

# 混合禁忌搜索算法求解关联运输调度问题

蔡延光 汤雅连 朱君

(广东工业大学自动化学院 广州 510006)

**摘要** 考虑到实际生活中车辆受发车时间限制以及道路路况影响运输成本等因素,建立了带客户软时间窗、车场硬时间窗、多车型、道路路况等约束的关联运输调度问题模型。结合禁忌搜索与遗传算法的优势,构造了混合禁忌搜索算法,以通过构造多个初始解来增大搜索空间;设计了两种禁忌表,分别为局部禁忌表和全局禁忌表,这不仅能加快寻优速度,还可以摆脱对单个解的依赖;将禁忌搜索生成的优化解作为遗传算法的初始解,可以加快寻优速度;自适应调整禁忌表长度可以避免早熟收敛;提取核心路径便于进行后期优化,relocate算子能减少路径网络回路数目。对实例进行的仿真表明,提出的IVRP优于一般的VRP,可节约大量成本,且提出的算法在收敛速度和寻优结果两方面都优于遗传算法和禁忌搜索算法。由3种算法求解得到的总成本、总里程及收敛时间的标准差体现出该算法的稳定性比另外两种算法的好。

**关键词** 关联运输调度问题,禁忌搜索,遗传算法,核心路径,自适应交叉,混沌变异

**中图分类号** TP301 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.4.047

## Hybrid Tabu Search Algorithm for Solving Incident Vehicle Routing Problem

CAI Yan-guang TANG Ya-lian ZHU Jun

(School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

**Abstract** Considering these factors that vehicles have the departure time limit and road conditions affect the transportation cost, etc, we established the incident vehicle routing problem (IVRP) mathematical model based on clients' soft time windows, depots' time windows, heterogeneous vehicles, road conditions constraints, etc. Making full use of the advantages of genetic algorithm (GA) and tabu search (TS), hybrid tabu search algorithm (HTSA) was constructed. Search space was increased by constructing multiple initial solutions, and two kinds of tabu list: local tabu list and global tabu list were designed, which not only can speed up the optimization, but also can get rid of the reliance on initial solution. Adjusting the tabu list length adaptively can avoid premature convergence, extracting core routes is conducive to late optimization and the relocate operator can reduce route number. Experiments show that IVRP is superior to the general VRP, which can save cost greatly. Moreover, HTSA is better than GA and TS in convergence speed and optimal results, and the stability of HTSA is better by comparing the standard deviation of total cost, total distance and convergence time.

**Keywords** Incident vehicle routing problem, Tabu search, Genetic algorithm, Core route, Adaptive crossover, Chaotic mutation

## 1 引言

在现实生活中常有这样的情况,不同客户需要多种零件商品,这些零件商品是成品的组成部分,而由于零件商品性质、特征和用途存在差异,但彼此之间又存在某种联系,也就是存在货物性质关联性,客户常常为了保证其需求不受影响而将所有的零件商品供货交付给一个物流运输公司来为其配货。在为所有客户需要的货物配送时不仅可以兼容,而且将关联的货物配套运输会更有利于后期的运作或经营,比如一

辆汽车由发动机、底盘、车身和电气设备等组成,则发动机、底盘、车身和电气设备就相互关联;比如一台手机必须搭配一个充电器、一台电视机必须与一个遥控器搭配、一个螺栓对应一个螺钉,它们还存在一对一的数量关系,客户的这种需求我们称为需求关联。零件商品在被客户加工组成成品的过程中的使用也有一定的先后顺序,我们称零件商品具有时间关联性。因此,物流公司为需要这种货物性质的客户配送货物时,应该考虑怎样进行货物任务分配、车辆分配、时间分配,并寻求最优配送路线以达到最低的物流成本,这样的问题称为关联运

到稿日期:2014-05-04 返修日期:2014-07-11 本文受国家自然科学基金(61074147,61074185),广东省自然科学基金(S2011010005059,8351009001000002),广东省教育部产学研结合项目(2012B091000171,2011B090400460),广东省科技计划项目(2012B050600028,2010B090301042)资助。

蔡延光(1963—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为组合优化、人工智能、决策支持系统等,E-mail: caiyg99@163.com;汤雅连(1986—),女,博士生,主要研究方向为物流信息技术及智能算法;朱君(1991—),男,硕士生,主要研究方向为物流信息技术与应用。

输调度问题(Incident Vehicle Routing Problem, IVRP)。此类问题在现实生活中普遍存在,因而极具现实意义。

IVRP由蔡延光教授首次提出,因而相关文献还比较有限,研究车辆路径优化问题(Vehicle Routing Problem, VRP)是研究IVRP的基础。VRP<sup>[1-3]</sup>自1959年Dantzig和Ramser首先提出以来就引起了人们的高度重视。VRP的实用性强,应用广泛。车辆路径问题一般定义为:对一系列送货点和收货点,组织适当的行车路线,使车辆有序地通过它们,在满足一定的约束条件(如货物需求量、发送量、送发货时间、车辆容量限制、行驶里程限制、时间限制等)下,达到一定的目标(如路程最短、费用极小、时间尽量少、使用车辆数尽量少等)。目前,国内外采用TS或基于TS的改进算法求解VRP或其相似问题的研究文献很多,有一定的借鉴意义。Archetti C等<sup>[4]</sup>结合TS和整数线性规划模型,提出了整数线性规划禁忌搜索算法,并应用该算法求解乡村邮递员问题;Gómez J R等<sup>[5]</sup>应用TS求解双目标城市垃圾回收问题,以运输成本和服务水平为目标,通过多目标自适应记忆编程实现;Cai Y等<sup>[6]</sup>应用基于树结构的禁忌搜索对带团队约束和时间窗的人员分配问题求解;Jia H等<sup>[7]</sup>为了克服目前TS的缺点,引进了变异和混合局部搜索,考虑到不同的算法策略和参数影响算法性能,应用改进的TS求解VRP;朱玲玲等<sup>[8]</sup>应用协同禁忌优化算法求解多时窗VRP,通过节约算法求得初始解,自适应地修改禁忌长度,且多个子禁忌算法进行协同寻优;Nguyen P K等<sup>[9]</sup>应用TS求解时变多区多次带时间窗的VRP,通过精英集和记忆频率搜索邻域,以此来提高解的质量;Tarantilis C D<sup>[10]</sup>应用改进的TS求解带交叉运输设施的多元VRP,基于信息提取的重启机制对TS进行改进;Jair J等<sup>[11]</sup>应用基于TS的两种信息素蚁群系统求解带时间窗和多种产品的VRP;余明珠等<sup>[12]</sup>给出了一种基于插入法的新禁忌算法,并应用该算法对装卸一体VRP模型求解;胡大伟等<sup>[13]</sup>结合遗传算法(genetic algorithm, GA)和TS的优点,通过合理设计算法参数对配送中心选址和路线优化的组合模型求解;郎茂祥等<sup>[14]</sup>通过设计一种新解构造求解VRP的一种新的TS。但是还没有出现同时考虑路况约束、载重约束、单车场、多供应商、多车型、车场硬时间窗、客户软时间窗等因素的IVRP的研究文献,本文提出一种混合禁忌搜索算法求解该问题。

## 2 问题描述及数学模型

### 2.1 交通流参数的相关定义

**定义1** 地点速度<sup>[15]</sup>指车辆通过道路某一断面时的速度,亦称为瞬时速度。地点速度是描述某地点交通状况的重要参数,如式(1)所示,  $x_1$  和  $x_2$  分别为时刻  $t_1$  和  $t_2$  的车辆位置。

$$u = \frac{dx}{dt} = \lim_{t_2 - t_1 \rightarrow 0} \frac{x_2 - x_1}{t_2 - t_1} \quad (1)$$

**定义2** 时间平均速度<sup>[15]</sup>是观测时间内通过道路某断面所有车辆地点速度的算术平均值,如式(2)所示,  $u_i$  为第  $i$  辆车的地点车速,  $N$  为观测的车辆数。

$$\bar{u}_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u_i \quad (2)$$

**定义3** 时间占有率<sup>[15]</sup>是在一定的观测时间内,某观测断面上交通检测器被车辆占用的时间总和与观测总时间的比

值。时间占有率的大小能够体现交通运行的状态。

### 2.2 问题描述

假设某物流公司为  $i(i=1, 2, \dots, l)$  个客户。服务,第  $i$  个客户的需求量为  $g_i$ , 其工作流程为:物流公司从车场出发到供货商装载货物,为客户配送货物,完成任务后返回公司。假设供货商有  $m$  个,车场与供货商位置不同,将供货商虚拟为车场(供应商不提供车辆,车辆由物流公司提供),车辆装载货物后,配送给相应客户。假设客户  $i$  所需货物有  $\theta$  种,这  $\theta$  种货物之前的需求关系可表示为  $\lambda_1^i g_i = \lambda_2^i g_2 = \dots = \lambda_\theta^i g_\theta$ , 则存在  $C_\theta^i$  种数量关系,如关系式之一  $\lambda_1^i g_i = \lambda_2^i g_2$  表示  $\lambda_1^i$  个货物  $g_2$  需要与  $\lambda_2^i$  个货物  $g_i$  关联配送。该物流公司可派出载重为  $q$  的货车若干辆,客户要求送货的时间窗为  $[et_i, lt_i]$ , 每小时等待费用和延迟费用分别为  $s_1$  和  $s_2$ , 车辆早到或者晚到,都会受到惩罚。  $T_0$  为车辆从车场实际出发的时间,车辆出发时间窗为  $[et_d, lt_d]$ 。  $T_i$  表示车辆到达  $i$  的时间,不考虑装卸货时间。以  $c_{ij}^k$  表示车辆  $k(k=1, 2, \dots, K)$  从  $i$  到  $j$  的运输成本(距离、费用、时间等),  $c_{ji}^k = c_{ij}^k$ 。车辆  $k$  从客户  $i$  到  $j$  之间的距离为  $d_{ij}^k$ , 车辆里程约束为  $D_{\max}$ ,  $v$  为通过交通数据拟合的平均速度。目标函数为考虑路况、载重、多供货商、多车型、客户软时间窗、车场硬时间窗等约束的情况下,满足所有客户的需求,使总成本最小。

### 2.3 建立数学模型

假设客户编号为  $1, 2, \dots, l$ , 车场编号为  $l+m+1$ 。决策变量如下:

$$x_{ij}^k = \begin{cases} 1, & \text{车辆 } k \text{ 由点 } i \text{ 行驶到点 } j \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (3)$$

$$y_i^k = \begin{cases} 1, & i \text{ 的任务由车辆 } k \text{ 完成} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (4)$$

建立数学模型:

$$\min z = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{l+m+1} \sum_{j=1}^{l+m+1} d_{ij}^k x_{ij}^k + s_1 * \sum_{i=1}^l \max(et_i - T_i) + s_2 * \sum_{i=1}^l \max(T_i - lt_i) \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^{l+m+1} \sum_{k=1}^K x_{ij}^k = 1, j=1, 2, \dots, l \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^{l+m+1} \sum_{k=1}^K x_{ji}^k = 1, i=1, 2, \dots, l \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^{l+m+1} \sum_{j=1}^{l+m+1} d_{ij}^k \leq D_{\max}, i, j=1, 2, \dots, l \quad (8)$$

$$\sum_{j=1}^{l+m+1} x_{ij}^k = \sum_{j=1}^{l+m+1} x_{ji}^k \leq 1, k=1, 2, \dots, K \quad (9)$$

$$\sum_{i=1}^l g_i \sum_{j=1}^{l+m+1} x_{ij}^k \leq q, k=1, 2, \dots, K \quad (10)$$

$$g_i = \sum_{\theta=1}^{\theta} g_\theta^i \leq q, i=1, 2, \dots, l \quad (11)$$

$$t_{ij} = \frac{d_{ij}}{v}, i, j=1, 2, \dots, l \quad (12)$$

$$et_d \leq T_0 \leq lt_d \quad (13)$$

$$\sum_{i=1}^{l+m+1} \sum_{j=1}^{l+m+1} x_{ij}^k \leq |S| - 1, S=1, 2, \dots, l, |S| \geq 2 \quad (14)$$

式(5)为目标函数式,表示总成本最小。式(6)和(7)表示每个客户只能由一辆车服务。式(8)表示车辆的行驶里程约束。式(9)表示车辆从所在的车场出发,完成配送任务后,回到原车场。式(10)和式(11)表示每辆车所运送的货物重量不能超过此类型车辆的载重限制。式(12)中  $t_{ij}$  表示  $i$  到  $j$  的行驶时间。式(13)表示车辆出发时间必须严格遵守车场时间窗。式(14)消除了车辆不是从车场出发的现象。

### 3 算法设计

#### 3.1 主要改进策略

##### (1) 提取核心路径

智能算法多次求解同一 VRP 问题模型<sup>[16]</sup>, 可能得到不同的结果, 但是这些路径存在共性, 即具有相同的子路径, 称为核心路径。图 1 所示为通过求解得到的 4 条优化路径, 但其具有相同部分, 部分轨迹是相同的, 其中椭圆形状包括的路径结构即为核心路径。运行 TS 多次, 可得到多条路径, 找出相同的连接路径, 提取出来作为基本骨架。提取的核心路径有利于进行后期优化, 避免产生不良路径, 节省寻优时间。

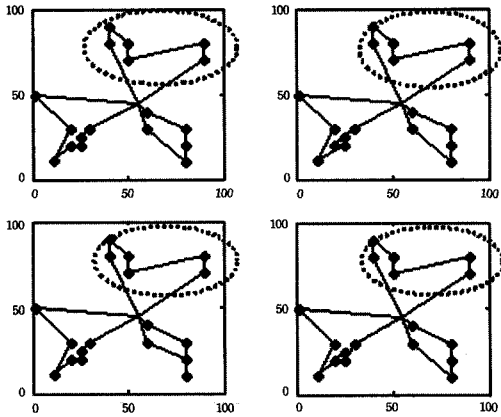


图 1 核心路径示意图

##### (2) relocate 算子

应用 relocate 算子减少回路数量, 将解中包含节点数量最少的回路中的各节点插入到其他回路中, 如图 2 所示。

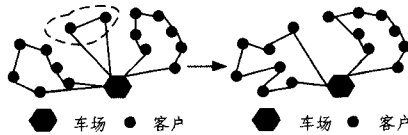


图 2 relocate 算子

##### (3) 自适应交叉

考虑到整个种群的变化趋势及每个个体的变异机会<sup>[17]</sup>, 设计与进化代数相关而与个体适应度无关的交叉概率计算公式, 实现算法的全局搜索能力。如式(15)和式(16)所示,  $t$  为当前进化代数,  $T_{gen}$  为预设的最大进化代数,  $p_{cmax}$  为预设最大概率,  $p_{cmin}$  为预设最小概率,  $p_c(t)$  为当前种群的交叉概率。均匀交叉方式也称一致交叉, 是指两个配对个体的每个基因座上的基因都以相同的交叉概率进行交换, 从而形成两个新的个体。本文采取均匀交叉的方式进行交叉操作。

$$p_c(t) = \begin{cases} p_{cmax} \cdot M, & p_{cmax} \cdot M > p_{cmin} \\ p_{cmin}, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

$$M = 2^{(-t/T_{gen})} \quad (16)$$

##### (4) 混沌变异

本文采用混沌变异策略, 混沌变异形式如式(17)所示。 $K(0,1)$  为  $(-2,2)$  按混沌规律变化的序列。根据 Logistic 映射<sup>[17]</sup> (如式(18)所示),  $u(u=0,1,2,\dots,n)$  表示种群序号,  $\beta(0 \leq \beta \leq 1)$  表示混沌变量;  $\mu$  表示吸引子, 当  $\mu$  取  $0 \sim 4$  时, Logistic 映射为  $[0,1]$  间的不可逆映射; 当  $\mu=4$  时, 完全处于混沌状态, 此时产生的混沌变量  $\beta^{(u)}$  具有很好的遍历性。 $\beta^{(u)}$  经过

放大和平移可得  $K(0,1)$ 。变异算子的变化尺度对算法性能有一定的影响, 在进化初期采用逐渐缩小的变异尺度保证精度, 并能搜索到全局最优解, 如式(19)所示,  $k$  为当前代数,  $Gen$  为最大迭代次数,  $\delta$  为当前群体中某个体的某分量的变异尺度,  $\alpha, \beta, \gamma$  为控制尺度收缩参数。

$$x'_i(j) = x_i(j) + \delta(j) \cdot K_j(0,1) \quad (17)$$

$$\beta^{(u+1)} = \mu \cdot \beta^{(u)} (1 - \beta^{(u)}) \quad (18)$$

$$\delta(k) = \delta(0) \cdot \left\{ \alpha \cdot \exp\left[-\frac{\beta k}{Gen}\right] + \gamma \right\} \quad (19)$$

#### 3.2 算法设计思路及流程

TS 回避了局部邻域搜索容易陷入局部最优的缺点, 通过禁忌表记录已到达过的局部最优点, 在下次搜索中利用禁忌表中的记录不再或有判别地选择搜索这些点, 以此跳出局部最优<sup>[18]</sup>。遗传算法的特点: 1) 从串集开始搜索, 覆盖面大, 利于全局择优; 2) 能同时处理群体中的多个个体, 即对搜索空间中的多个解进行评估, 减小了陷入局部最优解的风险, 同时算法本身易于实现并行化; 3) 采用概率的变迁规则来指导搜索方向, 具有自组织、自适应和自学习性; 4) 利用进化过程获得信息自行组织搜索时, 适应度大的个体具有较高的生存概率, 可获得更适应环境的基因结构<sup>[18]</sup>。所以结合两者的优点, 应用禁忌搜索进行前期搜索, 应用遗传算法进行后期寻优, 可以提高解的收敛速度, 并能避免陷入局部最优。

(1) 设置算法参数, 广义插入法 (Generalized Insertion, GENI), 构造初始解。

GENI 插入法由 Gendreau<sup>[19]</sup> 于 1992 年提出, 它可以优化内部路径。首先连接始发车场和终点车场构成初始框架, 且供应商必须与供应商连接, 即车辆必须先接待服务客户的货物装载完成, 才能执行送货任务。将相邻的客户聚类, 优先满足已聚类客户的货物配送, 选择使用车辆, 考虑满载率。对每条子路径, 当最大容量车辆都不能满足载重时, 则停止加入客户货物; 否则, 不断添加。对偏远的客户采用 GENI 插入法, 将其插入至子路径中, 然后随机打乱车型, 最后再采用 GENI 插入法把供应商插至车场, 直到所有点都包含在整个路径中。构造多个初始解, 产生路径数据库。根据载重约束和里程约束等排除不合理染色体, 剩下的染色体即为不同路径的组合。设计两种禁忌表: 全局禁忌表和局部禁忌表, 全局禁忌表存放各个局部禁忌表中重复的禁忌对象; 局部禁忌表的作用是使搜索方向能以这个初始解为基础向优化解扩展。

##### (2) 邻域搜索。

邻域搜索采用 3-opt、车型交换和供应商交换方法, 假设车型标号为 01, 02, ..., 0K, 供应商标号为 001, 002, ..., 00m, 车场为 0。例如, 路径 0-01-002-00m-1-5-6-8-7-0, 采用 3-opt 后变为 0-01-002-00m-1-6-5-7-8-0; 路径 0-01-002-00m-1-5-6-8-7-0 和路径 0-02-003-00m-2-4-3-9-0, 车型交换后则为 0-02-002-00m-1-5-6-8-7-0 和 0-01-003-00m-2-4-3-9-0; 路径 0-01-002-00m-1-5-6-8-7-0, 交换供应商顺序后则为路径 0-01-00m-002-1-5-6-8-7-0。根据载重、时间窗及里程等约束删除不合理的路径。

##### (3) 自适应调整禁忌长度。

为阻止算法在搜索过程中出现早熟收敛, 对局部禁忌长度进行自适应调整<sup>[8]</sup>, 如式(20)所示。搜索初期, 扩大搜索空

间以增加解的多样性;搜索到一定阶段后,通过缩小搜索区域提高收敛性,并通过对禁忌长度进行自适应调整来提高算法的全局寻优能力。

$$len = len_{\min} + t(len_{\max} - len_{\min}) / t_{\max} \quad (20)$$

(4)提取核心路径,利用 relocate 算子减少回路路径数量,如 3.1 节所述。

(5)计算适应值,采用精英选择策略选择后代。

计算相应的目标函数值以及适应度函数值  $f_j$  ( $j=1, 2, \dots, l$ ),如式(21)所示。用当前群体中最佳染色体的目标函数值  $Z$  与当前染色体的目标函数值  $Z_i$  的比值作为适应度值。

$$f_i = \frac{Z}{Z_i} \quad (21)$$

(6)自适应交叉及混沌变异。

(7)判断禁忌搜索算法是否满足终止条件(达到最大迭代次数或连续多次得到相同的解),若满足,生成优化解作为 GA 的初始解,进行后期寻优;否则,继续禁忌搜索迭代。后期寻优结果满足条件(达到最大迭代次数或连续多次得到相同的最优解)时,遗传算法结束,输出最优解;否则,遗传算法继续迭代。混合禁忌搜索算法流程如图 3 所示。

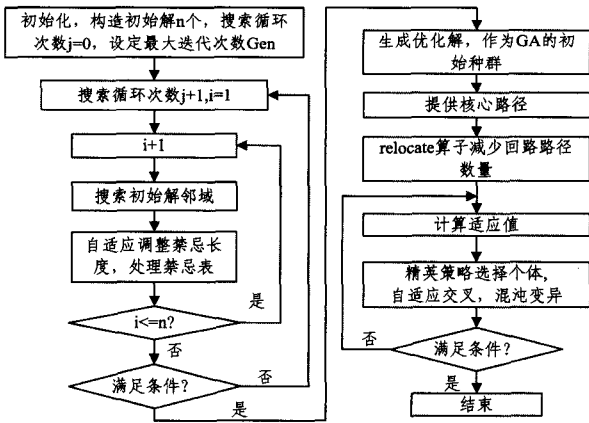


图 3 混合禁忌搜索算法流程

## 4 算例仿真

### 4.1 交通数据获取

在广州市某天桥上安装交通微波传感器(remote traffic microwave sensor, RTMS),一台 RTMS 可同时检测多达 8 个车道或检测区域内的流量、时间占有率、平均速度和长车流量。根据分析需要进行数据整合,得到速度-流量拟合效果图和流量-占有率拟合效果图,如图 4 和图 5 所示。通过对原始数据进行处理,得到本文实验将要用到的平均速度数据,  $v=50$  千米/时。

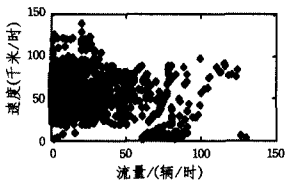


图 4 速度-流量拟合效果图

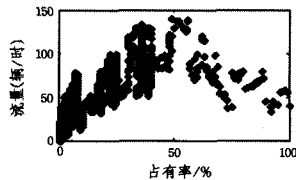


图 5 流量-占有率拟合效果图

### 4.2 实例

某物流公司有 1 个车场,需给 20 个客户送货,车场位置为 (45, 50), 时间窗为 (480, 800), 车场信息如表 1 所列, 车场

为 O, 客户信息如表 2 所列, 这些客户主要需要两大类货物(I 和 II)或者倾向于某一类, 其中每类货物大体上相同, 但也有不同之处。I 类零部件由 I 公司提供, II 类零部件由 II 公司提供, 其中  $g_1 = g_2 = 1$  吨。得到的需求关系如表 2 所列。每辆车的最大配送里程为 180 千米, 车辆等待费用为 10 元/小时, 车辆延迟费用为 60 元/小时, 供应商坐标分别为 A(42, 50) 和 B(50, 52), A 和 B 的营业时间为 [480, 1080]。

表 1 车场信息

载重 / 吨	车型及 可用车辆数	启用 成本/元	单位配送 费用(元/千米)
15	O1:6	8	1.0
10	O2:6	6	0.8
6	O3:6	3	0.5

表 2 客户信息

客户	坐标	需求关系	时间窗
1	(40, 92)	$\lambda_1^1 = 2, \lambda_2^1 = 1$	[480 570]
2	(72, 53)	$\lambda_1^2 = \lambda_2^2 = 1$	[500 650]
3	(22, 56)	$\lambda_1^3 = 3$	[490 600]
4	(50, 27)	$\lambda_2^4 = 1$	[480 660]
5	(60, 37)	$\lambda_1^5 = 1, \lambda_2^5 = 2$	[500 720]
6	(14, 78)	$\lambda_2^6 = 2$	[550 650]
7	(86, 47)	$\lambda_1^7 = 2, \lambda_2^7 = 1$	[480 550]
8	(21, 95)	$\lambda_1^8 = 3$	[480 600]
9	(89, 67)	$\lambda_1^9 = 2, \lambda_2^9 = 1$	[550 650]
10	(18, 92)	$\lambda_2^{10} = 2$	[480 580]
11	(10, 92)	$\lambda_1^{11} = 2, \lambda_2^{11} = 1$	[480 600]
12	(12, 53)	$\lambda_1^{12} = 2, \lambda_2^{12} = 2$	[490 530]
13	(82, 56)	$\lambda_1^{13} = 3$	[500 650]
14	(60, 60)	$\lambda_1^{14} = 2, \lambda_2^{14} = 3$	[480 660]
15	(80, 87)	$\lambda_1^{15} = 2, \lambda_2^{15} = 1$	[500 620]
16	(14, 28)	$\lambda_2^{16} = 3$	[520 620]
17	(86, 87)	$\lambda_1^{17} = \lambda_2^{17} = 2$	[500 750]
18	(51, 45)	$\lambda_1^{18} = 2, \lambda_2^{18} = 3$	[500 640]
19	(89, 7)	$\lambda_1^{19} = 1, \lambda_2^{19} = 2$	[480 650]
20	(18, 2)	$\lambda_1^{20} = 4$	[550 700]

### 4.3 参数设置及结果分析

该实验在 Intel(R) Core™ i5、CPU 为 3.0GHz、内存为 8.0G、安装系统为 win7 的 PC 机上采用 Matlab R2010b 编程实现。针对 VRP 模型和 IVRP 模型, 分别采用 GA、TS、HT-SA 进行仿真, 各运行 20 次求解。禁忌搜索参数设计: 最大迭代次数为 800, 初始禁忌长度为 10, 候选解个数为 80, 保留 20 个最小候选解。遗传算法参数设计: 初始化种群  $N=20$ , 最大迭代次数为 800,  $p_{\max} = 0.4$ ,  $p_{\min} = 0.004$ , 变异概率  $p_m = 0.04$ , 采用精英选择策略选择算子, 自适应交叉和混沌变异。

HTSA 求解 VRP 的最优配送网络如图 6 和图 7 所示, 分别为 I 型和 II 型零部件的配送网络, 具体配送信息如表 3 所列, 得到的总里程为 1096.40 千米, 总成本为 807.45 元; HT-SA 求解 IVRP 的最优配送网络如图 8 所示, 详细配送信息如表 4 所列, 得到的总里程为 669.54 千米, 总成本为 664.99 元。因此 IVRP 相对于 VRP 节约了 38.93% 的总里程, 节省了 17.64% 的总成本; 且 IVRP 的满载率比 VRP 略高, 说明运行车辆负载较为平衡。3 种智能算法求解 IVRP 的对比结果如图 9 所示, 可知 GA 在第 10 代搜索到的最优解为 669.55 元, TS 在第 30 代收敛的最优解为 663.99 元, HTSA 在第 15 代收敛的最优解为 663.99 元。所以 HTSA 的求解质量和求

解速度优于 GA 和 TS。3 种算法的总成本、总距离和收敛时间的标准差如表 5 所列,可以看出,HTSA 的稳定性比 GA 和 TS 好。

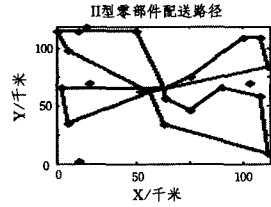
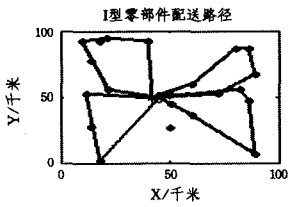


图 6 I 型零部件配送路径网络 图 7 II 型零部件配送路径网络

表 3 一般 VRP 的具体配送信息

车型及路径	总里程/千米	满载率/%
O2-A-1-8-11-3-O2	137.40	100
O3-A-12-20-O3	139.57	100
O2-A-14-15-17-9-2-O2	132.60	90
O2-A-13-7-19-5-18-O2	154.99	90
O3-B-1-10-11-6-O3	132.95	100
O3-B-12-16-O3	106.49	83.33
O2-B-18-5-2-7-19-4-O2	167.21	100
O2-B-14-15-17-9-O2	125.19	70
总里程为 1096.40 千米,平均满载率为 91.67%,惩罚成本为 3.3 元,总成本为 807.45 元		

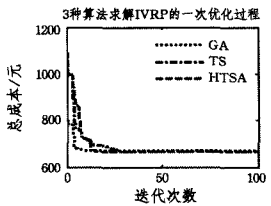
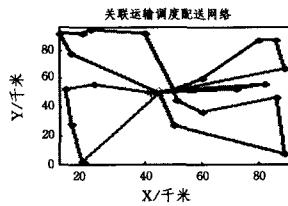


图 8 IVRP 的最优配送网络 图 9 3 种算法求解 IVRP 的一次优化过程

表 4 IVRP 具体配送信息

车型及路径	总里程/千米	满载率/%
O1-A-B-1-8-10-11-6-O1	140.29	86.67
O1-BA-3-12-16-20-O1	151.41	93.33
O1-A-B-18-5-7-19-4-O1	165.69	100
O1-A-B-14-15-17-9-O1	131.05	100
O3-A-B-13-2-O1	81.10	83.33
总里程为 669.54 千米,平均满载率为 92.67%,惩罚成本为 1.0 元,总成本为 664.99 元		

表 5 GA、TS 和 HTSA 求解 IVRP 的计算效果对比

算法	衡量指标	最优解	平均解	标准差
HTSA	总成本/元	664.99	674.02	2.34
	总距离/千米	669.54	679.23	2.56
	收敛时间/秒	28	31	2.18
GA	总成本/元	671.55	689.43	3.12
	总距离/千米	673.47	689.98	3.24
	收敛时间/秒	26	35	2.37
TS	总成本/元	664.99	679.47	2.75
	总距离/千米	669.54	672.39	2.63
	收敛时间/秒	33	37	2.21

以上结果的比较,体现了 IVRP 的提出是有价值的,也证明了 HTSA 的优越性及可行性,但不能说明在任何情况下,该算法都优于其他两种智能算法,主要还是取决于要解决的问题模型。以上从一定程度上证明了该算法求解本文提出的 IVRP 模型是有效可行的。

**结束语** 本文提出了带多种改进策略且融合两种算法

(禁忌搜索算法和遗传算法)优点的混合禁忌搜索算法。考虑了道路路况对物流配送的影响,提出了 IVRP 模型,应用混合禁忌搜索算法对提出的 IVRP 模型(考虑多车型、客户软时间窗、车场硬时间窗等约束)求解,通过与 GA、TS 和 HTSA 求解的结果相比较,从多个角度证明其优越性。研究更大规模问题模型及包含多种扩展特性(次序关联、多车场、随机需求、多周期性、需求可拆分、同时取送货、开放式、服务优先级等)的 IVRP 及其求解算法将是今后的研究方向。

## 参考文献

- [1] Reed M, Yiannakou A, Evering R. An ant colony algorithm for the multi-compartment vehicle routing problem[J]. Applied Soft Computing, 2014, 15: 169-176
- [2] Azi N, Gendreau M, Potvin J Y. An adaptive large neighborhood search for a vehicle routing problem with multiple routes[J]. Computers & Operations Research, 2014, 41: 167-173
- [3] Michallet J, Prins C, Amodeo L, et al. Multi-start iterated local search for the periodic vehicle routing problem with time windows and time spread constraints on services[J]. Computers & Operations Research, 2014, 41: 196-207
- [4] Archetti C, Guastaroba G, Speranza M G. An ILP-refined tabu search for the directed profitable rural postman problem [J]. Discrete Applied Mathematics, 2014, 163: 3-16
- [5] Gómez J R, Pacheco J, Gonzalo-Orden H. A Tabu Search Method for a Bi-Objective Urban Waste Collection Problem[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2013, 30(1): 1-18
- [6] Cai Y, Zhang Z, Guo S, et al. A tree-based tabu search algorithm for the manpower allocation problem with time windows and job-teaming constraints[C]//Proceedings of the Twenty-Third international joint conference on Artificial Intelligence. AAAI Press, 2013: 496-502
- [7] 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
- [8] 朱玲珍, 杨爱琴, 吴宽仁. 基于协同自适应禁忌的多时窗 VRP 算法实现[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(12): 4542-4545
- [9] Nguyen P K, Crainic T G, Toulouse M. A tabu search for time-dependent multi-zone multi-trip vehicle routing problem with time windows [J]. European Journal of Operational Research, 2013, 231(1): 43-56
- [10] Tarantilis C D. Adaptive multi-restart Tabu Search algorithm for the vehicle routing problem with cross-docking [J]. Optimization letters, 2013, 7(7): 1583-1596
- [11] Jair J, Paternina-Arboleda C D, Cantillo V, et al. A two-pheromone trail ant colony system—tabu search approach for the heterogeneous vehicle routing problem with time windows and multiple products[J]. Journal of Heuristics, 2013, 19(2): 233-252
- [12] 余明珠, 李建斌, 雷东. 装卸一体化的车辆路径问题及基于插入法的新禁忌算法[J]. 中国管理科学, 2010, 18(4): 89-95
- [13] 胡大伟, 陈诚. 遗传算法 (GA) 和禁忌搜索算法 (TS) 在配送中心选址和路线问题中的应用[J]. 系统工程理论与实践, 2007, 27(9): 171-176

(下转第 273 页)

**结束语** 本文提出了一种基于深度学习的车标识别神经网络模型。与传统的车标识别方法相比,它融合了多个特征进行车标定位,并能自主提取特征进行车标识别,从而避免了人工选取特征的繁琐与片面。实验表明,这种方法的鲁棒性和准确度较好,对光照变化与噪声污染有较强的抵抗能力,能够有效地提高车标识别的正确率。

## 参 考 文 献

[1] 罗彬,游志胜,曹刚. 基于边缘直方图的快速汽车标志识别方法[J]. 计算机应用研究, 2004, 21(6): 150-151

[2] Wang Yun-qiong, Liu Zhi-fang, Xiao Fei. A Fast Coarse-to-Fine Vehicle Logo Detection and Recognition Method[C]// IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, 2007 (RO-BIO 2007). IEEE, 2007; 691-696

[3] 王枚, 王国宏, 房培玉, 等. 基于 PCA 与不变矩的车标定位与识别[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2008, 33(1): 36-40

[4] 磨少清, 刘正光, 张军. 基于图像质量和 PCA 子空间的车标识别方法[J]. 计算机应用, 2010(8): 2244-2260

[5] Yu Shu-yuan, et al. Vehicle logo recognition based on Bag-of-Words[C]// 2013 10th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS). IEEE, 2013; 353-358

[6] Llorca D F, Arroyo R, Sotelo M A. Vehicle logo recognition in traffic images using HOG features and SVM [C]// 2013 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems: Intelligent Transportation Systems for All Modes (ITSC 2013). 2013; 2229-2234

[7] Sam K-T, Tian Xiao-lin. Vehicle Logo Recognition Using Modest AdaBoost and Radial Tchebichef Moments[M]. IPCSIT, Singapore; IACSIT Press, 2012

[8] 王运琼, 刘直芳, 肖飞. 基于对称性的实时车标定位和识别方法[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(4): 1095-1100

[9] Wang Sheng-ke, Liu Li-li, Xu Xiao-wei, et al. Vehicle Logo Recognition Based on Local Feature Descriptor[C]// Information Technology Applications in Industry. 2013; 2388-2391

[10] Psyllos A P, Christos-Nikolaos E, Anagnostopoulos, et al. Vehicle Logo Recognition Using a SIFT-Based Enhanced Matching Scheme [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2010, 11(2): 322-328

[11] Hinton G. A Practical Guide to Training Restricted Boltzmann Machines[EB/OL]. [2010-08-02]. <http://www.cs.toronto.edu/~hinton/absps/guideTR.pdf>

[12] Hinton G E, Osindero S, Teh Y. A Fast Learning Algorithm For Deep Belief Nets [J]. Neural Computation, 2006, 18: 1527-1554

[13] Zeiler M D, Fergus R. Visualizing and Understanding Convolutional Neural Networks [C] // Computer Vision-ECCV 2014. 2014; 818-833

[14] Bishop C M. Neural Networks for Pattern Recognition[M]. New York: Oxford University Press, 1995

[15] Xu F J, Wu W, Gong Y, et al. Tracking Using Convolutional Neural Networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2010, 21(10): 1610-1623

[16] Karpathy A, Toderici G, Shetty S, et al. Large-scale video classification with convolutional neural networks[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2014

[17] Tang Z, Xian Y, Li B. Research of Vehicle Recognition Algorithm Based on Virtual Coil and Image Features[M]// Future Information Technology. Springer Berlin Heidelberg, 2014; 367-372

[18] Zhou Kai, Varadarajan K M, Vincze M, et al. Hybridization of Appearance and Symmetry for Vehicle-logo Localization[C]// 2012 15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2012). 2012; 1396-1401

[19] An L, Thakoor N, Bhanu B, et al. Vehicle logo super-resolution by canonical correlation analysis[C]// 2012 19th IEEE international conference on image processing. 2012; 2229-2232

[20] Chu J L, Krzyzak A. Application of Support Vector Machines, Convolutional Neural Networks and Deep Belief Networks to Recognition of Partially Occluded Objects[C]// Artificial Intelligence and Soft Computing. Springer International Publishing, 2014; 34-46

[21] 李星, 郭晓松, 郭君斌. 基于 HOG 特征和 SVM 的前向车辆识别方法[J]. 计算机科学, 2013, 40(11A): 329-332

[22] Dai Shi-jie, Huang He, Gao Zhang-ying, et al. Vehicle-logo Recognition Method Based on Tchebichef Moment Invariants and SVM [C]// 2009 WRI World Congress on Software Engineering (WCSE 2009). Volume 3, 2009; 18-21

[23] LeNet-5, convolutional neural networks[EB/OL]. 2013-11-09. <http://yann.lecun.com/exdb/lenet/index.html>

[24] Bottou L. Large-scale machine learning with stochastic gradient descent[C]// Proceedings of COMPSTAT'2010. Physica-Verlag HD, 2010; 177-186

(上接第 234 页)

[14] 郎茂祥, 胡思继. 车辆路径问题的禁忌搜索算法研究[J]. 管理工程学报, 2004, 18(1): 81-84

[15] 邵春福, 熊志华, 姚智胜. 道路网短时交通需求预测理论、方法及应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2011

[16] 钟石泉. 物流配送车辆路径优化方法研究[D]. 天津: 天津大学, 2007

[17] 汤雅连, 蔡延光, 赵学才. 关联物流运输调度问题的改进遗传算法[J]. 微型机与应用, 2012, 31(17): 69-71

[18] 张建林. MATLAB&Excel 定量预测与决策-运作案例精编[M]. 北京: 电子工业出版社, 2012

[19] Gendreau M, Hertz A, Laporte G. New insertion and postoptimization procedures for the traveling salesman problem[J]. Operations Research, 1992, 40(6): 1086-1094