

HJPSO-BP 算法在齿轮热处理预测中的应用^①

韩月娇, 董 华

(南昌航空大学 信息工程学院, 南昌 330063)

摘 要: 将 HJPSO 算法引入 BP 神经网络中并建立优化的 BP 网络模型, 克服了标准 BP 网络在实际应用预测中易陷入局部极小点、收敛速度慢的缺点。通过本模型对汽车齿轮热处理进行了预测研究。研究表明优化后的 BP 网络比标准 BP 网络具有较高的预测能力和稳定性。

关键词: BP 神经网络; 粒子群算法; Hooke-Jeeves 模式搜索法; 齿轮热处理; 预测

Predictive Application of Gear Heat Treatment Based on HJPSO-BP Algorithm

HAN Yue-Jiao, DONG Hua

(School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: The neural network model based on Hooke-Jeeves Particle Swarm Optimization(HJPSO) is proposed in this paper for overcoming some shortcomings of BP neural network that is slow at the convergence rate and easy to trap in local minimum. This improved model has utilized prediction of gear heat treatment. The experimental data shows the effect of the improved BP neural model is much better than standard BP neural network in term of the predicting ability and stability.

Key words: BP neural network; PSO algorithm; Hooke-Jeeves pattern search method; gear heat treatment; prediction

齿轮是汽车传动系统中的重要部件。传统研究方法是通过改变齿轮的材料和工艺技术来改善齿轮的硬化层^[1]。李新城等人将专家系统引入热处理工艺中^[2], 然而由于传统的专家系统存在着缺陷, 限制了它的推广。齿轮热处理过程是一个高度复杂的非线性过程, 涉及因素众多。BP 神经网络能够有效地逼近输入、输出函数之间的非线性关系。但其本身也存在一些缺点: 算法容易陷入局部极值点, 收敛速度慢等^[3], 这样限制了 BP 算法在实际中的应用。本文引入了 HJPSO-BP 算法来优化 BP 神经网络, 建立优化后 BP 网络模型并将其应用于齿轮热处理的实际预测中, 有效地克服了 BP 神经网络易陷入局部极值的缺点, 提高了 BP 算法的预测精度和收敛速度。

1 HJPSO 算法优化的 BP 神经网络

本文提出 HJ-PSO 算法并用其优化和训练 BP 神经网络。利用 HJ 算法的强收敛能力来提高 PSO 的收敛

速度和求解精度, 利用 PSO 算法的全局收敛性能给 HJ 算法提供一个好的初始值, 保证 HJ 算法的收敛效果^[4,5]。利用 PSO 算法的逼近能力搜索得到一个接近最优位置向量作为 BP 神经网络的初始权值和阈值, 使用 BP 算法根据这些权值和阈值进一步寻优, 从而得到网络权值和阈值的最优值。HJPSO 训练 BP 网络的算法流程图如图 1 所示。

2 HJPSO-BP 网络函数逼近

为了检验算法的性能, 下面用 BP 神经网络、PSO-BP 网络和 HJPSO-BP 网络对非线性函数进行函数 $f(x)$ 逼近, 并对结果进行比较。

$$f(x) = (\sin 2\pi x)^{2e^{-4(x+0.5)}}$$

其中参数设置如下: 惯性权重 $w_{\max} = 1.2$; $w_{\min} = 0.6$; 加速度系数 $c_1 = c_2 = 2$, 变异概率 $p = 0.05$, HJ 算法的最大迭代次数 $K_t = 50$ 。为了

① 基金项目: 国家自然科学基金(60963002); 江西省教育厅青年科学基金(GJJ11165)

收稿时间: 2011-07-15; 收到修改稿时间: 2011-08-22

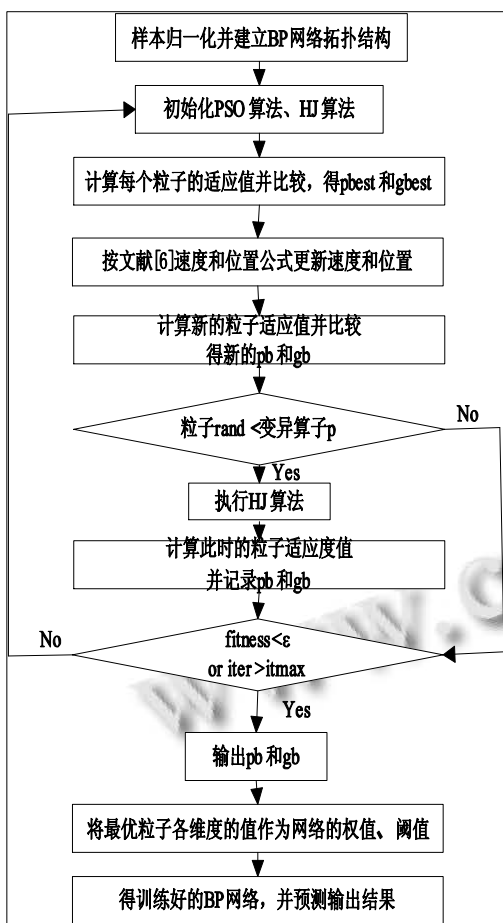


图 1 HJPSO 训练 BP 网络的算法流程图

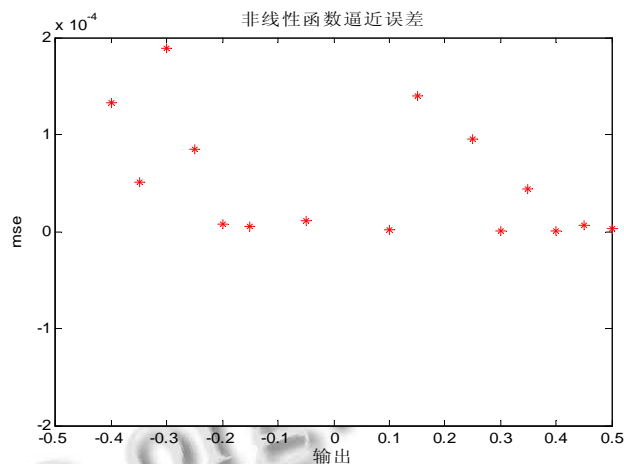
更好地评价算法的收敛性能，本文算法对非线性函数运行 500 次所得的函数平均迭代次数、均方误差和逼近结果进行比较分析。

表 1 BP、PSO-BP 和 HJPSO-BP 平均训练次数比较

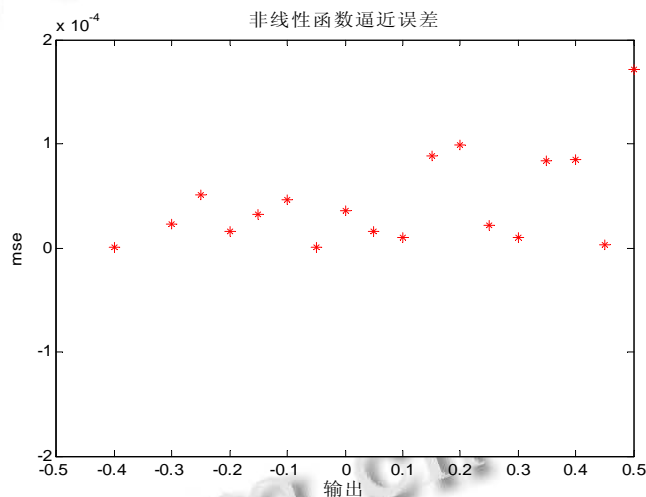
| 网络类别 | 平均训练次数 |
|----------|--------|
| BP | 83 |
| PSO-BP | 36 |
| HJPSO-BP | 24 |

从上表可以看出，BP 网络的平均训练次数是 PSO-BP 网络的平均训练次数的 2 倍多，是 HJPSO-BP 网络的平均训练次数的约 4 倍。由此可以得到改进的 PSO-BP 网络的平均训练次数明显减少，优于 BP 网络。

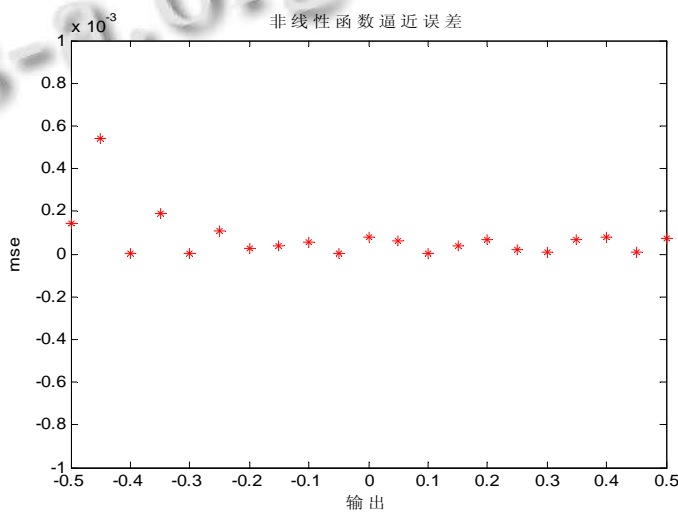
通过对图 2 中的(a)、(b)、(c)图进行比较，可以发现 BP 网络的均方误差比较离散，HJPSO-BP 网络得到的均方误差比较集中，误差较少，优于 PSO-BP 网络的均方误差。



(a) BP 网络的均方误差



(b) PSO-BP 网络的均方误差



(c) HJPSO-BP 网络的均方误差

图 2 BP、PSO-BP 和 HJPSO-BP 均方误差比较

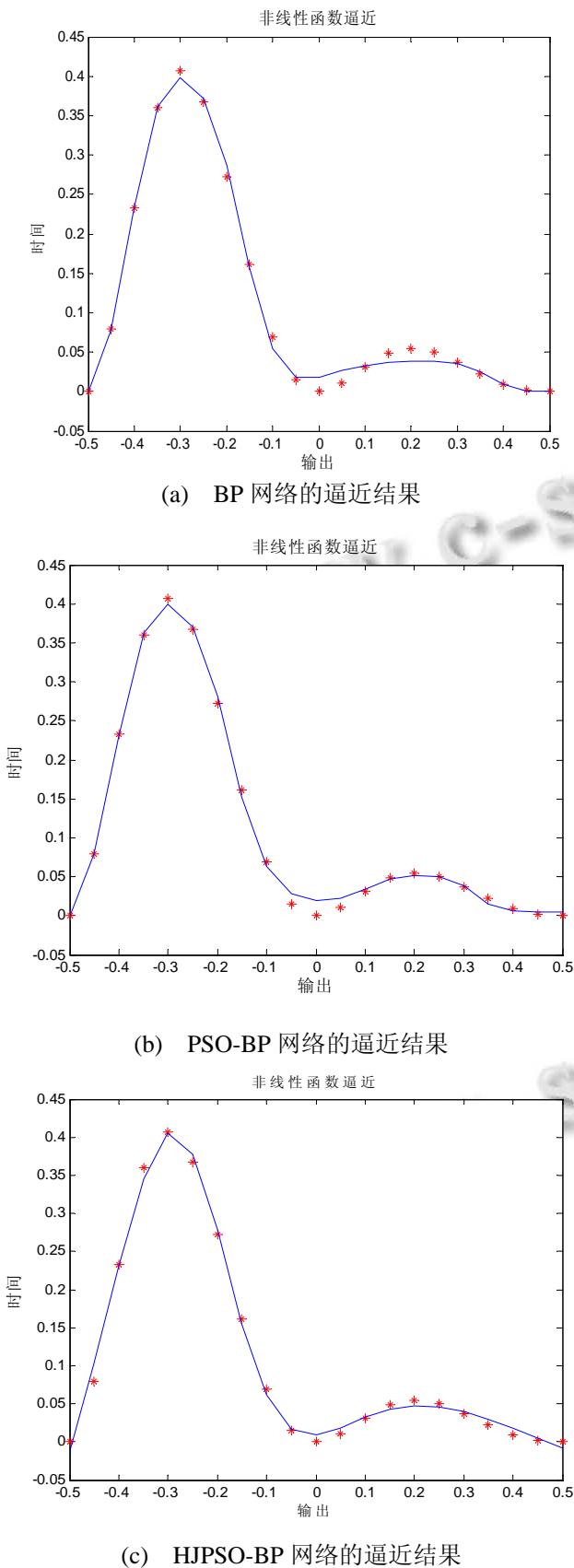


图 3 BP、PSO-BP 和 HJPSO-BP 逼近结果比较

通过对表 1 中的平均训练次数、图 2 中的均方差和图 3 中的逼近结果进行分析, 可以看出, HJPSO-BP 网络比 BP 网络能够以更少的训练次数、更好的均方差和逼近结果来逼近非线性函数 $f(x)$, 证明该算法的有效性。

3 HJPSO-BP 网络在齿轮热处理中的预测

3.1 数据来源及处理

某汽车企业铸造车间的齿轮热处理工序中经常出现的齿轮的硬化层深度达不到质量要求, 从而导致齿轮有缺陷和废品的产生。该工位在齿轮热处理的过程中主要控制以下几个工艺参数: 渗碳温度 ($^{\circ}\text{C}$)、渗碳时间 (分)、扩散时间 (分)、强渗碳势 ($\%C$)、扩散碳势 ($\%C$)、淬火温度 ($^{\circ}\text{C}$) 等, 最终热处理之后要测量硬化层深 (mm)、表面硬度、心部硬度等指标, 由于热处理中型材变形的复杂性, 而且热处理受到许多因素的影响, 直接导致热处理结果的多边性。为了解决此问题, 减少不良率和提高产品质量, 本文收集了同一类型的齿轮热处理的过程数据并预先进行归一化处理。

由于该型号的齿轮的技术参数要求正火时的渗碳温度要求为 890°C , 此道工序的强渗碳势为 1%, 因此以上两项指标不变, 则输入变量为渗碳时间、扩散时间、扩散碳势、淬火温度。热处理结束后, 测量该齿轮的控制指标硬化层的深度。

3.2 BP 网络的构建

BP 网络具有输入层、隐含层、输出层三层网络^[7]。本文选用 20 组数据训练网络, 输入层神经元为 $m = 4$, 同时分别设定隐含层神经元为 9, 10, 11, 结合训练误差, 本文定隐含层神经元为 $n = 9$, 输出层神经元为 $q = 1$ 。网络的隐含层神经元的传递函数为 tansig ; 输出层的传递函数为 logsig , 设定网络训练次数为 10000 次, 网络误差为 1%, 网络学习速率为 0.01。初始化并训练 BP 网络。

3.3 Hooke-Jeeves 算法、PSO 算法参数设置

本文中 PSO 优化算法中微粒的搜寻空间维数设定为 $D = 55$, 种群规模设为 $N = 40$, 加速度系数 $c_1 = c_2 = 2$, 采用自适应线性变化惯性因子 w , 其变化公式为: $w = w_{\max} - \frac{\text{iter}}{\text{iter}_{\max}}(w_{\max} - w_{\min})$, 其中 $w_{\max} = 0.9$, $w_{\min} = 0.4$, iter_{\max} 表示最大迭代次

数。变异概率设为 $p = 0.05$ ，HJ 算法的最大迭代次数设为 $K_t = 50$ 。

3.4 网络的训练与结果分析

本文选取实测数据的前 10 组数据作为训练样本数据，对模型进行训练，以后 10 组数据为测试样本数据。本文采用改进的 PSO 优化的 BP 神经网络进行预测，考察基于改进的 PSO 优化的 BP 神经网络预测精度，为此分别利用 BP 神经网络，PSO 优化的 BP 神经网络和改进的 PSO 优化的 BP 神经网络对预测结果进行对比。

表 2 为 BP 网络预测、PSO-BP 网络预测及 HJPSO-BP 网络预测得到的硬化层深的相对误差及运行时间比较结果。

表 2 相对误差比较

| 预测方法 | 最大误差 | 最小误差 | 平均误差 |
|----------|--------|-------|--------|
| BP | 0.261 | 0.064 | 0.1413 |
| PSO-BP | 0.1205 | 0.027 | 0.0761 |
| HJPSO-BP | 0.1214 | 0.025 | 0.0755 |

通过表中对 BP 预测、PSO-BP 预测及 HJPSO-BP 预测的最大相对误差、最小相对误差和平均相对误差方面进行比较，PSO-BP 算法比 BP 算法的误差要小很多，表明 PSO-BP 算法有很强的学习能力和泛化能力。而 HJPSO-BP 算法比 PSO 算法的误差略有减少，则表明局部搜索法 Hooke-Jeeves 的引入提高了标准 PSO 算法的局部搜索能力，使改进的 PSO 算法的误差精度略有提高。

测得 BP 神经网络的训练时间为 1.0566s，PSO_BP 网络的训练时间为 0.0265s，HJPSO_BP 网络的训练时间为 0.0323s。

对运行时间进行理论分析，在标准 BP 算法中单样本训练遵循的是只顾眼前的“本位主义”原则[8]，使整个训练的次数增加，导致收敛速度过慢；计算网络的总误差时使用累积误差批处理的方式，也使收敛速度过慢。PSO 算法能够同时对神经网络的结构和连接权值进行编码进行优化^[9]。用粒子群的迭代来代替 BP 算法中的梯度修正，来缩短网络训练的时间，提高算法的收敛速度。粒子群优化算法的速度-位移模型操作简单，计算复杂度低，并通过惯性权重协调全局搜索与局部搜索，既能以较大的概率保证最优解，克服 BP 算法局部最优的缺陷，又可以提高局部区域的收敛速

度。局部搜索法 Hooke-Jeeves 的引入，增加了标准 PSO 算法的局部搜索能力^[10]，提高了 PSO 算法的计算精度，而计算时间略有增加。

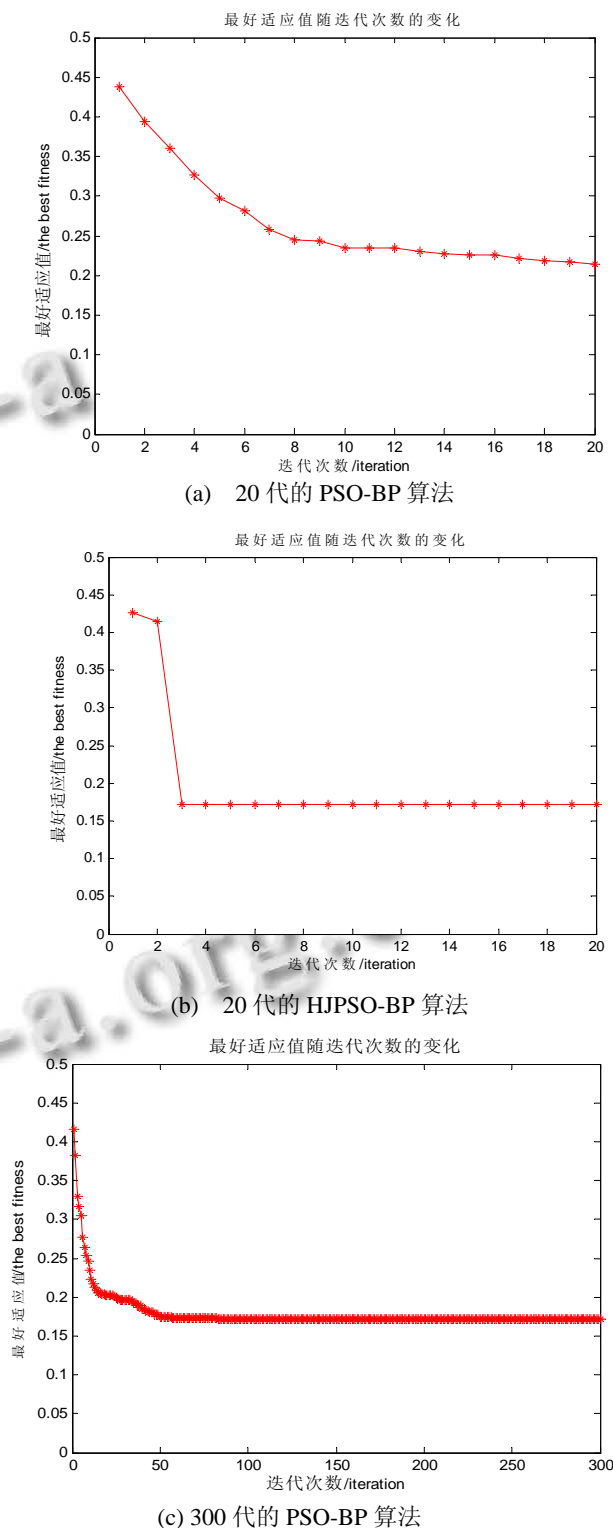


图 4 PSO-BP 算法和 HJPSO-BP 算法适应值随迭代次数的变化曲线

从图 4 中的(a)、(b)、(c)三幅图可以看出,图(a)和图(b)中在相同迭代次数 20 代中, PSO-BP 的最好适应值随迭代次数的变化而变化,未达到稳定状态。而 HJPSO-BP 经过 3 代达到稳定状态。图(c)中 PSO-BP 在经过 50 代达到稳定。充分体现了 HJPSO-BP 比 PSO-BP 稳定性的提高,应用于齿轮热处理中提高了预测的精度和稳定性。

4 结语

文中建立 HJPSO 优化的 BP 神经网络模型,在 PSO 算法中引入 Hooke-Jeeves 模式搜索法提高了 PSO 算法的局部搜索能力及精度。用粒子群算法代替 BP 神经网络中的梯度下降法训练神经网络的连接权值和阈值,来改善 BP 算法的性能,使其不易陷入局部最小的缺点。此算法既发挥了 BP 神经网络在预测领域的优点,同时又结合了 PSO 算法全局搜索能力强、收敛速度快的特点。通过对齿轮热处理进行预测,结果表明利用改进的 BP 神经网络可以很好的实现输入到输出的映射,该方法有效地提高了神经网络的预测精度,为齿轮热处理质量的预测提供了指导作用。

参考文献

- 1 陈晖,周细应.汽车齿轮热处理工艺的研究进展.上海工程技术大学学报,2010,24(7):93-96.

(上接第 253 页)

4 结语

根据社会网络的社区结构特性,提出基于社区的关键节点挖掘算法,而不是直接对整个网络进行关键节点挖掘。实验结果表明,本文算法适用于挖掘大型网络,且具有高影响度、高效率、快速收敛性。在社会网络规模成指数级增长的今天,本文算法具有实际意义和应用价值。

参考文献

- 1 Kempel D, Kleinberg J, Tardos E. Maximizing the spread of influence through a social network. ACM SIGKDD, 2003, 137-146.
- 2 Girvan M, Newman MEJ. Community structure in social and biological networks. Proc. Natl. Acad. Sci. USA, 2002, 99(12): 8271-8275.

- 2 李新城,等.齿轮选材及热处理工艺智能专家系统.金属学报,2004,40(10):1051-1054.
- 3 Dennis O, Charles M. Neural network forecasts of Canadian stock returns using accounting ratios. International Journal of Forecasting,2003,19(3):453-465.
- 4 俞欢军,等.混合粒子群算法研究.信息与控制, 2005,34(4): 500-504.
- 5 Eberhart RC, Shi Y. Particle swarm optimization: Developments, applications, and resources. Proc. of the 2001 Congress on Evolutionary Computation, 2001. 81-86.
- 6 Lv WZ, Fan HY, Leung AYT, Wong JCK. Analysis of pollutant levels in central HongKong applying neural network method with particle swarm optimization. Environmental Monitoring and Assessment, 2002: 217-230.
- 7 Yang DH. Run off prediction by BP networks model based on PSO. Journal of Hydroelectric Engineering, 2006,25:20-25.
- 8 董长虹.matlab 神经网络与应用.北京.国防工业出版社, 2005.64-104.
- 9 严武元,王少梅.PSO-BP 混合预测模型及在港口集装箱吞吐量预测中的应用.武汉理工大学学报,2007,31(3):525-528.
- 10 江思珉,等.水文地质参数反演的 Hooke-Jeeves 粒子群混合算法.同济大学,2010,21(5):606-611.

- 3 Newman MEJ, Girvan M. Finding and evaluating community structure in networks. Phys. Rev. E, 2004.
- 4 Gruhl D, Guha R, Tomkins A. Information diffusion through blogspace. ACM SIGKDD, 2004,6(2):43-52.
- 5 Lappas T, Terzi E, Gunopulos D, et al. Finding Effectors in Social Networks. ACM SIGKDD, 2010.
- 6 Chen W, Wang YJ, Yang SY. Efficient influence maximization in social networks. ACM SIGKDD, 2009: 199-208.
- 7 Clauset AM, Newman EJ. Finding community structure in very large networks. Phys. Rev. E, 2004,70(6).
- 8 吴文涛,肖仰华,何震瀛,等.基于权重信息挖掘社会网络中的隐含社团.计算机研究与发展,2009,46:540-546.
- 9 吴龙庭,戴汝为,崔霞.一种局部最优社区挖掘方法.计算机应用研究,2009,26(8).
- 10 www-personal.umich.edu/~mejnetdata/
- 11 www.cs.unm.edu/~aaron/research/fastmodularity.htm.