

基于 Memetic 算法的多目标复杂网络社区检测

周春霞,周井泉,常瑞云

(南京邮电大学 电子科学与工程学院,江苏 南京 210003)

摘要:文中研究复杂网络社区检测机制,提出了一种基于 Memetic 算法的多目标社区检测算法。为了提高种群多样性、减少搜索空间和提高算法效率,算法采用标签启发式快速传播的初始化策略,混合交叉,在每个社区中选择一个节点变异等优化两个目标函数,即 Improved Ratio Association (IRA) 和 Ratio Cut (RC),将多目标优化问题转化成同时最小优化这两个目标函数;在局部搜索中利用权重和将两个目标函数构成一个局部优化目标并采用爬山搜索来寻找个体最优。针对计算机合成网络与两个经典真实网络的实验结果表明,与四个基于 EA 的算法和 Fast modularity 算法相比,基于 Memetic 算法的多目标复杂网络社区检测机制在解决复杂网络社区检测问题上具有一定优势。

关键词:Memetic 算法;混合交叉;局部搜索;多目标;网络社区检测

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2016)01-0053-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2016.01.011

Multi-objective Complex Network Community Detection Based on Memetic Algorithm

ZHOU Chun-xia,ZHOU Jing-quan,CHANG Rui-yun

(College of Electronic Science and Engineering,Nanjing University of Posts and
Telecommunications,Nanjing 210003,China)

Abstract: The complex network community detection mechanism was studied and a multi-objective community detection based on Memetic algorithm was presented. In order to improve the diversity of the population, reduce the search space and raise the efficiency of the algorithm, the initialization strategy of label heuristic fast propagation and hybrid crossover were used in the algorithm and a node was selected in each community for mutation to optimize two objective functions, namely Improved Ratio Association (IRA) and Ratio Cut (RC), which turns the multi-objective optimization problem into minimal optimization of these two objectives at the same time. In local search, the local optimization target is constituted of weights of two objective functions and a hill-climbing strategy is used to find the best individual. Experiments on computer-generated networks and two classic real networks show that compared with four algorithms based on EAs and fast modularity algorithm, multi-objective community detection based on Memetic algorithm has certain advantages in solving complex network community detection problem.

Key words: Memetic algorithm; hybrid crossover; local search; multi-objective; network community detection

1 概述

由于许多复杂的系统包括协作网络^[1]、万维网^[2]等都可以建模为复杂网络。因此,近年来复杂网络成为人们的关注热点。除了许多显著的性质,如小世界性、无尺度性和高聚类系数外,社区结构是复杂网络的另一个重要属性,它将一个复杂网络分成不同的分区,每一个这样的分区称为一个社区^[3]。定性来看,社区的定义是网络中一些节点的集合,这些节点以相互连

接的模式存在,在同一分区的节点间联系密切,不在同一分区的节点间联系比较稀疏,属于同一社区的节点通常来说会有相同的属性^[4]。因此在复杂网络中进行社区检测非常必要。

到目前为止,已经开发了许多网络社区检测的算法。

一类是基于启发式的,这类算法通过基于某些直观的假设或启发式规则来找到网络的各个社区,如

收稿日期:2015-04-20

修回日期:2015-08-03

网络出版时间:2016-01-04

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61003237,61401225);江苏省自然科学基金(BK20140894)

作者简介:周春霞(1992-),女,硕士研究生,研究方向为复杂网络的社区检测;周井泉,博士,教授,硕士生导师,研究方向为通信网络的信息管理和控制。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20160104.1510.056.html>

Girvan-Newman (GN) 算法^[3], 快速的标签传播算法 (LPA)^[5] 等。GN 算法不断地从网络中移除介数最大的边, 直到网络中所有的边都被移除。边介数定义为网络中经过每条边的最短路径数目, 算法弥补了一些传统算法的不足, 能够从网络的拓扑结构进行分析; LPA 算法首先为每个节点指派唯一标签, 再将每个节点的标签更新为其邻节点出现次数最多的标签, 如果存在多个相同的最多标签, 则随机选择一个作为更新值, 若干次迭代后密集相连的节点会收敛于同一标签, 最终, 具有相同标签的节点归为一个社区。LPA 算法的优点在于不需要任何参数输入, 而且算法具有线性的时间复杂度为 $O(m)$, m 为网络的边数。

另一类是基于模块度的优化算法, Newman 等通过引入一个衡量网络划分质量的指标: 标准模块度 (Q)^[3], 依据 Q 值评价网络社区划分的优劣, 从而将社区检测转化为一个优化问题。典型的算法有 Newman 快速算法^[6]、Fast modularity 算法^[7] 等。Newman 快速算法将每个节点看作是一个社区, 每次迭代选择产生最大 Q 值的两个社区合并, 直至整个网络融合成一个社区; Fast modularity 算法的基本思想是用贪婪优化算法优化模块度这个目标函数, 得到最大的模块度值即找到了最优的网络社团划分。

然而, Fortunato 和 Barthelemy 在文献[8]中指出以标准模块度优化的算法存在分辨率限制的问题。为了克服这个问题, Pizzuti 在文献[9]中提出以社团得分 (CS) 为目标函数来检测网络划分的算法 GA-net。Li 等引入了模块度密度作为指标函数, 通过调节参数能从不同分辨率分析网络拓扑结构^[10]。但是研究者往往想到将多目标优化引用到复杂网络的社区结构检测中。与单目标优化问题不同的是, 多目标优化问题需要同时优化多个目标函数, 通常没有单一的全局最优解, 而是一系列互不支配的解, 称为 Pareto 解, 多目标优化算法的目的正是寻找出一系列互不支配的解^[1]。进化算法通过种群中代与代之间相关联的解来实现全局搜索, 对于搜索多目标优化问题的 Pareto 最优解集非常有效。最近提出的多目标进化社区检测方法有 MOGA-net^[11]、MOCD^[12] 和 MOEA/D-net^[13] 等。

Memetic 算法是在种群的全局搜索基础上再对个体进行局部搜索, 实际上, Memetic 算法提出的是一种框架, 在这个框架下, 采用不同的搜索策略可以构成不同的 Memetic 算法。如全局搜索策略可以采用遗传算法、免疫算法等, 局部搜索策略可以采用爬山搜索、模拟退火、贪婪算法、禁忌搜索、导引式局部搜索等。

文中提出了一种基于 Memetic 算法的多目标复杂网络社区检测机制 (MOME), 全局搜索中采用遗传算法框架; 在局部搜索中利用权重和将两个目标函数折

合成一个目标并采用爬山搜索来寻找个体最优。在遗传框架中采用标签启发式快速传播的初始化方式、个体统一标签后的混合交叉和针对社区检测的变异策略, 将 MOME 算法运用在计算机合成网络与两个经典真实网络, 并同时与四个基于 EA 的算法和 Fast modularity 算法进行比较, 其在社区检测方面更具有竞争力、准确性更高。

2 基于 Memetic 算法的多目标复杂网络社区检测

2.1 社区的定义

复杂网络采用节点和边所构成的图来描述, 即网络 $G(V, E)$, 其中 V 表示节点的集合, E 表示边的集合^[10]。网络中的节点总数记为 $n = |V|$, 总边数记为 $d = |E|$ 。网络的拓扑结构常采用邻接矩阵 $A = (A_{ij})$ 表示, 元素 $A_{ij} = 1$ 表示节点 i 与 j 存在连接, 反之 $A_{ij} = 0$ 。由图的定义知节点 i 的度为与其相连接的节点总数, 即 $k_i = \sum_j A_{ij}$, 其中 A 为图的邻接矩阵, j 为图中其他节点。

社区指网络中存在的节点子集, 该子集的内部节点之间具有相对紧密的连接, 子集内部节点与外部节点具有相对稀疏的连接。Radicchi 等在文献[14]中基于节点度的概念给出了社区结构的定性描述: 若 S 是网络 G 的一个社区, 那么 S 中节点 i 的度为其内度与外度之和。其中内度是节点 i 与内其余节点连接的总数, 外度是节点 i 与以外节点连接的总数, 可表示为:

$$k_i(s) = k_i^{\text{in}}(s) + k_i^{\text{out}}(s) = \sum_{j \in s} A_{ij} + \sum_{j \notin s} A_{ij} \quad (1)$$

2.2 目标函数

Newman 等在 2002 年引进了一个衡量网络划分质量的标准模块度 (Q)^[3], 将网络社区检测转化为一个优化问题, Q 的定义如下:

$$Q = \frac{1}{2d} \sum_{i,j} (A_{ij} - k_i k_j / 2d) \delta(i, j) \quad (2)$$

其中, d 是网络中总的边数; A_{ij} 是网络的邻接矩阵; $\delta(i, j)$ 是节点 i 的度, 如果节点 i 和 j 在同一个社区, $\delta(i, j) = 1$, 否则为 0。

然而, Fortunato 和 Barthelemy 在文献[8]中指出模块度优化存在分辨率限制问题, 其主要原因是模块度中不在一个社区中包含社区中节点总数的信息。为解决这个主要问题, Li 等在文献[10]中引入了新的指标函数: 模块度密度 (D)。

给定图的一个划分 $\Omega = \{V_1, V_2, \dots, V_m\}$, 其中 V_i 表示子图 G_i 的节点集。设 V_1 和 V_2 是两个不相交的子集, 定义 $L(V_1, V_2) = \sum_{i \in V_1, j \in V_2} A_{ij}$, $L(V_1, V_2) = \sum_{i \in V_1, j \in V_1} A_{ij}$ 和

$L(V_1, \bar{V}_1) = \sum_{i \in V_1, j \in \bar{V}_1} A_{ij}$, 其中 $V_1 = V - \bar{V}_1$ 。 D 定义为:

$$D = \sum_{i=1}^m \frac{L(V_i, V_i) - L(V_i, \bar{V}_i)}{|V_i|} \quad (3)$$

式中,第一个求和项表示子图节点的内度之和与该子图的节点数的比值,等价于 Ratio Association (RA)^[15];第二个求和项表示子图节点的外度之和与该子图的节点数的比值,等价于 Ratio Cut (RC)^[16]。

从定义知, D 值越大,找到的社区划分就越准确。即 RA 越大,社区内节点间的连接越密切,RC 越小社区内节点间的连接越稀疏。这两个互补的项反映了一个好社区的两个基本方面,社团内连接是密切的而社区间的联系是稀疏的。

文中为了把社区检测转化成最小多目标优化问题,对 RA 做了修正,提出了 Improved Ratio Association (IRA), 定义为:

$$IRA = \delta - \sum_{i=1}^m \frac{L(V_i, V_i)}{|V_i|} \quad (4)$$

其中, σ 为一实数(文中取值为5)。

通过最小化 IRA 和 RC 这两个目标函数可以确保社区内连接是密切的而社区间的联系是稀疏的。

$$\begin{cases} IRA = \delta - \sum_{i=1}^m \frac{L(V_i, V_i)}{|V_i|} \\ RC = \sum_{i=1}^m \frac{L(V_i, \bar{V}_i)}{|V_i|} \end{cases} \quad (5)$$

2.3 算法描述

2.3.1 编码方式

采用直接编码方式,网络 G 的一个划分 Ω 被编码为一个整型的字符串,如 $x = \{x^1, x^2, \dots, x^n\}$, n 表示网络中节点数, x^i 表示节点 i 的标签, $x^i \in \{1, 2, \dots, n\}$, x 表示网络中节点标签的集合。具有相同标签的节点被认为处于同一个社区中。直接编码方式最大的优点是不需要提前知道网络中社区的数目。

2.3.2 种群的初始化

开始时每个节点被放到一个不同的社区中,即 $x^i = i$, 为了避免所有个体的标签都是这样,同时提高种群的多样性,文中采用了基于标签传播的初始化机制。首先初始化每个节点具有不同的标签,即 $x^i = i$; 第二步每个节点再基于与其有边连接关系的邻居节点标签更改其自身的标签,在这次更改中每个节点的新标签是它邻居节点标签中数量最多的,若邻居节点标签都不一致,那随机选择一个来更改;最后一步是将这个过程反复进行 5 次。

这样紧密连接的节点通过标签传播,可以迅速形成一个共同的独特的标签,创造的个体具有较高的聚类精度,同时丰富了种群多样性。

2.3.3 交叉和变异

交叉:文中对所有个体的节点标签进行统一整理后再进行混合交叉操作,因为在不同个体中拥有相同标签的节点未必属于同一社区,这样就会导致在交叉的过程中使可能属于一个社区的节点因为交叉操作而被分离成不同的社区,影响算法准确度。设初始化后个体标签为 $x = \{x^1, x^2, \dots, x^n\}$ (n 为网络的节点总数),统一的方式为:将 x^1 标签的值设置为 1,若 $x^2 = x^1$ 时,将 x^2 的值设为 1,否则 x^2 的值为 2,以后出现与 x^2 相等且与 x^1 不相等的标签则设为 2,以此类推,若 $x^n \neq x^i$ ($i = 1, 2, \dots, n-1$) 且 x^i ($i = 1, 2, \dots, n-1$) 更新的最大标签值为 $m-1$,则 x^n 的设置值为 m 。由此这个个体新的标签就是用 1 到 m 来标记的。

对统一好标签的个体再进行混合交叉操作,操作如下:两个父代个体为 x_a 和 x_b ,个体中节点 i 的标签分别为 x_a^i 和 x_b^i ($i \in n$),设生成的子代个体为 x_c 和 x_d ,若 $x_a^i \leq x_b^i$,则 $x_c^i = x_a^i, x_d^i = x_b^i$;反之 $x_c^i = x_b^i, x_d^i = x_a^i$ 。

这种混合交叉操作既体现了继承性,又同样具有探索性,使产生的子代个体能够携带两个父代个体的共同特征。

变异:在变异中,首先根据个体上节点的标签得到社区结构,其次在每一个社区中随机选择一个节点,然后将这个节点的标签随机地变为其任意邻居节点的标签。这种变异操作只考虑待变异节点的邻居节点,操作相对简单,同时又能够将每一个社区考虑在内,缩小了搜索空间,减少了无效搜索,提高了算法效率。

2.3.4 局部搜索

Memetic 算法框架是由种群的全局搜索和个体的局部启发式搜索结合而成,其搜索效率在一些领域比传统遗传算法快几个数量级,并且能够克服传统遗传算法收敛速度慢、容易陷入局部最优的缺点。局部搜索是在种群进行全局搜索后的基础上进行,但是并不是种群中的所有个体都进行局部搜索,在单目标中选择遗传操作后适应度值最大的个体进行,以适应度的值作为局部优化函数,直到寻找到一个局部最优的个体,在多目标中首先要确定一个局部优化函数将多个目标通过某种方式结合在一起,并且将遗传操作后的 Pareto 解作为局部搜索对象,通过局部搜索产生 Pareto 最优解。

文中全局搜索采用了遗传算法的框架,在局部搜索策略中选择采用爬山法。爬山法是一种常用于局部搜索的优化方法,通常从问题当前的一个任意解出发,试图通过改变这个解的某个元素来寻求更好解,一旦这个变化产生了一个更好的解,那么这个新解就替代被选择出来的解,这个过程一直重复直到没有更好的解产生或者达到最大的搜索次数为止,此时的解就是

一个局部最优解。

MOME 中多目标优化算法的局部搜索采用权重和的方式将两个不同的目标函数构成局部搜索的优化函数,如式(6):

$$F = \omega_1 f_1(x) + \omega_2 f_2(x)$$

(6)

其中, $\omega_1 = \frac{i}{N}$, $\omega_2 = 1 - \omega_1$, i 为个体在种群中的序号, N 为种群规模。

局部搜索策略中选择爬山搜索,一旦搜索出比当前优化函数值小的解就将搜索出的解代替当前解,这个过程一直重复直到没有更好的解产生或者达到最大的搜索次数为止,将对应的解作为当前代社区检测的最优解。

3 实验研究

本节将 MOME 应用于计算机合成网络与已知真实划分的两个真实世界网络,并且分别与不同算法得到的检测结果进行了比较。实验中使用由 Leon Danon 等提出的评价指标函数 Normalized Mutual Information (NMI)^[17] 作为相似性度量,用来衡量算法检测的结果与真实的网络划分之间的相似度。实验结果表明, MOME 算法能够有效地检测出网络的社区结构,发现网络社区的层次结构,同时具有多分辨能力。

3.1 人工合成网络

使用 Lancichinetti 提出的基准测试网络^[18]。该网络包含 128 个节点,4 个社区,每个社区有 32 个节点,节点的平均度为 16,混合参数 μ 控制节点外度所占的比例, μ 越大,节点和其社区外节点的连接比例越大,社区结构越模糊。实验中调节 μ 的值,生成 μ 从 0 到 0.5 变化(间隔为 0.05)的 11 个网络,并且使用 NMI 衡量真实网络划分和检测结果之间的相似性。针对个网络,计算 30 次独立运行结果中最大的 NMI 的平均值,图 1 给出了实验结果。

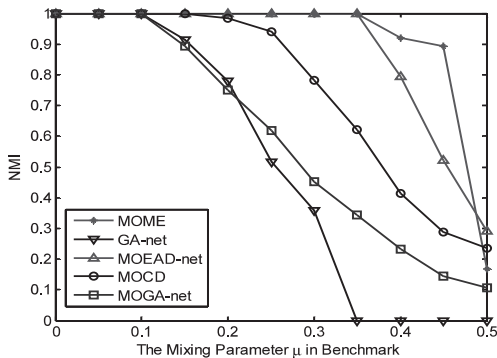


图 1 5 种不同算法在人工合成的 11 个网络上得到的 NMI 的值

从图中可以看出,当混合参数 $\mu < 0.35$ 时,代表社区结构比较明显, MOME 算法能够发现网络的真实划

分(NMI 值为 1),很明显结果优于 GA-net、MOGA-net 和 MOCD 算法;随着混合参数逐渐增大,网络的社团结构越来越模糊,寻找到真实的社区结构变得越来越困难,取 $0.35 < \mu < 0.45$,虽然完全检测出真实的划分变得有些困难,但 NMI 的值依然会高于 0.85,相比其他算法的优势还是很明显;当再增大时,社团结构变得更模糊,检测出真实的划分变得十分困难,例如,对于混合参数 $\mu = 0.5$ 的网络,网络社团结构很模糊,任何算法都很难检测出网络的真实划分。这个实验说明 MOME 算法能够发现有效的网络社区结构信息。

3.2 真实的网络

将 MOME 算法应用到两个真实的世界网络上,分别是 Zachary 空手道俱乐部网络^[19] 和美国大学足球联赛网络^[3],并与 Fast modularity 算法得到的检测结果进行了比较。

Zachary 空手道俱乐部网络是 Zachary 在两年时间内通过观察一个 34 个成员的空手道俱乐部得到的^[19]。图 2(a) 记录 Karate Club 真实的社区划分结果,图 2(b)表明了 MOME 算法在 Karate Club 上的社区检测结果。

从图 2(b)中可以清楚地看到, MOME 算法能够完全正确地检测出 Karate Club 的社区划分结果(对应的 $NMI=1$),同时也显示了最高的 Q 值对应的社区结构,很明显图 2(b)中右图为左图的子图。

美国大学足球联赛网络是 Girvan 和 Newman 编译的 2000 年秋季美国 IA 部大学足球联赛常规赛季比赛网络^[3]。图 3(a)记录了 Football 的真实社区划分结果,图 3(b)表明了 MOME 算法在 Football 上检测结果。

由于网络本身存在复杂的网络结构,很难有一种算法能够完整地检测出其真实的社区划分。从图 3(b)最大 Q 值的检测结果来看, MOME 算法产生了 10 个社区,通过观察发现错误地放置了一些节点,如:12, 25, 29, 37, 43, 51, 59, 60, 64, 70, 81, 83, 91, 98, 111。然而从图 3(b) NMI 最大值为 0.927 3 来看, MOME 算法依然是有效的。

为了比较,表 1 中列出了 MOME 算法和 Fast modularity 算法^[7]在这两个网络上独立运行 30 次得到的平均 NMI 的值。

表 1 MOME 算法和 Fast modularity 算法对网络检测的结果

检测的网络	真实划分的社区数目	MOME 检测到的社区数目	MOME NMI 的值	Fast modularity 检测到的社区数目	Fast modularity NMI 的值
Zachary 空手道俱乐部网络	2	2	1	3	0.693
美国大学足球联赛网络	12	12	0.927	7	0.762

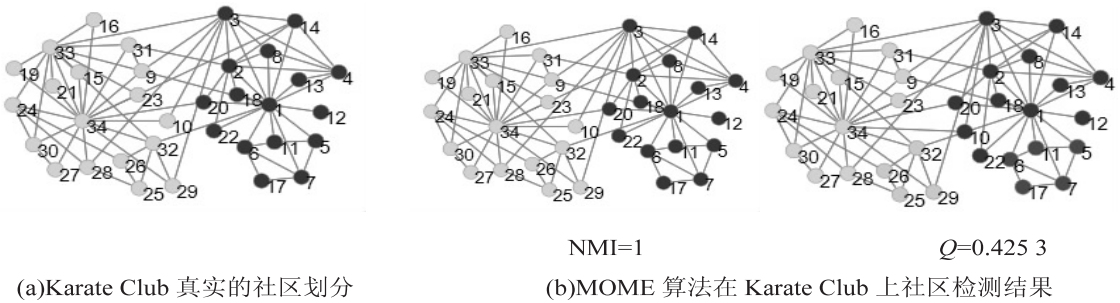


图 2 检测结果(1)

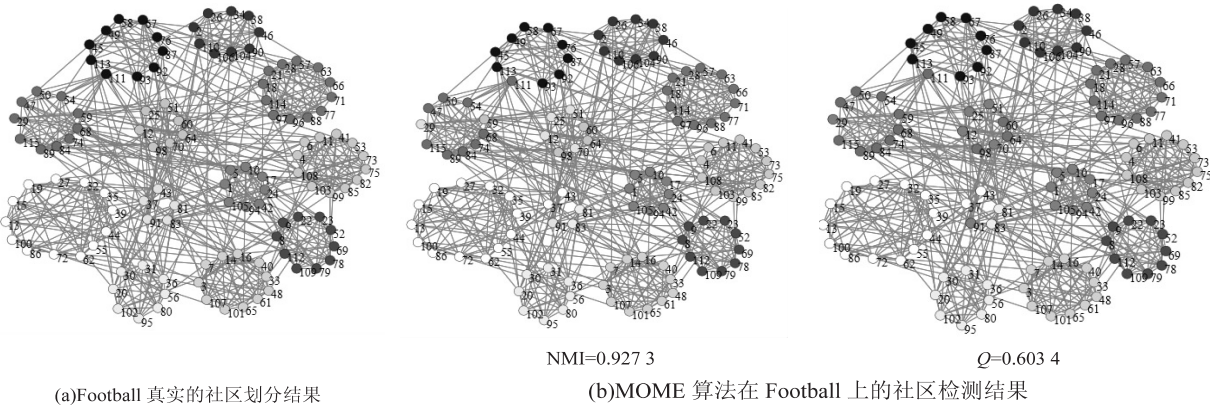


图 3 检测结果(2)

从表中可以看到,对于 Zachary 空手道俱乐部网络,MOME 算法能够完整地检测出网络的真实划分,而 Fast modularity 算法检测出的解对应的 NMI 值为 0.693,显然 MOME 算法要优于 Fast modularity 算法;对于美国大学足球联赛网络,由于网络本身结构的复杂性,两种算法都不能够完全检测出其真实的划分结果。但从表中对比可以得到,MOME 算法在 NMI 的取值上高于 Fast modularity 算法,检测到的社区结构更接近于网络的真实社区结构。通过和 Fast modularity 算法的比较,可以发现 MOME 算法在解决复杂网络社区检测问题上更精确。

通过以上实验得出 MOME 算法在社区检测问题上的有效性,其检测结果也要优于基于 EA 算法的其他方法,与常见的检测算法如 Fast modularity 算法相比,结果同样具有竞争力。

4 结束语

文中提出了 MOME 算法,该算法基于快速标签传播算法设计了标签启发式传播的初始化策略,提高了种群多样性;在交叉中采用对所有个体统一标签后的混合交叉策略;变异中在每个社区中选择一个节点进行变异,提高算法效率;最后通过优化 IRA 和 RC 两个目标函数来寻找 Pareto 解。在局部搜索中利用权重和将两个目标函数构成一个局部优化目标并采用爬山搜索策略来搜寻个体最优。

在人工合成网络和真实的世界网络上的实验结果表明,MOME 算法比传统的基于 EA 的算法在社区检测方面更具有竞争力,与当前比较流行的 Fast modularity 算法比较的结果显示,MOME 算法的准确性更高。所以基于 Memetic 算法的多目标复杂网络社区检测机制在解决复杂网络社区检测问题上具有一定优势。

参考文献:

[1] Newman M E J. The structure of scientific collaboration networks[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America,2001,98:404-409.

[2] Broder A, Kumar R, Maghoul F, et al. Graph structure in the Web[J]. Computer Networks,2000,33:309-320.

[3] 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,2002,99:7821-7826.

[4] Fortunato S. Community detection in graphs[J]. Physics Reports-Review Section of Physics Letters,2010,486:75-174.

[5] Raghavan U N, Albert R, Kumara S. Near linear time algorithm to detect community structures in large-scale networks [J]. Phys Rev E,2007,76(3):036106.

[6] Newman M E J. Fast algorithm for detecting community structure in networks[J]. Physical Review E,2004,69:066133.

[7] Clauset A. Finding local community structure in networks[J].

特别是“分阈值”灰色色阶模拟实际黑白木刻中“组点”、“组线”或者“组形”所构成的不同层次的灰色调,该灰色调不仅使木刻画画面黑白关系更加协调,而且增强了木刻画画面的美感。

5 结束语

文中基于 Otsu 阈值分割图像和多方向小波检测图像边缘算法,研究开发出一种实现人物肖像照片黑白木刻风格化的算法。实验结果表明,该算法具有较好的适应性和实用价值。下一步要解决的问题是:将“主阈值”设为两个,以增强“主阈值”在整个画面木刻纹理中的表现力度;适度细分对多方向小波边缘检测算法结果的分割阈值,以便更好地表现出画面的木刻边缘效果。

参考文献:

- [1] 中文百科在线. 木刻画版[EB/OL]. (2012-03-14)[2015-04-02]. <http://www.zwbk.org/MyLemmaShow.aspx?lid=232029>.
- [2] 沙永汇,徐彦婷. 黑、白与灰调系列在黑白木刻画中的表现意义[J]. 艺术研究,2008(2):102-103.
- [3] Sezgin M, Sankur B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation[J]. Journal of Electronic Imaging,2004,13(1):146-165.
- [4] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histogram[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics,1979,9(1):62-66.
- [5] 刘健庄,栗文青. 灰度图象的二维 Otsu 自动阈值分割法[J]. 自动化学报,1993,19(1):101-105.
- [6] 胡学龙. 数字图像处理[M]. 第2版. 北京:电子工业出版社,2012.
- [7] Mallat S, Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelets[J]. IEEE Trans on Information Theory,1992,38(2):617-643.
- [8] Mallat S, Zhong S. Characterization of signals from multiscale edges[J]. IEEE Trans on PAMI,1992,14(7):710-732.
- [9] 刘绪崇,王建新,罗永. 基于统计模型和方向小波的图像认证水印算法[J]. 湖南大学学报:自然科学版,2010,37(11):77-81.
- [10] 黄开兴,罗永,成礼智. 基于方向小波和直方图平移的无损脆弱水印[J]. 计算机工程,2009,35(15):153-155.
- [11] 马玲,张晓辉. HSV 颜色空间的饱和度与明度关系模型[J]. 计算机辅助设计与图形学学报版,2014,26(8):1272-1278.
- [12] 宫凯. 浅析平面设计中的黑白灰情节[D]. 西安:西安美术学院,2010.
- [13] 徐长新,彭国华. 二维 Otsu 阈值法的快速算法[J]. 计算机应用,2012,32(5):1258-1260.
- [14] 吴艳,沈博,廖桂生. 基于多方向小波模糊融合的 SAR 图像边缘提取[J]. 西安电子科技大学学报,2006,33(5):691-695.
- [15] 付丽华,陈涛,李落清. 基于方向小波变换的边缘检测[J]. 湖北大学学报:自然科学版,2003,25(2):95-99.
- [16] Radicchi F, Castellano F, Ceccon I, et al. Defining and identifying communities in networks[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America,2004,101(9):2658-2663.
- [17] Angelini L, Boccaletti S, Marinazzo D, et al. Identification of network modules by optimization of ratio association[J]. Chaos,2007,17:023114.
- [18] Wei Y C, Cheng C K. Ratio cut partitioning for hierarchical designs[J]. IEEE Transactions on Computer-aided Design of Integrated Circuits and Systems,1991,10(7):911-921.
- [19] Wu F, Huberman B A. Finding communities in linear time: a physics approach[J]. The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems,2004,38:331-338.
- [20] Lancichinetti A, Fortunato S, Radicchi F. Benchmark graphs for testing community detection algorithms[J]. Physical Review E,2008,78:046110.
- [21] Zachary W W. An information flow model for conflict and fission in small groups[J]. J Anthropol Res,1977,33:452-473.
- [22] Fortunato S, Barthelemy M. Resolution limit in community detection[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America,2007,104:36-41.
- [23] Pizzuti C. GA-Net: a genetic algorithm for community detection in social networks[C]//Proc of PPSN X. [s. l.]:[s. n.],2008:1081-1090.
- [24] Li Z, Zhang S, Wang R S, et al. Quantitative function for community detection[J]. Physical Review E - Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics,2008,77:036109.
- [25] Pizzuti C. A multiobjective genetic algorithm to find communities in complex networks[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2012,16(3):418-430.
- [26] Shi C, Yan Z, Cai Y, et al. Multi-objective community detection in complex networks[J]. Applied Soft Computing,2012,12(2):850-859.
- [27] Gong M, Ma L, Zhang Q, et al. Community detection in networks by using multiobjective evolutionary algorithm with decomposition[J]. Physica a-Statistical Mechanics and Its Applications,2012,391:4050-4060.


(上接第 57 页)

Physical Review E,2005,72:026132.

基于 Memetic 算法的多目标复杂网络社区检测

作者：[周春霞](#)，[周井泉](#)，[常瑞云](#)，[ZHOU Chun-xia](#)，[ZHOU Jing-quan](#)，[CHANG Rui-yun](#)

作者单位：[南京邮电大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京, 210003](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：

年，卷(期)：2016(1)

引用本文格式：[周春霞](#).[周井泉](#).[常瑞云](#).[ZHOU Chun-xia](#).[ZHOU Jing-quan](#).[CHANG Rui-yun](#) [基于 Memetic 算法的多目标复杂网络社区检测](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2016(1)