

文章编号: 1001-0920(2013)03-0374-05

基于和谐管理理论的免疫信息网络优化算法

孙奕菲, 焦李成, 公茂果, 吴建设

(西安电子科技大学 智能感知与图像理解教育部重点实验室, 西安 710071)

摘要: 受经济管理学中“和谐管理”理论的思想启发, 提出一种全新的免疫进化信息网络模型, 即和谐进化信息网络(HEIN). 在该模型中, 将优化问题的求解看作是信息网络能量最大化的过程, 通过“和则”与“谐则”二个规则集的有机结合来有效控制和管理进化过程, 实现了比单纯模拟生物免疫响应或自然进化更加完备和高效的和谐进化. 实验结果表明, 所提出算法可更好地保持种群多样性, 收敛速度快, 求解精度高.

关键词: 免疫优化算法; 信息网络; 和谐管理理论; 数值优化; 组合优化

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Immune information network optimization algorithm based on HeXie management theory

SUN Yi-fei, JIAO Li-cheng, GONG Mao-guo, WU Jian-she

(Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education, Xidian University, Xi'an 710071, China. Correspondent: SUN Yi-fei, E-mail: yifeis@mail.xidian.edu.cn)

Abstract: Based on the HeXie management theory in economic management, a novel immune optimization information network model, named HeXie evolutionary information network(HEIN), is proposed. The model considers the settling of the optimization problem as the process of energy's maximization in information network. It contains two rule sets that are He set and Xie set to control and manage the evolving process which is more elaborate and effective than the one that simulates the organisms or nature evolution simply. Experimental results show that HEIN can maintain the solution's diversity better with a high convergence rate, and is also an effective and robust technique for optimization.

Key words: immune optimization algorithm; information network; HeXie management theory; functions optimization; combinatorial optimization

0 引言

我们生活在一个网络化的世界中, 任何复杂系统都能够被建模为一个网络. 这个网络中“节点”对应于该系统中的元素, 而“边”则代表这些点之间的相互关系. 成千上万的生物、化学系统、神经系统、社会交互系统、电脑网络等都是典型的例子. 使其结构特征形象化具体化是深入了解这些系统的复杂动力学机理的关键. 近些年来, 关于小世界模型^[1]、复杂网络^[2, 3]等的相关研究得到广泛关注. 而人工免疫系统是模仿自然免疫系统功能的一种智能方法^[4], 该方法受生物免疫系统启发, 通过学习外界物质的自然防御

机理, 提供噪声忍耐、自组织、记忆等进化学习机理, 并结合了分类器、神经网络等系统的一些优点, 因此具有提供新颖的解决问题方法的潜力^[5].

另一方面, 经济管理理论中的“和谐管理”^[6]也吸引了广大研究者的注意. “和谐”是一个古老的中国文化的概念, 从一定意义上说也是中国文化的特征. 无论是孟子那句“天时不如地利, 地利不如人和”中的智慧, 还是我们今天对人与环境如何相处的反思, “和谐有助于发展”已经日益取得全人类的共识. 在此大环境下, 受席酉民教授等^[6]提出的和谐管理理论的启发, 将和谐管理的思想应用于人工免疫信

收稿日期: 2011-11-07; 修回日期: 2012-04-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61072106, 61072139, 61001202, 61003199); 陕西省“13115”科技创新工程重大科技专项项目(2008ZDKG-37); 高等学校学科创新引智计划项目(B07048); 国家教育部博士点基金项目(200807010003, 20090203120016, 20100203120008); 国家部委科技项目(9140A07011810DZ0107, 9140A07021010DZ0131); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(JY10000902001, K505100200015).

作者简介: 孙奕菲(1983-), 女, 博士生, 从事复杂网络、自然计算模型与算法等研究; 焦李成(1959-), 男, 教授, 博士生导师, 从事人工智能、自然计算等研究.

息网络模型的设计中, 通过设计“和则”与“谐则”二个规则集对进化作出有效控制和管理, 定量地给出了“和谐函数”, 从而实现了比单纯模拟生物免疫响应或自然进化更加合理和完善的和谐进化。

本文将人工免疫系统视为一种复杂信息网络, 问题的寻优过程则看作是网络信息传输中能量最大化的过程, 进而利用和谐管理的理念构造相应的规则集来控制其进化, 并且设计构造了和谐进化信息网络(HEIN)。其中各个抗体即为网络中的节点, 而抗体间的相互联系是节点间的连接边。抗体节点之间不断的进行信息的和谐交互, 最终到达目的抗体节点(最优解), 这是一种能量最大化的过程。仿真实验表明, 相对于传统免疫克隆选择算法以及其他进化算法, 和谐进化信息网络模型在处理函数优化以及组合优化问题时具有更高的求解精度和更好的稳定性。

1 和谐管理理论和免疫进化信息网络

1.1 和谐管理理论

和谐管理理论由席酉民教授提出, 得到了广泛关注 and 高度认同。其定义可以理解为, 组织为了达到目标, 在变动的环境中, 围绕和谐主题的分辨, 以优化和不确定性消减为手段提供问题解决方案的实践活动。社会中管理是通过两个方面对组织中的微观个体产生影响。组织利用各种制度、惯例、文化等管理要素形成一种环境。这种环境通过对人内部利益、心理、观念等各要素的影响间接影响人的行为和智能性的发挥。这一方面更多地具有和谐概念中“和”的特征, 因此称之为“和”则; 同时组织在特定目标指导下, 对目标、任务、功能等进行分解、规划、安排、协调等科学的规定组织中员工的工作程序或责任, 而这一部分更多地具有和谐概念中“谐”的特征, 称之为“谐”则。“和则”、“谐则”及其之间的互动共同组成了和谐策略, 引导组织中的成员为实现组织目标发挥自身的能动性^[6-7]。

1.2 免疫进化信息网络

本文将种群各个抗体(待选解)视为网络的节点, 各抗体之间的联系即为网络中节点间的连接边。抗体节点通过链接可以与其他节点交换信息包。信息包即为抽象出的节点关于网络各方面状况的了解信息, 节点信息包分为3类: 信息量 E_i , 信息传输效率 η_{ij} 和谐函数 H_i 。

信息量 E_i 代表抗体节点 i 所包含的信息。在求解优化问题中, E_i 即为节点对应的优化目标函数值, 相当于标准克隆选择算法中的抗体-抗原亲合度值。当所求优化问题为求最大值时, E_i 即为原亲合度, 反之, 则对原亲合度取反即由最小值问题转化为最大值问

题。因此, 信息量可写为

$$\begin{cases} E_i = \text{fitness}(i), & \text{for max prob;} \\ E_i = -\text{fitness}(i), & \text{for min prob.} \end{cases} \quad (1)$$

信息量的大小可直接衡量抗体节点的优劣情况。 E_i 越大, 表明该处能量越大, 节点 i 在所求问题中的性能越好, 是目标抗体节点(最优解)的概率也越大。

信息传输效率 η_{ij} 为抗体 ij 间距离的倒数, 即

$$\eta_{ij} = 1/d_{ij}. \quad (2)$$

抗体 i 和 j 之间的网络距离称为抗体-抗体亲合度。具体而言, 对二进制编码采用海明距离, 实数编码采用 Euclid 距离。显而易见, 在一个连通网络中的任意二节点之间可以通过有限步连接到达。但是, 假设不考虑效率问题, 各个信息包任意选择路径传播, 必然会导致多个信息包拥挤在同一条路径上, 这样就导致了网络中信息的拥塞和传递的延迟^[8], 因此引入信息传输效率概念。若节点 i 和 j 之间不存在路径, 则令 $d_{ij} = +\infty$, 其倒数即 η_{ij} 为 0。

在信息进化网络中, 优化目标是寻找信息量更多即能量更大的节点。抗体之间通过信息包的交互传递来实现整个进化过程。为了保证传递效率, 要求系统在准确传递信息包的过程中要快速高效, 尽量避免网络中信息的拥塞。这就是本文中“和则”与“谐则”的互动关系, “和则”使得信息在整个种群中快速传递, “谐则”保证信息传输得准确畅通。定义和谐函数为

$$H_i = \frac{[E_i]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{i=1}^{\text{tabu}_{ij}} [E_i]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}. \quad (3)$$

其中: tabu_{ij} 为当前空间中抗体节点 j 传递信息到候选抗体节点的群体, α 为信息量浓度参数, β 为信息传递效率参数。 H_i 越大, 说明抗体 i 在综合考虑信息量与信息传输效率的前提下越符合选择要求。采用和谐函数来进行下一代抗体节点的和谐选择比采用传统人工免疫算法及进化算法中单纯依靠亲合度函数来选择更能保持整个种群空间的多样性, 继而更加合理高效地促进信息网络能量最大化过程。

2 HEIN 算法

作用于抗体节点的人工免疫规则集合包含两个方面: 一是“和则”规则集, 克隆选择规则集 $R_C\{\cdot\}$; 二是“谐则”规则集, 和谐选择规则集 $R_H\{\cdot\}$ 。克隆选择规则集包括克隆增殖操作 $R_C^P\{\cdot\}$, 亲合度成熟操作 $R_C^M\{\cdot\}$, 网络信息自学习 $R_C^L\{\cdot\}$, 克隆选择操作 $R_C^S\{\cdot\}$; 和谐选择规则集包括网络信息广泛学习操作 $R_H^L\{\cdot\}$, 和谐选择操作 $R_H^S\{\cdot\}$ 。需要说明的是, 网络信息的学习包括自学习 $R_C^L\{\cdot\}$ 和广泛学习 $R_H^L\{\cdot\}$ 两类。自学习是指抗体节点自身信息量的计算; 广泛学习是指令抗体节点掌握整个网络有关信息的过程, 包括信

息传输效率以及和谐函数的计算. 正是通过抗体不断进行自身的学习以及对外界环境的广泛学习, 才能掌握网络各方面的信息, 从而实现和谐进化, 各算子操作具体如下.

2.1 HEIN 算法设计框架

针对优化问题, 和谐进化信息网络模型的主要框架如下.

输入: 初始抗体种群 N , 抗体克隆规模 p_c , 抗体变异概率 p_m , 信息量浓度指数 α , 信息传递效率指数 β ;

输出: 找到最优解的一个进化信息网络.

Step 1: 设定算法终止条件及相关参数, 产生初始种群. 抗体定义为 $A_i(1)$, 括号中 1 表示整个算法的第 1 代个体, 则初始种群可表示为 $\{A_i(1)\}$. 其中: $i = 1, 2, \dots, N$, 种群规模为 N , 进化代数为 k . 则每代的抗体群为 $\{A_i(k)\}$.

Step 2: 种群的初始能量标定. 每个抗体都由一个信息量 E_i 标定, 各个信息量的初始值由其对应的初始个体的亲和度值确定, 见式 (1).

Step 3: 对抗体 $A_i(k)$ 进行克隆增殖操作

$$A_i^{(1)}(k) = R_C^P(A_i(k)).$$

Step 4: 对 $A_i^{(1)}(k)$ 进行亲合度成熟操作

$$A_i^{(2)}(k) = R_C^M(A_i^{(1)}(k)),$$

这里主要是变异操作.

Step 5: 对 $A_i^{(2)}(k)$ 进行自学习操作

$$A_i^{(3)}(k) = R_C^L(A_i^{(2)}(k)),$$

自学习是抗体节点确定自身信息量的过程.

Step 6: 对 $A_i^{(3)}(k)$ 进行克隆选择操作, 通过此操作选择出 $A_i^{(3)}(k)$ 中优于当前抗体节点的所有候选抗体节点

$$B_i^{(1)}(k) = R_C^S(A_i^{(3)}(k) \cup A_i(k)).$$

Step 7: 对 $B_i^{(1)}(k)$ 进行广泛学习操作 $B_i^{(2)}(k) = R_H^L(B_i^{(1)}(k))$. 广泛学习是抗体节点获得信息传递效率 η_{ij} 与和谐函数 $H_i(k)$ 的过程.

Step 8: 根据 $H_i(k)$ 对 $B_i^{(2)}(k)$ 进行和谐选择操作 $B_i^{(3)}(k) = R_H^S(B_i^{(2)}(k))$.

Step 9: 终止条件判断, 如果满足, 则输出 $\{B^{(3)}(k)\}$ 中的最优抗体节点, 算法结束; 否则, 令 $A(k+1) = B^{(3)}(k)$, $k = k + 1$. 返回 Step 3.

对于上述算法, 有以下几点说明: 1) 算法采用二进制编码, $a = a_1 a_2 \dots a_l$, 编码长度为 l ; 2) 算法亲合度成熟操作采用按位变异策略, 即对 $A_i^{(1)}(k)$ 以变异概率 p_m 对某些基因位置上的基因位取反; 3) 实验设定最大迭代次数或者最大函数评价次数作为算法的

终止条件.

2.2 HEIN 算法分析

HEIN 算法中, 用于优化问题的克隆选择操作保证了候选抗体节点的信息量不差于原抗体节点, 再由和谐选择操作进一步选出下一代抗体节点. 这样两次抗体节点的选择过程确保了抗体节点的信息量不会减少, 也就是说一旦网络节点获得一定的能量之后, 这部分能量便不会减少. 因此可以证明所提出算法是以概率 1 收敛的.

3 算法有效性验证

为了充分验证所提出算法的性能, 采用二组优化问题进行测试: 一组是函数优化问题, 分别对 6 个基准测试函数和 6 个复合测试函数进行实验; 另一组是引入组合优化问题中的经典合取范式可满足性问题.

3.1 函数优化测试

本文选用 6 个低维基准函数和 6 个复合函数进行了测试. 其中低维基准函数如下:

$$f_1(x, y) = 1 + x \sin(4\pi x) - y \sin(4\pi y + \pi) + \frac{\sin(6\sqrt{x^2 + y^2})}{6\sqrt{x^2 + y^2} + 10^{-15}},$$

$$x, y \in [-1, 1]; \quad (4)$$

$$f_2(x, y) = \left(\frac{3}{0.05 + (x^2 + y^2)} \right)^2 + (x^2 + y^2)^2,$$

$$x, y \in [-5.12, 5.12]; \quad (5)$$

$$f_3(x, y) = -(x^2 + y^2)^{0.25} (\sin^2 50(x^2 + y^2)^{0.1} + 1.0),$$

$$x, y \in [-5.12, 5.12]; \quad (6)$$

$$f_4(x, y) = 20 + x^2 - 10 \cos(2\pi x) + y^2 - 10 \cos(2\pi y),$$

$$x, y \in [-5.12, 5.12]; \quad (7)$$

$$f_5(x, y) = 100(y - x^2)^2 + (1 - x)^2,$$

$$x, y \in [-2.408, 2.408]; \quad (8)$$

$$f_6(x, y) = 0.5 - \frac{\sin^2 \sqrt{x^2 + y^2} - 0.5}{1 + 0.001(x^2 + y^2)^2},$$

$$x, y \in [-5.12, 5.12]. \quad (9)$$

该复合函数由文献 [9] 提出, 这些函数形状复杂, 局部极值点极多且位置不固定, 最优点随机分布于空间, 常规算法难以很好地解决这类复杂问题. 有关函数的构造方法、表达形式及具体特性均可参见文献 [9].

实验中设置种群规模为 50, 编码长度为 10, 克隆比例为 8, 信息量浓度指数 α 为 0.7, 信息传输效率指数 β 为 0.3. 对于低维函数, 算法终止条件是运行 500 代, 对每个函数独立测试 30 次, 统计结果如表 1 所示. 对于复合函数, 本文设置其最大函数评价次数为 50 000 次, 并以此作为算法的终止条件. 对每个函数独立测试 30 次, 统计结果如表 2 所示.

表 1 两种算法针对 6 个基准测试函数的结果

测试函数	平均函数评价次数		平均最优解 (标准差)		全局最优解
	ICSA	HEIN	ICSA	HEIN	
f_1	17 360	19 760	2.117 8 (5.207 3e-007)	2.118 739 (1.733 0e-004)	2.118
f_2	46 989	19 764	3.458 0e+003 (4.793 5e-003)	3.597 6e+003 (0.000 000)	3 600
f_3	52 081	19 804	5.633 7e-003 (9.142 8e-019)	1.034 4e-001 (1.088 9e-002)	0
f_4	30 968	19 736	-8.119 7e-002 (4.312 1e-005)	-3.264 4e-003 (0.000 000)	0
f_5	41 033	19 751	-5.814 6e-002 (2.731 2e-002)	-1.191 9e-005 (1.453 6e-004)	0
f_6	57 961	19 775	0.999 182 (1.170 3e-016)	0.999 984 (0.000 000)	1

表 2 3 种算法针对 6 个 10 维复杂测试函数的结果

测试函数	性能指标	CLPSO	DE	HEIN
CF ₁	平均最优解 (标准差)	5.734 8e-008 (1.035 2e-007)	6.745 9e-002 (1.105 7e-001)	8.289 8e-009 (3.350 8e-008)
CF ₂	平均最优解 (标准差)	1.915 7e+001 (1.474 8e+001)	2.875 9e+001 (8.627 7e+000)	1.014 5e+001 (1.578 9e-001)
CF ₃	平均最优解 (标准差)	1.328 1e+002 (2.002 7e+001)	1.444 1e+002 (1.940 1e+001)	1.020 2e+002 (9.568 5e-001)
CF ₄	平均最优解 (标准差)	3.223 2e+002 (2.746 1e+001)	3.248 6e+002 (1.478 4e+002)	3.002 9e+001 (1.205 4e-001)
CF ₅	平均最优解 (标准差)	5.370 5e+000 (2.605 6e+000)	1.078 9e+002 (2.604 0e+000)	3.004 0e+001 (1.120 1e-001)
CF ₆	平均最优解 (标准差)	5.011 6e+002 (7.780 0e-001)	4.909 4e+002 (3.946 1e+001)	4.000 6e+002 (2.384 2e+002)

从表 1 可以看到, HEIN 对于绝大多数测试问题的求解精度、鲁棒性都高于传统免疫克隆选择算法 (ICSA), 性能明显优于 ICSA. 而对于复合测试函数, 将 HEIN 与参考文献 [10] 中测试性能较好的广泛学习粒子群算法 (CLPSO)、差分进化算法 (DE) 进行对比. 从表 2 可以看到, HEIN 对于 CF₁, CF₂, CF₃, CF₄, CF₆ 不论是平均全局最优解还是标准差均优于 CLPSO 和 DE, 仅在 CF₅ 上, CLPSO 取得更好的最优解, 在 CF₆ 上, CLPSO 的标准差则最小.

3.2 组合优化问题测试

为了进一步测试算法性能, 选用组合优化问题中的合取范式可满足性问题 (SAT 问题) 作为另一组测试. 通常 SAT 问题按照如下形式定义:

$$f(U) = C_1 \wedge C_2 \wedge \dots \wedge C_m, U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\},$$

$$C_i = u_{i_1} \vee u_{i_2} \vee \dots \vee u_{i_k} \vee \bar{u}_{ri_1} \vee \bar{u}_{ri_2} \vee \dots \vee \bar{u}_{ri_l},$$

$$i = 1, 2, \dots, m, i_1, i_2, \dots, i_k = 1, 2, \dots, n,$$

$$r_{i_1}, r_{i_2}, \dots, r_{i_l} = 1, 2, \dots, n. \quad (10)$$

其中: U 为 n 个布尔变量的集合, \bar{u} 表示变量 u 的非, C_i 为一个子句, u_i 和 \bar{u}_{ri} 称为子句 C_i 的文字. 对于式 (10), 如果每个子句中最多只含有 3 个文字, 则称其为 3-SAT 问题. 提出 SAT 问题的目的就是要找到 U 的一种取值, 使得 $f(U)$ 为真. 要使 $f(U)$ 为真, 则每个子句必须为真, 而要使一个子句为真, 则该子句的一个文字为真即可. 在这里, 将 SAT 问题的定义变换为一个优化问题的形式, 即

$$f(U) = \sum_{k=1}^m C'_k, C'_k = \prod_{j=1}^n (1 - x_{ij}) x_{rj}. \quad (11)$$

其中: $1 - x_{ij} = u_{ij}$, $x_{rj} = \bar{u}_{rj}$, u_{ij} 和 \bar{u}_{rj} 为变元量, x_{ij} 和 x_{rj} 为相对应的实数变量. 变元 u_{ij} 为真 (即 u_{ij}

= 1) 时, $x_{ij} = 0$; 变元 \bar{u}_{rj} 为真 (即 $u_{ij} = 0$) 时, $x_{rj} = 0$. 也就是说, 只要某子句的一个文字为真, 该子句映射到实数域的值即为 0, 由此该问题转化为求函数 $f(U)$ 最小值的优化问题.

SATLIB^[11] 库中的问题已被广泛地用来测试求解 SAT 问题算法的性能, 这里采用 “Uniform Random 3-SAT” 问题集. 该问题集共有 SAT 问题 3 700 个, 可分成 10 个集合, 分别记为 URSAT₁, URSAT₂, ..., URSAT₁₀, 相应参数详见文献 [11].

将 HEIN 算法与传统免疫克隆选择算法 (ICSA), 以及遗传算法 (GA) 进行比较. 算法终止条件为运行到最大进化代数 10^6 . 若一次运行在规定的迭代次数内找到问题的解, 则说明此次运行成功, 成功的运行次数与总的运行次数的比即为成功率. 因为这里所选择的所有测试问题都是有解的, 所以平均成功率最高可达 100%. 平均评价次数是指成功找到问题的解时所用的函数评价次数的平均值. 显然, 若成功率为 0, 则平均评价次数毫无意义. 因此, 应从成功率和平均函数评价次数二方面综合评价实验结果. 实验中各算法对每个问题集中的每个问题独立求解 50 次, 所得结果如表 3 所示.

从表 3 可以看出, 对这 10 个问题集, HEIN 的求解成功率均在 95% 以上, 其性能远优于其他对比算法. 随着问题规模的增长, 3 种算法的计算量都明显增大, 而 HEIN 的计算复杂度明显低于另两种算法, 表现出了优越的性能. HEIN 在 “和则” 与 “谐则” 同免疫信息网络的有机结合下, 避免了早熟收敛, 加快了收敛速度, 在求解问题逐渐复杂的情况下, 无论是解的质量还是运算代价均优于其他对比算法.

表 3 HEIN, ICSA 以及 GA 针对 SAT 问题的性能比较

问题集	平均成功率			平均函数评价次数		
	HEIN	ICSA	GA	HEIN	ICSA	GA
URSAT ₁	1	1	1	343	608	623
URSAT ₂	1	1	1	1575	2329	2536
URSAT ₃	1	1	1	2368	4863	5012
URSAT ₄	1	1	0.96	4612	9072	9834
URSAT ₅	1	0.96	0.95	9883	16102	17327
URSAT ₆	1	0.91	0.89	14127	23573	24236
URSAT ₇	0.99	0.76	0.75	18523	36311	37421
URSAT ₈	0.98	0.79	0.78	24621	45275	45982
URSAT ₉	0.96	0.75	0.71	35037	54734	55145
URSAT ₁₀	0.95	0.75	0.68	48946	63367	64236

4 结 论

根据经营管理学中的和谐管理理论,本文在人工免疫信息网络的基础上提出了和谐进化信息网络模型,并在此模型下构造了优化算法求解函数优化问题以及组合优化问题.通过“和则”与“谐则”将免疫克隆选择与和谐选择有机结合,很好地保持了种群多样性.本文算法针对函数优化问题与组合优化问题中的 SAT 问题均表现出较好的性能.

如何更加合理和完善地将应用经营管理学及其他交叉学科的优秀思想与进化计算等自然计算方法进行有机结合以解决实际工程优化中的问题是目前进一步研究的方向,利用网络学说的相关内容对算法进行深入的理论分析也是今后研究的重点.

参考文献(References)

- [1] Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of small-world networks[J]. Nature, 1998, 393(4): 440-442.
- [2] Albert R, Barabasi A L. Statistical mechanics of complex networks[J]. Reviews of Modern Physics, 2002, 74(1): 47-97.
- [3] Barabasi A L, Albert R. Emergence of scaling in random networks[J]. Science, 1999, 286(5439): 509-512.
- [4] 焦李成, 公茂果, 王爽, 等. 自然计算、机器学习与图像处理前沿[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2008: 44-45.
- [5] 焦李成, 杜海峰, 刘芳, 等. 免疫优化计算学习与识别[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 35-36.
- [6] 席酉民, 韩巍, 葛京, 等. 和谐管理理论研究[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2006: 24-25.
- [7] Cao X W, Zhang X J, Xi Y M. Ambidextrous organization in harmony: A multi-case exploration of the value of HeXie management theory[J]. Chinese Management Studies, 2011, 5(2): 146-163.
- [8] Arenas A, Cabrales A, Guileria D, et al. Search and congestion in complex networks[J]. Lecture Notes in Physics, 2003, 625(11): 175-194.
- [9] Liang J J, Suganthan P N, Deb K. Novel composition test function for numerical global optimization[C]. Proc of 2005 Swarm Intelligence Symposium. California: IEEE Press, 2005: 68-75.
- [10] Liang J J, Qin A K, Suganthan P N, et al. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2006, 10(2): 281-295.
- [11] Hoos H, Stützle T. <http://www.satlib.org/>, 2000.
- [12] Selman B, Kautz H A, Cohen B. Noise strategies for improving local search[C]. Proc of 12nd National Conf on Artificial Intelligence. Washington: AAAI Press, 1994: 337-343.
- [23] Yu J Y, Wang L. Group consensus in multi-agent systems with switching topologies[C]. Joint 48th IEEE Conf on Decision and Control and 28th Chinese Control Conf. Hong Kong, 2009: 2652-2657.
- [24] Yu J Y, Wang L. Group consensus in multi-agent systems with switching topologies and communication delays[J]. Systems & Control Letters, 2010, 59(6): 340-348.
- [25] Godsil C, Royle G. Algebraic graph theory[M]. New York: Springer, 2001.
- [26] Horn R, Johnson C. Matrix analysis[M]. New York: Cambridge University Press, 1985.

(上接第373页)