

融入最佳叶节点的改进粒子群算法

靳雁霞, 张晓闻, 银 莉, 张 鑫

(中北大学 计算机与控制工程学院, 山西 太原 030051)

摘 要: 针对目前传统粒子群算法早熟收敛、多维空间搜索精度不高的问题, 提出了一种逐级寻优的算法, 在该算法中, 基于树状的拓扑结构, 同时在速度更新公式中加入最优的叶子节点来平衡粒子全面搜索空间的能力, 这样有效地优化了空间搜索精度的问题, 又能使群中的粒子向局部最优值、全局最优值和叶子节点的最优值学习, 避免早熟收敛. 通过几个经典的基准测试函数仿真实验, 比较了几种不同算法的效率, 测试结果表明提出的新算法取得了很好的效果. 将改进的算法应用于图像匹配中, 提升了匹配的速度和准确率.

关键词: 粒子群算法; 树; 拓扑结构; 叶子节点; 图像匹配

中图分类号: TP31

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2016)09-0064-06

An Improved Particle Swarm Optimization Algorithm for Optimal Leaf Nodes

JIN Yan-xia, ZHANG Xiao-wen, YIN Li, ZHANG Xin

(School of Computer & Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: The topology of the particle swarm algorithm(PSO) can directly affect the performance of the algorithm, the neighborhood structure dynamic changes of particles to reach for the purpose of changing particles topology. In order to overcome the problem of the premature and low precision of the standard PSO, we present a tree topological structure using optimal leaf node to improve velocity update formula, while these particles explore the search space more broadly. A PSO algorithm using the tree topology able to solve the problem of space searching accuracy effectively, and can make particles study to local optima, the global optima and the optima of the leaf node used to avoid premature. Through several classic benchmark test function simulation, compares the efficiency of several different algorithms, the experimental results suggest that PSO algorithms using the tree topology are able to provide superior and more consistent performance over some existing PSO algorithms. The improved algorithm is applied to image matching, and the matching speed and accuracy are improved.

Key words: particle swarm optimization algorithm; tree; topological structure; leaf node; image matching

1 引言

粒子群优化算法(Particle swarm optimization, PSO)^[1]是一种基于群智能的进化计算技术,在最近几年有了突飞猛进的发展,并应用于人工智能、模式识别^[2]、计算机工程等各个领域.但是它仍然存在容易陷入局部最优、收敛速度慢、优化精度差等缺点,许多研究人员在这几点问题上已经做了大量的工作,并

取得了良好的成果.他们的研究主要是从公式中参数的改进,与其他一些算法的融合及拓扑结构的改进这几个方面进行的.在参数改进和与其他算法融合方面,文献[3]提出了一种融合优质粒子分布的算法,算法中将分布估计算法和粒子群算法相结合,通过概率模型产生优质粒子,在“社会”部分增加了优质粒子的概念.文献[4]中结合了三种不同的因子,全局最优、局部最优及邻域拓扑粒子中的最优值,使用收缩因子

的理念,使得算法有良好的性能。

在粒子群的拓扑结构上,很多学者也从不同的角度进行了改进,粒子群的拓扑结构是群中粒子进行相互之间交流的方式,可以对算法的性能产生一定的影响^[5-8]。但是,无论是速度更新公式中还是拓扑结构中的改进,仍然存在一些问题。

为了进一步提高算法的性能,使粒子的多样性得到充分的利用,避免早熟收敛,本文提出了一种逐级寻优的算法。

2 粒子群算法

粒子群算法是以随机初始化的方式找出候选解,与其他进化算法不同的是,PSO使用没有直接重组的个体在搜索,这主要是取决于粒子群的社会行为。因此,要找到最佳的解决方案,是通过简单地调整每个个体的运动轨迹,朝着自己的最佳位置,并朝着整个群体的最佳粒子在飞行。

粒子群算法的进化方程描述如下:

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)[p_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_{2j}(t)[p_{gj}(t) - x_{ij}(t)] \quad (1)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (2)$$

式中, x_{ij} ($1 \leq j \leq n$) 为粒子 i 在第 j 维的位置; v_{ij} ($1 \leq j \leq n$) 为粒子 i 的当前速度; p_{ij} ($1 \leq j \leq n$) 为个体的最优值, p_{gj} ($1 \leq j \leq n$) 为全局最优值。

i 代表粒子 i ; j 代表粒子的第 j 维; t 代表第 t 代; c_1 表示粒子向自身学习的加速系数; c_2 表示粒子向全局学习的加速系数,取值通常在 $0 \sim 2$ 之间; $r_{1j} \sim U(0, 1)$, $r_{2j} \sim U(0, 1)$ 为两个相互独立的随机函数。

3 粒子群的拓扑结构

粒子群算法的主要动力是合作行为,而这种合作行为是通过粒子与其相连的粒子之间传递信息来改变自身状态的,粒子间的信息交流最直接的体现就是粒子群的拓扑结构。与拓扑结构相类似的还有粒子群的邻域结构,邻域结构表示单独的粒子如何与其他相邻的粒子进行交流。在整个群体中,拓扑结构体现的是整体思想,邻域结构则是体现局部特性。换句话说,就是拓扑结构中包含邻域结构,邻域结构决定着拓扑结构。图1中给出了几种最典型、最常用的拓扑结构:全互连(GPSO)结构、环形(LPSO)结构、冯·诺依曼(VPSO)结构和四簇结构(FCPSO)^[7]。

全互连拓扑结构中的所有粒子都与除去它自身外的剩余所有粒子互为邻居,这种结构的优点是在

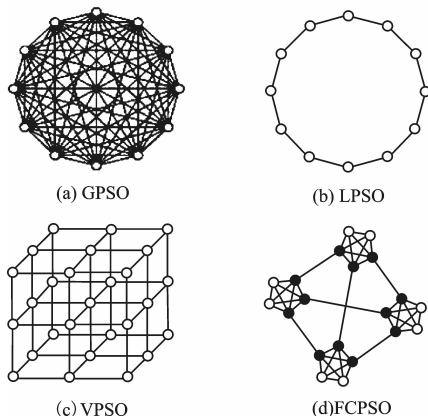


图1 几种常用的拓扑结构

算法的效率上收敛速度较快,但缺点就是比较容易陷入局部最优。若有 N 个粒子,当 $N=2$ 时,而当 $N=N-1$ 时,环形拓扑结构只与左右两个粒子成为邻居,也就成了全互连拓扑结构。在算法的效率上环形结构与全互连结构恰恰相反。冯·诺伊曼结构和四簇结构都是一种立体结构,不同的是,冯·诺伊曼结构是立体正方形的结构,呈现网格状。而四簇结构最大的特点就是粒子进行分组管理,既应用了全互连结构的收敛速度,又将环形结构的粒子多样性进行融合。在算法性能方面,这两种结构在收敛速度方面要优于环形结构,在粒子多样性方面也比全互连结构更能得到充分的利用。因此,这两种结构是比较常用的两种拓扑结构。

4 逐级寻优算法(TPSO)

4.1 TPSO 算法的基本思想

在文献[5]中提到了一种自适应动态邻居拓扑结构的粒子群算法(ADPSO),算法中是根据邻居中运行最好的粒子来调整邻居拓扑结构的,而邻居的选择取决于距离的远近。鉴于此,为了进一步提高算法的性能,本文提出了一种逐级寻优的拓扑结构(TPSO)。在此结构中,由粒子构造树状的拓扑结构,粒子的邻居则由父节点和它的子节点构成,但是主要受到子节点的影响,随着迭代次数的增加,粒子进行动态改变。在传统 PSO 的速度进化方程中由“认知”和“社会”两部分组成,而在 TPSO 中,在“社会”部分增加了最优的叶子节点。这样,粒子的飞行方向就由局部最优、全局最优和叶子节点最优共同调整。在公式中同时使用惯性权重项和收缩因子的概念,惯性权重可以在探索空间中起到很好的作用,收缩因子可以在一定程度上保持算法的收敛。在改

进算法的每次迭代中,通过比较,选出最佳的叶子节点.为了能更好地找到最佳叶节点,改进算法的速度与位置更新公式为

$$v_{ij}(t+1) = \chi(\omega v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)(p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) + c_3 r_{3j}(t)(p_{ni}(t) - x_{ij}(t)))$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1)$$

式中, P_{ni} 为最佳叶节点的适应值; c_3 为最优叶子节点的加速系数,通常在 $0 \sim 2$ 间取值. $r_{3j} \sim U(0,1)$ 与 r_{1j}, r_{2j} 都是相互独立的. 最佳叶节点的加入在一定程度上可以提高算法的性能,如避免陷入局部最优等.

4.2 算法设计

在逐级寻优算法中,最核心的任务就是选出叶节点的最优值.如图 2 所示,将群中的粒子依次编号 $P_{11}, P_{12}, \dots, P_{1n}$, 从编号的起始位置进行分组,四个粒子为一组,根据测试函数得到的数值进行比较,选出最优的粒子.第一次迭代开始,四个粒子都作为叶子节点,比较四个粒子的最优值,最优的粒子作为树的父节点,升到第二层,剩余三个为叶子节点.第二次迭代中,将第一层的父节点进行编号,记为 $P_{21}, P_{22}, \dots, P_{2\frac{n}{4}}$. 与第一次迭代相同,将四个父节点作为叶子节点进行新一轮的比较,最优的值上升到第三层,作为第二层的父节点,其余的作为第二层的叶子节点,父节点记为 $P_{31}, P_{32}, \dots, P_{3\frac{n}{16}}$. 照此依次迭代下去,当达到最后的一次迭代时,得到全局最优值.如果有多余的粒子,将其放入下一代中进行比较,随着迭代次数的增加,成为最优的叶子节点的粒子影响着整个群体的进化方向,使得整个粒子群全面地学习.由此可以看出这样更能体现粒子的多样性,还可以避免整个群体过早收敛.在 TPSO 中,由于粒子是以 4 的倍数进行减少的,这样,在时间效率上呈几何级数,大大缩短了算法的运行时间,每一次迭代后的叶子节点的最优值分布是一个上三角矩阵,如图 3 所示.

4.3 算法步骤

根据改进算法的设计,给出算法的步骤,如下所示.

Step1:初始化,对参数、位置和速度进行初始化设定.

Step2:根据测试函数计算每个粒子的适应值,同时记录下个体的历史最优值 P_{ij} 和全局最优值 P_{gj} .

Step3:将所有粒子进行编号,四个粒子分成一组.

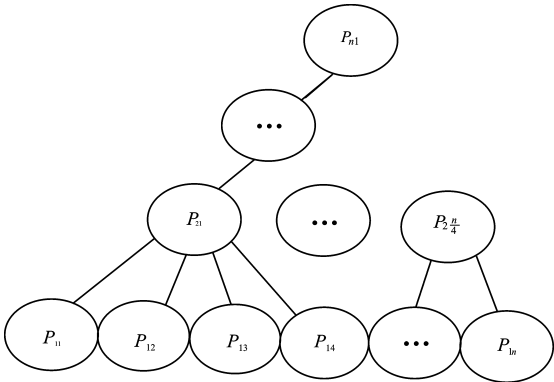


图 2 TPSO 结构图

P_{11}	P_{12}	P_{13}	P_{14}	$\dots$	P_{1n}
P_{21}	P_{22}	P_{23}	$\dots$	$P_{2\frac{n}{4}}$	
P_{31}	P_{32}	$\dots$	$P_{3\frac{n}{16}}$		
$\dots$					
P_{ni}					

图 3 最佳叶节点分布图

Step4:比较同组的四个叶子节点,将最优的叶子节点提升到第二层,同时记录下叶子节点的最优值 P_{ni} .

Step5:根据改进算法的更新公式更新每一代粒子的速度与位置.

Step6:判断是否符合终止条件,若满足,则退出.若不满足,则返回 step2.

在每次迭代中,粒子向全局最优,局部最优学习的同时,还向最佳的叶节点学习,这既保证了粒子的多样性,同时又不容易陷入局部最优.流程图如图 4 所示.

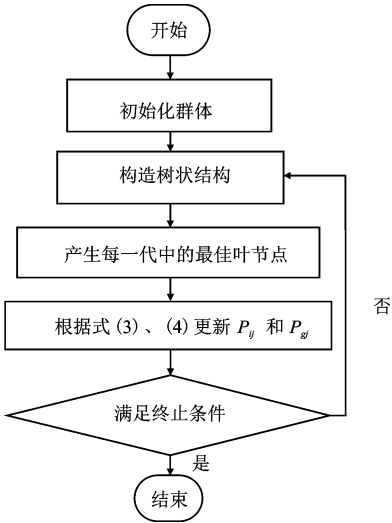


图 4 TPSO 流程图

5 仿真实验

5.1 基本测试函数

为了进一步验证算法的高效性,分别采用了两个单峰值函数和两个多峰值函数,对 PSO、ADPSO 和 TPSO 进行测试比较.通过实验的数据来观察在同一测试函数下算法的收敛效率和搜索精度,测试函数如下:

F1:Sphere 函数

$$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 (-100 \leq x_i \leq 100)$$

F2:Rosenbrock 函数

$$F_2(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [(x_i - 1)^2 + 100 \times (x_{i+1} - x_i^2)^2]$$

$(x_i \in [-2.048, 2.048])$

F3:Ackley 函数

$$F_3(x) = 20 + e - 20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i))$$

$(-32.768 \leq x_i \leq 32.768)$

F4:Rastrigrin 函数

$$F_4(x) = \sum_{i=0}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$$

$(-10 \leq x_i \leq 10)$

5.2 参数设置

实验中所选取的参数:最大迭代次数 $genmax=1\ 000$,惯性权重 $\omega=0.8$,收缩因子 $\chi=0.729$.粒子规模 $popsiz=30$.经实验得到,在改进的 TPSO 中, c_1, c_2, c_3 代表粒子分别向局部最优、全局最优和最佳叶节点学习的随机数,当 $c_1=1.4, c_2=1.4, c_3=1.8$ 时,取得的效果较好.迭代结束条件为当进化次数大于最大迭代次数 $genmax$ 时,停止进化并输出实验结果.

5.3 仿真测试结果

为了便于考查不同算法的性能,将传统的 PSO、ADPSO 和 TPSO 进行比较,将每个算法独立运行 30 次,记录并算出各个算法的最大值、最小值、平均值和平均时间.具体实验结果如表 1 所示.

根据表 1 的实验数据可以看出,改进的 TPSO 算法在时间效率上优于 ADPSO 和传统的 PSO.由于在 TPSO 中加入了叶子节点来调节粒子的邻域,比较表中的数据可以发现,在算法的性能上,TPSO

表 1 函数测试结果

测试函数	算法	最大值	最小值	平均值	平均时间/ s
F1	PSO	3.69E-01	6.01E-72	1.28E-05	0.93
	ADPSO	7.56E-03	1.86E-10	3.48E-05	0.99
	TPSO	1.48E-03	7.49E-199	3.99E-07	0.87
F2	PSO	2.18E+08	1.89E+04	8.35E+05	1.03
	ADPSO	1.46E+09	2.94E+05	3.94E+06	1.09
	TPSO	2.24E+08	2.89E+01	6.27E+03	1.02
F3	PSO	2.99E+01	7.41E+00	7.61E+00	1.38
	ADPSO	2.04E+01	4.36E-03	2.03E-01	1.31
	TPSO	2.02E+01	8.88E-16	1.79E-03	1.26
F4	PSO	5.94E+03	2.52E+02	5.39E+02	1.02
	ADPSO	6.06E+03	3.73E-01	3.48E+02	1.14
	TPSO	4.80E+03	0	2.45E+01	0.93

算法的效果明显优于 PSO 和 ADPSO.对于单峰值函数 Sphere 和 Rosenbrock,比较三种算法的平均值可以得出,TPSO 在搜索的精度上比 PSO 和 ADPSO 高,也就是说在 TPSO 算法中粒子的多样性得到充分利用.对于多峰值函数 Ackley,由于该函数在搜索空间内含有大量的局部最优值,所以 PSO 比较容易陷入局部最优,而改进的 TPSO 由于加入了最佳的叶节点,也就平衡了所有粒子只向局部最优和全局最优学习的能力,因此能有效地跳出局部最优值,从而能继续搜索全局最优值.对于含有大量的正弦凸起局部极小值的 Rastrigrin 函数,传统的 PSO 很难在到处充满局部最小值的正弦上找到全局最优值,ADPSO 算法的搜索精度并不是很高.在改进的 TPSO 算法中,搜索精度方面要优于 ADPSO,这也使得整个群体的全局搜索能力有了很大的提高.改进的 TPSO 算法采用树状拓扑结构,经过迭代选取叶子中的最优节点来平衡粒子向自身历史最优值和群体最优值学习的能力,有效的避免了粒子过早收敛,使得群体中的粒子拥有更好的全局搜索能力.

为了进一步的对比几种算法的优劣性,图 5~8 给出了几种算法在维数 $\omega=30$ 时应用于同一约束函数的收敛曲线图.

6 TPSO 在图像匹配中的应用

图像处理作为一种认识客观世界的工具,发挥着越来越重要的作用,人们为了获得某一场景中更多的信息,就需要采用图像匹配的方法对图像进行处理.图像匹配是众多图像分析领域中的关键技术

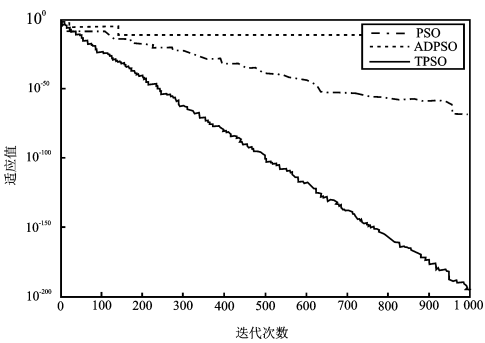


图 5 Sphere 函数收敛曲线对比

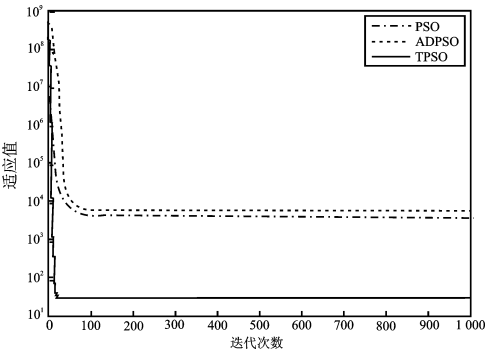


图 6 Rosenbrock 函数收敛曲线对比

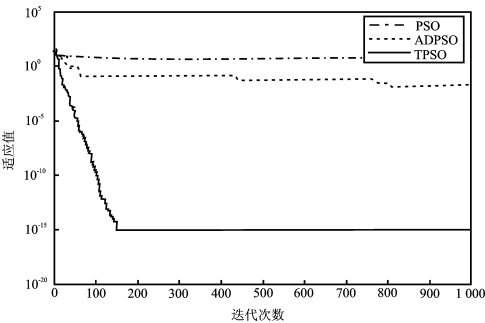


图 7 Ackley 函数收敛曲线对比

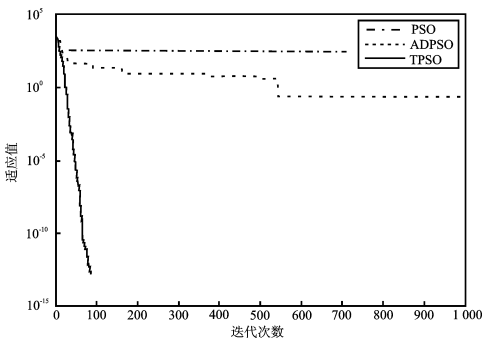


图 8 Rastrigin 函数收敛曲线对比

之一,它已成为近代信息处理、特别是图像信息处理领域中的重要技术.其应用也涉及多个领域.

灰色关联分析是灰色理论的重要组成部分,它

根据数据序列的曲线形状之间的相似程度判别数据序列间的相关程度^[9].本文通过与文献[9]中的算法进行比较,应用在图像匹配中,无论是在精确度或者准确性上都有较好的效果.

在实验中,通过平均运行的时间和匹配的精度来进行对比,选择了迭代次数分别为 $N=10$ 和 $N=30$ 来进行对比,实验结果如表 2 所示.

表 2 匹配精度与速度对比

算法	迭代次数	平均运行时间/s	匹配精度/%
GPSO	$N=10$	6.32	76.67
	$N=30$	5.95	83.33
TPSO	$N=10$	5.04	82.34
	$N=30$	4.47	90.64

通过表 2 可以看到,在平均的运行时间和匹配精度上,TPSO 都优于 GPSO,将待匹配图像放在匹配位置后,图像边缘嵌接光滑、纹理自然完整.匹配结果如图 9 所示.



图 9 匹配效果图

7 结束语

改进的 TPSO 算法是基于树状的拓扑结构,选择最优的叶子节点来达到优化算法的效果.在改进的 TPSO 算法中,每一次的粒子更新,不仅仅只向粒子自身历史最优值和群体最优值学习,还向最优的叶子节点学习.根据计算机仿真测试实验证明,改进的 TPSO 算法不但减缓粒子群优化算法的收敛,而且有效地解决了搜索精度不高和容易陷入局部最优值的问题.在算法效率上明显优于 PSO 和 ADPSO.拓扑结构与粒子群优化算法的融合也为解决粒子群算法的问题上拓展了思路.此外,将 TPSO 应用在图像匹配上,既验证了它的理论可行性,又验证了其应用可行性.因此,在本算法的基础上,下一步的研究就是如何能更好地提高图像匹配的精确度和准确率.

参考文献:

[1] J Kennedy, R C Eberhart. Particle swarm optimization [C]//Proc IEEE Int Conf Neural Networks. Perth, Australia:IEEE,1995: 1942-1948.

[2] XIA T, WANG X, LIANG S, et al. ANN trained by PSO with adaptive genetic operator and its application [J]. Journal of PLA University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2011, 12 (1) : 70-74.

[3] 朱蓉,靳雁霞,范卫华. 融合优质粒子分布的粒子群优化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2015, 35 (3): 576-580.

[4] Yannis Marinakis. An improved particle swarm optimization algorithm for the capacitated location routing problem and for the location routing problem with stochastic demands[J]. Applied Soft Computing, Volume 37, December 2015,37(12):680-701.

[5] 刘衍民,赵庆祯,牛奔. 基于自适应动态邻居和广义学习的改进粒子群算法[J]. 计算机应用,2010,30(10): 2578-2581.

[6] HUX, EBERHART R C. Multi-objective optimization using dynamic neighborhood particle swarm optimization [C]// Proceedings of IEEE Congress on Evolution Computation. Washington, DC: IEEE, 2002:

1677-1681.

[7] Wei Hong Lim, Nor Ashidi Mat Isa. Particle swarm optimization with increasing topology connectivity[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2014,27(1):80-102.

[8] Mohammad Reza Bonyadi, Xiang Li, Zbigniew Michalewicz. A hybrid particle swarm with a time-adaptive topology for constrained optimization [J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2014,18(10): 22-37.

[9] 鹿艳晶,马苗. 基于灰色粒子群优化的快速图像匹配算法[J]. 计算机工程与应用,2009,45(10):157-159.

作者简介:

靳雁霞 女,(1973-),博士,副教授. 研究方向为智能优化算法、虚拟现实技术.

张晓闻(通讯作者) 女,(1990-),硕士研究生. 研究方向为智能优化算法. E-mail :503212590@qq.com

银莉 女,(1991-),硕士研究生. 研究方向为智能优化算法.

张鑫 男,(1994-),硕士研究生. 研究方向为智能优化算法.

(上接第 63 页)

参考文献:

[1] 熊永平,孙利民,牛建伟,等. 机会网络[J]. 软件学报, 2009, 20(1): 124-137.

[2] Liu Li, Jing Yanfang. A survey on social-based routing and forwarding protocols in opportunistic networks[C]// Computer and Information Technology. Chengdu: IEEE Press, 2012: 635-639.

[3] WangYunsheng, Wu Jie. Social-tie-based information dissemination in mobile opportunistic social networks [C]//The Conference on International Symposium and Workshops. Madrid: IEEE Press, 2013: 1-6.

[4] Newman M E J. Modularity and community structure in networks[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2006, 103(23): 8577-8582.

[5] Fortunato S. Community detection in graphs[J]. Physics Reports, 2010, 486(3): 75-82.

[6] Hui P, Yoneki E, Chan S Y, et al. Distributed community detection in delay tolerant networks[C]// Proceedings of ACM/IEEE international workshop on

Mobility in the evolving internet architecture. New York: ACM Press, 2007: 716-722.

[7] 胡桐,郭忠文, Ludwig Wenning B, et al. 基于社团的移动容迟网络源路由算法[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2014, 44(3): 108-117.

[8] Clauset A, Shalizi C R, Newman M E J. Power-law distributions in empirical data [J]. SIAM review, 2009, 51(4): 661-703.

[9] Keranen A, Ott J, Karkkainen T. The ONE simulator for DTN protocol evaluation[C]// Proceedings of the International Conference on Simulation Tools and Techniques. Brussels: IEEE Press, 2009: 55-59.

作者简介:

任智 男,(1971-),博士后,教授. 研究方向为宽带自组网与无线通信.

黄希凯(通讯作者) 男,(1990-),硕士研究生. 研究方向为机会网络路由算法. E-mail:413575446@qq.com.

谭永银 男,(1989-),硕士研究生. 研究方向为基于博弈的机会网络路由算法.