

# 基于共同邻居的点权有限 BBV 模型研究

逯鹏<sup>1</sup> 张姗姗<sup>1</sup> 高庆一<sup>2</sup>

(郑州大学电气工程学院 郑州 450001)<sup>1</sup> (北京航空航天大学计算机学院 北京 100091)<sup>2</sup>

**摘要** 具有相似的小世界和无标度全局结构特征的网络却可能具有不同的局部结构特征。特定实际网络的局部结构特征对网络演化具有重要的影响。在集团度和点权有限网络模型的基础上,基于节点共同邻居驱动的思想,构造了一种新的符合实际加权网络演化的模型 CNL。电子邮件网络实证研究显示,该模型生成的网络规模与实际吻合,且能够重现实证研究所观察到的幂律集团度分布,CNL 揭示了大量真实网络演化生长的重要机理,可以广泛用于真实网络演化分析。

**关键词** 加权网络,集团度,共同邻居,演化模型

**中图分类号** TP202+.7 **文献标识码** A

## Research on BBV Mode with Limited Node Strength Based on Common Neighbors

LU Peng<sup>1</sup> ZHANG Shan-shan<sup>1</sup> GAO Qing-yi<sup>2</sup>

(School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)<sup>1</sup>

(School of Computer Science, Beihang University, Beijing 100091, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Networks with similar global structural characteristics such as small-world and scale-free may have different local structural features. Evolution of specific actual network is subject to its local structural characteristics influence. Considering the common neighbor drive of nodes, a new actual weighted network evolution model CNL was proposed based on the group degrees and node weight limited network model. Through empirical study of e-mail network, we found that the size of the network generated by CNL model is consistent with typical factual situations, and is able to reconstruct power-law degree distribution observed by above empirical research work. CNL reveal lots of mechanisms of real network evolution, and it also can be widely used in anglicizing real network evolution.

**Keywords** Weighted network, Group degree, Common neighbor, Evolution model

## 1 引言

小世界、无标度<sup>[1,2]</sup>等复杂网络基本宏观特性的研究已渗透到多个学科领域<sup>[3]</sup>。尽管小世界和无标度是许多实际网络的共同全局结构特征,但具有相似的全局结构特征的网络却可能具有非常不同的局部结构特征。因此,理解网络局部拓扑结构及产生机理,在网络结构演化的基础上对真实网络功能与应用<sup>[4]</sup>进行实证分析及建模是十分重要的。

电子邮件网络已成为映射特定人群间社交活动的有效载体。研究发现,其中的拓扑特性与演化机制不仅是网络管理控制的基础,也为建立社交模型提供了理论基础。

真实复杂网络可视为由密集基元(motifs)堆砌而成<sup>[5]</sup>。基元分布反映了同类网络的整体特征<sup>[5]</sup>,对网络功能有重要影响<sup>[5]</sup>。在基元密度量化过程中:研究表明大量真实网络都具有幂律的低阶集团度分布<sup>[3]</sup>,而单节点幂律分布可视为集团度的特例,即低阶集团的分布;随着所统计的集团阶数的上升,其相应的集团度分布的幂指数呈现下降的趋势。对于 $\geq 5$

阶的集团,“集团度”刻画真实网络演化更具一般性,解释了基于节点度分析的“富者愈富”<sup>[6,7]</sup>和“熟人推荐”<sup>[8]</sup>机理均无法再现的幂律分布现象。

作为一般加权网络研究的基础,BBV<sup>[9,10]</sup>模型没有也不可能考虑具体真实网络演化过程中的其他因素。如,在交通网络中每个要道或关口,每时每刻允许通过的车流量都是有限的,一旦突破限制,就会导致交通系统堵塞甚至瘫痪。即实际网络存在着节点和边权重有限<sup>[11]</sup>的现象。此外,真实电子邮件网络中部分节点获得连接的速率更高,节点强度增长更快。Kossinets 和 Watts<sup>[12]</sup>以及周涛<sup>[13]</sup>的研究结果都暗示,共同邻居可能是诱导两个节点建立连接的原因。进一步的实证研究更有助于了解网络生长的内在驱动力和演化规律。因此,基于共同邻居驱动的观点研究其演化模型,是真实社交活动研究的一种新的切入点。

针对上述问题,引入节点强度有限的限制,并将共同邻居数<sup>[14]</sup>考虑在内,提出基于共同邻居的点权有限 BBV 网络演化模型<sup>[9,10]</sup>——CNL 模型。数值分析发现,无论是单独考虑

到稿日期:2013-05-15 返修日期:2013-09-10 本文受国家自然科学基金:视觉整体特征指导下的局部特征动态整合模型研究(61172152),河南省青年骨干教师资助计划:视觉图像整体特征计算模型研究(2012GGJS-005)资助。

逯鹏(1974—),男,副教授,主要研究方向为复杂视觉图像信息处理和脑机接口;张姗姗(1988—),女,硕士生,主要研究方向为复杂视觉信息和脑机接口;高庆一(1979—),博士,高级工程师,主要研究方向为复杂网络,E-mail: sweettime3355@gmail.com(通信作者)。

节点强度有限或共同邻居数,还是同时考虑两者,该模型所获得的节点的强度分布均符合幂律分布。

## 2 网络演化模型

### 2.1 先验模型

根据电子邮件交互过程,以用户地址簿为节点,以用户间发送关系为边,建立网络。设  $\omega_{i,j}$  为节点  $i, j$  间边权重,则加权网络的连接权重矩阵为  $(\omega_{i,j})$ ,其中:  $i, j=1, 2, \dots, N, N$  为节点数。节点强度(或称为点权)  $s_i$  定义为:

$$s_i = \sum_{j \in \tau(i)} \omega_{ij} \quad (1)$$

其中,  $\tau(i)$  为与节点  $i$  相连的所有节点集合。

BBV 模型的主要步骤是:

(1)初始设定:初始网络是包含  $m_0$  个节点的全耦合网络,且每条边的权重初值均设为  $\omega_0$ 。

(2)增长:每个时间步加入一个新节点  $n$ ,让此节点与之前的  $m(m \leq m_0)$  个节点相连,即每次新加入  $m$  条边。

连接节点的选择按权重优先进行,即节点  $i$  被选择的概率为:

$$\prod_{n > i} = \frac{s_i}{\sum_j s_j} \quad (2)$$

(3)权值的动态演化:每次新加入的边  $(n, i)$  均被赋予权值  $\omega_0$ 。为了简单起见,假设新加入的边  $(n, i)$  只会局部地引起  $i$  与它的邻居节点  $j \in \tau(i)$  的边权值的动态调整。调整按照如下规则进行:

$$\omega_{ij} \rightarrow \omega_{ij} + \Delta\omega_{ij} \quad (3)$$

$$\Delta\omega_{ij} = \delta_i \frac{\omega_{ij}}{s_i} \quad (4)$$

其中,  $\delta_i$  为每次新引入的一条边  $(n, i)$  给  $i$  带来的额外的流量负担。总的节点  $i$  的权重调整为:

$$s_i \rightarrow s_i + \omega_0 + \delta_i$$

在社会网络中拥有共同朋友的人有较大的可能通过这些朋友互相认识,它们之间存在直接连接的可能性就越大。网络内在的驱动力是网络演化的决定性因素。Liben-Nowell 和 Kleinberg<sup>[15]</sup> 进一步证明两个节点的共同邻居数目越多,它们之间存在直接连接的可能性就越大。很多实证结果<sup>[14]</sup> 都暗示共同邻居可能是两个节点建立连接的主要诱因。正如社交中个人直接好友的数量可能是其局部网络演化的关键性内在驱动力。

### 2.2 CNL 模型

定义 1 给定一个无向网络<sup>[16]</sup>  $G = \langle V, E \rangle$ , 其邻接矩阵为  $A$ 。其中,若节点  $i$  和节点  $j$  有边相连,则表示为  $a_{ij} = 1$ , 否则  $a_{ij} = 0$ 。令  $\Gamma_i = \{n_j | a_{ij} = 1\}$  表示节点的邻居集合,对于相连的任意 2 个节点  $i$  和  $j$ , 其共同邻居数定义为

$$\Gamma_{ij} = |\Gamma_i \cap \Gamma_j| \quad (5)$$

如图 1 所示,各个节点的邻居集合分别为:

$$\Gamma_A = \{o, l, C, j, h, e, p\}$$

$$\Gamma_B = \{f, e, o, n, m, k, g, h\}$$

$$\Gamma_C = \{i, h, e, A, p, n, j, k\}$$

$$\Gamma_D = \{m, n, o, p, l, C, j, h, e\}$$

则

$$\Gamma_A \cap \Gamma_B = \{o, e, h\}$$

$$\Gamma_A \cap \Gamma_C = \{h, e, p, j\}$$

$$\Gamma_A \cap \Gamma_D = \{o, l, C, j, h, e, p\}$$

即

$$\Gamma_{AB} = 3, \Gamma_{AC} = 4, \Gamma_{AD} = 7$$

其中,  $\Gamma_A \cap \Gamma_C = \{h, e, p, j\}$  表示既在节点  $\Gamma_i$  的邻居集合内又在节点  $\Gamma_j$  的邻居集合内的点;  $\Gamma_{AC} = 4$  表示相连的 2 个节点  $i$  和  $j$  具有相同邻居节点的个数。

显然,相对于节点  $B$  和节点  $C$ , 节点  $D$  与节点  $A$  的连接更加紧密。

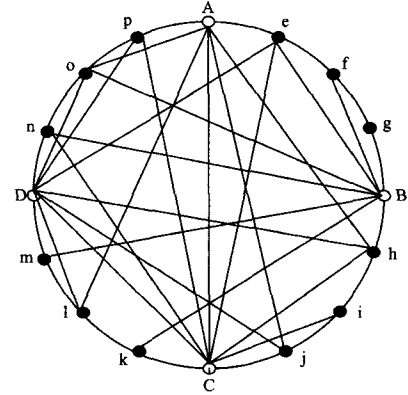


图 1 节点共同邻居数示意图

考虑网络中所有未连接的节点对,其产生连边的概率正比于这对节点的共同邻居数  $\prod_{ij} \propto \alpha_i = |\Gamma_i \cap \Gamma_j|$ , 即两个未连接的节点共同邻居数越多产生连接的概率越大,其中  $\Gamma_i$  和  $\Gamma_j$  分别是节点  $i$  和  $j$  的邻点集。

与传统方法不同<sup>[17]</sup>, 该模型选择参数  $(s_i + \alpha_i)$  决定节点的被连接概率。即由节点强度、共同邻居数共同决定节点选择的概率:

$$\prod_i = \frac{s_i + \alpha_i}{\sum_j (s_j + \alpha_j)} \quad (6)$$

综上, CNL 演化模型的基本思路是:限定  $s_i$  是有限的。通过点权的优先选择<sup>[17,18]</sup> 找到节点强度大的节点, 如果其强度超过限制, 则对与该节点连接的边进行边权的优先选择。假设当带有  $m$  条边的新节点进入网络, 被选取的该节点将依边权优先的原则选取它的某一邻居节点与新节点相连。每次在节点与节点的边连接之后, 依据 BBV 模型<sup>[9,10]</sup>, 引入新的流量负担, 并对权值进行再分配。

模型构造步骤如下:

1)初始设定:初始网络是一个包含  $m_0$  个节点的全耦合网络,且每条边的权重初始值均设为  $\omega_0$ , 设定最大点权值为  $S_0$ 。

2)增长:对于每个时间步, ①:加入一个新节点  $n$ , 让这个节点与之前的  $m(m \leq m_0)$  个节点相连, 因此每次新增加  $m$  条边; 连接节点的选择按照权重优先选择进行, 同时假设新节点与节点  $i$  相连的概率依赖于节点强度  $s_i$  和节点共同邻居数  $\alpha_i$ , 即一个老节点  $i$  被选取概率依式(6)来决定。

②:检验在①中被选取的  $m$  个节点的权值  $s_i$ , 若节点  $i$  的权值  $s_i \geq S_0$ , 则节点  $i$  不与新节点  $n$  相连, 而依概率  $i$  选取节点  $i$  的邻居节点  $k$  与之相连。

3)权值的动态演化:每个时间步网络中各节点的强度及边不存在重连和自连, 其权值动态演化特征与 BBV 模型一致。

## 2.2.1 CNL 模型的宏观分析

基于 CNL 模型,假定:

$$\delta_i = \delta = 1.0, \omega_0 = 1.0.$$

1) 当最大点权值  $S_0 < 2m\omega_0$  时,在上述演化过程中各节点点权很快会达到  $S_0$ ,新节点将无法进入网络。最终形成节点点权和度分布都均匀的均匀网络结构<sup>[19,20]</sup>。

2) 当  $S_0 \geq 6\omega_0 = 2m\omega_0 = 6$  时,因新节点进入网络至少有 5 个节点点权值无法达到最大点权  $S_0$  而使其 3 条边可与旧节点相连,网络可无限演化。

假定初始网络为  $m_0 = m = 3$  的全耦合网络,当新节点进入时,按权重优先选择连接。① 当  $s_i < S_0$  时,以概率  $\Pi_i = \frac{s_i + \alpha_i}{\sum_j (s_j + \alpha_j)}$  优先连接;当  $s_i \geq S_0$  时,忽略共同邻居影响,节点  $i$

以概率  $P_{n+i} = \frac{s_k}{\sum_j s_j} \times \frac{\omega_{ik}}{s_k} = \frac{\omega_{ik}}{\sum_j s_j}$  优先连接,其中  $i \in \cdot (k)$ 。

②  $t$  时刻  $s_i$  的变化为:

$$\frac{ds_i}{dt} = \begin{cases} 0, & s_i \geq S_0 \\ m \left[ \frac{s_i + \alpha_i}{\sum_j (s_j + \alpha_j)} + \frac{\omega_{ik}}{\sum_j s_j} \right] (1 + \delta) + \sum_{j \in \cdot(i)} m \frac{s_j}{\sum_j s_j} \delta \frac{\omega_{ij}}{s_j}, & s_i < S_0 \end{cases} \quad (7)$$

每个时间步内,加入  $m$  条边,每增加一条边,系统总强度的变化为  $2 + 2\delta$ ,则  $\sum_j s_j \approx 2m(1 + \delta)t$ 。

为便于分析,定义  $\bar{\alpha} = \frac{\sum_j \alpha_j}{n} = \alpha_0$  为网络节点的平均共同邻居数。不考虑节点共同邻居数的衰减情况下,设每节点的共同邻居数为  $k$ ,且单位时间内只有一个节点加入到网络中,则网络中节点总的共同邻居数与时间  $t$  呈线性关系,即  $\sum_j \alpha_j = kt, k \approx \alpha_0$ ,因此  $\sum_j \alpha_j = \alpha_0 t$ 。

当  $s_i < S_0$  时:

$$\frac{ds_i}{dt} = \frac{m(1 + \delta)(s_i + \alpha_i)}{(\alpha_0 + 2m(1 + \delta))t} + \frac{\delta s_i}{2(1 + \delta)t} + \frac{\omega_{ik}}{2t}$$

## 2.2.2 多类型分析

对不同情况下 CNL 模型中节点强度概率密度分布情况进行分析:

(1) 不考虑节点共同邻居数和节点强度有限时,网络模型退化为标准的 BBV 模型。

(2) 仅考虑共同邻居数对网络演化的影响即  $\omega_{ik} = 0$  时:

$$\frac{ds_i}{dt} = \frac{m(1 + \delta)(s_i + \alpha_i)}{(\alpha_0 + 2m(1 + \delta))t} + \frac{\delta s_i}{2(1 + \delta)t} \quad (8)$$

令  $A = \frac{m(1 + \delta)}{\alpha_0 + 2m(1 + \delta)}, B = \frac{\delta}{2(1 + \delta)t}$ ,将  $s_i(t=i) = m$  代入式(8)得:

$$s_i(t) = \left(m + \frac{A\alpha_i}{A+B}\right) \left(\frac{t}{i}\right)^{(A+B)} - \frac{A\alpha_i}{A+B} \quad (9)$$

设节点  $i$  在  $t_i$  时刻进入网络,则  $s_i(t)$  小于  $s(s < S_0)$  的节点概率为:

$$\begin{aligned} P(s_i(t) < s) &= P(t_i > t \left( \frac{m(A+B) + A\alpha_i}{s(A+B) + A\alpha_i} \right)^{\frac{1}{A+B}}) \\ &= 1 - P(t_i \leq t \left( \frac{m(A+B) + A\alpha_i}{s(A+B) + A\alpha_i} \right)^{\frac{1}{A+B}}) \end{aligned} \quad (10)$$

时间  $t$  服从均匀分布,则:

$$P(t_i) = \frac{1}{m_0 + t} \quad (11)$$

$$P(s_i(t) < s) = 1 - \frac{t}{m_0 + t} \left( \frac{m(A+B) + A\alpha_i}{s(A+B) + A\alpha_i} \right)^{\frac{1}{A+B}} \quad (12)$$

则节点强度  $s$  的概率密度为:

$$P(s) = \frac{\partial P(s_i < s)}{\partial s} = \frac{t}{m_0 + t} \frac{(m(A+B) + A\alpha_i)^{\frac{1}{A+B}}}{(s(A+B) + A\alpha_i)^{1 + \frac{1}{A+B}}} \quad (13)$$

当  $t \rightarrow \infty$  时,  $P(s) \sim s^{-\gamma}$ ,节点强度服从幂律分布,幂律指数为  $\gamma = 1 + \frac{1}{A+B}$ 。当  $0 < \alpha_0 < 12 (m=3, \delta=1.0)$  时,节点强度的分布服从指数为  $2 \sim 3$  的幂律分布。

(3) 当仅考虑节点强度对网络演化的影响即  $\alpha = 0, s_i < S_0$  时分析如下:

$$\frac{ds_i}{dt} = \frac{(1 + 2\delta)s_i}{2(1 + \delta)t} + \frac{\omega}{2t} \quad (14)$$

令  $A = \frac{(1 + 2\delta)}{2(1 + \delta)}$ ,有:

$$P(s) = \frac{2t}{m_0 + t} \frac{(2Am + \omega)^{\frac{1}{A}}}{(2As + \omega)^{1 + \frac{1}{A}}} \quad (15)$$

当  $t \rightarrow \infty$  时,  $P(s) \sim s^{-\gamma}$ ,节点强度服从幂律分布,幂律指数为:

$$\gamma = 1 + \frac{1}{A} = \frac{3 + 4\delta}{1 + 2\delta}, \gamma \in (2, 3)$$

(4) 当同时考虑节点共同邻居数和节点强度时:

$$\frac{ds_i}{dt} = \frac{m(1 + \delta)(s_i + \alpha_i)}{(\alpha_0 + 2m(1 + \delta))t} + \frac{\delta s_i}{2(1 + \delta)t} + \frac{\omega_{ik}}{2t} \quad (16)$$

令  $A = \frac{m(1 + \delta)}{\alpha_0 + 2m(1 + \delta)}, B = \frac{\delta}{2(1 + \delta)t}$ ,有:

$$P(s) = \frac{2t}{m_0 + t} \frac{(2m(A+B) + 2A\alpha_i + \omega)^{\frac{1}{A+B}}}{(2s(A+B) + 2A\alpha_i + \omega)^{1 + \frac{1}{A+B}}} \quad (17)$$

当  $t \rightarrow \infty$  时,  $P(s) \sim s^{-\gamma}$ ,节点强度服从幂律分布,幂律指数为:  $\gamma = 1 + \frac{1}{A+B}$ 。

由上述分析可知,任何一种情况下,当  $t \rightarrow \infty$  时,节点强度均服从幂律分布,只是幂律指数  $\gamma$  由不同参数决定,即在不同情况下,网络的演化是有区别的。

## 3 电子邮件网络数值分析

度分布是网络的一个重要统计特征。节点的度指的是与该节点连接的边数。度在不同的网络中所代表的含义也不同,在社会网络中,度可以表示个体的影响力和重要程度,度越大的个体,其影响力就越大,在整个组织中的作用也就越大,反之亦然。网络的簇系数 (clustering coefficient, 也称聚类系数) 是衡量网络集团化程度的重要参数,是一个局部特征量。

本文分析了国内某高校为期 378 天的电子邮件日志数据。将网络中的电子邮件用户作为节点,用户发送邮件的关系作为边,两个用户之间邮件发送的数量作为边的权重。数值试验表明,对于一个完整的电子邮件网络:当  $m_0$  和  $m$  远小于网络最终规模  $N$  时,初始条件对最终的结果没有影响,所以本文在针对 3 个模型的数值试验中均取  $m_0 = m = 3$ 。本文所提出的 CNL 网络演化模型的簇系数和平均距离随网络规模的变化而改变,其中当网络规模  $N = 5000$  时,簇系数在

0.75左右,而平均距离的增长随网络规模的变化呈现出对数趋势,表现出明显的小世界效应。

基于上述模型,建立电子邮件网络,得出相关数据,绘出图形。

取  $\delta_i = \delta = 1.0$ ,  $\omega_0 = 1.0$ ,  $m_0 = m = 3$ 。图2显示了  $N = 5000$  时不同共同邻居数下的节点强度分布,图3显示了不同有限点权值  $s$  时节点的强度分布。

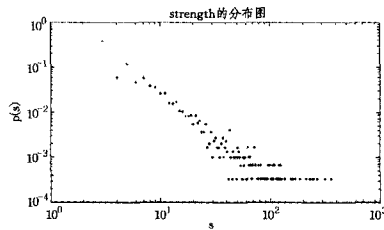


图2  $N$  为 5000,  $s=100$  时不同共同邻居数下的节点强度分布

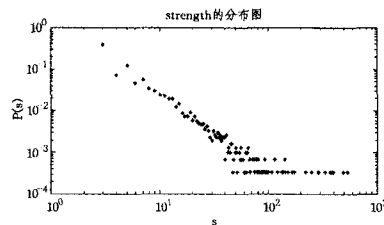


图3  $N$  为 5000,  $s$  取值分别为 800, 4000 的强度分布

数值分析结果表明,以上情况中网络度分布的频谱是连续的,而且度大的节点形成了一个大的尾巴,这和许多具有无标度特性的现实网络的分析结果很相似。不同参数  $s$  值和共同邻居数下的网络节点的强度分布均呈现出比较明显的幂律特性,与前述理论分析结果相吻合,表明该模型符合真实网络。

图2中,不论节点共同邻居数取何值,节点的强度分布均符合幂律。当节点共同邻居数取值区间很小( $[0, 100]$ )时,节点的强度分布与BBV模型的基本一致。当节点共同邻居数的取值区间很大( $[2000, 4000]$ )时,节点分布区间有明显的变化,节点共同邻居数很大的节点并没有出现在网络中,节点共同邻居数很小的节点数目也有所减少。这暗示共同邻居驱动对网络局部结构的形成及网络的演化有一定影响。

图3中,当节点有限强度很大( $s = 4000$ ),即对节点的强度几乎没有限制时,节点共同邻居数分布与BBV模型的一致。当节点有限强度很小( $s = 100$ )时,节点强度分布是有所变化的,节点强度很大的节点有所减少,强度特别大的节点几乎没有出现在网络中。研究发现,节点有限强度  $s$  有一个阈值限制时会对节点强度分布产生影响。

分析结果表明,当  $s = 800$  时,节点强度分布与BBV模型基本一致。节点数  $N$  为 5000 的网络,节点有限强度  $s$  的阈值为(100, 800)之间的某个值。由此,节点强度有限对网络的演化是有一定影响的,但并不是任何有限强度都会影响节点共同邻居数的分布。

针对实际网络,应该考虑节点共同邻居数以及节点强度有限等因素,并适当调节各属性参数,来指导网络演化,减轻网络负荷,增强网络性能。

**结束语** 大量真实网络都表现出幂律的集团度分布。本文基于复杂网络理论,针对实际问题中节点度往往受到资源

限制的情况,考虑真实网络中广泛存在的共同邻居<sup>[14]</sup>驱动机理,建立了基于共同邻居驱动效应(CNL)的演化模型,探究复杂网络的结构及形成机理。

理论分析发现,该模型生成的网络规模与现实情况相吻合,且节点强度分布均符合幂律分布,能够重现实证研究所观察到的幂律集团度分布,暗示共同邻居驱动是复杂网络局部结构涌现形成的内在机理。这符合我们对真实网络的认知<sup>[21,22]</sup>,揭示了大量真实网络演化生长的重要机理,可以广泛用于真实网络。

## 参 考 文 献

- [1] Watts D J, Strogatz S H. The small world problem[J]. Nature, 1998, 393(6684): 440-442
- [2] Das H, Mishra S K, Sinha Roy D. The Topological Structure of the Odisha Power Grid; A Complex Network Analysis[J]. International Journal of Mechanical Engineering and Computer Applications, 2013, 1(1): 12-16
- [3] Wang Xiao-fan, Chen Guan-rong. Complex Networks: Small World, Scale-Free and Beyond[J]. Circuits and Systems Magazine, 2003, 3(1): 6-20
- [4] Strogatz S H. Exploring complex networks[J]. Nature, 2001, 410: 268-276
- [5] Wong E, Baur B, Quader S. Biological network motif detection: principles and practice[J]. Life Sciences & Mathematics & Physical Sciences, 2012, 13(2): 202-215
- [6] Valentine M, Staats B R, Edmondson A C. The Rich Get Richer; Enabling Conditions for Knowledge Use in Organizational Work Teams[D]. Harvard Business School, 2012
- [7] Barabási A-L. Network science: Luck or reason [J]. Nature, 2012, 489: 507-508
- [8] Amancio D R, Nunes M G V, Oliveira Jr O N. Using complex networks concepts to assess approaches for citations in scientific papers[J]. Scientometrics, 2012, 91(3): 827-842
- [9] Pajevic S, Plenz D. The organization of strong links in complex networks[J]. Nature Physics, 2012, 8: 429-436
- [10] Wang Dan, Qian Xiao-long, Jin Xiao-zheng. Dynamical evolution of weighted scale-free network models[C]// Control and Decision Conference (CCDC), 24th Chinese. 2012: 479-482
- [11] Ercsey-Ravasz M, Lichtenwalter R N, Chawla N V. Range-limited centrality measures in complex networks[J]. Phys. Rev. E, 2012, 85: 066103
- [12] Kossinets G, Watts D J. Empirical Analysis of an Evolving Social Network[J]. Science, 2006, 311(5757): 88-90
- [13] Lü Lin-yuan, Zhou Tao. Link prediction in complex networks: A survey[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2011, 390(6): 1150-1170
- [14] C Ai-xiang, F Yan, S Ming-sheng. Emergence of local structures in complex network. A common neighborhood drives the network evolution[J]. Acta Phys. Sin., 2011, 60(3): 038901
- [15] Liben-Nowell D, Kleinberg J. The link-prediction problem for social networks[J]. Journal of the American Society for Information Science and Technology, 2007, 58(7): 1019-1031

(下转第 79 页)

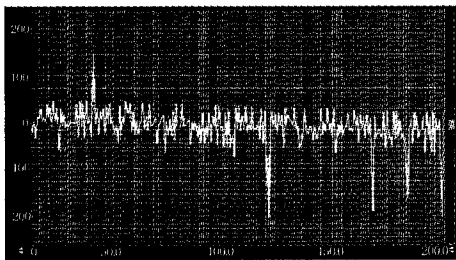


图8 测试系统的实时流量数据

随后我们在网络中模拟了非法入侵。检测比例和错误率是IDS系统的两个重要指标。在我们的系统中检测率和错误率如下所示。

关于检测比例和错误率,我们采用不同的虚警门限,比如将虚警门限设定为最大门限的0.8、1和1.2倍,以观测因门限不同而导致的性能差异。正如我们所知道的那样,随着门限的升高,检测比例下降。当门限降低时,正常行为的报警信号很容易就超过了门限,从而导致虚警。错误率随着门限的降低而升高。

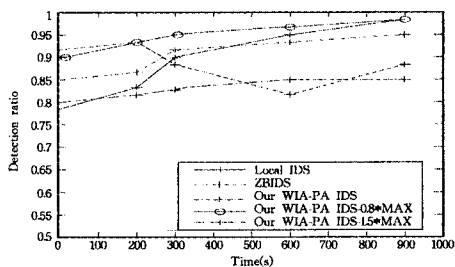


图9 入侵检测比例

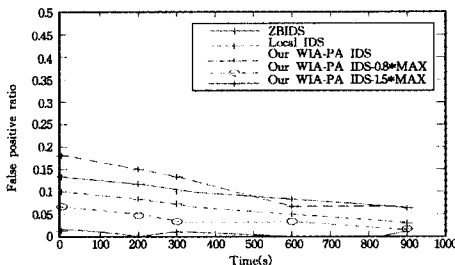


图10 错误比例

最后,我们将本文方法的检测比例与ZBIDS<sup>[11]</sup>和LIDS系统做比较,如图9所示。从图中可以看出,我们所提出的系统的检测比例总是大于90%。和其它系统相比,WIA-PA入侵检测机制具有很好的检测比例。错误率的仿真结果如图10所示。从图中可以看出,WIA-PA系统的效果比LIDS更

好,比ZBIDS稍差一点,这是完全可以接受的。

**结束语** 无线工业网络与传统无线网络的区别使得建立安全的无线网络成为一个非常具有挑战性的问题。这些差别包括资源有限的节点、随意布局等。本文提出了一种新的WIA-PA网络IDS设计方法,该方法采用基于ARMA模型的人侵检测方案来提供安全通信的环境。这提供了一种新的安全检测机制。在我们的IDS中,采用了能够捕获16条信道数据流量的分析器。利用时机的数据流量,我们能够准确和迅速地得到网络流量。测试分析表明这种系统能够保证检测出入侵攻击,提高系统的整体性能,延长网络的寿命,同时能够阻止恶意的数据和非法的入侵。

## 参考文献

- [1] IEC 62591 Ed. 1. Industrial Communication Networks—Wireless Communication Network and Communication Profiles — Wireless HART [M]. Geneva: International Electrotechnical Commission, 2010
- [2] Willig A. Recent and emerging topics in wireless industrial communications; A selection[J]. IEEE Trans. Ind. Informat., 2008, 4: 102-124
- [3] Wei M, Zhang X, Ping W, et al. Research and implementation of the security method based on WIA-PA standard [C] // Proc. ICECE, China, Nov. 2010; 1580-1585
- [4] Guizani M, Rayes A, Khan B. Network Modeling and Simulation; A Practical Perspective [M]. Chichester, UK: John Wiley & Sons, Ltd, 2010; 260-261
- [5] Liu Q, Zhou S, Giannakis G B. Queuing with adaptive modulation and coding over wireless links; Cross-layer analysis and design [J]. IEEE Trans. Wireless Commun., 2005, 4: 1142-1153
- [6] 郑黎明, 邹鹏, 贾焰, 等. 网络流量异常检测中分类器的提取与训练方法研究 [J]. 计算机学报, 2012, 35(4): 719-729
- [7] Yang T Q. A time series data mining based on ARMA and hopfield model for intrusion detection [C] // Proc. Neural Netw. and Brain, China, Oct. 2005; 1045-1049
- [8] 曲桦, 马文涛, 赵季红, 等. 基于最大相关熵准则的网络流量预测 [J]. 高技术通讯, 2013, 23(1): 1-7
- [9] 马力, 张高明, 苟娟迎. 一种基于小波变换的校园网流量预测方法研究 [J]. 计算机科学, 2012, 39(z2): 69-73
- [10] 温祥西, 孟相如, 马志强, 等. 小时间尺度网络流量混沌性分析及趋势预测 [J]. 电子学报, 2012, 40(8): 1609-1616
- [11] 阎延, 郭兴众, 魏利胜, 等. 采用RM算法的WinCS功率控制建模与仿真 [J]. 重庆理工大学学报: 自然科学版, 2013, 27(8): 80-84

(上接第52页)

- [16] Liu Yang-yu, Slotine J-J, Barabási A-L. Control centrality and hierarchical structure in complex networks [J]. Social and Information Networks (cs. SI), 2012, 7(9): e44459
- [17] Barabási A-L, Albert R. Emergence of Scaling in Random Networks [J]. Science, 1999, 286(5439): 509-512
- [18] den Ouden D-B, Saur D, Mader W. Network modulation during complex syntactic processing [J]. NeuroImage, 2012, 59(1/2): 815-823
- [19] Wilting J, Evans T S. Oscillator Synchronization in Complex Networks with Non-uniform Time Delays [J]. Studies in Com-

putational Intelligence, 2013, 476: 93-100

- [20] Zhang Lan-hua, Li Yu-juan, Wang Mei, et al. A novel deterministic hybrid complex network model created by innerouter iteration [J]. Nonlinear Dynamics, 2012, 69(4): 1517-1523
- [21] Nepusz T, Vicsek T. Controlling edge dynamics in complex networks [J]. Nature Physics, 2012, 8: 568-573
- [22] Yang Xin-song. Stochastic Synchronization of Complex Networks With Nonidentical Nodes Via Hybrid Adaptive and Impulsive Control [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 2012, 59(2): 371-384