

基于极值动力学的自组织优化算法求解TSP问题

吴 婷¹, 陈玉旺², 汪 烨¹

(1. 上海电机学院 机械学院, 上海 200240; 2. 上海交通大学 自动化系, 上海 200240)

摘要: 旅行商问题(traveling salesman problem, TSP)具有很强的理论研究和工程应用价值. 在定义离散状态变量和局部适应度的基础上, 分析了TSP优化解的微观特征; 将自组织临界(self-organized criticality, SOC)的概念引入到组合优化领域, 提出了一种基于极值动力学的自组织优化算法. 该算法利用快速下降和间断涨落的动态搜索过程, 高效地遍历解空间中的局部最优解. 针对TSPLIB中典型实例, 计算结果表明其求解效率和优化性能均优于模拟退火和遗传算法等优化方法. 文中算法提供了一种全新的思路, 有助于从系统角度理解组合优化问题的复杂性, 并分析合理的优化动力学过程.

关键词: TSP问题; 组合优化; 极值动力学; 自组织优化算法

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Self-organized optimization algorithm with extremal dynamics for the traveling salesman problem

WU Ting¹, CHEN Yu-wang², WANG Ye¹

(1. School of Mechanical Engineering, Shanghai Dianji University, Shanghai 200240, China;

2. Department of Automation, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Traveling salesman problem(TSP) has wide applications on optimization theory and engineering practice. With the definition of discrete state variables and local fitness, we analyze the microscopic characteristics of TSP solutions and present a novel self-organized optimization algorithm with extremal dynamics. In this algorithm, the local optimal solutions can be effectively found by the optimization dynamics combining greedy search with fluctuated explorations. Computational results on typical TSP benchmark problems in TSPLIB demonstrate that the proposed algorithm outperforms competing optimization techniques, such as simulated annealing(SA) and genetic algorithm(GA). Since this optimization method considers the micro-mechanisms of computational systems, it provides a systematic viewpoint on computational complexity and effectively helps the design of optimization dynamics on a wide spectrum of combinatorial optimization problems.

Key words: traveling salesman problem; combinatorial optimization; extremal dynamics; self-organized optimization

1 引言(Introduction)

旅行商问题(traveling salesman problem, TSP)是最经典的NP-hard组合优化问题之一, 广泛应用于VLSI芯片设计、电路板布局、网络路由选择和计算生物学等领域. 该问题可简要描述为: 设有 n 个城市 $\{1, 2, \dots, n\}$, 其中任意两个城市 (i, j) 间的距离记为 d_{ij} , 目标为求一条不重复访问所有城市的Hamilton环路 $\Pi\{\pi(1), \pi(2), \dots, \pi(n)\}$, 使得该路径长度 $\sum_{i=1}^n d_{\pi(i), \pi((i+1) \bmod n)}$ 最小. 尽管TSP问题描述简单, 但具有较高的求解复杂性, 因此常作为衡量各种优化算法性能的标准问题, 众多研究人员致力于设

计一种快速、高效的优化算法, 以期在合理的计算时间内找到该问题的最优解或次优解.

目前, 针对TSP问题的优化算法主要分为确定性算法和近似算法^[1]. 前者能保证得到最优解, 但在 $P \neq NP$ 的假设下其运算时间是指数复杂度的, 因此难以适应大规模问题; 后者通常采用启发式策略搜索解空间, 以期在多项式时间内得到一个次优解. 对于TSP问题而言, 近似算法可分为环路构造算法和环路改进算法两类. 环路构造算法从某个非可行解开始, 通过某种增广策略逐步构造出可行解, 如最近邻域搜索方法^[2]等; 环路改进算法则在给定初始解的基础上进行邻域迭代搜索以逐步逼近最优

解, 包括2-opt, 3-opt和Lin-Kernighan^[3]等启发式优化算法, 以及模拟退火^[4]、遗传算法^[5,6]等智能优化方法.

本文从系统的观点出发, 将组合优化问题看作各组成元素相互关联的复杂动力学系统. 在定义状态变量和局部适应度的基础上, 分析了TSP优化的微观特性. 并将复杂系统自组织临界(self-organized criticality, SOC)^[7,8]的概念引入到组合优化领域, 提出了一种基于极值动力学(extremal dynamics, ED)^[9]的自组织优化算法. 针对TSPLIB^[10]中不同城市规模的典型实例进行了仿真, 计算结果表明该算法具有良好的求解效率和优化性能.

2 问题描述(Problem formulation)

2.1 数学模型(Mathematical model)

针对TSP问题, 它的一种基于图论的数学模型^[1]为

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n d_{ij} x_{ij}, \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{j=1}^n x_{ij} = 1, \quad i = 1, \dots, n, \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} = 1, \quad j = 1, \dots, n, \quad (3)$$

$$\sum_{i,j \in s} x_{ij} \leq |s| - 1, \quad 2 \leq |s| \leq n - 2, \\ s \subset \{1, \dots, n\}, \quad (4)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \quad i, j = 1, \dots, n, \quad i \neq j, \quad (5)$$

其中: 表达式(1)为目标函数, 决策变量 $x_{ij} = 1$ 表示路径中包含从城市 i 到城市 j 的边, $i \neq j$ 的约束可以减少变量的个数, 使得共有 $n(n-1)$ 个决策变量; 表达式(2)和(3)分别表示可行解中每个城市有且仅有一个后继节点和一个前导节点; 表达式(4)为消除子环的约束.

通常, 许多学者松弛子环约束以求解该问题的下界^[1]. 本文假定同时松弛前导节点约束(3)和子环约束(4), 即松弛问题仅保证每个城市有且仅有一个后继节点. 显然, 对于该松弛问题, 最优解中的每个城市将连向其最近邻居, 其最优目标函数为 $\sum_{i=1}^n \min_{j \neq i} (d_{ij})$.

2.2 状态变量与局部适应度(State variables and local fitness)

以具有 n 个城市的TSP问题为例, 在构造可行解时每个城市将有 $n-1$ 个可供选择的后继节点. 但由于各城市后继节点的选取是互相约束的, 并不能让所有城市都选取距其最近的后继节点, 使全局适应度达到上节所提到的松弛最优解^[11]. 因此, 为考

察TSP可行解中每个城市的后继节点的选取状态, 本文定义了一组离散状态变量来描述可行解的微观特征. 针对单个可行解中任意城市 i , 假定其连向第 k ($1 \leq k \leq n-1$) 近的邻居, 则文中定义该城市 i 的状态变量 $s_i = k$.

此外, 设 d_i 为当前可行解中城市 i 的前向边长度, 该城市的局部适应度可定义为

$$f_i = d_i - \min_{j \neq i} (d_{ij}), \quad (6)$$

则任意可行解 S 的路径长度可以表示如下:

$$f(S) = \sum_{i=1}^n \min_{j \neq i} (d_{ij}) + \sum_{i=1}^n f_i, \quad (7)$$

针对特定的TSP实例, 表达式(7)右边的前一项为常数, 故使得局部适应度的和达到最小的可行解为该优化问题的全局最优解.

2.3 最优解的微观特征(Microscopic characteristics of optimal solutions)

根据以上的状态变量和局部适应度定义, 本节着重考察TSP最优解的微观特征. 取TSPLIB中的典型实例kroA100(字母代表实例名称, 数字代表实例大小)为实验样本, 其随机解和最优解中所有城市的微观状态及局部适应度分布如图1所示.

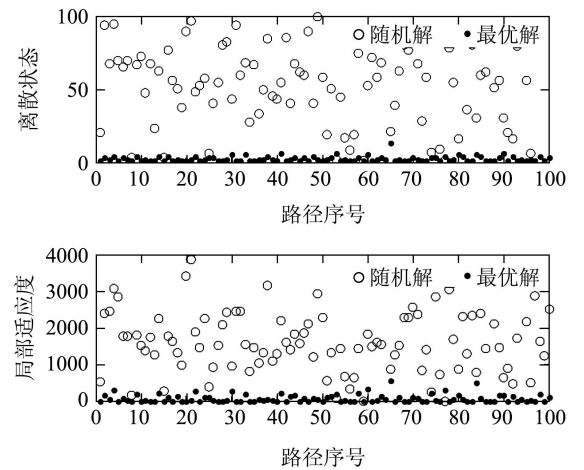


图1 随机解和最优解的离散状态及局部适应度分布(kroA100)

Fig. 1 Distributions of discrete states and local fitness on random and optimal solution (kroA100)

由上图可见, 最优解中所有城市都具有较低的离散状态值和较小的局部适应度. 针对TSPLIB中大量典型实例的测试表明, TSP最优解全部具有该微观统计特性. 因而, 从任意可行解出发, 可以通过不断降低所有节点的局部适应度使其逐步逼近最优解. 本文模拟复杂系统的自组织临界过程, 提出了一种基于极值动力学的自组织优化算法.

3 基于极值动力学的自组织优化算法(Self-organized optimization algorithm with extremal dynamics)

3.1 极值动力学与自组织临界(Extremal dynamics and self-organized criticality)

复杂动力学系统通常由许多子系统组成, 由于各子系统间以某种或多种方式发生复杂的非线性相互作用, 系统常处于稳态和混沌边界的自组织临界状态. 自组织临界状态是由Bak等人于1987年首次提出来的概念, 用于说明控制广延耗散动力系统的普遍组织原则.

在自组织临界模型中, 最值得关注的是1993年Bak和Sneppen在文献[8]中提出的Bak-Sneppen生物演化模型(下文简称BS模型). 在BS模型的生态系统中, 不同个体间相互关联, 个体的变异会影响邻近其他个体的状态. BS模型可简单描述为: L^d 个个体被放在具有周期边界的 d 维网格上, 网格上每个个体的适应度 $f_i (i = 1, 2, \dots, L^d)$ 取区间 $[0, 1]$ 上的随机数; 所有网格构成一个生态系统, 网格上的每个格点代表一个个体, 网格上的边代表个体间的某种关联; 在每个离散时间点, 选择具有最小适应度的个体及其 $2d$ 个邻居, 让这 $2d + 1$ 个个体的适应度在区间 $[0, 1]$ 上重新获取新的随机数; 经过一定的演化时间后, 该模型能自发组织到一种临界状态. 其中, 该模型中的个体选择模式通常称为极值动力学. 当BS模型达到自组织临界态时, 系统中所有个体的适应度都分布在某个临界值 f_c 和1之间, 且系统的演化服从雪崩动力学的幂律行为, 即大量的状态转变只在邻域内产生影响, 而少量的状态变化则会局部影响到整个系统的宏观状态^[8]. 针对一维模型的统计分析结果表明 $f_c \approx 0.667$.

使用BS模型的自组织临界过程模拟组合优化问题的动态求解过程, 则自组织临界态可以类比为优化问题的最优解. 以TSP问题为例, 最优解中各城市间的边是强耦合的, 即很难在降低某个城市的局部适应度的同时, 不提高其邻近城市的局部适应度. 另一方面, 任选一个初始解, 可以通过邻域搜索不断改变具有较高局部适应度的城市的状态, 使优化系统逐步达到自组织临界状态. 其中, 邻域定义为局部搜索算法的基础. 对于任意组合优化问题 (D, F, f) , 其中 D 表示决策变量的定义域, F 表示可行解集, f 表示目标函数. 邻域映射可表示为: $S \in D \rightarrow N(S) \in 2^D$, 2^D 表示 D 的所有子集组成的集合, $N(S)$ 称为 S 的邻域, $S' \in N(S)$ 称为 S 的一个邻居. 若 $\forall S' \in N(S), f(S) \leq f(S')$, 则 S 为该邻域定义下的局部最优解. 显然, 全局最优解属于局

部最优解集合. 在给定的邻域结构下, 任意组合优化问题的解空间呈现为网络结构, 网络中每个节点的度为邻域集合的势 $|N(S)|$. 假定TSP问题以访问的城市序列表示可行解^[12, 13], 邻域定义采用2-opt局部搜索策略, 则该问题的解空间为每个节点度等于 $n(n-1)/2$ 的复杂网络. 在该网络结构中, 如果任意两个节点是可达的, 即可以通过有限步的邻域操作从一个可行解搜索到另一个可行解, 则所有局部搜索算法的核心为其动态搜索过程.

3.2 自组织优化算法(Self-organized optimization algorithm)

基于极值动力学的自组织优化算法(self-organized optimization algorithm, SOA)具体描述如下:

- 1) 随机产生一个可行解 S , 该可行解表示为一条遍历所有城市的随机路径. 取当前最优解 $S_{\text{best}} = S$.
- 2) 对于当前解 S :
 - i) 计算该路径中每个城市的局部适应度, 并按局部适应度从大到小排序得到城市序列 $\Pi' \{ \pi(1), \dots, \pi(k), \dots, \pi(n) \}$, 即 $f_{\pi(1)} \geq \dots f_{\pi(k)} \dots \geq f_{\pi(n)}$, 则适应度最大的城市为该序列中的第1个元素, 而适应度最小的城市为该序列中的第 n 个元素;
 - ii) 以幂律分布函数 $P_k \propto k^{-\alpha} (1 \leq k \leq n)$ 选择城市 $\pi(k)$, 以2-opt局部搜索的方式改变被选中城市的状态, 该邻域定义策略将产生 $n-1$ 个可能的解, 即当前解邻域集合的势 $|N(S)| = n-1$;
 - iii) 将当前解 S 的邻域集合 $N(S)$ 中所有解的按路径长度从小到大排列, 以另一幂律分布函数 $P_s \propto s^{-\beta} (1 \leq s \leq |N(S)|)$ 从该邻域集合中选出一个新的解 S' 替代当前解 $S (S \leftarrow S')$; 如果 $f(S') < f(S)$, 则用 S' 替代当前最优解 $S_{\text{best}} (S_{\text{best}} \leftarrow S')$.

3) 重复执行步骤2), 直至满足算法的中止条件, 如迭代次数或运算时间等, 输出最优解 S_{best} .

由于步骤2)中的2-opt局部搜索策略在改变被选中城市的局部适应度的同时, 也会影响到其相互关联的城市的局部适应度. 因此, 该优化过程将类似于BS模型的自组织临界过程, 在不断改变当前解的局部组织结构的基础上, 渐进趋于全局最优解.

4 实验结果与分析(Experimental results and analysis)

4.1 比较分析(Comparative analysis)

模拟退火算法(simulated annealing, SA)是Kirkpatrick在1983年提出的一种求解组合优化问题的启发式随机搜索算法. 其理论基础为组合优化问题的求解过程与物理系统退火过程之间的相似性. 在物理

系统退火理论中,当温度升高时,系统内部粒子随温度上升呈无序状,内能增大;而系统冷却时粒子渐趋有序,最后在绝对零度时达到基态,系统内能最小.根据Metropolis准则,粒子在温度 T 时趋于平衡的概率为 $\exp(-\Delta E/kT)$,其中 E 为温度 T 时的内能, ΔE 为其改变量, k 为Boltzmann常数.用固体退火模拟组合优化过程,将内能 E 模拟为目标函数值 f ,温度 T 等价于优化控制参数 t ,即得到求解组合优化问题的模拟退火算法:由初始解 S 和控制参数初值 t 开始,针对当前解重复迭代过程“通过邻域搜索产生新的解→计算目标函数的差值→根据Boltzmann分布概率决定是否接受新产生的解”,并逐步降低控制参数 t 的值,算法中止时的当前解近似为优化问题的最优解.模拟退火算法已广泛应用于各种组合优化问题.在TSP问题中,以2-opt局部搜索的方式随机产生新的解,模拟退火算法的目标函数优化过程如图2所示.

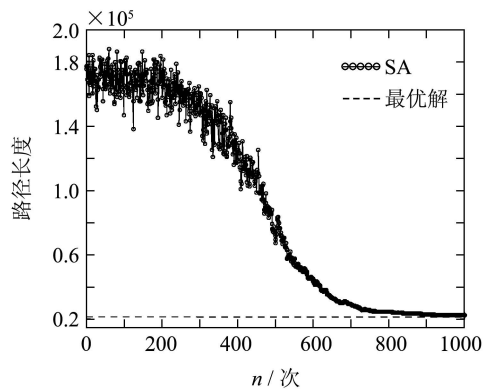


图2 模拟退火算法的优化过程(kroA100)

Fig. 2 Optimization process of simulated annealing algorithm (kroA100)

由于模拟退火算法的迭代搜索过程以Boltzmann分布概率接受目标函数的“劣化解”,因此该算法的关键问题之一为选择合理的控制参数序列.理论上模拟退火算法能跳出局部最优解而得到全局最优解.事实上,近期关于组合优化问题相变现象的理论研究表明,优化问题的复杂性在靠近最优解的边缘^[14,15].因此,模拟退火算法在远离最优解时以较大概率接受“劣化解”在某种程度上可以说是一种低效的搜索行为;另一方面,由于其局部搜索的随机性,在接近最优解时该算法又具有较差的搜索能力.

遗传算法(genetic algorithm, GA)是J. Holland于1975年提出来的全局优化算法,其借鉴生物界的进化理论(适者生存、优胜劣汰的遗传机制),通过自然选择、交叉、变异等操作实现个体适应度的提高.遗传算法采用简单的编码技术来表示优化问题的解,

以概率化的寻优方式搜索整个解空间,其具有内在的隐并行性和良好的全局寻优能力,已广泛地应用于组合优化、机器学习、人工智能等领域.针对同样的TSP实例,遗传算法的优化过程如图3所示.

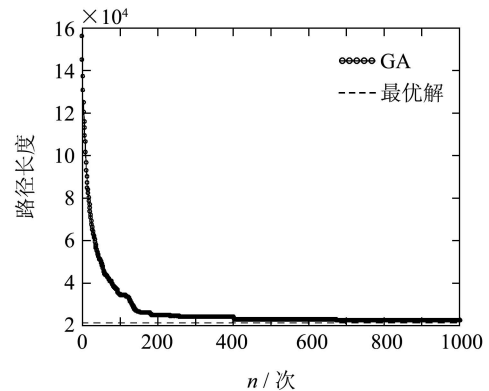


图3 遗传算法的优化过程(kroA100)

Fig. 3 Optimization process of genetic algorithm (kroA100)

遗传算法的搜索过程从优化解的集合开始,而不是单个个体,具有隐含并行搜索特性,可降低陷入局部最优解的可能性.但对于结构复杂的组合优化问题,搜索时间和空间规模较大.初始种群、交叉和变异算子的选择常常直接影响解的质量和算法效率.

文中算法和模拟退火、遗传算法等优化方法最根本的区别在于其具有局部适应度的分布式求解策略.基于优化系统的微观特性,广大研究复杂系统的理论和方法可以用来分析组合优化问题的复杂性,并根据其动力学特征设计相应的优化方法.采用与模拟退火相同的2-opt邻域搜索策略,基于极值动力学的自组织优化算法的优化过程如图4所示.

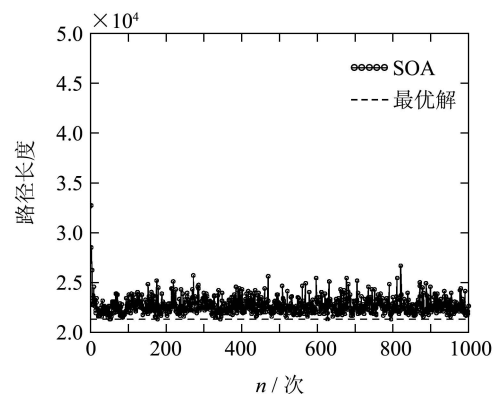


图4 自组织优化算法的优化过程(kroA100)

Fig. 4 Optimization process of self-organized optimization algorithm (kroA100)

该算法分析了组合优化问题的本质特性,即定义出各组成元素对全局目标函数造成影响的局部适应度,从而在局部搜索过程中有指导性地改变当前解

的某些组成部分,而不仅仅类似于现有算法停留在整个解层次的随机改变.如上图所示,该优化过程可以快速收敛到全局最优解附近,再以间断涨落的动态搜索方式遍历解空间中的局部最优解.其中,优化过程的收敛速度及间断涨落的幅度可以通过算法中的控制参数进行调节,实验表明算法的优化性能对调节参数具有较低的敏感性,且调节参数的选择不影响算法的复杂度(针对TSP问题的大量仿真分析结果表明 $\alpha \approx 1 + 1/\ln(n)$, $\beta \approx 3$ 时算法以较大的概率求得全局最优解^[16].此外,由于局部适应度的计算和邻域空间的产生具有分布式的特点,该算法可以

较容易地使用并行程序实现.

4.2 计算结果(Computational results)

本文使用TSPLIB中的标准问题来测试文中算法的性能,分别包括欧式空间和距离空间中不同规模的TSP实例.所有算法以C++实现,运行环境为Pentium IV 2.80 GHz CPU,比较结果如表1所示.算法针对每个实例得到的路径长度为程序运行10次所得的最优值,运算误差 $\%opt = (f - f_{opt})/f_{opt} * 100\%$ 用于评价算法的优化性能,其中 f 表示算法的运行结果, f_{opt} 为已知的最优路径长度;运行时间 $\tau_{CPU}(s)$ 用于评价算法的优化效率.

表1 计算结果比较

Table 1 Comparison on computational results

TSP问题		模拟退火				遗传算法			本文算法		
问题名称		f_{opt}	f	%opt	τ_{CPU}	f	%opt	τ_{CPU}	f	%opt	τ_{CPU}
欧式空间	pr76	108159	108280	0.11	3	108213	0.05	31	108159	0	3
	kroA100	21282	21356	0.35	6	21327	0.21	65	21282	0	6
	tsp225	3919	3947	0.72	21	3935	0.4	212	3925	0.15	21
	pcb442	50778	51271	0.97	126	51139	0.71	1011	51002	0.44	123
	pr1002	259045	262081	1.17	297	260992	0.75	2957	260597	0.6	315
	pr2392	378032	387245	2.44	945	382617	1.21	5326	382612	1.21	912
距离空间	gr24	1272	1272	0	1	1272	0	3	1272	0	1
	gr48	5046	5057	0.22	2	5046	0	15	5046	0	2
	gr120	6942	6991	0.71	11	6979	0.53	74	6951	0.13	11
	si175	21407	21603	0.92	25	21550	0.67	121	21425	0.08	25
	si535	48450	48936	1	210	48721	0.56	1215	48559	0.22	197
	si1032	92650	93490	1.01	450	93351	0.76	3102	92813	0.18	391

由实验结果可以看出,文中算法在优化性能上明显优于同样基于单个解的模拟退火算法;同时在求解效率和优化性能上优于基于群体的遗传算法.

5 结论(Conclusion)

组合优化问题在工程实践中有着广泛的应用,同时也是计算机科学中的重要研究课题.本文针对典型的NP-hard组合优化问题——TSP问题,在定义状态变量和局部适应度的基础上,分析了TSP优化的微观特性;借鉴复杂系统的临界自组织过程,提出了一种基于极值动力学的自组织优化算法.比较分析及实验结果说明,该算法具有良好的求解效率和优化性能.

由于文中算法从系统的角度出发,有助于分析组合优化问题的复杂性,并讨论相应的动态优化过程,可广泛应用于分析和求解组合优化问

题,如背包问题(knapsack problem)、图着色问题(graph coloring problem)、调度问题(scheduling problem)等.针对具体问题的研究仅包括两方面:1) 局部适应度定义;2) 邻域搜索策略.文中优化算法的提出目前主要基于大量的数据分析,其后继理论工作将主要考虑以下几点:1) 局部适应度和全局目标函数的一致性分析;2) 邻域搜索对解空间的遍历性;3) 基于邻域定义的解空间网络结构分析.

参考文献(References):

- [1] GUTIN G, PUNNEN A P. *The Traveling Salesman Problem and Its Variations*[M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2002.
- [2] VOUDOURIS C, TSANG E. Guided local search and its application to the traveling salesman problem[J]. *European Journal of Operational Research*, 1999, 113(2): 469 – 499.
- [3] LIN S, KERNIGHAN B W. An effective heuristic algorithm for the traveling salesman problem[J]. *Operations Research*, 1973, 21(2):

- 498 – 516.
- [4] KIRKPATRICK S, GELATT C D, VECCHI M P. Optimization by simulated annealing[J]. *Science*, 1983, 220(4598): 671 – 680.
- [5] MICHALEWICZ Z. *Genetic Algorithm + Data Structures = Evolution Programs*[M]. 3rd edition. Berlin: Springer-Verlag, 1996.
- [6] 刘军, 王介生. 旅行商问题(TSP)的伪并行遗传算法[J]. 控制理论与应用, 2007, 24(2): 279 – 282.
(LIU Jun, WANG Jiesheng. Solving traveling salesman problem (TSP) with pseudo-parallel genetic algorithms[J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(2): 279 – 282.)
- [7] BAK P, TANG C, WIESENFELD K. Self-organized criticality: an explanation of $1/f$ noise[J]. *Physical Review Letters*, 1987, 59(4): 381 – 384.
- [8] BAK P, SNEPPEN K. Punctuated equilibrium and criticality in a simple model of evolution[J]. *Physical Review Letters*, 1993, 71(24): 4083 – 4086.
- [9] BOETTCHER S, PERCUS A G. Optimization with extremal dynamics[J]. *Complexity*, 2003, 8(2): 57 – 62.
- [10] REINELT G. TSPLIB—a traveling salesman problem library[J]. *ORSA Journal on Computing*, 1991, 3(4): 376 – 384.
- [11] BOETTCHER S, PERCUS A G. Nature's way of optimizing[J]. *Artificial Intelligence*, 2000, 119(1/2): 275 – 286.
- [12] 杨辉, 康立山, 陈毓屏. 一种基于构建基因库求解TSP问题的遗传算法[J]. 计算机学报, 2003, 26(12): 1753 – 1758.
(YANG Hui, KANG Lishan, CHEN Yuping. A gene-based genetic algorithm for TSP[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2003, 26(12): 1753 – 1758.)
- [13] LARRANAGA P, KUIJPERS C M H, MURGA R H, et al. Genetic algorithms for the traveling salesman problem: a review of representations and operators[J]. *Artificial Intelligence Review*, 1999, 13(2): 129 – 170.
- [14] CHEESMAN P, KANEFSKY B, TAYLOR W M. Where the really hard problems are[C] // *Proceedings of the 12th International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Sidney: Morgan Kaufmann, 1991: 163 – 169.
- [15] GENT I P, WALSH T. The TSP phase transition[J]. *Artificial Intelligence*, 1996, 88(1/2): 349 – 358.
- [16] CHEN Y W, LU Y Z, CHEN P. Optimization with extremal dynamics for the traveling salesman problem[J]. *Physica A*, 2007, 385(1): 115 – 123.

作者简介:

吴 婷 (1980—), 女, 博士, 讲师, 研究方向为机器人控制、脑机接口关键技术及其应用, E-mail: wut@sdju.edu.cn;

陈玉旺 (1982—), 男, 博士, 研究方向为生产系统调度与优化, E-mail: cywpeak@sdju.edu.cn;

汪 烨 (1974—), 男, 讲师, 研究方向为机电集成及智能控制技术, E-mail: wyxmp@126.com.