# 一种改进的混沌伊藤算法求解车辆配送问题

## 华 茂 余世明

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

摘 要 为了提高基本伊藤算法搜索最优解的效率,在状态转移策略中引入 C-W 节约法,并根据伊藤算法迭代的特性改进了距离启发因子和路径权重的更新规则,同时在寻优过程中对各个因子的权值系数作线性调整,保证了初期种群的多样性和后期遍历寻优的能力。根据种群中粒子的适应度设计了针对波动算子和漂移算子的自适应扰动策略,以避免算法在迭代过程中出现搜索停滞的现象。构造了 4 个邻域搜索算子,并在此基础上提出了基于幂函数载波的混沌局部优化方法,该方法提高了局部搜索的充分性和遍历性。仿真结果证明了所提算法的有效性。

关键词 伊藤算法,状态转移策略,自适应扰动,混沌局部优化

中图法分类号 TP301

文献标识码 A

**DOI** 10. 11896/j. issn. 1002-137X. 2016. 3, 049

## Modified Chaotic ITO Algorithm to Vehicle Routing Problem

HUA Mao YU Shi-ming

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract In order to improve the efficiency of ITO algorithm searching optimal solution, the C-W saving method was introduced to the strategy of state transition, meanwhile, the distance heuristic factor and the update rule of path weight were modified on the basis of the characteristic of ITO algorithm. For the purpose of enhancing the diversity of initial population and the final optimization capability, the weight coefficient of each factor was adjusted linearly in the process of optimization. According to the fitness of particles, the adaptive disturbance was designed for fluctuation operator and drifting operator to overcome the ITO easy-to-stagnation phenomenon. Based on the four local search operators, a chaotic local optimization method using power function carrier was proposed, which greatly improves the ergodicity and the sufficiency of the local search. The simulation results show the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords ITO algorithm, Strategy of state transition, Adaptive disturbance, Chaotic local optimization

## 1 引言

车辆路径问题(Vehicle Routing Problem, VRP)[1] 最早由 学者 Dantzig 和 Ramser 于 1959 年提出,一般可以描述为:在 满足一定的约束条件下,对一系列供货点与需求点规划合适 的配送路线,使其达到一定的优化目标。约束条件一般有:货 物需求量、车辆容量、交发货时间限制等。优化目标一般有: 路程最短、成本最低、时间最少等。 VRP 是一个在物流研究 领域具有重要理论和现实意义的问题,是提高物流经济效益、 实现物流科学化所必不可少的,也是管理科学的一个重要研 究课题[2]。目前求解该问题的方法基本上可以分为两类:精 确算法和启发式群智能算法。由于 VRP 是一个 NP 难题,当 问题规模较大时,精确法求解往往效率低下,而且很难找到最 优解,而启发式群智能算法通常都能高效地找到最优解或较 优解。文献[3]提出了一种求解 CVRP 的改进蚁群算法,该 算法使用新颖的蚂蚁位置初始化方式,引入节约法并在搜索 过程中动态更新信息素,改善了解的质量和收敛速度。文献 [4]以一种顾客间时空距离的表达式为基础,通过遗传算法对

顾客点进行时空聚类,并将聚类结果应用于局部优化,提出了基于时空聚类的带时间窗的车辆路径规划算法,提高了搜索效率。文献[5]为了克服传统禁忌搜索算法的缺点,结合变异算子和混合局部搜索策略,设计了求解 VRP 的改进禁忌搜索算法,增强了算法的稳定性和寻优能力。S. Zhang 等人[6]提出了一种以碳排量为优化目标的新型车辆路径问题模型(EVRP),并将改进的人工蜂群算法应用到该模型中。

伊藤算法(Ito Algorithm,ITO)<sup>[7-11]</sup>是由董文永教授等人提出的,该算法的基本思想是基于随机过程中的伊藤过程,模仿粒子系统中粒子相互碰撞与作用的动力学规律进行算法设计和问题求解。其是从微观的角度来分析粒子的运动规律,然后通过抽象及模拟的方法提出的新算法。目前 ITO 算法已应用于求解组合优化、函数优化、系统辨识、时间序列建模等问题且效果良好。文献[7]针对一类组合优化问题,分析了伊藤算法的收敛性理论和达到最优解的期望运行时间,并设计了求解该类问题的基本框架。文献[10]引入蚁群算法的客户节点决策规则,同步了伊藤算法漂移和波动的过程,并用其改进后的算法求解 VRP。

到稿日期:2015-02-06 返修日期:2015-05-14

华 茂(1991-),男,硕士生,主要研究方向为智能计算及仿真与控制,E-mail,420492899@qq.com;余世明(1962-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为模型预测控制、系统辨识、大系统建模与优化、信号与信息处理、嵌入式系统应用等,E-mail,ysm@zjut.edu.cn。

本文引入 C-W 节约法[12] 并根据伊藤算法的特性改进了 路径权重的更新策略和距离启发因子,同时在迭代过程中线 性调整状态转移策略中的各个因子的权值系数,提高了种群 样本的质量和寻优效率:针对算法迭代过程中出现的早熟收 敛的现象,通过对波动算子和漂移算子施加自适应扰动来避 免算法陷入局部最优: 将 Logistic 混沌序列用幂函数载波的 方式应用于邻域搜索,提高了最优解的精度。

#### 2 VRP 数学模型

根据约束条件和目标函数的不同,VRP 可以分为很多种 类,本文研究的 VRP 是针对单车型、单物流中心、无时限要求 的静态车辆路径问题。其一般描述为:某中心仓库,拥有 K辆同型号(额定载重量为Q)的配送车,需要完成N个客户节 点(需求量分别为  $d_i$ ,  $i=1,2,\dots,n$ )的配送任务,每个客户只 被一辆车访问一次。配送车要求从仓库出发,完成配送后必 须返回仓库,且配送过程中不得超载,求完成配送任务的最短 车辆路径。本模型中客户节点编号为  $i=1,\dots,n,i=0$  代表 中心仓库,定义如下变量:

 $c_{ii}$ :表示客户节点 i 和 j 之间的距离

 $y_{ki} = egin{cases} 1, & ext{ 若车辆 $k$} 执行节点 $i$ 的配送任务 \ 0, & 否则 \end{cases}$ 

 $x_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{若车辆 } k \text{ 从节点 } i \text{ 行驶到节点 } j \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$ 

VRP 数学模型可描述为:

$$Min Z = \sum_{i=0}^{n} \sum_{j=0}^{n} \sum_{k=1}^{K} c_{ij} x_{ijk}$$
 (1)

s. t. 
$$\sum_{k=1}^{K} y_{ki} = 1 (i=1,2,\dots,n)$$
 (2

$$\sum_{i=1}^{n} d_i y_{ki} \leqslant Q(\forall k)$$

$$\sum_{i=0}^{n} x_{ijk} = y_{ki} (j=0,1,\dots,n;\forall k)$$

$$\frac{n}{n}$$

$$(3)$$

$$\sum_{i=0}^{n} x_{ijk} = y_{ki} (j=0,1,\dots,n; \forall k)$$
 (4)

$$\sum_{i=1}^{n} x_{ijk} = y_{ki} (i=0,1,\cdots,n; \forall k)$$
 (5)

在上述模型中,式(1)是问题的目标函数,表示完成所有 节点的配送任务所花费的总路径长度。式(2)一式(5)为问题 的约束条件,其中式(2)表示每个客户节点只能由一辆车配 送;式(3)保证每辆车在配送过程中不超载;式(4)和(5)表示 到达和离开某个客户节点的车有且仅有一辆。

#### 求解 VRP 的基本伊藤算法

伊藤算法在求解车辆路径问题时,将车辆访问客户节点 的过程映射为粒子的运动过程。每个粒子根据自身漂移和波 动的属性值,按伊藤算法的状态转移策略,先后进行漂移和波 动,到达下一个客户节点,当所有客户节点都被访问后,计算 各粒子走过的路径长度并且找出最优粒子以更新全局最优解, 同时更新所有粒子的半径、漂移算子和波动算子的大小,模拟 退火后,进入下一次迭代,直到算法满足迭代终止的条件。

#### 3.1 粒子状态转移策略

伊藤算法受粒子热运动启示,设计了两个关键算子:漂移 算子和波动算子。粒子状态转移先按漂移算子设定的路径权 重,通过式(6)求得的向每个可选节点的转移概率,采用轮盘 赌策略完成节点选取。粒子完成漂移后,再按波动算子更新路 径权重,采用同样的方式进行波动,以完成节点间的状态转移。

$$p^{m}(i,j) = \begin{cases} \frac{\left[\tau(i,j)\right]}{\sum\limits_{l \notin ubu_{m}} \left[\tau(i,l)\right]}, & i \in tabu_{m} \cap j \notin tabu_{m} \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$
(6)

式中, $p^{m}(i,i)$ 表示粒子 m 从节点 i 向下一节点 i 转移的概 率, $tabu_m$  是用于存储粒子 m 已经访问过的节点的禁忌表,  $\tau(i,i)$ 表示边弧(i,i)的路径权重,l 表示待访问的客户节点。 其中路径权重  $\tau(i,j)$ 在漂移过程按照式(7)求得的漂移路径 权重  $\tau_{i}(i,j)$ 进行更新,当粒子完成漂移之后,再按式(8)进行 波动过程的波动路径权重  $\tau_o(i,j)$ 的更新。

$$\tau_{\mu}(i,j) = \begin{cases}
1, & \text{if } e(i,j) \in \sigma \cap e(i,j) \in \sigma' \\
\mu, & \text{if } e(i,j) \in \sigma' \\
1-\mu, & \text{if } e(i,j) \in \sigma \\
0, & \text{else}
\end{cases}$$

$$\tau_{\rho}(i,j) = \begin{cases}
1-\rho, & \text{if } e(i,j) \in \sigma \\
\rho/(n-1), & \text{else}
\end{cases}$$
(8)

$$\tau_{\rho}(i,j) = \begin{cases} 1-\rho, & \text{if } e(i,j) \in \sigma \\ \rho/(n-1), & \text{else} \end{cases}$$
 (8)

其中,e(i,j)表示客户节点 i 和 i 之间的路径段, $\sigma$  表示当前粒 子的路径, $\sigma'$ 表示当前最优路径, $\mu$  和  $\rho$  分别表示漂移强度和 波动强度。

#### 3.2 漂移算子和波动算子的设计

漂移算子在宏观上决定粒子向吸引元(最优粒子)方向移 动,体现算法的向优性;波动算子主要完成在自己邻域内的局 部扰动,体现算法的探索能力。漂移和波动的剧烈程度由当 前的环境温度和当前的粒子半径共同决定。为简化起见,将 漂移算子和波动算子设计成一样,其函数表达式如式(9)所

$$\rho = \mu = \omega_{\min} + f_1(r) \cdot f_2(t) \cdot (\omega_{\max} - \omega_{\min})$$
 (9)

式中, $f_1(r) = \frac{e^{-\lambda r} - e^{-\lambda r_{max}}}{e^{-\lambda r_{min}} - e^{-\lambda r_{max}}}$ 表示粒子半径对漂移和波动算

子强度的影响, $\lambda$  为常数,r 表示粒子半径; $f_2(t) = \exp^{(-1/t)}$  表 示环境温度对漂移和波动算子强度的影响, t 表示环境温度; ω<sub>max</sub>表示最大波动(漂移)强度,ω<sub>min</sub>表示最小波动(漂移)强 度,一般取  $\omega_{\min} = 1 - \omega_{\max}$ ,本文取  $\omega_{\max} = 1, \omega_{\min} = 0$ 。

#### 3.3 粒子半径设计

伊藤算法中粒子的半径属性不像物理世界中的半径那样 是恒定的,它会根据粒子的当前适应度(适应值函数即为目标 函数)动态地变化,从而影响粒子波动和漂移的剧烈程度,这 体现了伊藤算法自适应的特点。鉴于本文 VRP 的目标函数 为运输总行程的极小值问题,函数值较差的粒子半径小,映射 到漂移算子和波动算子的值也较大,有利于大范围搜索最优 解;而适应值较大的粒子半径大,更能对最优解进行精细化搜 索。因此,本文采用文献[9]中基于排序的半径设计方法:

$$r = r_{\text{max}} - \frac{r_{\text{max}} - r_{\text{min}}}{L - 1} \times (L_i - 1)$$

$$\tag{10}$$

式中,L为种群中粒子的个数, $L_i$ 为粒子i的适应值排列号, 为简化计算通常取  $r_{max}=1, r_{min}=0$ 。

#### 3.4 环境温度设计

伊藤算法以粒子热运动为基础,粒子所处环境的温度对 粒子漂移和波动强度有着重要的影响。因此,本文借鉴模拟 退火算法中的退火策略,采用固定的迭代步长退火,通过冷却 进度表控制环境温度的变化,其温度下降策略如下。

$$t_{k+1} = des \cdot t_k \tag{11}$$

其中,k 为降温次数( $k \ge 0$ , 当 k=0 时, $t_0$  表示初始温度),des表示退火速度(0 < des < 1)。

## 4 求解 VRP 的改进混沌伊藤算法

#### 4.1 路径权重更新规则的改进

在基本伊藤算法中,粒子的漂移和波动过程是分开进行的,文献[10]提出的结合波动与漂移过程更新路径权重的方法更加符合粒子布朗运动的规律特性,并且降低了算法复杂度,但寻优效果欠佳。本文以此为出发点,并在大量标准算例测试的基础上,根据粒子的适应度与其自身的波动和漂移属性值的关系特性设计了如式(12)所示的路径权重更新方法。

$$\tau(i,j) = \begin{cases} 1.5 + \rho + \mu, & \text{if } e(i,j) \in \sigma \cap e(i,j) \in \sigma' \\ 1 + \rho + \mu, & \text{if } e(i,j) \in \sigma' \\ 2 - \rho - \mu, & \text{if } e(i,j) \in \sigma \\ \frac{\rho + \mu}{2}, & \text{else} \end{cases}$$
(12)

式中,e(i,j)为客户节点 i 与 j 之间的路径段, $\sigma$  为当前粒子路 径, $\sigma$  为当前最优路径, $\mu$  和  $\rho$  分别表示漂移强度和波动强度。

#### 4.2 状态转移策略的改进

为了提高基本伊藤算法构造初始解的质量和初期种群的搜索效率,本文引人 C-W 节约法,按  $\varphi(i,j)=d_{0i}+d_{0j}-d_{ij}$ 构造路径节约里程表参与路由决策。现有文献提出的距离启发因子 $\eta(i,j)=1/d_{ij}$ 容易诱导算法因贪图选择下一个较短节点而陷入局部最优解,本文使用改进的距离启发因子  $\eta(i,j)=1/(d_{ij}*N)(N$  为客户节点数)以减少算法因首次选择较短路径而陷入局部最优解的概率。因此,改进后算法的状态转移策略如式(3)所示。

$$p^{m}(i,j) = \begin{cases} \frac{\left[\tau(i,j)\right]^{a} \left[\eta(i,j)\right]^{\beta} \left[\varphi(i,j)\right]^{\gamma}}{\sum_{l \notin uubu_{m}} \left[\tau(i,l)\right]^{a} \left[\eta(i,l)\right]^{\beta} \left[\varphi(i,l)\right]^{\gamma}}, & i \in tabu_{m} \cap j \notin tabu_{m} \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

式中 $,\tau(i,j)$ 表示客户节点i,j之间的路径权重 $,tabu_m$ 是存储粒子m已经访问过的客户节点的禁忌表,l表示待访问的客户节点 $,\alpha$ 为路径权重的相对重要性 $,\beta$ 为距离启发因子的相对重要性 $,\gamma$ 为节约因子的相对重要性。

此外,为了扩大算法初期的搜索空间和种群样本的多样性,并在优化过程中逐步加强较优路径信息的重要性,将各权重因子的权值系数  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$  在迭代过程中分别按式(14)一式(16)进行线性调整。

$$\alpha = \alpha_{\min} + \frac{\alpha_{\max} - \alpha_{\min}}{iterMax} \cdot iterCur$$
 (14)

$$\beta = \beta_{\text{max}} - \frac{\beta_{\text{max}} - \beta_{\text{min}}}{iter Max} \cdot iter Cur$$
 (15)

$$\gamma = \gamma_{\text{max}} - \frac{\gamma_{\text{min}}}{iter Max} \cdot iter Cur$$
 (16)

其中,iterMax 为最大迭代次数,iterCur 为当前迭代次数, $\alpha_{max}$ 、 $\beta_{max}$ 、 $\gamma_{max}$ 为相应影响因子的最大权值系数, $\alpha_{min}$ 、 $\gamma_{min}$ 、为相应影响因子的最小权值系数。

#### 4.3 自适应扰动策略

基本伊藤算法迭代到一定代数后,由于较优解的路径权重不断强化,使得粒子大量聚集于较少的几条较优路径上,从而导致算法陷入局部最优。本文根据粒子自身的适应度设计了针对漂移算子和波动算子的自适应扰动策略,适应度优秀的粒子被施加的扰动很小,以便对当前较优解进行更加细致

的搜索;而适应度较差的粒子则会在较大扰动下改变搜索方向,增强对没有选中的路径的探索能力,促使其跳出局部最优,从而提升算法的自适应和全局寻优能力。漂移算子和波动算子分别按式(17)和式(18)实施自适应扰动策略。

$$\mu^* = \mu + \Delta \mu \tag{17}$$

$$\rho^* = \rho + \Delta \rho \tag{18}$$

其中,
$$\Delta \mu$$
= $\psi_{\min}$ + $\frac{L_i(\psi_{\max}-\psi_{\min})}{L}$ , $\Delta \rho$ = $\psi_{\min}$ + $\frac{L_i(\psi_{\max}-\psi_{\min})}{L}$ 分

别表示漂移算子和波动算子的自适应扰动量, $\mu_{min}$ 和  $\mu_{max}$ 分别表示最小和最大自适应扰动系数,L 表示粒子数量, $L_i$  代表粒子i 在种群中的适应度排名, $\mu^*$  和  $\rho^*$  分别表示施加扰动后的漂移算子和波动算子。

#### 4.4 混沌局部优化

混沌是存在于非线性系统中的一种较为普遍的现象,是由确定性方程得到的具有随机性、遍历性及规律性等特点的运动状态。利用混沌系统的遍历性,在最优解附近进行多次不重复局部搜索,可减少搜索过程中的盲目性和随机性,有效提高算法搜索到当前最优解附近存在更优解的能力[13]。本文首先设计了4种局部搜索算子,再根据Logistic混沌发生机制产生混沌变量,然后利用幂函数载波方式实现混沌载波,最后将其映射到优化变量空间以实现混沌局部优化。

从实验中发现,局部搜索不能只局限于子路径(车辆访问的回路)内部的调整,各子路径之间的调整能扩展更大的寻优空间,并且邻域搜索种类越丰富,在当前最优解邻域内搜索到更优解的可能性也越大。因此,本文设计了如下 4 种邻域搜索算子。

1)2-opt 算子:在选中的位置 i,j 之间以遍历的方式进行两两元素的互换。

2) 反转算子: 将选中的位置 i 到 j 之间的元素反转, 以逆序的方式重新排入。

3)插入算子: 将选中的第i 个元素插入到第j 个元素之前。

4)交换算子:将选中的 i、i 两个元素互换位置。

其中,算子 1)和算子 2)用于子路径内部的调整,算子 3)和算子 4)用于全局路径的调整(调整之前必须进行负载审核)。 在迭代过程中以不同的概率选取算子组合(组合的方式为: 13,14,23,24)进行局部优化。

当进行混沌局部优化时,将上述 4 种算子看作寻优手段,利用混沌搜索确定操作位置 i 和 j,从而实现问题的优化求解。本文通过式(19)的 Logistic 混沌机制产生混沌序列,当  $\chi$ =4.0 时,系统处于混沌状态(其中 z<sub>0</sub> 不可取不动点 0、0、25、0、75、1 中的一个)。

$$z_{n+1} = \chi \cdot z_n (1-z_n), z_0 \in [0,1]$$

$$\tag{19}$$

由于 Logistic 映射产生的混沌序列在(0,1)区间内搜索的概率是不同的,根据皮隆-佛洛本纽斯方程可知,其轨道概率密度函数为:

$$\psi(z) = \frac{1}{\pi \sqrt{x(1-x)}}, x \in [0,1]$$
 (20)

因此,为了提高混沌搜索的充分性和遍历性,采用文献 [14]的幂函数载波方式实现混沌载波,即

$$z_n^* = \begin{cases} z_n^b, & z_n \in [0, a] \\ z^n, & z_n \in [a, b] \\ z_n^a, & z_n \in [b, 1] \end{cases}$$
 (21)

其中 $,0 < a < b < 1,0 < p < 1,q > 1,z_n$  为式(19)产生的混沌变量, $z_n^*$  为载波后的混沌变量。载波之后能提高混沌序列在(0,1)区间内搜索的均匀性,从而提高搜索效率。

邻域搜索算子的操作位置i和j采用文献[15]的方法分别由式(22)和式(23)求出。

$$i = \lceil z_{n+1}^{1*} \cdot CusNum \rceil + 1$$
 (22)

$$j = \left[z_{n+1}^{2*} \cdot CusNum\right] + 1 \tag{23}$$

其中,操作符"[]"为取整操作, zd+1 和 zd+1 为式(19) 迭代产生并经过幂函数载波后的混沌变量。当调整策略为 2-opt 算子或反转算子时, CusNum 为子路径内的客户节点数; 当调整策略为插入算子或交换算子时, CusNum 为客户节点总数。

#### 4.5 改进的算法求解 VRP 流程

改讲混沌伊藤算法结构如图 1 所示。

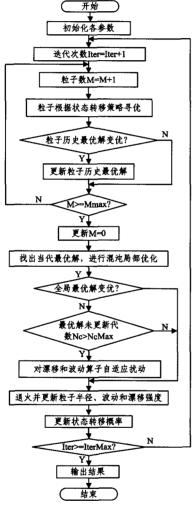


图 1 改进的混沌伊藤算法结构

## 5 算法实验结果分析

为验证本文算法的有效性,首先将其与基本蚁群算法 (ACO)及最大最小蚁群算法 (MMAS)进行对比分析。算法在 2.13GHz 主频 Intel Core i3 处理器、内存 2GB 的仿真环境下,使用 Matlab7.13 进行编程测试。其中,CITO 表示本文的改进混沌伊藤算法,实验参数由大量仿真测试后的经验得出,分别设置如下:粒子总数 M=50,初始路径权重  $\tau(i,j)=1$ ,各权重因子的权值调整系数分别为  $\alpha_{\min}=2$ , $\alpha_{\max}=6$ , $\beta_{\min}=3$ , $\beta_{\max}=5$ , $\gamma_{\min}=3$ , $\gamma_{\max}=5$ ,扰动系数  $\psi_{\min}$ 在 0.2 ~ 0.3 之间, $\psi_{\max}$ 在 0.7 ~ 0.8 之间能取得较好的扰动效果(本文取  $\psi_{\min}=0$ .2, $\psi_{\max}=0$ .8),初始环境温度  $t_0=8000$ ,退火速度 des=0.98,每一温度迭代长度 Length=4,最优路径最大未更新代数 NcMax=25;ACO 的参数为  $\alpha=1$ , $\beta=5$ , $\rho=0$ .3 (信息素挥发因子),Q=100;MMAS 的参数为  $\alpha=1$ , $\beta=3$ , $\rho=0$ .02, $\tau_{\max}=10$ , $\tau_{\min}=0$ .01。

表1列出了3种算法对标准 VRP 测试库中部分算例的 测试结果,每个算例运行30次。其中,偏差表示该算法的最优解与已知最优解的偏移量。由表1可知,对于小规模的算例,3种算法的性能未表现出明显的差异,其最优解基本上都接近于已知最优解;当问题规模较大时,CITO的有效性和鲁棒性均优于其他两种算法,其最优解和平均解明显优于ACO和 MMAS,前8个算例最优解的偏移率均在1%以内,最大的偏移率为4.58%。

对于测试算例 A-n32-k5,本文算法得到的最优解路径长度是 787.81,图 2 为该最优解的路径规划图,图 3 为 3 种算法的收敛曲线。

由图 3 可知,在算法执行初期,CITO 所构造的初始解质量均优于 ACO 和 MMAS,其解在 30 代附近已经接近于这两种算法和文献[10]的最优解,这归因于算法改进的粒子状态转移规则;相比于蚁群算法易陷人局部最优,本文设计的自适应扰动策略使得算法在搜索停滞一定代数后均能跳出局部最优解;迭代到 110 代以后 CITO 的最优解已明显优于 ACO 和MMAS,算法最终得到的最优解与已知最优解的偏差仅为 0.49%,这表明混沌局部优化有效地在当前解空间搜索到了更优解,减少了局部搜索的盲目性。

此外,将本文算法与最近几年提出的群智能算法进行比较,测试实例分别为: A-n32-k5, A-n33-k5, A-n34-k5, A-n37-k5, A-n38-k5, A-n39-k5, E-n22-k4, E-n23-k3。其中混合式人工蜂群算法和竞争决策算法的实验数据分别来自文献[6]和文献[16],其最优解对比结果如图 4 所示。由图 4 可知,本文算法与混合式人工蜂群算法的测试结果均已接近于已知最优解,其大部分最优解均优于竞争决策算法。

| 表 1 | 3 种算法的实验结果对比 |  |
|-----|--------------|--|
| 衣丨  | 3 种异法的头驱结果对比 |  |

| 测试实例      | 已知   | L 知 ACO |         | MMAS  |         |         | CITO  |         |         |       |
|-----------|------|---------|---------|-------|---------|---------|-------|---------|---------|-------|
|           | 最优解  | 最优解     | 平均解     | 偏差(%) | 最优解     | 平均解     | 偏差(%) | 最优解     | 平均解     | 偏差(%) |
| P-n16-k8  | 450  | 451.95  | 452.8   | 0. 43 | 451.34  | 452.64  | 0, 30 | 451. 33 | 451.82  | 0, 30 |
| P-n19-k2  | 212  | 212,66  | 215. 13 | 0.31  | 212, 66 | 212, 66 | 0.31  | 212.66  | 212, 66 | 0.31  |
| P-n20-k2  | 216  | 218.96  | 224, 01 | 1, 37 | 217.42  | 217, 81 | 0.66  | 217.42  | 217.43  | 0.66  |
| E-n22-k4  | 375  | 378, 35 | 387.38  | 0.89  | 375.28  | 375, 44 | 0.07  | 375.28  | 375.28  | 0.07  |
| E-n51-k5  | 521  | 568, 77 | 580.45  | 9.17  | 554.6   | 577, 47 | 6.45  | 524.61  | 541.72  | 0.69  |
| A-n32-k5  | 784  | 808.46  | 828.52  | 3. 12 | 807.84  | 825, 79 | 2, 22 | 787.81  | 810.79  | 0.49  |
| A-n34-k5  | 778  | 786.72  | 800.65  | 1.12  | 786.06  | 798, 52 | 1.04  | 780.94  | 790.76  | 0.38  |
| A-n44-k6  | 937  | 977.73  | 1007.3  | 4, 35 | 953,05  | 992,63  | 1.71  | 942.02  | 959,63  | 0.54  |
| A-n60-k9  | 1354 | 1462    | 1497.5  | 7.98  | 1442.7  | 1486.3  | 6.55  | 1379.6  | 1410.9  | 1, 89 |
| A-n80-k10 | 1763 | 2008.4  | 2051.7  | 13.92 | 1949.6  | 2006, 7 | 10.58 | 1843. 7 | 1921, 5 | 4, 58 |

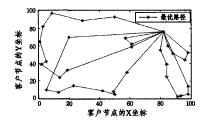


图 2 本文算法仿真算例 A-n32-k5 的最优路径规划

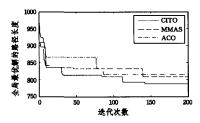


图 3 3种算法仿真算例 A-n32-k5 的全局收敛速度

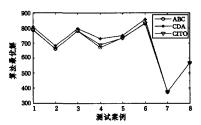


图 4 各算法求出的最优解

结束语 本文提出了一种基于混沌局部优化的改进伊藤 算法,并将其应用于求解经典的 VRP。算法中改进了状态转移规则并根据粒子适应度设计了自适应扰动策略;同时,结合 混沌运动的遍历性、随机性等特点,构造了 4 种邻域搜索算子,利用幂函数载波的方式将其应用到算法的局部优化中,提高了全局搜索能力。在标准算例的测试和与其他算法的对比中本文算法均表现出了良好的性能。今后的研究方向是在提高算法性能的同时,进一步降低算法的复杂度,并将其用于求解更加复杂的组合优化问题。

# 参考文献

- [1] Dantzig G B, Ramser J H. The truck dispatching problem[J].

  Management Science, 1959, 6(1); 80-91
- [2] He Xiao-feng, Ma Liang. Quantum-inspired ant colony algorithm for vehicle routing problem with time windows[J]. Systems Engineering-Theory&Practice, 2013(5):1255-1261
- [3] Wang Pei-dong, Tang Gong-you, Li Yang. Improved ant colony algorithm for capacitated vehicle routing problems[J]. Control and Decision, 2012, 27(11):1633-1638(in Chinese) 王沛栋, 唐功友, 李扬. 带容量约束车辆路由问题的改进蚁群算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(11):1633-1638
- [4] Qi M Y, Zhang J J, Ren L. Vehicle Routing Algorithm Based on Spatiotemporal Clustering[J]. Computer Science, 2014, 41(3): 218-222(in Chinese)

戚铭尧,张金金,任丽.基于时空聚类的带时间窗车辆路径规划算法[J].计算机科学,2014,41(3):218-222

- [5] Jia H, Li Y, Dong B, et al. An Improved Tabu Search Approach to Vehicle Routing Problem [J]. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 2013, 96; 1208-1217
- [6] Zhang S, Lee C K M, Choy K L, et al. Design and development of a hybrid artificial bee colony algorithm for the environmental vehicle routing problem [J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2014, 31(8):85-99
- [7] Dong Wen-yong, Zhang Wen-sheng, Yu Rui-guo. Convergence and Runtime Analysis of ITO Algorithm for One Class of Combinatorial Optimization[J]. Chinese Journal of Computers, 2011 (4):636-646 (in Chinese)
  - 董文永,张文生,于瑞国,求解组合优化问题伊藤算法的收敛性和期望收敛速度分析[J]. 计算机学报,2011(4):636-646
- [8] Dong W, Zhang D, Zhang W, et al. The Simulation Optimization Algorithm Based on the Ito Process [J]. Communications in Computer & Informmation Science, 2007, 2; 115-124
- [9] Dong W, Yu R, Lei M. Merging the Ranking and Selection into ITO Algorithm for Simulation Optimization[C] // 5th International Symposium Computational Intelligence and Intelligent Systems(ISICA 2010). Wuhan, China, 2010; 87-96
- [10] Yi Yun-fei, Cai Yong-le, Dong Wen-yong, et al. Improved ITO Algorithm for Solving the CVRP[J]. Computer Science, 2013, 40(5):213-216(in Chinese)
  易云飞,蔡永乐,董文永,等. 求解带容量约束的车辆路径问题的改进伊藤算法[J]. 计算机科学, 2013, 40(5):213-216
- [11] Dong W, Lei M, Yu R. A New Evolutionary Algorithms for Global Numerical Optimization Based on Ito Process[J]. Communcations in Computer & Information Science, 2010, 107:57-67
- [12] Clarke G, Wright J. Scheduling of Vehicles from a Central Depot to a Number of Delivery Points[J]. Operations Research, 1964, 12(4):568-581
- [13] Wan Bo, Lu Yu, Chen Li-yun, et al. Study of modified shuffled frog leaping algorithm for solving CVRP[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(12), 4503-4506(in Chinese) 万博, 卢昱, 陈立云, 等. 求解 CVRP 的改进混合蛙跳算法研究[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(12), 4503-4506
- [14] Tang Wei. Chaotic Optimization Method Based on Power Function Carrier and Its Application[J]. Control and Decision, 2005, 20(9):1043-1046(in Chinese)
  唐魏. 基于幂函数载波的混沌优化方法及其应用[J]. 控制与决策,2005,20(9):1043-1046
- [15] XiuChun-bo, Zhang Yu-hong, Gu Sheng-na. Chaos annealing searching algorithm based on power function carrier [J]. Control Theory & Applications, 2007, 24(6):1021-1024 (in Chinese) 修春波,张雨虹,顾盛娜. 基于幂函数载波的混沌退火搜索算法 [J]. 控制理论与应用, 2007, 24(6):1021-1024
- [16] Ning Ai-bing, Ma Liang. Competitive decision algorithm and its application to vehicle routing problem[J]. Journal of Management Sciences in China, 2005, 8(6):10-18(in Chinese) 宁爱兵,马良. 竞争决策算法及其在车辆路径问题中的应用[J]. 管理科学学报, 2005, 8(6):10-18