

一种新的基于 logistic 混沌映像的自适应混沌蚁群 优化算法求解动态车辆路径问题^{*}

徐洪丽^{1,2}, 钱旭¹, 岳训², 马长安³, 刘康¹

(1. 中国矿业大学机电与信息工程学院, 北京 100083; 2. 山东农业大学信息科学与工程学院, 山东泰安 271018; 3. 烟台大学网络与教育技术中心, 山东烟台 264005)

摘要: 针对车辆路径问题(VRP), 提出基于 logistic 函数的自适应混沌蚁群优化算法。利用混沌运动的遍历性、随机性和规律性特点, 把具有强局部搜索能力的 logistic 映像融入到蚁群算法局部信息素更新中。屏蔽 logistic 映像断点区间, 克服蚁群算法搜索时间过长、易于停滞的现象, 提高算法准确度。选用 VRP 标准库实例进行的仿真实验表明, 新算法能准确找到已知最优解, 与其他算法的比较实验证明了该算法的有效性。

关键词: logistic 混沌映像; 局部信息素更新; 车辆路径问题

中图分类号: TP022 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)06-2058-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.06.013

New ant colony optimization algorithm based on logistic chaotic image to resolve VRP problem

XU Hong-li^{1,2}, QIAN Xu¹, YUE Xun², MA Chang-an³, LIU Kang¹

(1. School of Mechanical Electronic & Information Engineering, China University of Mining & Technology, Beijing 100083, China; 2. College of Information Science & Engineering, Shandong Agricultural University, Taian Shandong 271018, China; 3. Network Center, Yantai University, Yantai Shandong 264005, China)

Abstract: For vehicle routing problem(VRP), this paper proposed a new ant colony optimization algorithm CACO(ACO with chaos image). Put a strong local search ability chaos function(logistic) into the local pheromone update of ant colony algorithm. Made use of the ergodicity feature, randomness feature and regularity feature of chaotic motion to resolve the ASO easy-to-stagnation phenomenon, improved the algorithm veracity. Selected the standard VRP library for simulation tests to resolve the VRP problem, the new algorithm can find the optimal solution that is known. Compared with other algorithms, it proves the effectiveness of the new algorithm.

Key words: logistic chaotic image; local pheromone update; VRP

0 引言

车辆路线问题(VRP)最早由 Dantzig 等人提出, 其由 TSP 问题衍生而来^[1], 是 NP-hard 问题和复杂 TSP 问题。由于其应用的广泛性和经济上的重大价值, 一直受到国内外学者的广泛关注。VRP 问题自提出以来, 已经产生了多种不同的决策策略, 包括遗传算法、动态蚁群算法、粒子群算法。VRP 的目标是最大化直达客户流。其解一般用多个目标描述, 即最小化行驶总时间或者在满足某些约束条件下使得运输成本最小化、最大化客户满意度为目标。

ACO 蚁群算法是群智能优化算法研究的分支, 在组合优化领域获得了广泛的成功应用。蚁群算法具有的正反馈选择、群体合作、并行计算等三大特点^[2], 使得该算法有很强的发现最优解的能力。但该算法存在搜索时间较长、易出现停滞等现象, 不能对解空间进一步搜索, 不利于发现更好的解。现在的研究多

集中在对算法缺陷的改进上。本文将混沌 logistic 映像融入到蚁群算法局部信息素更新中, 形成自适应混沌蚁群优化算法, 在克服蚁群算法易于停滞现象的同时提高了算法准确度。

1 VRP 数学模型

VRP 目标是研究从一个或多个初始点出发, 到多个不同位置的客户点或城市点的最优送货回路^[3], 用来寻找满足如下约束条件的最小代价路径:

a) 每个客户点或城市点被唯一的一辆汽车访问且仅被访问一次。

b) 满足约束条件:(a) 汽车容量限制, 即对每辆汽车的总需求不能超过汽车容量;(b) 荷载容量限制, 即任何车辆在行驶路径上所提供的货物荷载容量不能超出车辆的装载能力;(c) 时间窗限制, 即在规定的时间内完成客户的要求。可借鉴图论方法描述 VRP 数学模型: 用完全图 $G = (V, E)$ 来描述搜索

收稿日期: 2011-11-03; **修回日期:** 2011-12-05 **基金项目:** 作物生物学国家重点实验室 2009 年开放课题 (2009KF03); 国家教育部重点资助项目 (107021)

作者简介: 徐洪丽(1976-), 讲师, 博士, 主要研究方向为智能优化算法、机器学习(xhlmail001@163.com); 钱旭(1962-), 教授, 博导, 主要研究方向为数据库、信息融合技术、软件工程理论与技术; 岳训(1968-), 副教授, 博士研究生, 主要研究方向为智能计算、信息智能处理; 马长安(1975-), 讲师, 博士, 主要研究方向为计算机系统结构; 刘康(1985-), 博士, 主要研究方向为计算机应用。

空间。其中: V 是节点集, E 是边集。节点集 $\{v_1, \dots, v_n\}$,每个节点 $v_1, \dots, v_n$ 代表客户点或城市点。 $E = \{(i, j) \mid i, j \in V\}$ 是客户与客户或者客户与总站之间的连接。每个 (i, j) 有一个与之相关联的权值 c_{ij} ($c_{ij} > 0, i, j \in E$),表示点 i 到 j 的距离。每辆车的载重量为 D ,各客户点的需求为 d_i ; ($i \in V$),并定义变 $S \in V$,即 S 是子节点集。有

$$\begin{aligned} x_{ijk} &= \begin{cases} 1 & \text{车辆 } k \text{ 经过路径 } (ij) \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \\ y_{ik} &= \begin{cases} 1 & \text{客户 } i \text{ 的任务由货车 } k \text{ 完成} \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \\ \min Z &= \sum_i \sum_j \sum_k c_{ij} x_{ijk} \end{aligned} \quad (1)$$

约束条件如下:

$$\sum d_i y_{ki} \leq D \quad \forall k \quad (2)$$

$$\sum_k y_{ki} = 1 \quad i \in V \quad (3)$$

$$\sum_i x_{ijk} = y_{kj} \quad j \in V, m \quad \forall k \quad (4)$$

$$\sum_j x_{ijk} = y_{ki} \quad i \in V \quad \forall k \quad (5)$$

$$\sum_{i,j \in S \times S} \sum_k x_{ijk} \leq |S| - 1 \quad S \in V \quad (6)$$

其中:式(2)为车辆负载限制;式(3)限制每辆车对客户只访问一次;式(4)~(6)则保证可以形成回路。

2 基于logistic函数的自适应混沌蚁群优化算法

基本蚁群算法有三个最基本的要素,即信息素、转移概率和信息素挥发。最终目的为能够找到从蚁巢到食物源的最短路径^[4]。

2.1 基本信息素更新规则

当时刻 $t+n$ 所有蚂蚁完成一次城市遍历并按式(7)进行各边上的信息素的更新。

$$\tau_{ij}(t+n) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (7)$$

其中: $0 < \rho < 1$ 是信息素挥发因子,即 $1-\rho$ 为信息素的挥发速度; $\tau_{ij}(t)$ 为边在 t 时刻的信息素强度; $\Delta\tau_{ij}$ 为蚂蚁在本周期运行中留在边 (i, j) 上的信息素强度。其值为

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (8)$$

其中: m 为蚂蚁数量; $\Delta\tau_{ij}^k$ 表示第 k 只蚂蚁留在边 (i, j) 上的信息素量,其值为

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & ij \in L_k \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (9)$$

其中: Q 为常数; L_k 为第 k 只蚂蚁已访问的城市的总路径长度; L_k 为第 k 只蚂蚁走过的路径。

2.2 转移概率规则

基本蚁群算法中,蚂蚁 k 从点 i 处移至点 l 处的概率。第 k 只蚂蚁选择下一个城市 J 的转移概率是一个非常重要的因素,受两个方面因素决定,即信息素轨迹强度和两点之间的距离^[5]。

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{s \in J_k} [\tau_{is}]^\alpha [\eta_{is}]^\beta} & j \in J_k \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (10)$$

其中: $J_k = \{N - \text{Tabuk}\}$ 。为了让所有的蚂蚁访问所有的节点,且每个城市只访问一次,建立了禁忌列表 Tabuk ,它保存了第 k 只蚂蚁已经访问过的城市。 $J_k = \{1, \dots, N - \text{Tabuk}\}$ 表示蚂蚁 k 没有

访问的城市,即下一步可以选择的城市。 τ_{ij} 表示 (i, j) 上的信息素浓度, $\eta_{ij} = 1/d(i, j)$ 是启发因子。其中 $d(i, j)$ 是节点 i 与 j 之间的距离,表示由节点 i 到 j 的期望程度,反映信息素与启发因子的重要性。

2.3 Logistic映像

混沌是系统中的无规行为的规律性。混沌系统中常用到的模型是虫口模型。虫口模型是一维生态非线性模型,即Logistic模型。Logistic映像具有确定的表达形式,所以系统不包含任何随机因素,但系统却能产生看似完全随机、依赖于参数 μ 的动态变化现象。Logistic混沌映射随机性能良好,其迭代方程式为

$$\begin{aligned} x_{n+1} &= f(x_n) = \mu \times x_n \times (1 - x_n) \\ 0 &< x_n < 1; n = 1, 2, 3, \dots \end{aligned} \quad (11)$$

实验表明,当参数 $\mu = 3.79$ 时,系统产生混沌;当 $\mu = 4$ 时系统处于完全混沌状态;当 $3.5699 \dots \leq \mu \leq 4$ 时,logistic的输出分布在 $(0, 1)$ 上。 μ 取值越接近4时,其混沌序列的遍历性和伪随机性越明显^[6]。利用混沌映像遍历时注意断点现象。对logistic映像如图1所示,当 μ 在 $[3.82, 3.84]$ 之间有断点,实验时应避开这个区域,所以仿真实验混沌数据选择 μ 取值为 $(3.85 \sim 4)$ 。

2.4 混沌小扰动量的局部信息素更新

蚁群算法的主要特点是:本身是一个增强型学习系统,利用了正反馈原理,在一定程度上加快了进化进程,但也存在一些缺陷,如出现停滞现象、陷入局部最优解。改进的措施加入混沌扰动,在调整信息量中加入混沌扰量,以使解跳出局部极值区间。

其基本思想是:首先产生一组与优化变量相同数目的混沌变量,用类似载波的方式将混沌引入优化变量使其呈现混沌状态;同时把混沌运动的遍历范围放大到优化变量的取值范围,然后直接利用混沌变量搜索。由于混沌运动具有随机性、遍历性、对初始条件的敏感性等特点,基于混沌的搜索技术无疑会比其他随机搜索更具优越性。本文将利用 μ 在 $[3.86 \sim 4]$ 时的混沌特性,取式(11)的Logistic映射为混沌信号发生器。

局部信息素更新的目的是减小已选的边对后继蚂蚁的吸引力,增强蚂蚁对没有被选中的边的探索能力。

$$\tau_{ij}(t) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho\tau_0 \quad (12)$$

其中: τ_0 是各边上信息素的初始值,为表示初始环境一致,通常取统一值 $\tau_0 = 1/nL_{\text{best}}$ 。

加入混沌小扰动量的局部信息素更新公式为

$$\tau_{ij}(t) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho\tau_0 + qZ_{ij} \quad (13)$$

其中: q 为映射系数, Z_{ij} 为加入的混沌扰动量。利用 $\mu = 4$ 时的混沌特性,取式(1)的Logistic映射为混沌信号发生器。用类似载波的方式将混沌引入待优化式(2),使其呈现混沌状态,实验时应避开断点区域, μ 取值为 $[3.86 \sim 4]$;利用式(11)产生伪随机序列,将随机序列数值放大到 $\tau_{ij}(t)$ 级,以载波方式引入到信息素更新中,即式(13)中。

2.5 混沌蚁群算法基本步骤

a) 初始化迭代步数最大值 $nc = 1000$,设置 nc 初值为0,混沌变量初始化 $(3.85 \sim 4)$,初始化车辆数(本例为3),初始化各路径信息素,将 m 个蚂蚁置于 n 个顶点上。

b) loop

将初始点置于当前解集中(把每只蚂蚁的起始城市放入禁忌表中)。

c) while (禁忌表未满) do

d) begin

对每个蚂蚁 k , 按转移概率式 (10) 选择下一顶点 j 。

将蚂蚁 k 从定点 i 移到 j , 且顶点 J 置于当前解集中。

e) 计算各蚂蚁的目标函数值。

f) 计算各蚂蚁的路径长度, 记录当前的最好解。

g) 对路径长度 L 、小于给定值的路径, 按融入 logistic 混沌映像的式 (13) 修改。

h) 轨迹局部信息素强度。

i) end/* 蚂蚁每完成一次游历后按照公式进行全局信息素的更新 */

j) for $k = 1$ to m do

k) begin

对每条边 (i, j) 计算 τ_{ij} 。

对每条边 (i, j) , 按更新式 (7) 修改轨迹强度、单位信息素。

l) end

nc ++

m) end loop

n) 输出当前最优解。

3 仿真实验

为检验算法的有效性, 实验源选用了国际上通用的 VRP 问题的测试库 TSPLIB (Solomon's instances) 中城市多数典型例子, 实验平台为 MATLAB 7.8, Windows Server 2003 编程进行测试。经大量运行测试, 并与其他算法作了比较, 得到了较好的结果。限于篇幅, 给出主要的算例库文件名: ei151 结果。初始条件如下:

$$\alpha = 1.0, \alpha_{\min} = 1.0, \alpha_{\max} = 2.0, \beta = 2.0, \beta_{\min} = 2.0$$

$$\beta_{\max} = 3.0, \rho = 0.95, \rho_{\min} = 0.20, \rho_{\max} = 0.95$$

实验参数蚂蚁数 $Q = 100$, 迭代次数 $N = 1000$, 车辆数为 3, 混沌参数 M 值在 $[3.86 \sim 4]$, α 取值在 $[1, 2]$, β 在取值 $[1, 3]$, θ 取值在 $[1, 2]$, 共进行 200 次实验, 取其中最优化和较优解。

实验时需要注意: 从 TSPLIB 数据中获得的原始数据是 51 座城市的坐标, 需要转换成城市间的距离, 且四舍五入为整数; 否则实际实验中会出现实验提供的最好环游长度与所提供的环游城市之间距离之和不相等的现象。图 2 为目前公布的 Ei151 最好环游路径。图 3 为新算法 CACO 解决 ei151 的几个结果图集 (图集 1 取得已知最好环游路径)。图 4 为不同方法优化 ei151 收敛性比较。表 1 为新算法 CACO 部分解集。表 2 为新算法 CACO 解决 ei151 与其他算法的对比实验结果。

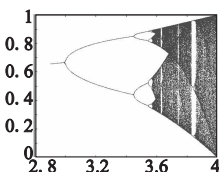


图1 Logistic映射

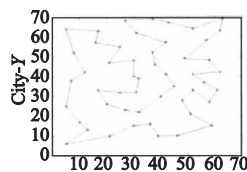
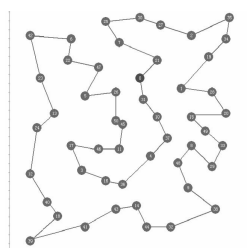
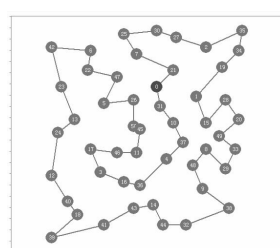


图2 TSPLIB公布的ei151最好环游路径



(a) 具有logistic映像的的蚁群优化算法的环游路径1——最优路径解 (426.000)



(b) 具有logistic映像的的蚁群优化算法的环游路径2(路径长度426.878)

图3 新算法CACO部分图解

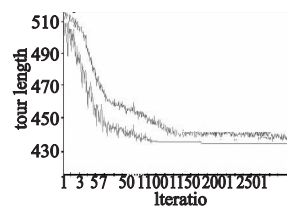


图4 不同方法优化ei151收敛性比较

表2 不同算法解决 ei151 的对比实验结果

算法	解
已知最优解	426
普通蚁群算法	530.8
动态蚁群算法	426.24
具有遗传特征的蚁群算法最优解	426.12
新算法最优化解	426.00
新算法平均值	427.268 5
新算法平均时间	0.928

图 4 为不同算法解决 ei151 问题的收敛性比较, 横坐标为蚂蚁周游次数, 纵坐标为当前的最佳路径。曲线 1 为优化算法, 曲线 2 为 ACS 算法。本文算法的收敛特性明显优于 ACO 且已完全取得目前最优解, 不仅大幅度减少了蚂蚁周游次数, 而且结合混沌映像和蚁群优化算法两种算法的长处, 在搜索时间性能上取得了平衡。

表1 新算法 CACO 部分解集

解集 序列号	对应 结果图	路径 长度	运行 时间	结果集
1	1	426.000	0.680	21 7 25 30 27 2 35 34 19 1 28 20 15 49 33 29 8 48 9 38 32 44 14 43 41 39 18 40 12 24 13 23 42 6 22 47 5 26 50 45 11 46 17 3 16 36 4 37 10 31
2	2	426.878	0.761	21 7 25 30 27 2 35 34 19 1 15 28 20 49 33 29 8 48 9 38 32 44 14 43 41 39 18 40 12 24 13 23 42 6 22 47 5 26 50 45 11 46 17 3 16 36 4 37 10 31
3	略	427.172	0.681	31 10 37 4 36 16 3 17 46 11 45 50 26 5 47 22 6 42 23 13 24 12 40 39 18 41 43 14 44 32 38 9 48 8 29 33 20 49 15 1 28 19 34 35 2 27 30 25 7 21

4 结束语

针对车辆路径问题 VRP, 提出基于 logistic 函数的自适应混沌蚁群优化算法。利用混沌运动的遍历性、随机性和规律性特点, 把具有强局部搜索能力的 logistic 映像融入到蚁群算法中局部信息素更新, 即每选择一个城市后进行局部信息素的更新。局部信息素更新中加入 logistic 映像, 屏蔽 logistic 映像断点, 克服蚁群算法易于停滞的现象。选用 VRP 标准库中数据作测试库实例进行仿真实验, 取得目前最优解。与其他算法比较, 证明了该改进算法的有效性。

参考文献:

- [1] XU Hong-li, ZHANG Cheng-ming. The research about balanced route MTSP based on hybrid algorithm [C]//Proc of International Conference on Communication Software and Networks. Washington DC: IEEE Computer Society, 2009: 533-536.
- [2] 朱庆保, 杨志军. 基于变异和动态信息素更新的蚁群优化算法 [J]. 软件学报, 2008, 15(2): 188-189.
- [3] 崔雪丽, 马良, 范炳全. 车辆路径问题 (VRP) 的蚂蚁搜索算法 [J]. 系统工程学报, 2004, 19(4): 418-422.
- [4] 王健. 全局自适应蚁群优化算法 [J]. 小型微型计算机系统, 2008, 29(6): 1084-1085.
- [5] XU Hong-li. An adaptive ant colony algorithm integrated with mutation trait and the resolution of MTSP [J]. Journal of Information and Computational Science, 2010, 7(9): 1938-1943.
- [6] 高尚. 解旅行商问题的混沌蚁群算法 [J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(9): 100-104.