedding algorithm

WANG Zhan-feng, CHEN Ming, XING Chang-you, BAI Hua-li, WEI Xiang-lin

(Institute of Command Automation, PLA University of Science & Technology, Nanjing 210007, China)

Abstract: To counteract TIV's influence on the Internet delay space models, an Internet delay space embedding algorithm based space repairing S-Vivaldi (scaling-Vivaldi) was proposed. S-Vivaldi firstly applied an exponent transformation on the delay matrix D , retrieved a matrix D' almost without TIV, and then embedded D' by the Vivaldi algorithm. The delay between any two nodes could be computed by a series of inverse transformation. Experimental results show that S-Vivaldi could improve the prediction accuracy apparently in the most case.

Key words: delay space; triangle inequality violation; model; network measurement

1 引言

在因特网时延空间中, 违反三角形不等式(TIV, triangle inequality violation)的现象已被许多网络测量数据集所证实^[1-5]。TIV 是指以节点间的往返时延(RTT, round trip time)作为距离测度, 则网络中任意 3 个节点构成的三角形中 2 边之和不大于第 3 个边。通常认为 TIV 现象是由低效路由策略 (routing inefficiency) 和网络结构导致的^[1-3]。TIV 现象使得因特网时延建模变得举步维艰, TIV 现象严重的数

据集嵌入时误差较大^[4]。如何消除或缓解 TIV 的影响成为当前因特网时延空间建模 (或网络坐标系) 研究的热点。

文献[1]利用时延较小时 TIV 严重性较轻这一现象, 提出了一种基于时延阈值的层次化 Vivaldi 因特网时延空间模型。文献[5]进一步分析了时延大小和 TIV 的关系, 发现这种关系并不明显, 为减小 TIV 导致的预测误差, 每个节点在选择邻居节点时, 选择那些使预测误差最小的节点作为邻居节点, 以获得最佳嵌入坐标。文献[6]分析了因特网时延空间

收稿日期: 2011-03-14; 修回日期: 2011-06-22

基金项目: 国家重点基础研究发展计划 (“973” 计划) 基金资助项目 (2012CB315800); 国家自然科学基金资助项目 (61070173, 61103225); 江苏省自然科学基金资助项目 (BK2009058, BK2010133)

Foundation Items: The National Basic Research Program of China (973 Program) (2012CB315800); The National Natural Science Foundation of China (61070173, 61103225); The Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK 2009058, BK 2010133)

的聚簇 (cluster) 特性, 指出 TIV 在不同的节点簇之间比较严重, 而在簇内则比较轻。这种方法虽然保证了坐标系统的稳定性, 却限制了该算法的适用范围。文献[7]同样利用因特网时延空间 TIV 的聚簇特性, 提出了一种双层因特网时延空间模型。文献[8]使用一种基于决策树的有监督学习方法来判定 TIV 是否发生, 其原理是将时延系统的预测值与实际测量值的统计量作为输入样本, 通过标记的 TIV 来训练决策树, 最后给出一颗 TIV 判定树。

上述算法尽管表现形式不同, 但都是通过将因特网时延空间划分为不同粒度的子空间, 以减轻数据集集中的 TIV 严重程度。然而, 对于如何减少划分后数据子集内的 TIV 比例和严重程度却没有提出明确的解决方案。本文主要贡献是分析了 TIV 导致因特网时延空间嵌入误差的机理, 引入一种基于指数变换的空间修复方法, 提了一种基于空间修复的因特网时延空间嵌入算法 S-Vivaldi。

本文结构如下: 第 2 节分析 TIV 影响因特网时延空间模型精度的机理; 第 3 节给出因特网时延空间的修复方法; 第 4 节提出基于空间修复的因特网时延空间嵌入算法 S-Vivaldi; 第 5 节使用测量数据集对 S-Vivaldi 进行验证和讨论; 第 6 节是结束语。

2 TIV 对时延空间的影响

先引入相关的定义和定理。

定义 1 因特网时延空间: 对于一个具有 n 个节点 $N=\{N_1, N_2, N_3, \dots, N_n\}$ 的网络, 任一节点 N_i 到网络中所有节点的时延组成一个 n 维距离向量 $d_i=(d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{in})$, 将所有节点的距离向量所构成的空间 $D=\{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ 称为网络时延空间。相应地, 由因特网某个节点集合的距离向量所构成的空间称为因特网时延空间。

定义 2 度量空间: 设 X 是某个集合, $d: X \times X \rightarrow R_+$ 是一个二元映射, 并且 $\forall x, y, z \in X$ 满足

非负性: $d(x, y) > 0 \Leftrightarrow x \neq y$

对称性: $d(x, y) = d(y, x)$

三角形不等式:

$$d(x, y) \leq d(x, z) + d(z, y)$$

则称 d 是 X 上的度量(距离)函数, 称 $M(X, d)$ 为度量空间。特别地, 若 X 为有限集合, 则称 $M(X, d)$ 为有限度量空间。

定义 3 半度量空间: 若定义在 X 上的度量函数 d 具有自反性、对称性, 但不满足三角形不等式则称 $M(X, d)$ 为半度量空间。

由此, 可知因特网时延空间是一个半度量空间而非度量空间。

定义 4 等距同构: 设 $(X, d), (X_1, d_1)$ 2 个度量空间, 如存在映射 $\varphi: X \rightarrow X_1$, 满足: 1) φ 满射; 2) $d(x, y) = d_1(\varphi(x), \varphi(y)) (x, y \in X)$ 则称 $(X, d), (X_1, d_1)$ 是等距同构的。

因特网时延空间建模是为了建立数学模型以描述因特网时延空间的拓扑结构, 进而使用度量公式计算和预测任意 2 个节点间的时延, 即寻找因特网时延空间的等距同构空间。具体说, 就是构造一个网络节点到 m 维向量的映射 $f: N \rightarrow R^m$, 将具有 n 个网络节点的网络 $N=\{N_1, N_2, N_3, \dots, N_n\}$ 映射为 m 维几何空间中的 n 个坐标点 $H=\{H_1, H_2, H_3, \dots, H_n\}$, 同时使得坐标点之间的距离与实际网络测量得到的时延误差值最小, 如式(1)所示。其中, x 表示嵌入误差, d_{ij} 表示实测时延, \hat{d}_{ij} 表示预测时延。

$$x = \sum_{i=1}^{|N|} |d_{ij} - \hat{d}_{ij}| / |N| \quad (1)$$

定理 1 任意一个具有 n 个节点的有限度量空间 $M(X, d)$ 均可以以 $O(\log n)$ 的扭曲度嵌入到一个 $O(\log n)$ 维欧氏空间中^[9]。

定理 1 说明如果一个空间可以以较小的误差嵌入到欧氏空间中, 则必须要求原始空间为度量空间。然而, 由于因特网时延空间是一个半度量空间, 存在大量 TIV 现象, 使得因特网时延空间 D 不存在到欧氏空间的同构映射, 从而引入了较大的嵌入误差。下面使用经典的空间嵌入算法 MDS 来分析 TIV 对因特网时延空间嵌入误差的影响。

MDS 算法分为 3 步: 1) 获得节点间平方距离矩阵 $D^{(2)}=[d_{ij}^2]$; 2) 对 $D^{(2)}$ 进行中心化, $B_D = -(1/2)JD^{(2)}J$, 其中, $J=I-n^{-1}E$, 其中, I 为单位矩阵, E 为全为 1 的矩阵; 3) B_D 分解得 $B_D=Q\hat{U}Q^T$, 其中, Q 为 B_D 分解后的奇异向量, $\hat{U}=[\lambda_i]$ 为特征值的降序排列, 选取其中的正特征值 \hat{U}_+ , 则 $Y=Q\hat{U}_+^{1/2}$ 为各个节点的坐标。由此可见, 其中的负特征值 \hat{U}_- 引入的误差为

$$e = \|Q\hat{U}_-^{1/2}Q^T\| \|Q\hat{U}_-^{1/2}Q^T\| \\ = \|\hat{U}_-^{1/2}\| (\|\hat{U}_+^{1/2}\| + \|\hat{U}_-^{1/2}\|) \quad (2)$$

此时, 可以根据嵌入误差 e 是否小于预期的阈

值来选择嵌入维数 r 。如果 D 来自于一个 r 维欧氏空间 $E^r(r < n)$, 则 B_D 为一个半正定矩阵, \hat{U} 中不存在负特征值且其前 r 个特征值为正。此时, 若嵌入维数为大于等于 r , 可以无误差地进行嵌入。然而, 由于因特网时延空间中 TIV 的存在, 则 B_D 的特征值集合 \hat{U} 中存在小于 0 的特征值。图 1 是采用 MDS 算法对因特网时延数据集 Harvard、InetDim (参见 5.1 节的相关解释) 和欧氏空间数据集分解后获得的特征值归一化结果, 图中给出了其前 30 个特征值的情况。Harvard 和 InetDim 2 个因特网时延数据集分解后都存在负特征值, 而来自于 5 维欧氏空间的数据集分解后获得的特征值均为非负值。

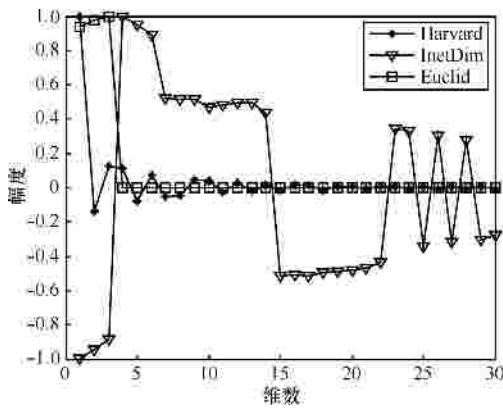


图 1 MDS 算法分解的谱分量

可见, TIV 是导致嵌入误差的一个重要因素。然而, 以往的网络坐标系统无论是采用具有一定曲率的空间进行嵌入^[10], 还是通过将时延空间划分为较小的子空间, 都无法消除 TIV 引入的误差。为了解决由 TIV 产生的较大因特网时延空间嵌入误差的问题, 本文提出一种基于空间修复的因特网时延空间嵌入算法。

3 因特网时延空间修复

基于空间修复的因特网时延空间嵌入算法基本思想如下: 设存在一个同构的映射 $T: D \rightarrow D'$, 即将因特网时延空间 D 修复为一个度量空间 D' , 并假设 D' 存在一个与其等距同构的 $k(k < n)$ 维欧氏空间 R^k 。若 D' 嵌入到 R^k 后的坐标集合为 C , 这样就可以建立从网络节点 N 到坐标空间 C 的一个映射。当需要估计或者预测网络中任意 2 个节点间的距离时, 可以通过逆变换 $d: C \times C \rightarrow \hat{D}'$, $T': \hat{D}' \rightarrow \hat{D}$ 计算出嵌入后节点间的距离矩阵 \hat{D} (其中, d 为度量函

数)。算法的关键在于能否找到一个映射 T , 且 T 存在一个单射的逆变换 T' 。

空间修复技术是一种将非度量空间变换为度量空间的映射 T , 通过空间修复可以获得与原始空间同构且不存在 TIV 现象的映射空间。将半度量空间变换为度量空间主要有 2 种空间修复技术: 最短路法和指数修复法^[11]。最短路法就是通过寻找任意 2 点之间的最短距离作为修复后 2 点间距离, 该最短距离可用式(3)定义, 最短距离可以使用 Dijkstra 等算法来计算, 其中, x, y 表示 2 个节点, n_i 表示从 x 到 y 路径上的节点, $Dis(n_i, n_{i+1})$ 表示节点间的距离。然而这种变换却无法确定从修复后的距离矩阵 D' 到原始距离矩阵 D 的逆变换。

$$Dis'(x, y) := \inf \sum_i Dis(n_i, n_{i+1}), n \in N \quad (3)$$

指数修复法则不存在无法进行逆变换的问题, 进行逆变换时只需要对修复后矩阵的元素进行逆指数变换即可。对于一个距离矩阵而言, 若 $Dis(x, y)$ 代表节点 x 和 y 之间的距离, 当节点之间距离出现违反三角形不等式约束情况时, 若进行变换 $Dis'(x, y) := Dis(x, y)^{1/w}$, 即可消除这些节点间的 TIV 问题, 其中, 修复系数为 $w = \max_{x, y, z \in N} \text{lb}(Dis(x, z)/Dis(x, y))$ 。这是由于对于任何距离矩阵, 当 $w \rightarrow \infty$ 时, $\forall x \forall y (x \neq y \rightarrow Dis(x, y) = 1)$, 此时肯定不存在 TIV 现象。这种变换的最大优点是能在满足保性的前提下实现空间修复, 即节点在原始空间中的距离临近度关系不因变换而改变; 缺点是当修复系数 w 取值过大时, 会使数据丧失一些原有属性, 如聚簇特性。

下面通过一个简单示例阐述如何通过指数变换将距离本来不满足三角形不等式约束的网络节点无误差地嵌入到二维欧氏空间中。图 2(a)中由于节点间距离违反三角形不等式约束 $Dis(B, C) > Dis(A, B) + Dis(A, C)$, 因此在嵌入(如使用 Vivaldi 算法)到图 2(b)二维欧氏空间中时始终存在误差, 其误差为 $|\hat{Dis}(B, C) - Dis(B, C)| / Dis(B, C) = 0.19$ 。在图 2(c)中, 当修复系数 $w = 2$ 时即可使得节点满足三角形不等式, 从而使节点无误差地嵌入到图 2(d)所示二维欧氏空间中。由此可见, 在选择合适修复系数的前提下, 空间修复能够有效地消除 TIV 现象对空间嵌入的影响, 进而提高距离预测精度。

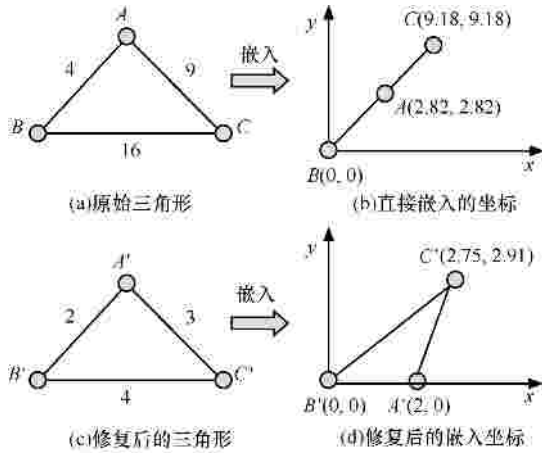


图 2 基于空间修复实现无误差空间嵌入

利用指数变换的空间修复技术，分别采用不同的修复系数对 Harvard 数据集和 InetDim 数据集进行了空间修复，结果如表 1 所示。结果表明，随着修复系数 γ 增大 2 个数据集集中的 TIV 比例都明显地减小。这说明空间修复技术能够有效减少因特网时延中的 TIV 现象，从而减轻 TIV 对距离预测精度的影响。

表 1 采用不同修复系数后的 TIV 比例

数据集	TIV 比例		
	$\gamma=1$	$\gamma=2$	$\gamma=3$
Harvard	12.9%	2.9%	1.55%
InetDim	16.3%	2.29%	1.17%

4 基于空间修复的时延空间嵌入算法

将一个空间坐标嵌入到某目标空间的方法有多种，常用的算法有半定规划 (SDP, semi-definite programming) 方法、MDS、单纯型下降 (DHS, down-hill simplex) 算法、Lipschit 嵌入算法、Vivaldi^[12]以及 BBS^[10]算法等。本文在最常用的网络坐标系统嵌入算法 Vivaldi 基础之上，提出一种基于空间修复的因特网时延空间嵌入算法 S-Vivaldi (scaling-Vivaldi)。

Dabek 认为，节点坐标嵌入的过程本质上就是最小化全局误差的过程，而这一全局最小化过程与物理上通过调整弹簧端点位置最小化弹簧的弹性势能非常类似^[12]。Vivaldi 算法将距离预测误差之和最小化问题类比为弹簧弹性势能最小化问题来进行求解。节点在加入系统前随机测量到系统中一组节点的距离，然后根据测量结果确定自己的初始坐标值。每个节点 N_i 与其邻居节点 N_j 都通过一个虚

拟弹簧相连，弹簧在弹性势能的作用下伸长或压缩，最终弹簧在系统预测误差最小时达到一个平衡状态，此时节点的坐标即为最优嵌入坐标。S-Vivaldi 的基本思路是在进行节点嵌入前，首先对因特网时延空间 D 进行空间修复，然后对修复后的空间 D' 采用 Vivaldi 算法进行嵌入。

S-Vivaldi 算法仅在嵌入之前引入因特网时延空间的指数变换，其复杂度与 Vivaldi 的复杂度相同，为 $O(r(L^2+LH))$ 。其中， L 为基准节点数目， H 为网络中节点总数， r 为迭代的次数。

算法 1 S-Vivaldi

输入: D //距离矩阵

输出: \hat{D} //预测距离

Begin

1) Initialize D ;

2) $D'=D^{1/w}$

3) For each x_i in D'

4) While ($e>tolerance$)

5) $e=rtt-\|x_i-x_j\|$; //计算嵌入误差

6) $dir=u(x_i-x_j)$; //确定导致误差的方向

7) $f=dir \times e$; //移动的比例

8) $x_i=x_j+df$; //在误差方向上移动坐标

9) End

10) $C=x_i$

11) $\hat{D}=(C.C)^w$

End

5 算法评价

5.1 数据集

获得用于研究时延空间嵌入和时延空间性质的数据集大致有 2 种方法：一是直接测量，二是间接估计。采用直接测量的方式，需要部署大量的测量点，测量点间通过 ping 或 traceroute 等方法来测量往返时延。用这种方式获得的数据集最接近真实情况，但需要借助分布式测量平台（如 PlanetLab、DIMES 等）的支持。由于这些测量平台部署的测量点数目有限，获得的数据集规模较小。采用间接估计的方式不需要部署测量点，而是通过某种机制来估计 2 个节点间的时延。例如测量工具 King，就是通过测量靠近 2 个 IP 地址的 DNS 服务器间的时延来估计 IP 地址对间的时延。测量主机可以位于网络的任何位置，而与被测对象的位置无关，但测量数据与真实情况存在

一定差异。利用间接测量的方法往往可以获得较大规模的数据集。

本文使用了通过直接测量获取的 Harvard 数据集和间接测量获取的 InetDim 数据来分别验证 S-Vivaldi 算法, 其相关信息见表 2。

表 2 时延数据集			
数据集	采样时间	样本数	测量方法
Harvard ^[13]	2008	226×226	PlanetLab
InetDim ^[14]	2008	2 385×2 385	King

5.2 S-Vivaldi 的嵌入误差

因特网延迟空间嵌入算法的精确度是通过嵌入误差来度量的, 误差越小则说明算法的精确度越高, 反之则说明精度越低。嵌入误差定义为

$$e = \frac{|d_{ij} - \hat{d}_{ij}|}{d_{ij}} \quad (4)$$

其中, d_{ij} 表示节点 i 与节点 j 之间的 RTT 实测值, \hat{d}_{ij} 表示算法的预测值。

图 3 是在 2 个数据集上, 采用 S-Vivaldi 算法和 Vivaldi 算法实验效果的对比。在实验中, 设置的嵌入数为 10, 邻居数目 25, 迭代次数为 10^5 轮。S-Vivaldi-middle 是 S-Vivaldi 算法的中间结果, 即修复矩阵 D' 在 Vivaldi 算法下的嵌入误差。将 D' 进行反变换则得到 S-Vivaldi 曲线, 可以看出这时误差会放大。比较 Vivaldi 与 S-Vivaldi 曲线, 发现在数据集 Harvard 上误差较小时, Vivaldi 算法优于 S-Vivaldi 算法, 而当误差大于 0.3 以后, S-Vivaldi 的精度大于 Vivaldi 算法的精度; 而在数据集 InetDim 上, S-Vivaldi 的精度一直优于 Vivaldi 算法。在 Harvard 数据集上, 当误差为 0.5 时, S-Vivaldi 算法精度高于 Vivaldi 算法精度约 7%; 在 InetDim 数据集上, 当误差为 0.4 时, S-Vivaldi 算法精度高于 Vivaldi 算法精度约 20%。造成这种预测结果差异的原因是 Harvard 数据中存在大量未知数据, 不响应节点间的时延设置为 -1, 对嵌入结果产生了负面影响, 而在数据集 InetDim 不响应节点相对较少, 进一步分析见 5.4 节。

5.3 算法参数影响

下面考察嵌入维数对于 S-Vivaldi 算法精度的

影响。图 4 比较了 S-Vivaldi 算法在 2 个数据集上选择不同嵌入维数时的精度, 可以看到随着嵌入维数增加则误差随之减小。但当嵌入维数大于 10 时, 嵌入误差减小的不是十分明显, 因而选择嵌入维数 10 较为合适。

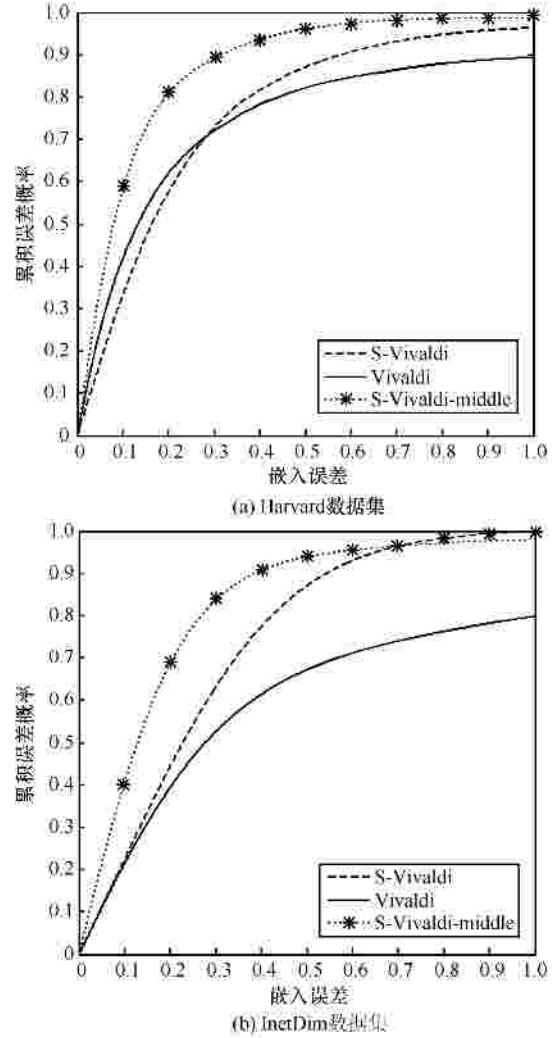


图 3 S-Vivaldi 与 Vivaldi 算法在 Harvard 数据集上的嵌入误差

下面分析 S-Vivaldi 算法在不同修复系数(?)下的嵌入误差。在实验中, 为 ? 设置了许多不同的取值, 为了能更加明显地显示 S-Vivaldi 算法在不同修复系数下的变化趋势, 仅列出了 4 组代表性的数据。图 5 是 Harvard 数据集在 4 个不同修复系数时 S-Vivaldi 的嵌入误差, 结果表明嵌入误差随着 w 增大而增大。这是因为当 $w \rightarrow \infty$ 时, 所有节点间修复后的距离将都为 1, 成为一个 N 维的超立方体, 无法保持原有距离矩阵中的信息。因此, 修复系数一般不宜过大, 实验证明当修复系数设为 2 时能获得较好性能。

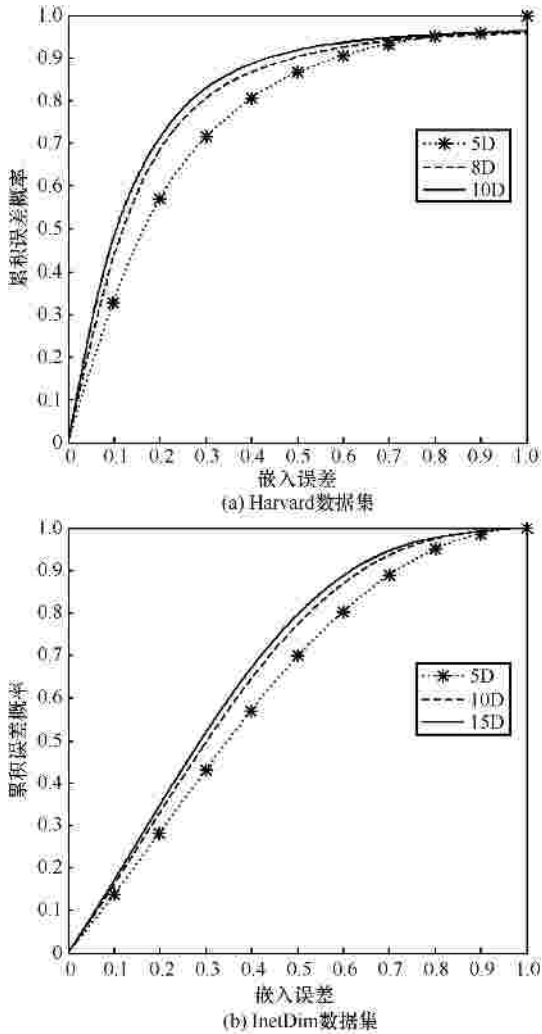


图 4 不同嵌入维数下的嵌入误差

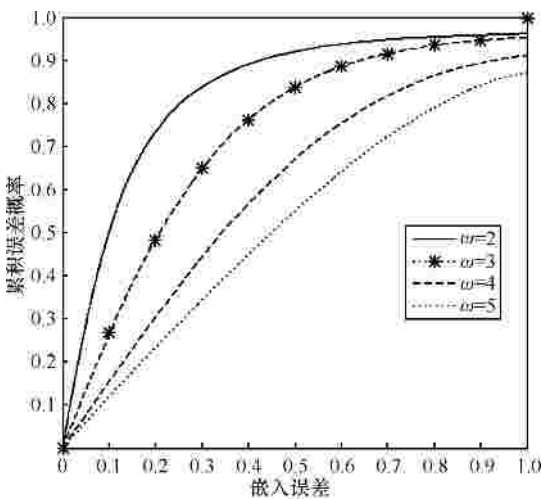


图 5 在不同的修复系数下 S-Vivaldi 的嵌入误差

5.4 误差分析

因特网时延空间的低维特性是保证嵌入精度的基本前提^[14]。实际上空间修复技术仅能消除时延

空间中的 TIV，并不能保证修复后的时延矩阵 D' 保持原有时延空间 D 的维数特征。因而采用主成分分析 (PCA, principal component analysis) 法来观察 2 个数据集修复前后的维数特征。设 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N)$ 为用 PCA 算法所求得的时延矩阵 D 的特征值的降序排列，则前 n 个主轴的累积贡献率为

$$S(n) = \sum_{j=1}^n l_j / \sum_{i=1}^{|N|} l_i, 0 < n \leq |N| \quad (5)$$

在图 6 中，直方图表示每一个维度的单独贡献率，曲线表示前几维的累积贡献率。从图中可以看出 2 个数据集修复前后的维数特征变化是相反的。Harvard 数据集修复前，前 10 维的累积贡献率几乎达到 100%，且前 5 维的单独贡献率较大；而修复后前 10 维的累积贡献率明显不足 100%，且前 5 维的单独贡献率也没有以前明显。因此，导致了修复后 S-Vivaldi 在嵌入误差较小时，不如 Vivaldi 算法精度高。InetDim 数据集修复前后变化却是相反的，因此 S-Vivaldi 的精度一直高于 Vivaldi。从总体上看，Harvard 数据集修复前后前几维贡献率都高于 InetDim 数据集，因而 2 个算法在 Harvard 数据集上精度都高于在 InetDim 上的嵌入结果。这表明数据集修复前后维数的变化会影响 S-Vivaldi 算法的精度。

下面分析导致 2 个数据维数特征变化的原因。通过统计，Harvard 数据集和 InetDim 数据集中的不响应数据分别占所在数据集的 3.5% 和 0.1%，虽然两者的比例都不高，但是前者却是后者的 35 倍。下面分析不响应数据如何影响数据集的特征值分布规律。设节点间的真实时延矩阵为 D ，而测得数据集为 D' ， B 为不响应节点间的时延矩阵，则 $D' = D - B$ 。若 D 、 D' 特征值分别为 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N)$ 、 $(\lambda'_1, \lambda'_2, \dots, \lambda'_N)$ ，根据矩阵的扰动理论^[15]，损失的特征值为

$$u(l_i, l'_i) = |l_i - l'_i| \leq \|B\|_2, i = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

由于

$$\|B\|_2 = \left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |b_{ij}|^2 \right)^{1/2} \quad (7)$$

因此当 $\|B\|_2$ 越小时，则 $|\lambda_i - \lambda'_i|$ 越小，变换后损失的特征值信息越少。由于不响应节点的时延矩阵 B 中节点较少，低维特征明显，特征值主要集中在前几维，从而导致测量数据集的前几维特征值损失较大，累积贡献率下降，出现维数增加。要减小 $\|B\|_2$ 的值，就要减少测量中的不响应节点。

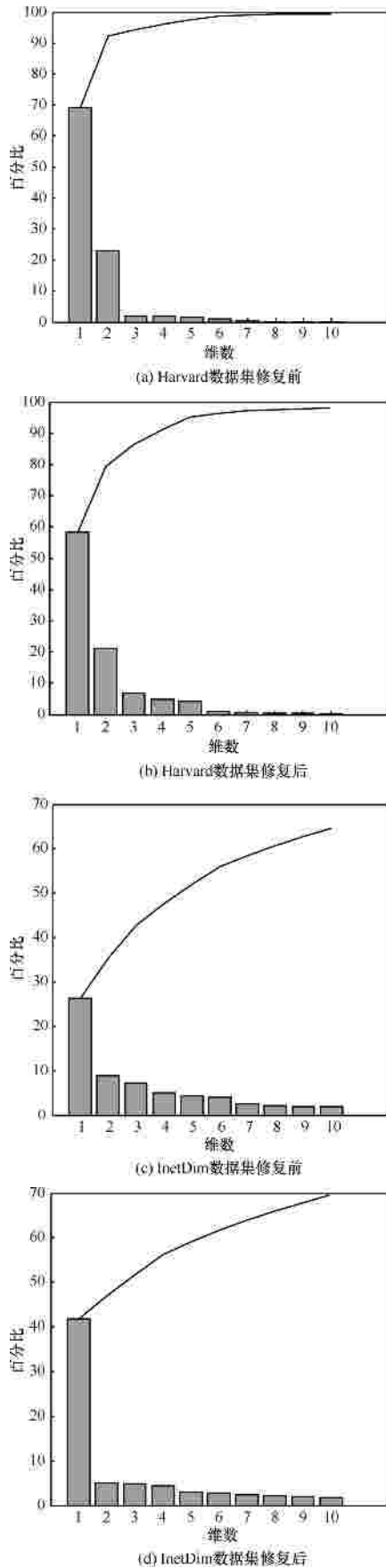


图 6 数据集修复前后的维数特征

在部署 S-Vivaldi 系统时,要减少测量的不响应节点,可以通过以下 2 种措施来实现:一是 S-Vivaldi 系统不允许加入不响应的节点,二是通过引入如 Htrae 系统中基于地理信息的时延估计方法来对系统进行初始化^[16]。

6 结束语

大量网络测量证实了 TIV 在因特网延迟空间中广泛存在,它严重地影响因特网延迟空间模型和网络坐标系的精度。目前的研究通过选择带有一定曲率的空间进行嵌入或是将因特网延迟空间划分为不同粒度的子空间,都无法解决 TIV 引入的嵌入误差。由此,本文提出了基于空间修复的因特网延迟嵌入算法 S-Vivaldi,通过引入指数变换来对因特网延迟空间进行修复,大大减少了修复后因特网延迟空间的 TIV 比例,并使用矩阵扰动理论分析了在不同数据集上嵌入误差的原因,使得 S-Vivaldi 算法更易部署使用。实验分析也验证了 S-Vivaldi 算法的可行性,该方法同样适用于先前提出的层次化网络坐标系统^[2,7,17]。下一步将在因特网中加以部署应用,并做进一步改进。

参考文献:

[1] WANG G, ZHANG B, NG T S E. Towards network triangle inequality violation aware distributed systems[A]. Proceedings of IMC2007[C]. San Diego, CA, USA, 2007. 175-188.

[2] MOHAMED A K, BAMBA G, FRANCOIS C, et al. Towards a two-tier internet coordinate system to mitigate the impact of triangle inequality violations[A]. Proceedings of IFIP Networking Singapore[C]. 2008.397-408.

[3] ZHENG H, LUA E K, PIAS M, et al. Internet routing policies and round-trip-times[A]. Proceedings of PAM[C]. Boston, USA, 2005. 236-250.

[4] LEE S, ZHANG Z L, SAHU S, et al. On suitability of euclidean embedding for host-based network coordinate systems[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2010, 18(1): 27-40.

[5] WANG G, ZHANG B, NG T S E. Towards network triangle inequality violation aware distributed systems[A]. Proceedings of IMC2007[C]. San Diego, CA, USA, 2007.175-188.

[6] ZHANG B, NG T S E, NANDI A, et al. Measurement-based analysis, modeling, and synthesis of the internet delay space[A]. Proceedings of IMC2006[C]. Rio de Janeiro, Brazil, 2006.

[7] ZHU Y, CHEN Y, ZHANG Z, et al. Taming the triangle inequality violations with network coordinate system on real internet[A]. Pro-

ceedings of ReArch'10 Conjunction with CoNEXT'10[C]. Philadelphia, USA, 2010.

- [8] LIAO Y, MOHAMED A, GUEYE K B, *et al.* Work in Progress: Detecting Triangle Inequality Violations in Internet Coordinate Systems by Supervised Learning[R]. Technical Report, 2009.
- [9] MATOUSEK J. Lectures on Discrete Geometry[M]. New York, Springer-Verlag, 2002.212.
- [10] SHAVITT Y, TANKEL T. Big-Bang simulation for embedding network distances in euclidean space[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2004, 12 (6): 993-1006.
- [11] CLARKSON K. Nearest-Neighbor Searching and Metric Space Dimensions. Nearest-Neighbor Methods for Learning and Vision: Theory and Practice[M]. Cambridge, Massachusetts, USA: MIT Press, 2006.
- [12] DABEK F, COX R, KAASHOEK F, *et al.* Vivaldi: a decentralized network coordinate system[A]. Proceedings of SIGCOMM2004[C]. Portland, OR, USA, 2004.15-26.
- [13] NC research group at Harvard[EB/OL]. <http://www.eecs.harvard.edu/syrah/nc>, 2008.
- [14] ABRAHAO B, KLEINBERG R. On the Internet delay space dimensionality[A]. Proceedings of IMC[C]. Vouliagmeni, Greece, 2008. 157-168.
- [15] 戴华. 矩阵论[M]. 北京:科学出版社, 2005. 189-198.
DAI H. Theory of Matrices[M]. Beijing: Science Press, 005. 189-198.
- [16] AGARWAL S, LORCH J R. Matchmaking for online games and other latency-sensitive P2P systems[A]. Proceedings of SIGCOMM2009[C]. Barcelona, Spain, 2009.315-326.
- [17] ZHANG R, HU Y, LIN X, *et al.* A hierarchical approach to internet distance prediction[A]. Proceedings of ICDS2006[C]. Washington, DC, USA, 2006.73-80.

作者简介：



王占丰 (1982-), 男, 河北临城人, 解放军理工大学博士生, 主要研究方向为计算机网络和网络测量。



陈鸣 (1956-), 男, 江苏无锡人, 博士, 解放军理工大学教授、博士生导师, 主要研究方向为网络体系结构、网络管理、网络测量和分布式系统。



邢长友 (1982-), 男, 河南杞县人, 博士, 解放军理工大学讲师, 主要研究方向为计算机网络、网络测量和分布式系统。

白华利 (1981-), 男, 河北冀州人, 解放军理工大学博士生, 主要研究方向为网络分布式计算和网络测量。

魏祥麟 (1985-), 男, 安徽砀山人, 解放军理工大学博士生, 主要研究方向为网络分布式计算和网络测量。