

基于随机聚类采样算法的复杂网络社团探测*

蔡 君¹, 余顺争²

(1. 广东技术师范学院 电子与信息学院, 广州 510665; 2. 中山大学 电子与通信工程系, 广州 510275)

摘 要: 根据网络节点的局部拓扑信息构建稀疏相似网络。基于稀疏相似网络,提出了一种改进后的随机聚类采样算法对网络社团进行探测。在人工和真实网络上,将算法与未改进的随机聚类采样算法以及几种典型的社团探测算法进行了准确率和时间复杂度的比较。实验结果表明,该方法在时间复杂度上具有明显的优势,并且具有较好的准确率。

关键词: 复杂网络; 社团探测; 随机聚类采样; 相似性

中图分类号: TP393 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2013)12-3560-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.12.010

Detecting community structure using stochastic cluster sampling algorithm

CAI Jun¹, YU Shun-zheng²

(1. School of Electronic & Information, Guangdong Polytechnic Normal University, Guangzhou 510665, China; 2. Dept. of Electronic & Communication Engineering, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510275, China)

Abstract: Firstly, this paper constructed a sparse similarity network based on the node's local information. Then, proposed an algorithm of detecting community structure using the improved stochastic cluster sampling based on the sparse similarity network. In the artificial and real networks, it compared the proposed algorithm with the no improved stochastic cluster sampling and several typical algorithms detecting community structure in time complexity and accuracy. The experimental results show that the method has obvious advantages in the time complexity and it has better accuracy rate than other algorithms.

Key words: complex network; community detecting; stochastic cluster sampling; similarity

0 引言

Barabási 和 Albert 的无标度网络模型以及 Watts 和 Strogatz 的小世界网络模型揭示了网络结构的本质规律,在过去的十多年,推动了复杂网络研究的迅速发展。进一步的研究发现,多数现实网络是不均匀的,由许多子网络组成。子网络内节点之间的连接比较紧密,而子网之间节点的连接比较稀疏,这一现象在人工网络和自然网络中都比较常见,称之为网络中的社团结构(community structure)。社团结构成为了继小世界和无标度特性之后复杂网络中最普遍和最重要的拓扑结构属性之一。社团结构在实际系统中有着重要的意义^[1]。例如,社会网络中社团是由相同兴趣或背景组成的真实社会团体;引文网络中社团表示针对同一主题或相似研究的相关论文;科学合作网络的社团表示从事相似领域的科学家;在新陈代谢、蛋白质和基因网络中,社团可能代表一定的功能单位;万维网中的社团是由讨论相关主题的若干网站组成;电子电路网络中的社团可以是为实现某一类功能而存在的具体单元。复杂网络社团结构的探测对理解复杂网络的功能、揭示复杂网络中隐藏的规律以及预测复杂网络的行为具有重要理论意义和应用价值,所以该方向一直是复杂网络中的研究热点。近年来,来自计算机、数学、生物和社会学等领域的一大批研究者提出了众多社团探测的新方法。这些方法大致可以分为:a)谱方法,如基于谱思想

的谱平分法^[2]和基于标准矩阵的谱方法^[3];b)分裂方法,如基于边介数的 GN 算法^[4]和基于信息中心度(information centrality)分裂算法^[5];c)合并方法,如基于局部搜索的快速复杂网络聚类算法 FN^[6];d)基于优化思想的算法,如基于模拟退火^[7]、粒子群等人^[8]优化算法的复杂网络社团探测。Santo^[9]和杨博等人^[10]对这些方法进行了全面综述。然而,目前网络社团探测算法仍然存在很多问题,诸如算法的时间复杂度偏高、算法的准确率偏低等。

针对上述问题,本文根据网络节点的局部拓扑信息,计算节点与节点之间的相似性从而构建稀疏的相似网络,并在稀疏的相似网络上,直接应用随机聚类采样算法实现社团探测(简称 DSWC)。为进一步提高社团探测速度,对随机聚类采样算法进行改进,每次选择多个连通分量进行重组,实现社团探测(简称 ISWC)。

1 相关参数与定义

用图 $G_0 = (V_0, E)$ 表示具有 n 个节点、 m 条边的无向无权网络。其中, V_0 表示网络中节点的集合, E 表示网络中边的集合。以下列出本文将用到的相关参数和定义。

1.1 网络模块度

社团结构定义为网络中的一种子结构,在社团内部,节点

收稿日期: 2013-03-31; **修回日期:** 2013-05-07 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61202271, 61272381); 国家“863”计划基金资助项目(2007AA01Z449); 国家自然科学基金—广东联合基金重点资助项目(U0735002); 广东省自然科学基金资助项目(S2013040014339)

作者简介: 蔡君(1981-),男,博士,主要研究方向为计算机网络安全、复杂网络(gzhcailun@gmail.com); 余顺争(1958-),男,江西南昌人,教授,博导,博士,主要研究方向为信息安全、信号处理、无线网络。

之间连接相对紧密,而在社团之间,节点之间的连接则相对稀疏。社团探测方法为揭示复杂网络中真实存在的社团结构。为定量地描述网络中的社团,衡量网络社团结构的探测效果,Newman^[6]定义了模块度(modularity)函数(简称 Q 值),如式(1)所示。

$$Q = \frac{1}{2m} \sum_{ij} [A_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m}] \delta(c_i, c_j) \quad (1)$$

其中: A_{ij} 表示描述网络节点连接关系的邻接矩阵的一个元素,如果节点 i 和 j 有连接, $A_{ij}=1$,否则为 0; k_i 为节点 i 的度; $m = \frac{1}{2} \sum_{ij} A_{ij}$ 表示网络中的连接数之和; c_i 表示节点 i 所属的社团; $\delta(c_i, c_j)$ 为 δ 函数,即 $c_i = c_j$ 时值为 1,否则为 0。模块度 Q 值有两个作用:a)在复杂网络社团划分过程中,作为优化目标函数;b)用于评价网络社团特性的强弱, Q 值的上限为 1, Q 值越高,表示复杂网络社团特性越明显。

1.2 基于节点局部信息构建节点相似度

应用节点间的相似性进行社团探测的一个重要前提假设就是两个节点之间相似性越大,它们被划入同一个社团的可能性就越大。从式(1)可知,网络模块度鼓励将两个节点的相似度为 $S_{ij} = A_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m}$ 大的节点划入相同的社团,将相似度小的节点划入不同的社团。而基于式(1)的节点之间的相似性太过于粗糙,例如两个没有连接关系的节点之间的相似性仍然与它们节点的度有关,因此,不利于直接应用它生成稀疏相似网络进行社团探测。目前,在复杂网络中,刻画节点之间的相似性方法很多,已成功地应用于复杂网络的链路预测,大致可以分为两类:a)基于节点全局结构信息,称为全局相似性,如 LP 指标^[11]、Katz 指标^[12]和 LHN-II 指标^[13]等;b)基于节点的局部信息,称为局部相似性,如 Salton 指标^[14]、Adamic-Adar 指标^[15]和 RA 指标等^[16]。本文从描述节点局部相似性指标中选择由周涛等人提出的资源分配指标(RA 指标):a)因为计算节点局部相似性指标的时间复杂度远低于节点全局相似指标;b)已有相关文献报道,在目前的节点局部相似性指标中,RA 是应用于社团探测过程中取得效果较好的指标^[17]。RA 指标定义如下:考虑网络中没有边相连的两个节点 i 和 j ,从节点 i 可以传递一些资源到 j ,而在此过程中,它们的共同邻居成为传递的媒介;假设每个媒介都有一个单位的资源且平均分配给它的邻居,则 j 可以接收到的资源就定义为节点 i 和 j 的相似度,如式(2)所示。

$$S_{ij} = \sum_{z \in \Gamma(i) \cap \Gamma(j)} \frac{1}{k(z)} \quad (2)$$

其中: $\Gamma(i)$ 表示节点 i 的邻接节点; $z \in \Gamma(i) \cap \Gamma(j)$ 表示节点 i, j 的共同邻居节点; $k(z)$ 是节点 z 的度。对式(2)进行归一化处理,得到式(3)。

$$NS_{ij} = \begin{cases} \frac{\sum_{z \in \Gamma(i) \cap \Gamma(j)} \frac{1}{k(z)}}{\sqrt{\sum_{z \in \Gamma(i)} \frac{1}{k(z)}} \sqrt{\sum_{z \in \Gamma(j)} \frac{1}{k(z)}}} & \text{节点 } i \text{ 与 } j \text{ 有连接} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

NS_{ij} 的取值范围为 $[0, 1]$,当节点 i 与 j 之间没有连接或者它们之间没有邻居节点时, $NS_{ij}=0$;当节点 i 与 j 相连,且它们的度为 1 时, $NS_{ij}=1$ 。

2 基于随机聚类采样算法的网络社团探测

2.1 相似网络的构建

为应用随机聚类采样方法对原始网络 G_0 进行社团探测,首先以原始网络中的节点 V_0 为节点,节点之间的相似度为边构建相似网络 $G_s = (V_0, E_s)$ 。由于 G_s 中边的数量还是比较多,导致网络过于复杂而很难划分,因此,在此基础上,通过式(4),将连接相似度小于一定值的边删除,构建一个更加稀疏的网络 $G_{ss} = (V_0, E_{ss})$,其中 $E_{ss} \subset E_s$ 。

$$NS_{ij} = 0, \text{ if } NS_{ij} < \eta \quad (4)$$

其中: η 为一个阈值。

2.2 算法描述

为了快速有效地得到网络的最优社团划分,本文采用了随机聚类采样算法。该算法基于 Metropolis-Hasting 机制,最先由 Swendsen 和 Wang 两人于 20 世纪 80 年代提出,用于在物理学中仿真 Ising/Potts 图模型;后来由 Barbu 等人^[18]将其扩展到图分割的应用中,成为 Swendsen-Wang Cuts (SWC) 算法。若直接应用 SWC 算法对所构建的相似网络进行社团探测,其过程如图 1 所示。

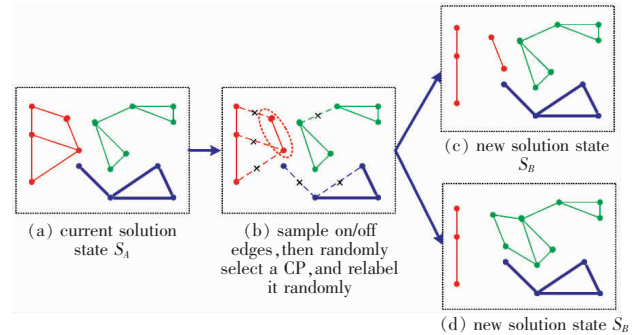


图 1 直接基于 SWC 的复杂网络社团探测(DSWC 算法)

迭代步骤如下:

- 根据边的相似度随机地断开当前连接图中的每一条边,产生一系列的连通分量(connected components, CPs)。
- 以概率 $1/K$ (K 表示该当前状态连通分量的数目)随机地选择一个连通分量 $CP_0 \in CPs$,假设所选连通分量属于当前划分的第 k 类,即 $CP_0 \subset C_k$;然后以概率 $1/(K+1)$ 随机地将该连通分量重新标定为第 k' 类, $k' \in \{1, \dots, K+1\}$,并形成新的状态 S_B 。如果 $k' = K+1$,那么产生一个新社团;如果 $k' \in \{1, \dots, K\}$,且 $k' \neq k$,那么将进行社团的重新组合。
- 一旦形成新的划分状态,算法将以概率 $\alpha(S_A \rightarrow S_B)$ 接收新的状态,其中接收概率如式(5)所示。

$$\alpha(S_A \rightarrow S_B) = \min \left(1, \frac{Q(S_B)}{Q(S_A)} \frac{p(S_B \rightarrow S_A)}{p(S_A \rightarrow S_B)} \right) \quad (5)$$

其中: $Q(S_A)$ 和 $Q(S_B)$ 分别表示状态 S_A 和 S_B 的 Q 值; $p(S_B \rightarrow S_A)$ 和 $p(S_A \rightarrow S_B)$ 为状态跳转概率,如式(6)所示。

$$\frac{p(S_B \rightarrow S_A)}{p(S_A \rightarrow S_B)} = \frac{\prod_{e \in C_B} (1 - p_e)}{\prod_{e \in C_A} (1 - p_e)} \quad (6)$$

其中: C_A 和 C_B 分别表示在状态 S_A 和 S_B 形成连通分类 CP_0 需断开边的集合。

由于直接应用 SWC 算法每次只能合并一个连通分量,使得状态跳转效率不高,算法的收敛速度不快。因此,本文对该 SWC 算法进行改进,采用一次合并多个连通分量,提高采样效率,更快地找到最佳的社团划分。其实现过程如图 2 所示。

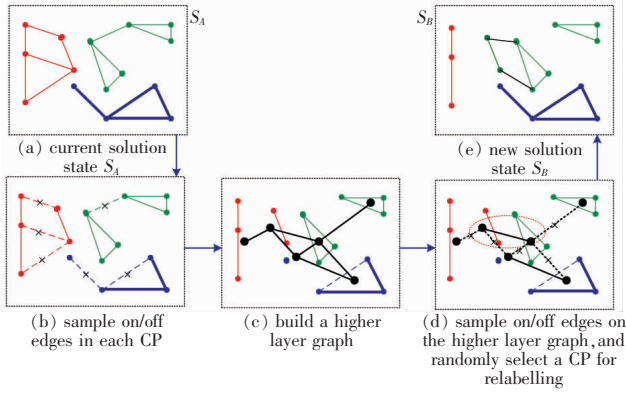


图2 基于改进 SWC 算法的复杂网络社团探测(ISWC 算法)

每次从连通分量中随机选择 m 个 CP, 构造一个更高层的图 G_h , 其中 G_h 中的每个顶点表示一个 CP, 相邻两个 CP 之间用一条边连接, 并赋予每条边一个连接概率。对于两个相邻的连通分量 CP_i 和 CP_j , 它们之间边的连接概率定义为 P_{ij} 。

$$P_{ij} \propto [1 - \prod (1 - p_e)], e = (s, t), s \in CP_i, t \in CP_j$$

根据边的连接概率随机断开 G_h 中的边, 产生一系列的连通分量。每个连通分量包含了一个或者多个原始图中的连通分量。随机地选择一个高层图的连通分量, 对这组连通分量中的所有对象重新标定, 标定方法与直接应用 SWC 算法过程中单个标定方法类似。基于改进了的 SWC 算法的社团探测简称为 ISWC。

3 实验结果与分析

3.1 评估策略

为评估通过探测算法得到的节点社团分布 $C' = \{C'_1, C'_2, \dots, C'_k\}$ 与实际网络中的节点社团分布 $C_0 = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ 的一致性, 本文引入了归一化互信息(normalized mutual information, NMI)^[19] 以度量 C' 和 C_0 的相似性。以 C' 和 C_0 分别为行和列构建混淆矩阵(confusion matrix) M , M_{ij} 表示在社团 C_i 和 C'_j 都出现的节点数目。NMI 定义如式(7)所示。

$$NMI(A, B) = \frac{-2 \sum_{i=1}^{CA} \sum_{j=1}^{CB} M_{ij} \log(\frac{M_{ij} N}{M_i \cdot M_j})}{\sum_{i=1}^{CA} M_i \cdot \log(\frac{M_i \cdot}{N}) + \sum_{j=1}^{CB} M_j \cdot \log(\frac{M_j \cdot}{N})} \quad (7)$$

其中: CA 和 CB 分别表示 C 和 C' 中社团的数目。NMI 的取值范围为 $[0, 1]$, NMI 的值越接近 1, 表明社团探测算法得到的节点社团分布越接近真实的节点社团分布。

3.2 算法精确度

首先采用已知社团结构的伪随机网络测试所提算法的精确度。该伪随机网络的定义^[20]为 $RN(C, s, d, p_{in})$ 。其中: C 表示网络社团的个数; s 表示每个社团包含节点的个数; d 表示网络中节点的平均度; p_{in} 表示社团内节点之间连接的概率。随着 p_{in} 从 0 开始不断增加, 网络的社团结构由模糊变为清晰, 当 $p_{in} > 0.5$ 时, 网络开始具有社团结构。在本轮测试中, 所采用的基准网络为 $RN(128, 32, 16, p_{in})$ 。在构建相似网络过程中, η 参数数值设置为 0.5。应用 DSWC 和 ISWC 算法进行社团探测的结果如图 3 所示, y 轴表示利用算法探测到社团与基准社团的互信息, 曲线上的每个数据点是进行 10 次仿真后的平均结果。

由图 3 可得: a) DSWC 和 ISWC 算法的社团探测精度随 p_{in} 的增加而增加, 在社团结构比较清晰的情况下 ($p_{in} > 0.7$), 两种算法都具有很好的社团探测精度, 但在网络社团结构不明显

的情况下 ($p_{in} < 0.6$), 这两种算法的社团探测精度都有所降低; b) 在社团结构相对模糊的网络中, 应用 DSWC 算法的社团探测精度稍优于 ISWC 算法, 但总体上这两种算法的社团探测精度比较接近。

由于真实复杂网络与计算机生成的网络具有一些不同的拓扑属性, 本文采用了三个目前已被广泛使用的真实网络作为测试数据集, 其中包括著名的空手道俱乐部网络(Karate)^[21]、美国大学生 2000 赛季美式足球联赛网络(Football)^[22] 和电子邮件网络(E-mail)^[23]。在这些真实网络数据集上, 将 ISWC 与 DSWC 算法以及几种典型社团探测算法(GA 算法、GN 算法、FN 算法)进行比较, 图 4 给出了实验结果, y 轴表示利用算法探测到的社团与基准社团的互信息。由图 4 可知: 在社团结构相对明显的 Football 网络(网络模块度 $Q = 0.60$) 中, DSWC 和 ISWC 算法与这几种典型的社团探测算法的探测准确率相当; 而在社团结构相对较弱的 Karate 网络(网络模块度 $Q = 0.41$) 和 E-mail 网络(网络模块度 $Q = 0.45$) 中, DSWC 和 ISWC 算法的社团探测精度优于其他三种算法。导致这一结果的主要原因有: a) 在应用随机聚类采用算法之前, 通过节点局部信息构建相似网络, 本质上增强了网络社团结构, 间接地提高了后期网络社团探测的精度; b) 基于随机聚类采样算法可以快速地搜索到最优或者接近最优解, 并且不依赖于初始解, 在社团探测过程中具备将已有社团分类成两个社团、把多个社团合并成一个社团以及节点在不同社团之间跳转的能力, 从而可以自动形成社团数量。

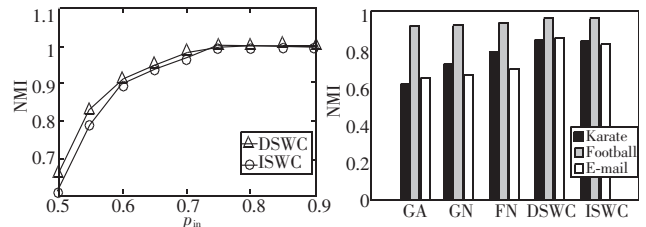


图3 DSWC 和 ISWC 算法的聚类精度

图4 使用真实数据集测试不同算法的精确率

3.3 算法速度

计算速度是评价社团探测算法的重要指标。本节从实验的角度给出了 DSWC、ISWC 和几种典型算法的实际运行时间, 作为比较和评价所提算法性能的重要依据。实验环境: 处理器 i5-3470 Core i5 3.2 GHz, 内存 4 GB, 硬盘 500 GB, 操作系统 Windows 7, 编程语言为 MATLAB 7.0。测试网络为随机网络 $RN(4, s, 16, 0.7)$, 该网络的社团结构确定, 网络规模由 s 调整, 共包含 $4s$ 个网络节点, $64s$ 条网络连接。由于 GA 和 GN 算法都比较耗时, 如网络规模为 128 个节点的网络, GA 算法运行时间将在 1 h 之上; GN 算法随着网络规模的增大, 运行时间飞速增加, 因此, 图 5 仅给出了 DSWC、ISWC 和 FN 三种算法的实际运行时间, GA 和 GN 算法的运行时间没有显示其中。图 5 中, y 轴表示以秒为单位的实际运行时间, x 轴表示网络规模(节点数 + 连接数)。由图 5 可得, 基于随机聚类采样思想两种算法的运行速度都优于 FN 算法, 并且通过改进后的 ISWC 算法的运行速度最快。

4 结束语

复杂网络社团探测已经成为当今复杂网络领域一个非常具有挑战性的研究课题。尽管研究者们投入了大量的、艰苦的研究工作并取得诸多令人鼓舞的研究结果, 但复杂网络社团探

测问题还远未被很好地解决。本文提出了一种基于节点的局部信息构建稀疏相似网络,应用改进后的随机采样算法分析网络社团的划分情况。实验结果表明,用该方法对复杂网络的社团探测是可行的。相比其他算法而言,在社团探测的准确率和运行速度上占有较明显优势。

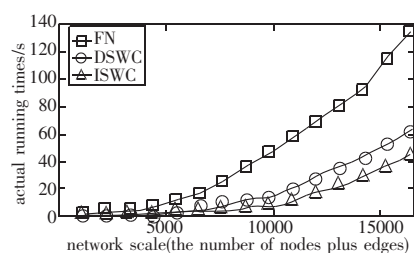


图5 不同网络规模下各算法的实际运行时间

参考文献:

- PORTER M A, ONNELA J P, MUCHA P J. Communities in networks [J]. *Notices of the AMS*, 2009, 56(9): 1082-1097.
- POTHEN A, SIMON H D, LIOU K P. Partitioning sparse matrices with eigenvectors of graphs [J]. *SIAM Journal Matrix Analysis Applications*, 1990, 11(3): 430-452.
- CAPOCCI A, SERVEDIO V D P, CALDARELLI G, et al. Detecting communities in large networks [J]. *Physical A*, 2005, 352(2-4): 669-676.
- GIRVAN M, NEWMAN M E J. Community structure in social and biological networks [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2002, 99(12): 7821-7826.
- FORTUNATO S, LATORA V, MARCHIORI M. Method to find community structures based on information centrality [J]. *Physical Review E*, 2004, 70(5): 0561041-05610413.
- NEWMAN M E J. Fast algorithm for detecting community structure in networks [J]. *Physical Review E*, 2004, 69(6): 0661331-0661335.
- GUIMERA R, AMARAL L. Functional cartography of complex metabolic networks [J]. *Nature*, 2005, 433(7028): 895-900.
- 戴飞飞, 唐晋英. 基于 PSO 微粒群算法的复杂网络社区结构发现 [J]. *计算机工程与应用*, 2008, 44(22): 56-58.
- SANTO F. Community detection in graphs [J]. *Physics Reports*, 2010, 486(3-5): 75-174.
- 杨博, 刘大有, LIU Ji-ming, 等. 复杂网络聚类方法 [J]. *软件学报*, 2009, 20(1): 54-66.
- LU Lin-yuan, JIN Ci-hang, ZHOU Tao. Similarity index based on local paths for link prediction of complex network [J]. *Physical Review E*, 2009, 80(4): 0461221-0461229.
- KATZ L. A new status index derived from sociometric analysis [J]. *Psychometrika*, 1953, 18(1): 39-43.
- LEICHT E A, HOLME P, NEWMAN M E J. Vertex similarity in networks [J]. *Physical Review E*, 2006, 73(2): 0261201-02612010.
- SALTON G, MCGILL M J. Introduction to modern information retrieval [M]. New York: McGraw-Hill Inc., 1983.
- ADAMIC L A, ADAR E. Friends and neighbors on the Web [J]. *Social Networks*, 2003, 25(3): 211-230.
- ZHOU Tao, LU Lin-yuan, ZHANG Yi-cheng. Predicting missing links via local information [J]. *The European Physical Journal B*, 2009, 71(4): 623-630.
- PAN Ying, LI De-hua, LIU Jian-guo, et al. Detecting community structure in complex networks via node similarity [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2010, 389(14): 2849-2857.
- BARBU A, ZHU Song-chun. Generalizing Swendsen-Wang to sampling arbitrary posterior probabilities [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(8): 1239-1253.
- DANON L, DÍAZ-GUILERA A, DUCH J, et al. Comparing community structure identification [J]. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2005, 2005(9): 2-10.
- NEWMAN M E J, GIRVAN M. Finding and evaluating community structure in networks [J]. *Physical Review E*, 2004, 69(2): 0261131-02611315.
- ZACHARY W W. An information flow model for conflict and fission in small groups [J]. *Journal of Anthropological Research*, 1977, 33(4): 452-473.
- GIRVAN M, NEWMAN M E J. Community structure in social and biological networks [J]. *Proceedings of National Academy of Science of the United States of America*, 2002, 99(12): 7812-7826.
- GUIMERA R, DANON L, DIAZ-GUILERA A, et al. Self-similar community structure in a network of human interactions [J]. *Physical Review E*, 2003, 68(6): 0651031-0651034.
- 黄维康. FPGA 的测试 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2000, 12(5): 340-396.
- 李雪莲, 李月香, 袁涛. FPGA 测试中故障屏蔽现象的分析和研究 [J]. *测试技术学报*, 2007, 21(6): 557-561.
- 李文昌, 李平, 杨志明, 等. 一种新颖的 FPGA 逻辑故障测试定位方法 [J]. *微电子学*, 2011, 41(5): 755-758.
- UPEGUI A, SANCHEZ E. Evolving hardware by dynamically reconfiguring Xilinx FPGAs [C]//Lecture Notes in Computer Science, vol 3637. Berlin: Springer-Verlag, 2005: 56-65.
- VEDESHENKOV V A. Local self-diagnosis of failed components in digital systems [J]. *Automation and Remote Control*, 2004, 65(5): 800-813.
- GARVIE M, THOMPSON A. Evolution of self-diagnosing hardware [C]//Lecture Notes in Computer Science, vol 2606. Berlin: Springer-Verlag, 2003: 238-248.
- GLETTIE K, TORRESEN J, YASUNAGA M. An online EHW pattern recognition system applied to face image recognition [C]//Lecture Notes in Computer Science, vol 4448. Berlin: Springer-Verlag, 2007: 271-280.
- ZHU Z, MULVANEY D J, CHOULIARAS V A. Hardware implementation of a novel genetic algorithm [J]. *Neurocomputing*, 2007, 71(3): 95-106.
- (上接第 3524 页)
- 朱继祥, 李元香. 一种分解演化的电路自动设计方法 [J]. *计算机系统应用*, 2010, 19(8): 52-56.
- 焦铭, 易小波, 李仁发, 等. 一种基于 FPGA 动态可重构的图像融合算法 [J]. *科学技术与工程*, 2009, 9(17): 5200-5204.
- 潘伟, 刘欢, 李广军. 基于动态可重构的 FFT 处理器的设计与实现 [J]. *微电子学*, 2009, 39(1): 39-72.
- 张强, 周军, 于晓洲. 一种可局部动态实时重构的演化硬件平台 [J]. *西北工业大学学报*, 2011, 29(5): 761-765.
- 何怡刚, 杜社会, 阳辉, 等. 基于 BIST 的动态可重构 FPGA 的时延故障测试方法 [J]. *计算机测量与控制*, 2009, 17(1): 5-8.
- 潘中良, 陈翎, 张光昭. 电路测试的可区分故障算法研究 [J]. *中山大学学报*, 1999, 38(3): 21-24.
- NIAMAT M Y, NEMADE D M, JAMALI M M. Test, diagnosis and fault simulation of embedded RAM modules in SRAM-based FPGAs [J]. *Microelectronic Engineering*, 2007, 84(2): 194-203.
- KRASNIEWSKI A. Evaluation of delay fault testability of LUTs for the enhancement of application-dependent testing of FPGAs [J]. *Journal of Systems Architecture*, 2003, 49(6): 283-296.
- 谢永乐, 陈光儒. 基于确定性测试集的数字集成电路随机测试 [J]. *仪器仪表学报*, 2002, 23(6): 576-578.
- 曾毅, 张小松, 陈景春, 等. JTAG 边界扫描技术及其在嵌入式开发中的应用 [J]. *计算机应用*, 2004, 24(12): 307-309.