

# 智能算法求解 TSP 问题的比较

张煜东, 吴乐南, 韦 耿

ZHANG Yu-dong, WU Le-nan, WEI Geng

东南大学 信息科学与工程学院, 南京 210096

School of Information Science & Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China

E-mail: zhangyudongnuaa@gmail.com

ZHANG Yu-dong, WU Le-nan, WEI Geng. Comparison on solving TSP via intelligent algorithm. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(11): 11-15.

**Abstract:** There are various kinds of methods with different corresponding models to solve the Traveling Salesman Problem (TSP), among which this paper focuses on those intelligent algorithms and divides them into three types, namely evolutionary algorithm, Hopfield network and self-organizing map. Their principles, performances, advantages and disadvantages are discussed respectively. Experiments with different scales demonstrate that the one combines evolutionary algorithm and local search outweighed others, which suggests that the future research should be concentrated on finding better local search methods.

**Key words:** Traveling Salesman Problem (TSP); evolutionary algorithm; ant colony algorithm; Hopfield network; self-organizing map

**摘 要:** 目前 TSP 问题的求解方法不仅种类繁多, 而且模型迥异。集中讨论求解 TSP 问题的智能算法, 将其分为进化算法、Hopfield 神经网络和自组织映射 3 类, 对每类方法进行了原理研究、性能分析和优缺点比较。最后通过不同规模的实验进行验证, 发现进化算法与局部搜索的组合求解 TSP 性能最好。今后的研究将集中在如何寻找更优的局部搜索。

**关键词:** 旅行商问题; 进化算法; 蚁群算法; Hopfield 网络; 自组织映射

**DOI:** 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.11.004 **文章编号:** 1002-8331(2009)11-0011-05 **文献标识码:** A **中图分类号:** TN911.73

旅行商问题(TSP)是一类著名的组合优化问题, 要求找到经过所有城市, 且每个城市仅经过一次的路径最短的 Hamilton 回路。由于原理简单, 在很多领域都有广泛地应用。例如 VLSI 芯片设计<sup>[1]</sup>、网络路由<sup>[2]</sup>、车辆路径问题<sup>[3]</sup>等。

对于一个  $n$  城市的 TSP 问题, 一共存在  $(n-1)!/2$  条可能路径, 因此, TSP 是一个 NP-C 问题。传统的解决手段<sup>[4]</sup>有动态规划法(DM)、分枝定界法(LC)等。但 DM 是一个递归算法, 时间复杂度为  $O(n2^n)$ , 空间复杂度为  $O(n2^n)$ 。随着问题规模的增长, 所需空间会急剧增长。LC 的算法时间复杂度也是  $O(n2^n)$ , 而且为了计算智能化的判断函数, 必须为每个节点附带一个归约矩阵。所以, 在实际中很少将 DM 与 LC 用于大规模求解问题。

由于智能算法对 NP-C 问题的优良表现, 越来越多的学者尝试用智能算法求解 TSP 问题。按照求解原理的不同, 对 TSP 问题的智能算法可以粗分为以下 3 类: 进化算法、Hopfield 神经网络和自组织网络(SOM)。进化算法的原理是将旅行商走过的距离作为优化函数; Hopfield 方法是将该函数转化为二次型, 通过 Hopfield 网络求解; SOM 网则是构建一个环形的网络结构, 然后将城市位置作为激励, 使得神经元按照“相邻城市对应的

神经元也相邻”这样的理念来自适应调整。

目前在这 3 个方面进行的研究很多, 但却没有文章对其进行比较。本文的主要贡献在于总结了 3 种求解方式的原理, 通过对不同规模的 TSP 问题进行仿真, 验证了各自的优缺点及应用范围。

## 1 进化算法求解 TSP

给定  $n$  个城市  $C=\{c_1, c_2, \dots, c_n\}$  以及任意两个城市  $c_i$  与  $c_j$  的距离  $d_{ij}$ , 要寻找自然数  $\{1, 2, n\}$  的一个排列  $P=\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ , 使得售货商按此排列走过路径的长度最小, 即最优化如下函数:

$$P = \operatorname{argmin}_P \{d_{p_1 p_2} + d_{p_2 p_3} + \dots + d_{p_{n-1} p_n} + d_{p_n p_1}\} \quad (1)$$

### 1.1 传统进化算法解法

Ding<sup>[5]</sup>提出了一种双层遗传算法(TLGA), Zhou<sup>[6]</sup>提出一种平行遗传算法(PGA), Burkowski<sup>[7]</sup>提出用基因表达算法(GEA)。以上方法均采用某类进化算法, 或仅对进化算法本身进行修正, 来求解 TSP 问题。研究发现随着城市规模的增大, 求解结果急剧变差。

这是因为进化算法的一个特点, 即通用性(generality)导致

**基金项目:** 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60872075); 国家高技术研究发展计划(863)(the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2008AA01Z227); 江苏省自然科学基金(the Natural Science Foundation of Jiangsu Province of China under Grant No.BK2007103); 高等学校科技创新工程重大项目培育资金项目(No.706028)。

**作者简介:** 张煜东(1985-), 男, 博士生, CCF 学生会会员; 吴乐南(1952-), 男, 教授, 博导; 韦耿(1977-), 男, 博士后。

**收稿日期:** 2008-11-18 **修回日期:** 2008-12-30

的。通用性保证了进化算法是问题独立(problem-independent)的,即进化算法本身不变就可以优化任意形式的显性或隐形的函数。但是通用性也使得求解时对问题本身的性质考虑较少。

幸运的是,进化算法的另一个优点,可扩展性(extensibility),保证了在问题独立的进化算法中,可以引入问题相关(problem-dependent, problem-specific)的局部搜索策略。对于TSP问题来说,问题相关的局部搜索主要有经典的2-Opt<sup>[8]</sup>,3-Opt<sup>[9]</sup>和Lin-Kernighan(LK)<sup>[10]</sup>算法。

### 1.2 局部搜索策略

2-Opt 基于如下思想,给定当前的最佳路径,任意选取两条不相邻的子路径,然后移动这两条子路径,得到一条新的路径。如果新路径更短,则其就变成当前最佳路径。例如,对于路径{p<sub>1</sub>, ..., p<sub>a-1</sub>, p<sub>a</sub>, ..., p<sub>b</sub>, p<sub>b+1</sub>, ..., p<sub>n</sub>, p<sub>1</sub>},若对子路径(p<sub>a-1</sub>, p<sub>a</sub>), (p<sub>b</sub>, p<sub>b+1</sub>)进行移动,则新路径为{p<sub>1</sub>, ..., p<sub>a-1</sub>, p<sub>b</sub>, p<sub>b-1</sub>, ..., p<sub>a+1</sub>, p<sub>a</sub>, p<sub>b+1</sub>, ..., p<sub>n</sub>, p<sub>1</sub>},具体见图1。3-Opt的思想类似,不同的是选取3条子路径交换节点。

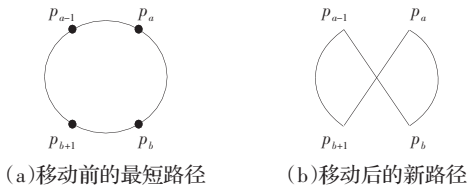


图1 2-Opt 原理示意图

LK 算法就是在禁忌搜索 (Tabu Search)<sup>[11]</sup> 的框架下引入2-Opt 或3-Opt 算法。其中包含两个禁忌表,一个是已增加的子路径表 (Added Edges, AE), 另一个是已删除的子路径表 (Deleted Edges, DE)。若某次移动,会导致删除一条在 AE 中的子路径,或增加一条在 DE 中的子路径时,则禁止该次移动。增加两个禁忌表,使得在进行2-Opt 搜索时,可以预先通过禁忌表对子路径集进行筛选,从而一方面使计算量大幅减少(尤其在算法后期),一方面避免重复选择子路径。

由于一次迭代中,LK 算法可能会运行几次,因此,对其优化是必须的。Johnson<sup>[12]</sup>提出了迭代 LK 算法,对不同的路径采用一段高效的 LK 代码迭代,选取最优结果。Martin<sup>[13]</sup>提出一种特殊的4-Opt 移动模式,即双桥(double bridge)模型,见图2。在此基础上,给出一种链式 LK 算法,在对上一次 LK 的结果用双桥模型修改后,经由模拟退火算法(SA)提取部分结果,然后再进行下一次 LK 运算,如此形成一条 LK 链。

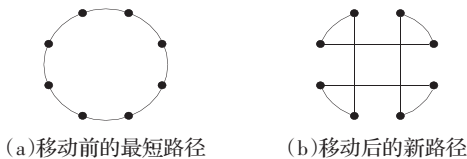


图2 双桥模型原理示意图

### 1.3 “进化算法+局部搜索”策略

目前解决 TSP 问题较好的进化算法类,无不应用了这种“问题无关的进化算法+问题相关的局部搜索”策略,其中问题无关的进化算法主要探索解空间,而问题相关的局部搜索主要求解子空间的最优解。如 Merz<sup>[14]</sup>提出结合遗传算子与 LK 的求解 TSP 问题的算法;Gorges-Schleuter<sup>[15]</sup>提出 Asparagos96 并行遗传算法,采用了 k-Opt 算子来执行局部搜索,且从理论上证明了对于大规模 TSP 问题,仅使用进化算法产生多个备选解,

与使用局部搜索产生极少备选解,在寻优能力上等效;Yang<sup>[16]</sup>提出结合蚁群算法与变异策略结合的方法;Samanlioglu<sup>[17]</sup>提出结合 Memetic 随机密钥(random key)算法、遗传算法与2-Opt 结合的方法。

最后,值得一提的是 Baraglia<sup>[18]</sup>提出的一种结合紧致遗传算法(CGA)<sup>[19]</sup>与双桥模型的求解方法。经测试,该方法求解多达15 915个城市的TSP问题时,平均偏离率仅有0.004%,不仅在同类算法中最优,而且也是神经网络方法无法比拟的。

## 2 Hopfield 网络求解 TSP

### 2.1 传统 Hopfield 网络解法

Hopfield 神经网络能够优化的函数形式必须如下式:

$$\operatorname{argmin}\left\{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_{ij} v_i v_j - \sum_{i=1}^n v_i I_i\right\} \quad (2)$$

如何将式转换为形如式,目前流行的方法是将自变量从城市序号的排列 P, 变为有效路线换位阵 (ERTA)<sup>[20]</sup>。为解释 ERTA 的含义,以一个10-TSP 为例,如图3所示。

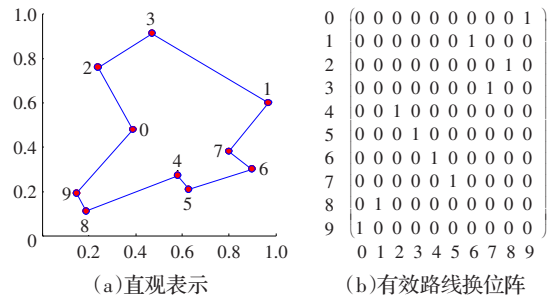


图3 路线{9 8 4 5 6 7 1 3 2 0}的两种表达方式

图3(a)是10-TSP问题的路线,可记作 P={9845671320}。对应地,采用 ERTA,则如图3(b)所示。这里矩阵 v 第 i 行第 j 列的元素 v<sub>ij</sub> 表示在旅行路线的第 i 个位置是城市 j。

采用了 ERTA 后,可以构造一个类似式(1)的能量函数:

$$E = \frac{1}{2} A \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N v_{xi} v_{xj} + \frac{1}{2} B \sum_{i=1}^N \sum_{x=1}^{N-1} \sum_{y=x+1}^N v_{xi} v_{yi} + \frac{1}{2} C \left( \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N v_{xi} - N \right)^2 + \frac{1}{2} D \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N \sum_{i=1}^N d_{xy} [(v_{xi}, v_{y,i+1}) + (v_{xi}, v_{y,i-1})] \quad (3)$$

式中,第1项保证 v 中每行的 1 不多于一个,即对每个城市访问次数不超过一次;第2项保证 v 中每列的 1 不多于一个,即每次访问的城市数不超过一个;第3项保证 v 中 1 的数目等于城市数目 N;第4项才是旅行路线长度。这里 A、B、C、D 均是正常数。

最后,式(3)可以化为式(2)的形式,即令:

$$\omega_{x_i, y_j} = -2A \delta_{xy} (1 - \delta_{ij}) - 2B \delta_{ij} (1 - \delta_{xy}) - 2C - 2D d_{xy} (\delta_{j,i+1} - \delta_{j,i-1}) \quad (4)$$

$$I_{xi} = 2CN \quad (5)$$

显然,用 Hopfield 网络求解 TSP 的主要缺陷在于:(1)网络得到的解不是可行解;(2)网络易陷入局部最优;(3)参数设置问题。

学者们就这些问题进行了研究,Peng<sup>[21]</sup>最早提出了一种局部最小逃逸(LME)算法,通过参数扰动,使网络能从局部极小点跳出。Papageorgious<sup>[22]</sup>发展了 LME 算法,提出用 SA 来调整参

数。Talavan<sup>[23]</sup>对网络的参数设置进行了系统的研究, 给出  $A$ 、 $B$ 、 $C$ 、 $D$  的最优设置方法。

## 2.2 滞后混沌神经网络解法

随着边缘学科的发展, 时延(delay)、滞后(hysteresis)、混沌(chaos)等现象与传统的神经网络互相结合, 不断产生新的神经元模型与新的神经网络。Bharitkar<sup>[24]</sup>首先提出滞后 Hopfield 网络解决 TSP 问题, Gopalsamy<sup>[25]</sup>对其进行了修正。Iwai<sup>[26]</sup>研究了混沌神经元动力学模式的相关性。Xu<sup>[27]</sup>提出采用瞬时混沌神经网络求解 TSP 问题。Liu<sup>[28]</sup>综合了滞后神经网络与混沌神经网络的优点, 提出一种滞后混沌神经网络(HCNN), 实验表明效果较优。

图 4 给出了 HCNN 的神经元模型。可用以下公式表述:

$$y(t+1)=ky(t)-\alpha[x(t)-I] \quad (6)$$

$$x(t)=f[y(t)] \quad (7)$$

$$f(s)=\begin{cases} (1+e^{-c_1(s+a)})^{-1}, & s'(t)>0 \\ (1+e^{-c_2(s-b)})^{-1}, & s'(t)<0 \end{cases} \quad (8)$$

式(6)中  $I$  是神经元的输入偏置,  $y(t)$  是内部变量, 表征着神经元的混沌性,  $\alpha$  是自反馈增益系数。式(7)中  $x(t)$  是神经元的输出, 由  $y(t)$  通过一个激活函数  $f$  得到。式(8)中  $f$  表征着神经元的滞后性, 由两个 sigmoid 函数构成,  $a$  与  $b$  分别是 sigmoid 函数的中心,  $c_1$ 、 $c_2$  是对应的形状参数,  $s'(t)$  是  $s(t)$  的导数。

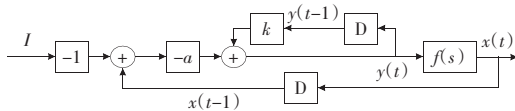
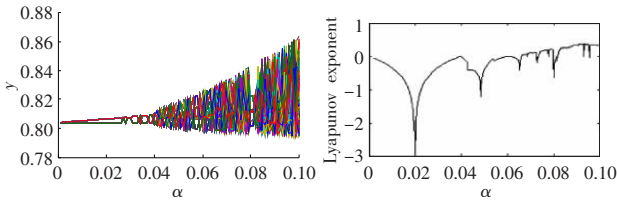


图 4 HCNN 神经元模型

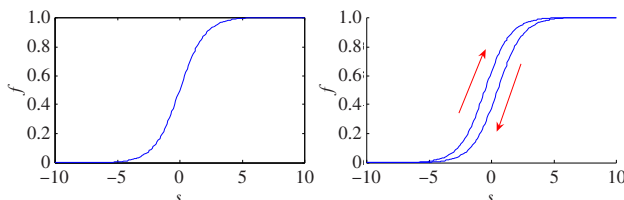
图 5 显示了 HCNN 神经元的混沌特性, 参见式(6)。从图 5(a)可以看出, 当网络参数设定为某些特定值时, 只要增加其中一个参数的大小(如  $\alpha$ ), 就会使网络由二分支(bifurcation)通往混沌。再观察图 5(b), 考虑到正 Lyapunov 指数表明混沌产生, 所以  $\alpha$  对神经元的混沌状态起主导作用。



(a)  $\alpha$  与  $y$  的关系曲线 (b)  $\alpha$  与 Lyapunov 指数关系曲线

图 5 HCNN 的混沌性

图 6(a)显示了传统的神经元激活函数, 即一个简单的 Sigmoid 函数, 当神经元进入饱和和区时, 激活函数的梯度很小, 这样会导致某个神经元早熟, 继而整个网络陷入局部最优。图 6(b)显示了 HCNN 的激活函数, 参见式(8), 当  $s$  增加时,  $f(s)$  沿左边曲线增加; 反之, 当  $s$  减少时,  $f(s)$  沿右边曲线下降。这种滞后形式保证了网络能够跳出局部极值。



(a) 传统的激活函数 (b) HCNN 的激活函数 ( $a=b=0.5, c_1=c_2=1$ )

图 6 神经元激活函数的滞后特性

HCNN 运行时, 在算法初始阶段, 选择合适的  $a$ 、 $b$  与  $\alpha$  值, 保证网络处于混沌状态, 利于网络的全局搜索。然后让  $a$ 、 $b$  与  $\alpha$  逐渐减小到 0, 以向优化处理过度。最后, 这些参数全部为 0 时, HCNN 退化为 Hopfield 网络, 网络根据梯度搜索策略完成优化处理。

## 3 SOM 网求解 TSP

SOM 网作为一种从输入空间到输出空间的拓扑保序映射, 已广泛用于高维数据的聚类分析、降维处理和低维空间中的可视化表示。网络结构通常选为线性结构、栅格结构、立方体结构等。

利用 SOM 求解 TSP 问题, 并不像上述两类方法设置一个待优化函数, 继而进行优化处理, 而是按照以下思想, 将网络设置为一维环形结构。如图 7 所示, 将输入空间中的城市位置作为激励, 通过由 SOM 所实现的从城市位置到网络输出的拓扑保序映射(输入空间中相邻的城市, 所激活的网络上的神经元也相邻), 来获得 TSP 问题的解。

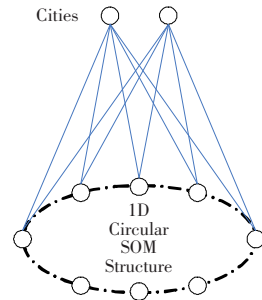


图 7 一维环形 SOM 结构

SOM 的工作机理可以用下述公式表述:

$$i(X)=\operatorname{argmin}_j \|X-W_j(n)\|, j=1, 2, \dots, M \quad (9)$$

$$h_{j,i(X)}(n)=\exp\left[-\frac{d_{j,i}^2}{2\sigma^2(n)}\right] \quad (10)$$

$$W_j(n+1)=W_j(n)+\eta(n)h_{j,i(X)}(n)[X-W_j(n)] \quad (11)$$

式(9)表征基于欧氏距离的竞争机制,  $i(X)$  表示获胜神经元,  $M$  为神经元的总数。式(10)表征建立在网络结构上的合作机制,  $h_{j,i(X)}$  表示获胜神经元及其邻域神经元的修正强度,  $d_{j,i}$  为神经元  $j$  与获胜神经元  $i$  之间在映射空间上的距离,  $\sigma(n)$  为合作半径。式(11)表征自适应学习机制对神经元权向量的修正,  $W_j(n)$  表示  $n$  时刻神经元  $j$  的权向量,  $\eta(n)$  为学习率。

SOM 按照上述过程不断运行, 合作半径  $\sigma(n)$  与学习率  $\eta(n)$  随迭代次数不断减小:

$$\sigma(n)=\sigma_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_1}\right) \quad (12)$$

$$\eta(n)=\eta_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_2}\right) \quad (13)$$

最终实现学习过程的收敛。

SOM 能以较小代价解决大规模的 TSP 问题, 优点是计算复杂度低, 缺点是解的质量有所下降<sup>[29]</sup>。为此, 学者们提出不少解决改进方案。如 Aras<sup>[30]</sup>提出 KNIES 算法, Vieira<sup>[31]</sup>提出 SETSP 算法, Leung<sup>[32]</sup>提出 ESOM 算法, 张军英<sup>[33]</sup>引入泛化竞争和局部渗透着两个新的学习机制, 提出了一种渗透 SOM(ISOM) 算法。

## 4 实验

选取 3 类方法中最佳的方法进行比较。文献[18, 28, 33], 分别对应着进化算法、Hopfield 方法、与 SOM 方法。评价基准选取“偏离率”, 即:

Deviation Ratio=

$$\frac{\text{Tour length achieved}-\text{The global optimum}}{\text{The global optimum}} \times 100\% \quad (14)$$

算法运行多次后, 分别计算最优值的偏离率与平均值的偏离率。

由于原文中仿真的软件平台、硬件配置、问题对象各不相同, 无法公平比较。通过编程实现 3 类算法后, 在同样的机器 (IBM PC 2 GHz, 512 M), 同样的平台 (Matlab 7.1), 选取同样的算例进行求解。

TSPLIB 公布的路径长度是由每条边四舍五入取整后累加得到, 因而所有路径长度都是整数。但很多文献为了精细比较, 没有对任何长度值取整。因此, 本文实验也不做取整处理。

将 3 种方法分别用于不同规模的 TSP 问题, 每种运行 10 次, 结果列于表 1。其中对于 Fn14461 与 Fr15915 问题, 由于问题规模太大, 文献[28, 33]没有给出相应的结果。

表 1 3 类方法比较结果

TSP Inst.		文献[18]		文献[28]		文献[33]	
		Tour Length /(%)	Time	Tour Length /(%)	Time	Tour Length /(%)	Time
Eil51	Bst	0	0.09	1.495	0.08	2.561	0.08
	Avg	0	0.83	3.597	0.09	3.813	0.08
Rd100	Bst	0	0.56	24.8	0.43	1.409	0.49
	avg	0	4.73	43.7	0.49	3.401	0.53
Pcb442	Bst	0	7.9	130.8	8.5	6.534	9.67
	Avg	0	18.4	137.5	10.1	8.195	12.8
PR1002	Bst	0	88.4	359	84.1	3.481	498
	avg	0	116.9	378	98.7	5.001	542
Fn14461	Bst	0	18 431				
	Avg	0.007	26 894				
Fr15915	Bst	0	22 168				
	avg	0.004	27 735				

由表 1 可见, 本文得到的偏离率与文献[18, 28, 33]自带的结果近乎一样, 不同的仅是时间, 这说明了本文实验的正确性。从偏离率考虑, 文献[18]的结果最好, 从时间上看, 文献[18, 28]耗时近似相等, 而文献[33]耗时最多。因此, 综合考虑, 文献[18]的效果最优。

## 5 讨论

### 5.1 收敛性能

首先对 Hopfield 网络进行分析, 由于其仅能对二次型函数进行优化, 所以构建的待优化函数并不能充分体现距离最短, 见式(3), 而是通过罚函数的形式, 来逼近“最短距离”。另一个原因, 在于 Hopfield 网络本身的优化能力并不强, 非常容易陷入局部最小点。尽管引入滞后、混沌等因子来改善性能, 但效果仍然不佳。

再看 SOM 网络, 它利用保序性质来求解最短路径, 但面临的一个重要问题是, 它的保序机理(输入空间相邻的城市, 所激活的网络上的神经元也相邻)并不是处处成立。事实上, 这种机理类似贪心法, 极易陷入局部最小。虽然不少方法引入随机算子, 来帮助跳离局部极小, 但是算法的本质未变。

最后看进化算法, 没有引入局部搜索的进化算法, 本身性能并不太好。但是一旦引入局部搜索, 其求解性能就有了惊人的提高。这是因为进化算法每代都要重新计算, 因此每代都会包含一次“全局搜索+局部搜索”的过程; 但是对神经网络来说, 它只能初期偏向全局搜索, 后期偏向局部搜索, 即整个运行过程仅有一次“全局搜索+局部搜索”的处理过程。因此, 进化算法的结果远远优于其他两种方法。

### 5.2 收敛时间

从表 1 可以看出, 进化算法消耗的时间甚至少于神经网络消耗的时间, 这是因为仿真是在 PC 上实现的, 并不是在真实电路上。

如果将神经网络固化在电路上, 运行时间可以少得多。虽然进化算法也有一些并行化算法<sup>[9]</sup>, 可以在多个处理器上同时运行, 但总的来说, 并不如神经网络的天然并行性。

## 6 结论

针对如何求解 TSP 问题, 本文讨论了 3 种智能算法, 通过实验证实进化算法与局部搜索的组合最好。进一步的研究将集中在寻找性能更好的局部搜索上, 这至关重要。

## 参考文献:

- [1] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1997, 1(1): 53-66.
- [2] Ascheuer N, Junger M, Reinelt G. A branch and cut algorithm for the asymmetric traveling salesman problem with precedence constraints[J]. Computational Optimization and Applications, 2000, 17(1): 61-84.
- [3] Laporte G. The vehicle routing problem: an overview of exact and approximate algorithms[J]. European Journal of Operational Research, 1992, (59): 345-358.
- [4] 王剑文, 戴光明, 谢柏桥, 等. 求解 TSP 问题算法综述[J]. 计算机工程与科学, 2008, 30(2): 72-75.
- [5] Ding C, Cheng Y, He M. Two-level genetic algorithm for clustered traveling salesman problem with application in large-scale TSPs[J]. Tsinghua Science & Technology, 2007, 12(4): 459-465.
- [6] Zhou G W, Gan A, Shen D. Optimization of adaptive transit signal priority using parallel genetic algorithm[J]. Tsinghua Science & Technology, 2007, 12(2): 131-140.
- [7] Burkowski F J. Proximity and priority: applying a gene expression algorithm to the traveling salesperson problem[J]. Parallel Computing, 2004, 30(5/6): 803-816.
- [8] Bianchi L, Campbell A M. Extension of the 2-p-opt and 1-shift algorithms to the heterogeneous probabilistic traveling salesman problem[J]. European Journal of Operational Research, 2007, 176(1): 131-144.
- [9] Meer K. Simulated annealing versus metropolis for a TSP instance[J]. Information Processing Letters, 2007, 104(6): 216-219.
- [10] Axner L, Bernsdorf J, Zeiser T, et al. Performance evaluation of a parallel sparse lattice Boltzmann solver[J]. Journal of Computational Physics, 2008, 227(10): 4895-4911.
- [11] Jaszkiwicz A, Zielniewicz P. Pareto memetic algorithm with path relinking for bi-objective traveling salesperson problem [J]. European Journal of Operational Research, 2009, 193(3): 885-890.
- [12] Johnson D S, McGeoch L A. Local search in combinatorial optimization

- [C]//The Traveling Salesman Problem: A Case Study in Local Optimization, 1996. New York: Wiley, 1996.
- [13] Martin O, Otto S W. Combining simulated annealing with local search heuristic[J]. Ann Oper Res, 1996(63):57-75.
- [14] Merz P, Freisleben B. Genetic local search for the TSP: new results[C]//Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Evolutionary Computation, 1997:159-163.
- [15] Gorges-Schleuter M. Asparagos96 and the travelling salesman problem[C]//Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Evolutionary Computation, 1997:171-174.
- [16] Yang J H, Shi X H, Marchese M, et al. An ant colony optimization method for generalized TSP problem[J]. Progress in Natural Science, 2008, 18(11):1417-1422.
- [17] Samanlioglu F, Ferrell J W G, Kurz M E. A memetic random-key genetic algorithm for a symmetric multi-objective traveling salesman problem[J]. Computers & Industrial Engineering, 2008, 55(2):439-449.
- [18] Baraglia R, Hidalgo J I, Perego R. A hybrid heuristic for the traveling salesman problem[J]. IEEE Trans Evol Comput, 2001, 5(6):613-622.
- [19] Harik G, Lobo F, Goldberg D. The compact genetic algorithm[J]. IEEE Trans Evol Comput, 1999, 3:287-297.
- [20] Siqueira P H, Steiner M T A, Scheer S. A new approach to solve the traveling salesman problem[J]. Neurocomputing, 2007, 70(4/6):1013-1021.
- [21] Peng M, Narendra K, Gupta A F. An investigation into the improvement of local minima of the Hopfield network[J]. Neural Networks, 1996, 9(7):1241-1253.
- [22] Papageorgiou G, Likas A, Stafylopatis A. Improved exploration in Hopfield network state-space through parameter perturbation driven by simulated annealing[J]. European Journal of Operations Research, 1998(108):283-292.
- [23] Talavan P M, Yanez J. Parameter setting of the Hopfield network applied to TSP[J]. Neural Networks, 2008(15):363-373.
- [24] Bharitkar S, Mendel J M. The hysteretic Hopfield neural network[J]. IEEE Trans Neural Networks, 2000, 11(4):879-888.
- [25] Gopalsamy K, Liu P. Dynamics of a hysteretic neuron model[J]. Nonlinear Anal Real World Appl, 2005, 8(1):375-398.
- [26] Iwai T, Matsuzaki F, Kuroiwa J, et al. Effects of correlation among stored patterns on associative dynamics of chaotic neural network[J]. Physica D: Nonlinear Phenom, 2005, 212(3/4):183-194.
- [27] Xu X S, Tang Z, Wang J H. A method to improve the transiently chaotic neural network[J]. Neurocomputing, 2005(67):456-463.
- [28] Liu X D, Xiu C B. A novel hysteretic chaotic neural network and its applications[J]. Neurocomputing, 2007(70):2561-2565.
- [29] Siqueira P H, Steiner M T A, Scheer S. A new approach to solve the traveling salesman problem[J]. Neurocomputing, 2007, 70(4/6):1013-1021.
- [30] Aras N, Altinel I K, Oommen B J A. Kohonen-like decomposition method for the Euclidean traveling salesman problem—KNIES\_DE-COMPOSE[J]. IEEE Trans Neural Networks, 2003, 14(1):869-890.
- [31] Vieira F C, Neto A D D. An efficient approach to the traveling salesman problem using self-organizing maps[J]. International Journal of Neural Systems, 2003, 13(2):59-66.
- [32] Leung K S, Jin H D, Xu Z B. An expanding self-organizing neural network for the traveling salesman problem[J]. Neurocomputing, 2007(62):267-292.
- [33] 张军英, 周斌. 基于泛化竞争和局部渗透机制的自组织网 TSP 问题求解方法[J]. 计算机学报, 2008, 31(2):220-227.
- [34] Levitin G, Amari S V. Optimal load distribution in series-parallel systems[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2009, 94(2):254-260.

(上接 10 页)

区间上的均匀分布。 $N_i$  分别以概率  $P_1=0.6$  取  $N_1=900$  TEU, 其中  $N_{e_1}=765$  TEU、 $N_{e_2}=135$  TEU, 以概率  $P_2=0.6$  取  $N_2=1\ 000$  TEU, 其中  $N_{e_1}=850$  TEU、 $N_{e_2}=150$  TEU。

在 Matlab 7.0 中编程实现, 利用混沌优化算法求解优化问题(3)并结合局部优化搜索, 得到最优解为  $M^*=866$  TEU, 对应的期望总成本  $E^*=7.932 \times 10^3$  \$, 根据定理 1 可以判断所求得的最优解为全局最优解。另一方面, 若不采取超订策略, 即取  $M=N_{e_1}P_1+N_{e_2}P_2=799$  TEU, 代入模型(2)得到  $E=9.027 \times 10^3$  \$。由此可见, 超订策略节省了更多的成本。

## 5 结束语

本文考虑集装箱运输中的空箱调运需求及超订水平对商业信誉的影响, 提出了在运输能力具有随机性条件下的最优超订模型, 给出了求解最优超订水平的混沌优化算法, 证明了当预订舱位的重箱出现比率为服从均匀分布的随机变量时超订模型最优解的存在性和唯一性。本文所建模型更符合实际管理需要, 可为海运集装箱超订问题的最优决策提供理论指导和技术支持。

## 参考文献:

- [1] 李金林, 王民. 航空客运收入管理中的超订问题研究现状与前景[J]. 北京理工大学学报, 2007, 9(2):36-39.
- [2] Subramanian J, Stidham S, Lautenbacher C J. Airline yield management with overbooking, cancellations, and no-shows[J]. Transportation Science, 1999, 33(2):147-167.
- [3] Yoshinori S. The net benefit of airline overbooking[J]. Transportation Research Part E, 2006, 42:1-19.
- [4] Feng Y Y, Xiao B C. A continuous-time seat control model for single-leg flights with no-shows and optimal overbooking upper bound[J]. European Journal of Operational Research, 2006, 174:1298-1316.
- [5] Kasilingam R G. An economic model for air cargo overbooking under stochastic capacity[J]. Computers Industry Engineering, 1997, 32(1):221-226.
- [6] 王学峰, 张仁颐, 殷明. 箱位超订技术在集装箱船舶大型化下的应用[J]. 上海交通大学学报, 2007, 41(2):289-292.
- [7] 李冰州, 武振业, 叶子荣. 集装箱海运收入管理超订模型研究[J]. 计算机应用研究, 2006(11):19-21.
- [8] 李冰州, 武振业, 卜祥智. 能力随机的海运集装箱收入管理超订模型[J]. 西南交通大学学报, 2006, 41(4):501-506.
- [9] 尤勇, 王孙安, 盛万兴. 新型混沌优化方法的研究及应用[J]. 西安交通大学学报, 2003, 37(1):69-72.