

复杂网络中节点暂态中心性预测研究

童林萍 徐守志 周欢 蒋廷耀

(三峡大学计算机与信息学院 宜昌 443002)

摘要 对复杂网络中节点的3种暂态中心性进行了预测研究。通过在真实数据集中分析节点不同时刻的暂态中心性值发现,不同时刻节点的暂态中心性具有很强的相关性。基于此,提出几种预测方法对真实数据集中节点未来的暂态中心性值进行预测。通过对真实值与预测值进行误差分析,比较了不同预测方法在不同真实数据集中的预测性能。结果表明,在MIT数据集中,最近时窗加权平均方法的性能最好;在Infocom 06数据集中,最近时窗平均方法的性能最好。

关键词 复杂网络,暂态中心性,真实数据集,预测方法

中图分类号 TP393.6 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.10.024

Research on Temporal Centrality Prediction of Nodes in Complex Networks

TONG Lin-ping XU Shou-zhi ZHOU Huan JIANG Ting-yao

(College of Computer and Information Technology, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

Abstract In this paper, three kinds of temporal centrality of nodes in complex networks were predicted. Through the analysis of the temporal centrality values of nodes at different times in the real datasets, it can be found that temporal centrality values of nodes in different times are highly correlated. Based on this observation, we proposed several prediction methods to predict the temporal centrality values of nodes in the future in real datasets. Then, through the error analysis between the real values and predicted values, the performance of different prediction methods in different real data sets was compared. The results show that the recent weighted average method performs best in the MIT reality trace, and the recent uniform average method performs best in the Infocom 06 trace.

Keywords Complex networks, Temporal centrality, Real datasets, Prediction methods

1 引言

复杂网络在现实世界中无处不在,例如经贸网络、交通网络、电力网络、生物网络、神经网络以及人际关系网络等。复杂网络是复杂系统的高度抽象,它研究的是结构复杂、在空间和时间上演化的动态网络,不仅包含传统意义上的小规模网络,也包含拥有大量结构复杂、节点异构、演化规则复杂的网络系统^[1-2]。研究人员尝试从不同角度分析复杂网络的各种性质结构,目前比较有代表性的分析角度有拓扑、社区和中心性等^[3-4]。研究表明,复杂网络中只要5%~10%的重要节点同时失效,就将导致整个网络瘫痪^[5]。因此如何准确评价复杂网络中节点的重要性是目前的研究热点。

复杂网络中已提出多种中心性指标来度量节点的重要程度,如度中心性、介数中心性、接近中心性、特征向量中心性等。目前应用较多的即为度中心性、介数中心性、接近中心性^[6-7]。度是指网络拓扑中与此节点连接的边的数量,度中心

性即通过计算某节点的连接的边数来衡量节点的重要程度。介数是一个与最短路径有关的概念,介数中心性即通过计算经过某节点的最短路径数目来衡量节点的重要程度。接近中心性是衡量节点通过网络到达其他节点的难易程度,即节点彼此之间的距离,或节点可以与网络中的所有其他节点通信的时间。接近中心性即节点与网络其他所有节点的最短距离之和的倒数。

研究人员已经对复杂网络中的中心性指标进行了广泛的研究^[8-12],但主要集中在分析不随时间变化的静态网络,或一段时间内的静态聚合网络。然而,复杂网络的本质是动态的,动态分析节点之间关系的功能非常重要。随着时间的推移,节点所属的网络结构以及与其他节点之间的接触关系都会发生变动,即节点在网络中的中心性是时变的。因此,本文考虑在度中心性、介数中心性、接近中心性的基础上,引入暂态概念,对复杂网络中节点的暂态度中心性、暂态介数中心性、暂态接近中心性进行研究^[14]。目前,已经有学者对复杂网络中

到稿日期:2016-08-17 返修日期:2016-12-12 本文受国家重点研发计划(2016YFB0800403),国家自然科学基金(61174177,61602272,41172298),湖北省自然科学基金(2017CFB594)资助。

童林萍(1991—),女,硕士生,主要研究方向为移动社交网络;徐守志(1969—),男,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为无线传感器网络的应用、基于车联网的交通安全预警;周欢(1986—),男,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为无线网络, E-mail: zhouhuan117@163.com (通信作者);蒋廷耀(1969—),男,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为无线传感器网络、地质灾害监测。

节点的动态特性进行了研究。文献[13]提出了多维网络局部介数中心度的度量算法以及动态环境下的局部介数中心度更新算法。文献[14]提出了动态网络中节点暂态中心性指标的定义来衡量节点的重要性。文献[15-16]分别提出了几种直观和综合的中心性预测方法来预测节点未来的重要性。

与现有工作不同,本文侧重于对节点未来的暂态中心性值进行预测,并评估不同预测方法在不同实际数据集中的性能。本文的主要贡献如下:

(1)通过在实际数据集中分析节点不同时刻的暂态中心性的相关性,发现不同时刻节点的暂态中心性具有很强的相关性。

(2)根据实验结果提出了几种直观的暂态中心性预测方法,以预测节点未来的暂态中心性值。

(3)在两种不同的真实数据集上对预测方法进行了评估,发现不同预测方法在不同数据集中的性能有较大差异。

2 网络模型

本文考虑利用时序图来对复杂网络进行建模。复杂网络中时序图建模最主要的思想在于将持续变化的网络分解为一系列时间上的有序图集,这些图表征动态网络在不同时刻的网络拓扑结构,然后再使用静态图分析方法来分析这一系列网络拓扑快照,从而归纳得出整个动态网络的特点。

假设一个观测网络的时间是有限的,从 t_{start} 到 t_{end} ,并设置 $t_{start} = 0, t_{end} = T$ 。动态网络 $G_{0,T}^D = (V, E_{0,T})$ 在时间区间 $[0, T]$ 内由顶点集合 V 和暂态边集合 $E_{0,T}$ 组成。在动态网络中,顶点集合 V 总是相同的,而现有的边集合可以随时间改变。

如图 1 所示,动态网络的大多数特征可以通过将暂态信息转化成一系列的网络快照来对时间进行离散。使用 T 表示网络的观测时长, n 表示时间窗口个数, w 表示每个快照(或时间窗口大小)的持续时间。这里, $[0, T]$ 区间内的动态网络可以表示为一系列的静态图 G_1, G_2, \dots, G_n 。 $G_t (1 \leq t \leq n)$ 表示聚合图,它包含顶点集 V 和边集 E_t ,其中边 (u, v) 存在当且仅当在时间区间 $[a, b]$ 的暂态边 $(u, v)_{a,b} \in E_{0,T}$, 并且 $a \leq wt, b > w(t-1)$, 即 G_t 是动态网络 $G_{0,T}^D$ 的第 t 个时间窗口的暂态快照。

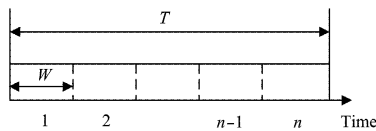


图 1 时窗分割示意

3 暂态中心性定义

根据上文的介绍,本节主要介绍 3 种暂态中心性指标的定义和表达式^[14]。

3.1 暂态度中心性

对顶点集 V 中的节点 v ,在时间区间 $[a, b]$ 内 $(0 \leq a < b \leq n)$,节点暂态度中心性 $TDeg(v)$ 是起点为 v 的节点从 v_{t-1} 到 v_t 的入边和出边的归一化总数,其中 $t \in \{a+1, \dots, b\}$ 。节点 v 的暂态度中心性定义如下:

$$TDeg(v) = \frac{\sum_{t=a}^b 2D_t(v)}{2(|V|-1)m} \quad (1)$$

其中, $D_t(v)$ 是节点 v 在 G_t 中的度, $m = b - a$ 。

3.2 暂态接近中心性

对顶点集 V 中的节点 v ,在时间区间 $[a, b]$ 内 $(0 \leq a < b \leq n)$,节点暂态接近中心性 $TClo_{a,b}(v)$ 是对于每个时间区间 $\{[t, b]: a \leq t < b\}$,节点 v 到所有其他在 $V \setminus v$ 的节点最短路径距离的倒数之和。即考虑 m 个时间区间 $\{[t, b]: a \leq t < b\}$ $(m = b - a)$,将每个时间区间的开始时间 t 变为从 a 到 $b - 1$, 并以其代替以 a 为开始时间的的时间区间 $[a, b]$ 。节点 v 的暂态接近中心性定义如下:

$$TClo_{a,b}(v) = \sum_{a \leq t < b} \sum_{u \in V \setminus v} \frac{1}{\Delta_{t,b}(v, u)} \quad (2)$$

其中, $\Delta_{t,b}(v, u)$ 是在时间区间 $[t, b]$ 上节点 v 到 u 的最短路径距离。

3.3 暂态介数中心性

对顶点集 V 中的节点 v ,在时间区间 $[a, b]$ 内 $(0 \leq a < b \leq n)$,节点暂态介数中心性 $TBet_{a,b}(v)$ 是对于每个时间区间 $\{[t, b]: a \leq t < b\}$,所有暂态最短路径中通过节点 v 的最短路径数和最短路径总数的比例之和。同上,用 m 个时间区间 $\{[t, b]: a \leq t < b\}$ $(m = b - a)$ 代替时间区间 $[a, b]$ 。 $S_{p,q}(s, d)$ 表示在时间区间 $[p, q]$ 上从源节点 s 到目的节点 d 的暂态最短路径的集合, $S_{p,q}(s, d, v)$ 为 $S_{p,q}(s, d)$ 中包含节点 v 的子集。节点 v 的暂态介数中心性定义如下:

$$TBet_{a,b}(v) = \sum_{a \leq t < b} \sum_{\substack{s \neq v \neq d \in V \\ \delta_{t,b}(s, d) > 0}} \frac{\delta_{t,b}(s, d, v)}{\delta_{t,b}(s, d)} \quad (3)$$

其中, $\delta_{t,b}(s, d)$ 表示在时间区间 $[t, b]$ 上节点 s 到 d 的最短路径数, $\delta_{t,b}(s, d, v)$ 表示这些路径中经过节点 v 的数目。

4 暂态中心性的预测性分析

复杂网络中节点之间的接触反映了人们在日常生活中的活动信息,而人们的日常活动通常有较强的规律性。因此,本文假设过去的暂态中心性与未来的暂态中心性高度相关,即暂态中心性指标是可预测的。如图 2 所示,需要对节点在未来观测时长窗口 T 内的暂态中心性进行预测,并且假设已知当前时刻的过去 r 个观测时长窗口内节点的暂态中心性值。

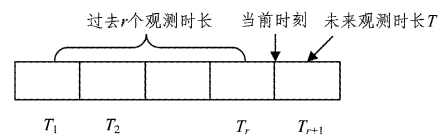


图 2 暂态中心性过去和未来的观测时长窗口示意图

为了验证暂态中心性指标的可预测性,本文选取 MIT^[17] 和 Infocom 06^[18] 两个不同环境中的真实数据集作为实验数据集。其中,MIT 数据集是在校园环境收集的,网络中节点的接触较为稀疏;而 Infocom 06 的数据收集环境为会场,网络中节点的接触较为密集。由于篇幅所限,本文只对暂态介数中心性进行实验分析。

图 3 给出了 MIT 数据集中,在过去的 24h 内每 4h 的暂态介数中心性序列与基准时段(11AM-12AM)之间的皮尔逊相关系数的大小。可以发现,基准时段的暂态中心性与其

4h前的暂态中心性有很强的相关性(0.5281);随着与基准时段的时差逐渐增大,相关性系数明显减小(如时差为-8h时,相关系数为0.3681;时差为-12h时,相关系数为0.2451);当时差增大到24h时,相关性系数又回升至0.4405,这表明了节点的行为具有周期性。

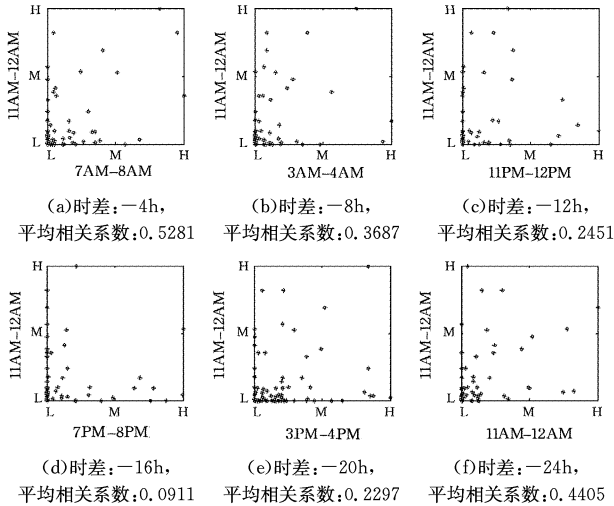


图3 MIT数据集中不同时间段的暂态介数中心性序列的相关性(24h内)

图4给出了Infocom 06数据集中,在过去的24h内每4h的暂态介数中心性序列与基准时段(11AM-12AM)之间的皮尔逊相关系数的大小。可以发现,Infocom 06数据集得到的相关性系数与MIT中的相似,即与基准时段的时差越小,相关性系数就越高(如时差为-4h时,相关系数为0.4730;时差为-8h时,相关系数为0.2768)。但与MIT数据集中结果不同的是,Infocom 06数据集中当时差达到-24h时,相关性系数值较小,并未再次出现峰值,主要原因是Infocom 06数据集为会议期间的数据集,人们更愿意与不同的人进行交流;而MIT数据集为校园生活的数据集,学生的交流人群与生活作息更有规律。

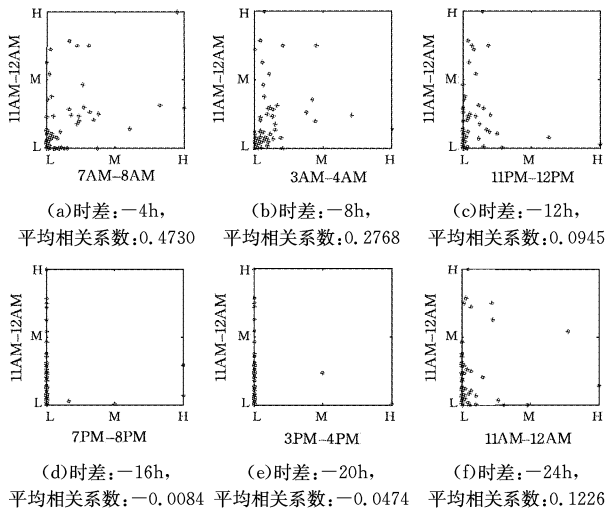


图4 Infocom06数据集中不同时间段的暂态介数中心性序列的相关性(24h)

基于以上结果可以总结得到如下两个结论:

(1)同一天内,两个建模时窗的时间间隔越小,其节点暂

态中心性的相关性较强;反之,间隔时间越大,相关性越弱。

(2)节点的暂态中心性值与其24小时前的暂态中心性高度相关,证明了节点的日常活动具有一定的周期性。

5 预测方法

由前述分析可知,两类数据可以用来预测当前时刻节点的暂态中心性值:1)与当前时刻所在时窗相近的时窗内节点的暂态中心性值;2)过去几天内同一时刻所在时窗内节点的暂态中心性值。据此,本文提出了以下几种预测方法,其中用 $C_r(u)$ 表示节点 u 在 G_r 中的暂态中心性值,如 $TDeg(u)$, $TClo(u)$, $TBet(u)$ 。

最近时窗法:本方法仅使用最近的观测时长窗口中节点的暂态中心性值作为下一个窗口中节点的暂态中心性值。如图2所示,即对于 $u \in V$,使用在窗口 G_r 中的暂态中心性值 $C_r(u)$ 作为未来在 G_{r+1} 窗口的中心性值 $C_{fu}(u)$ 。

最近时窗平均法:为了提高预测的准确性,使用节点的过去 m 个观测时长窗口的暂态中心性值,而非仅仅使用最近一个观测时长窗口的暂态中心性值。因此,这里考虑使用过去 m 个观测时长窗口 $G_{r-m+1}, \dots, G_{r-1}, G_r$ 的统一平均暂态中心性值($0 < m \leq r$)作为未来观察时长预测窗口的暂态中心性值。基于统一平均的方法,预测观测时长窗口的暂态中心性值 $C_{fu}(u)$ 可以表示为:

$$C_{fu}(u) = \frac{1}{m} \sum_{k=r-m+1}^r C_k(u) \quad (4)$$

最近时窗加权平均法:由于观测时长窗口越邻近,节点的暂态中心性的相关性越强,因此可以考虑使用最近过去 m 个观测时长窗口加权平均的暂态中心性值来代替统一平均暂态中心性值。基于加权平均的方法,预测观测时长窗口的暂态中心性值 $C_{fu}(u)$ 可以表示为:

$$C_{fu}(u) = \sum_{k=r-m+1}^r C_k(u) W_d / W_{total} \quad (5)$$

其中, $0 < m \leq r$; $d = r + 1 - k$ 是过去的 k 个观测时长窗口和未来预测的第 $r + 1$ 个观测时长窗口之间的时间差; $W_{total} = \sum_{k=r-m+1}^r W_d$ 。实际上,最近统一平均法是 $W_d = 1/m$ 时最近加权平均法的一个特例。本文根据 G_r 和 G_{r+1} 之间的时间差,考虑一种简单的线性权重分配方式: $W_d = 1/d$ 。

周期时窗平均法:通过实验验证了人类的日常活动有一定的周期性。一种直观的方法是,引入周期性模式来提高预测的准确性。对于人们的日常生活,合理的周期是一天或一周。对于一天或一周的周期 p ,考虑使用 $G_{r-m+1}, \dots, G_{r-1}, G_r$ ($0 < m \leq r$)的周期平均暂态中心性值作为未来预测观测时长窗口的暂态中心性值。因此,首先必须找到第 $r + 1$ 个观测时长窗口的周期窗口。定义 $a = \min_{k=r-m+1}^r (r+1-m)w \bmod p$ 为最接近于预测观测时长窗口 G_{r+1} 的周期窗口。然后,定义函数 $f(k)$ 为:

$$f(k) = \begin{cases} 1, & kw \bmod p \equiv a \\ 0, & kw \bmod p \neq a \end{cases} \quad (6)$$

因此,在 G_{r+1} 中,未来暂态中心性 $C_{fu}(u)$ 可以表示为:

$$C_{fu}(u) = \frac{\sum_{k=r-m+1}^r f(k)C_k(u)}{\sum_{k=r-m+1}^r f(k)} \quad (7)$$

6 预测方法的性能评估

为了评估所提预测方法的性能,使用 MIT 和 Infocom 06 这两个真实数据集进行仿真实验。定义 $\hat{C}_r(u)$ 为通过预测方法得到的节点 u 在当前窗口 G_r 中的暂态中心性值; $C_r(u)$ 为当前真实值的暂态中心性值,如暂态度中心性、暂态介数中心性、暂态接近中心性; $|V|$ 为网络中节点的个数,则可定义预测方法误差为网络中所有节点预测误差的平均值:

$$Error(G_r) = \frac{\sum_{u \in V} |C_r(u) - \hat{C}_r(u)|}{|V|} \quad (8)$$

对于每一种预测方法,使用误差 $Error(G_r)$ 来分析其预测精度。

图 5 和图 6 分别给出了 MIT 数据集和 Infocom 06 数据集中 4 种预测方法对 3 种暂态中心性值的预测误差,横轴表示所用预测数据的时间窗口个数,纵轴表示预测误差。

图 5 给出了 MIT 数据集中不同的预测方法的暂态中心性预测结果。可以发现最近时窗加权平均法的误差在暂态度中心性、暂态介数中心性和暂态接近中心性的预测中均达到最小。同时,最近时窗加权平均法达到最小误差的速度比最近时窗平均法更快。因此,MIT 数据集中推荐使用最近时窗加权平均法对节点的暂态中心性进行预测。

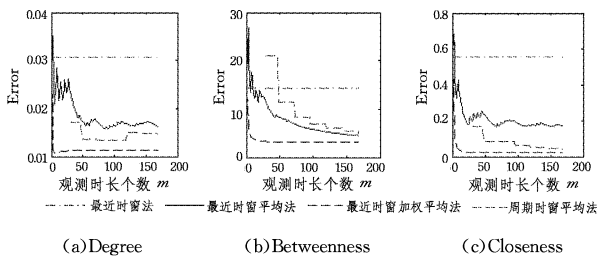


图 5 MIT 中 4 种方法得到的暂态中心性值预测误差 ($T=4h, w=1h$)

同时,可以发现周期时窗平均法的性能虽然不及最近时窗加权平均法,但是在暂态度中心性和暂态接近中心性的预测中比其他两种方法好,预测误差与最近时窗加权平均法相差不多,这是由于周期时窗平均法充分利用了 MIT 数据中节点活动的规律性和周期性。因此,周期时窗平均法也是一种可以考虑的预测方法;而最近时窗法的预测精度不够,虽开销较小,但不推荐使用。

图 6 给出了 Infocom 06 数据集中不同的预测方法的暂态中心性预测结果。相比之下可以发现,最近时窗加权平均法和周期时窗平均法的性能差于其在 MIT 数据集中的性能,特别是周期时窗平均法的预测误差相当大,且没有发现明显的周期性。而由图 5 可知,时间窗口的暂态中心性与最近的时间窗口中的暂态中心性高度相关。因此,Infocom 06 数据集中推荐使用最近时窗平均法对节点的暂态中心性进行预测。

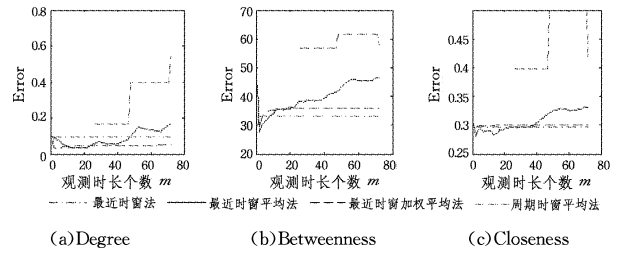


图 6 Infocom 06 数据集中 4 种方法得到的暂态中心性值预测误差 ($T=1h, w=1/4h$)

从图 6 可以看出,最近时窗法得到的预测误差保持不变,因为最近时窗法只利用了过去最后一个时间窗口中的暂态中心性值进行预测;周期时窗平均法出现了预测误差呈现周期波动的现象,这是由于周期时窗平均法使用了周期窗口的平均值,而每个时间窗口与当前时间窗口中的暂态中心性值的相关性均不同。最近时窗平均法中得到的预测误差波动性较大,而最近时窗加权平均法得出的预测误差比较稳定。

结束语 基于不同时刻节点的暂态中心性的相关性,本文提出了几种预测方法对复杂网络中节点的 3 种暂态中心性指标进行预测,即暂态度中心性、暂态介数中心性、暂态接近中心性。通过在 MIT 和 Infocom 06 两个真实数据集上进行仿真实验,得到真实值和预测值的误差,并在分析误差的基础上评估了各种预测方法的性能。实验结果表明,在 MIT 数据集中,最近时窗加权平均法的性能最好;而在 Infocom 06 数据集中,最近时窗平均法的性能最好。从实验结果可以得出,每种预测方法都有各自不同的适用范围,需要根据具体的环境特点进行选择。未来将在保证准确度的前提下,研究性能更加稳定的预测方法,以提高预测方法的普适性。

参考文献

- [1] 郭雷,许晓鸣. 复杂网络[M]. 上海:上海科技教育出版社,2006: 1-283.
- [2] 汪小帆,李翔,陈关荣. 复杂网络理论及其应用[M]. 北京:清华大学出版社,2006.
- [3] BOCCALETTI S, LATORA V, MORENO Y, et al. Complex Networks: Structure and Dynamics[J]. Physics Reports, 2015, 424(4/5): 175-308.
- [4] ZHOU H, WU J, ZHAO H, et al. Incentive-Driven and Freshness-Aware Content Dissemination in Selfish Opportunistic Mobile Networks[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed System, 2015, 26(9): 2493-2505.
- [5] LAI Y C, MOTTER A E, NISHIKAWA T. Attacks and Cascades in Complex Networks[M]// Complex Networks. 2004: 299-310.
- [6] 汪小帆. 网络科学导论[M]. 北京:高等教育出版社,2012.
- [7] FREEMAN L C. Centrality in social networks conceptual clarification[J]. Social Networks, 1978, 1(3): 215-239.
- [8] GAO W, LI Q, ZHAO B, et al. Multicasting in delay tolerant networks: a social network perspective[C]// Tenth ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc NETWORKING and Computing. ACM, 2009: 299-308.
- [9] FAN J, CHEN J, DU Y, et al. Geo-community-based broadcast

- ting for data dissemination in mobile social networks[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2013, 24(4): 734-743.
- [10] LIU X, LI P, LIU J, et al. Centrality for nodes in social networks [J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(5): 116-120. (in Chinese)
刘欣, 李鹏, 刘璟, 等. 社交网络节点中心性测度[J]. 计算机工程与应用, 2014(5): 116-120.
- [11] SONG Y P, NI J. Effect of variable network clustering on the accuracy of node centrality [J]. Acta Physica Sinica, 2016, 65(2): 28901. (in Chinese)
宋玉萍, 倪静. 网络集聚性对节点中心性指标的准确性影响研究[J]. 物理学报, 2016, 65(2): 28901.
- [12] WU D P, JIN J W, LV Y, et al. Similarity Aware Community Detecting Method for Social Intermittently Connected Mobile Network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(1): 141-146. (in Chinese)
吴大鹏, 靳继伟, 吕翊, 等. 节点相似度感知的社会化间断连接无线网络结构检测机制[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(1): 141-146.
- [13] YANG J X, WANG C K, WANG M, et al. Algorithms for Local Betweenness Centrality of Fully Dynamic Multi-Dimensional Networks[J]. Journal of Computers, 2015(9): 1852-1864. (in Chinese)
杨建祥, 王朝坤, 王萌, 等. 全动态多维网络局部介数中心度算法[J]. 计算机学报, 2015(9): 1852-1864.
- [14] KIM, HYOUNGSHICK, ANDERSON R. Temporal node centrality in complex networks[J]. Physical Review, 2012, E85(2): 605-624.
- [15] KIM H, TANG J, ANDERSON R, et al. Centrality Prediction in Dynamic Human Contact Networks[J]. Computer Networks, 2012, 56(3): 983-996.
- [16] QIN L, YANG Z L, HUANG S G. Synthesis Evaluation Method for Node Importance in Complex Networks[J]. Chinese Journal of Computer Science, 2015, 42(2): 60-64. (in Chinese)
秦李, 杨子龙, 黄曙光. 复杂网络的节点重要性综合评价[J]. 计算机科学, 2015, 42(2): 60-64.
- [17] EAGLE N, PENTLAND A. Reality mining: sensing complex social systems[J]. Journal of Personal and Ubiquitous Computing, 2006, 10(4): 255-268.
- [18] SCOTT J, HUI P, CROWCROFT J, et al. Hagggle: a Networking Architecture Designed Around Mobile Users[C]// Proceedings of the Third Annual Conference on Wireless On-Demand Network Systems & Services, 2006.
-
- (上接第 95 页)
- 刘亮, 江汉红, 王洁, 等. 工业以太网网络流量的特性分析与建模研究[J]. 微电子学与计算机, 2015, 3(5): 1-5.
- [2] PENG H D, WANG H. Converter Fault Analysis of CRH2C EMU[J]. Journal of the China Railway Quality Control, 2013, 3(1): 33-35. (in Chinese)
彭华东, 王慧. CRH2C 型动车组牵引变流器故障分析[J]. 铁道技术监督, 2013, 3(1): 33-35.
- [3] LI Z L, HU G M, YAO X M, et al. Detecting Distributed Network Traffic Anomaly with Network-Wide Correlation Analysis [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2009 (1): 135-140.
- [4] 张曙光. CRH2 型动车组[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2008: 15-60.
- [5] NIE X B, WANG L D, SHEN P, et al. Real-time Performance Research of the ARCNET control System [J]. Journal of the China Railway Society, 2011, 33(1): 58-62. (in Chinese)
聂晓波, 王立德, 申萍, 等. ARCNET 网络系统实时性能分析与研究[J]. 铁道学报, 2011, 33(1): 58-62.
- [6] KUANG C H, LI J W, WANG Y S, et al. Modeling and Simulation of Train Communication Network of ARCNET Based on OPNET[J]. Journal of Railway Computer Application, 2008, 5(1): 49-51. (in Chinese)
况长虹, 李家武, 王玉松, 等. 基于 OPNET 的 ARCNET 列车通信网络的建模与仿真[J]. 铁路计算机应用, 2008, 5(1): 49-51.
- [7] WANG M, LI C X, CHEN C J. Network Traffic Analysis Based on PCA[J]. Journal of Microcomputer Information, 2006, 6(4): 94-97. (in Chinese)
王敏, 李纯喜, 陈常嘉. 浅谈基于 PCA 的网络流量分析[J]. 微计算机信息, 2006, 6(4): 94-97.
- [8] XIONG S S. The Theory research on Dynamics System Modeling of Neural Network[J]. Journal of Tsinghua University(Natural Science), 1998(8): 25-30. (in Chinese)
熊沈蜀. 神经网络在动力学系统建模中的理论研究[J]. 清华大学学报(自然科学版), 1998(8): 25-30.
- [9] 范剑青, 姚琦伟. 非线性时间序列: 建模、预报及应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2005: 76-86.
- [10] YUE J, BAO S Y, LI Q Z, et al. The Analysis of BP Network Traffic Accident Serious Level Model Based on Principal Component[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 3488 (641): 910-915.
- [11] TIAN Z D, LI S J, WANG Y H, et al. Network traffic Forecasting Method of Compensation ELM Based on ARIMA[J]. Journal of Information and Control, 2014, 43(6): 705-710. (in Chinese)
田中大, 李树江, 王艳红, 等. 基于 ARIMA 补偿 ELM 的网络流量预测方法[J]. 信息与控制, 2014, 43(6): 705-710.
- [12] SUN Y, BAI G W, ZHAO L. Network traffic prediction based on wavelet FARIMA model[J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(4): 901-903. (in Chinese)
孙勇, 白光伟, 赵露. 基于小波分形自回归整合滑动平均模型的网络流量预测[J]. 计算机应用, 2011, 31(4): 901-903.
- [13] ZHANG B, YANG J H, WU J P. Analysis and Review of Internet Traffic Model [J]. Journal of Software, 2011, 22(1): 115-131. (in Chinese)
张宾, 杨家海, 吴建平. Internet 流量模型分析与评述[J]. 软件学报, 2011, 22(1): 115-131.