

文章编号: 1001-0920(2007)01-0105-04

基于暂态混沌神经网络的多车调度混合优化算法

孙华丽¹, 谢剑英²

(1. 上海大学 国际工商与管理学院, 上海 201800; 2. 上海交通大学 自动化系, 上海 200240)

摘要: 探讨车辆调度问题的解决方法, 提出一种用于求解带容量约束的多车调度问题(CVRP)的混合优化算法. 该算法分为路线划分、构造初始解和改进解 3 个阶段: 第 1 阶段用模糊 C 均值聚类算法将所有客户按车容量要求装车; 第 2 阶段用暂态混沌神经网络方法对每条路线排序; 第 3 阶段用禁忌搜索法改进得到的解. 最后采用标准问题进行仿真计算, 通过与其他算法的比较, 说明该算法是求解 CVRP 问题可行且高效的方法.

关键词: 车辆调度; 模糊 C 均值聚类; 暂态混沌神经网络; 禁忌搜索; 混合优化算法

中图分类号: TP301 **文献标识码:** A

Hybrid TCNN optimization algorithm for capacity vehicle routing problem

SUN Hua-li¹, XIE Jian-ying²

(1. College of International Business and Management, Shanghai University, Shanghai 201800, China; 2. Department of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China. Correspondent: SUN Hua-li, E-mail: sun-huali@163.com)

Abstract: A novel approximation algorithm for the capacity vehicle routing problem (CVRP) is proposed to find the minimum total cost of all routes. The new algorithm is composed of three parts. Firstly, fuzzy C -mean clustering (FCM) selects the vehicles for customers according to the capacity of the vehicle and the similar feature among customers. Then, transiently chaotic neural network (TCNN) searches the initial optimal routes for the selected fleet and tabu search (TS) improves the solution. Computations on benchmark problems and comparisons with other algorithms show the feasibility and effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: Capacity vehicle routing problem; Fuzzy C -mean clustering; Transiently chaotic neural network; Tabu search; Hybrid optimization algorithm

1 引言

车辆调度问题是在物流运输和资源配置等方面具有广泛应用的经典 NP-hard 组合优化问题^[1]. 选取适当的车辆运输路径, 可以缩短运输时间, 减少运输费用, 提高服务质量, 增强市场竞争力. 因此, 研究车辆调度问题具有重要的现实意义.

在实际的调度问题中, 配送任务可由多辆车执行, 车辆的配送路线也有多种. 车辆调度问题包括两个子问题: 1) 路径子问题, 即将所有的客户分配到可供选择的车辆; 2) 排序子问题, 即对已安排到各车辆上的客户进行排序, 使得预先确定的目标达到最优.

求解车辆调度问题的方法主要有精确算法和近似算法. 精确算法主要指分支定界法、拉格朗日分解

法等, Laporte 等^[2,3] 发展了分支定界法. 目前常用的近似算法主要包括模拟退火、禁忌搜索和遗传算法等. Clarke^[4] 首先采用了近似算法, Gillett 等^[5,6] 发展了类似的方法.

本文提出一种基于模糊 C 均值聚类和混沌神经网络的禁忌搜索分解方法, 优化目标为最小化系统的运行费用和车辆的容量限制. 其中模糊 C 均值聚类用于向各车辆分配任务并建立路线, 混沌神经网络用于排序各车辆上的任务并对排序结果进行评价, 而禁忌搜索则用于优化排序结果.

2 问题描述

CVRP 问题可描述为: 用 m 辆车为 n 个客户服务, n 个客户的集合表示为 $i \in \{1, 2, \dots, n\}$, 车场表

收稿日期: 2005-09-30; 修回日期: 2005-11-28.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60174024).

作者简介: 孙华丽(1977-), 女, 山东威海人, 讲师, 博士, 从事车辆调度、供应链管理等研究; 谢剑英(1940-), 男, 福建龙岩人, 教授, 博士生导师, 从事网络与微机控制、供应链管理等研究.

示为 $i = 0$. 设 d_i 为客户 i 需要运输的货物量, $c_{ij}(i, j \in \{1, 2, \dots, n\}, i \neq j)$ 为从客户 i 到客户 j 的运输费用, 车辆 k 的最大容量为 $q_k (k \in \{1, 2, \dots, m\})$. 问题是为车队寻找最优的运输路径, 以满足所有客户的运输需求. 车队的每辆车必须从车场出发, 沿优化的路径为客户服务, 并最终返回车场. 每个客户只能由一辆车服务, 每辆车有容量限制. 即在满足车容量要求的前提下, 设计车辆运输路径, 使运输成本最小化.

CVRP 问题的解是一组车辆路径的集合, 每辆车对应一条路径. 它包括两个方面: 所用的车辆数量 (即路径数量) 和每辆车访问客户的顺序.

为了便于数学描述, 定义如下变量:

$$x_{ij}^k = \begin{cases} 1, & \text{车辆 } k \text{ 在服务客户 } i \text{ 后接着服务客户 } j; \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

性质1 车辆调度问题的目标函数仅仅决定于车辆的运行代价, 而与车辆固定代价无关.

由性质1可建立如下数学模型:

$$\min \sum_{k=1}^m \sum_{j=0}^n \sum_{i=0}^n c_{ij} x_{ij}^k; \quad (1)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij}^k = m, i = 0; \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij}^k = \sum_{j=1}^n x_{ji}^k = 1, i = 0, \quad (3)$$

$$k \in \{1, 2, \dots, m\}; \quad (4)$$

$$\sum_{k=1}^m \sum_{j=0}^n \sum_{i=0}^n x_{ij}^k = 1, i \in \{1, 2, \dots, n\}; \quad (5)$$

$$\sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n x_{ij}^k = 1, j \in \{1, 2, \dots, n\}; \quad (6)$$

式(1)是目标函数, 即最小化车辆总运输费用; 式(2)表示从车场出发的车辆数目为 m ; 式(3)表示车辆必须从车场出发, 完成任务后返回车场; 式(4)和(5)规定了每个客户都被访问一次且只能被访问一次; 式(6)是车辆的容量约束.

3 分配算法——模糊C均值聚类

3.1 模糊C均值聚类方法

模糊C均值聚类算法(FCM)^[7]是广泛采用的一种聚类方法. 它依据一定的聚类准则, 将一个样本集合 $X = [x_{ij}]_{i=1,2,\dots,n, j=1,2,\dots,m}$ 分成 C 个模糊子集, C 是一给定的聚类数, n 是样本数, m 是每个样本中包含的变量数. 所用的准则一般是优化一个用来表征聚类性能指标的目标函数.

设 $d_{ij} = \|x_j - v_i\|$ 表示样本 x_j 与聚类中心 v_i 之间的欧氏距离, u_{ij} 表示第 j 个样本 x_j 属于第 i 个

聚类的隶属度且必须在 $[0, 1]$ 之间, $U = [u_{ij}]$ 是一个 $C \times n$ 的矩阵. 则 FCM 问题可表示如下:

$$\min J(U, C) = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2, m > 1, \quad (7)$$

使得

$$\sum_{i=1}^C u_{ij} = 1, j = 1, 2, \dots, n; \quad (8)$$

$$0 < \sum_{j=1}^n u_{ij} < n, i = 1, 2, \dots, C; \quad (9)$$

$$u_{ij} \in [0, 1], i = 1, 2, \dots, C, j = 1, 2, \dots, n. \quad (10)$$

其中 m 为影响隶属度矩阵模糊化程度的指数权重.

3.2 车辆分配的聚类步骤

本文的聚类样本是有一定要求的客户, 按照它们之间的欧氏距离进行聚类, 将距离较近的客户聚成一类, 以增加用同一辆车访问的概率. 其实现步骤如下:

Step1: 选择聚类数 C 和指数权重 m ($1 < m < \infty$), 初始化隶属度矩阵 $U^{(0)}$, 设定停止准则, 迭代指数 $k = 0$. 需要指出的是, 本文中 C 为完成任务所需的最小车辆数, 其取值为

$$C = \left\lceil \left[\frac{\sum_{i=1}^n d_i / \max q_j}{\sum_{i=1}^n d_i / \min q_j} + 1 \right] \right\rceil, \quad j = 1, 2, \dots, m. \quad (11)$$

Step2: 用下式计算 $U^{(k)}$:

$$u_{ij}(k) = \begin{cases} 1 / \sum_{r=1}^C \left(\frac{d_{ij}(k)}{d_{rj}(k)} \right)^{\frac{2}{m-1}}, & \forall j, r, d_{rj}(k) > 0; \\ 1, & \exists j, r, d_{rj}(k) = 0. \end{cases} \quad (12)$$

Step3: 用下式计算 v^{k+1} :

$$v_i(k+1) = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m(k) x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m(k)}. \quad (13)$$

Step4: 用矩阵范数 $\|v^{(k)} - v^{(k+1)}\|$ 比较 $v^{(k)}$ 与 $v^{(k+1)}$. 若 $\|v^{(k)} - v^{(k+1)}\| < \epsilon$, 则停止迭代; 否则, 置 $k = k + 1$, 转 Step2.

Step5: 若所有类已有标记, 则分类完成; 否则, 检查所有未标记类的客户要求量之和是否满足车容量限制 $\sum_{i=1}^{L_k} d_i \leq q_k$. 其中 L_k 为第 k 类的客户个数, $k = 1, 2, \dots, C$. 若全部满足, 则分类结束; 否则, 转 Step6.

Step6: 在未标记的类中, 找到拥有最小剩余车容量 $S_h = \min \left(q_h - \sum_{i=1}^{L_h} d_i \right)$ 的类 h , 以及不满足车容量要求的类中满足 $d_i \leq S_h$ 的客户集合. 如果找到满足条件的客户, 则执行 Step7; 否则, 执行 Step8.

Step7: 将距离各自类中心距离最远的客户移

到第 h 类,直到没有客户可以移到第 h 类,标记第 h 类为不再变化类,转 Step5.

Step8: 如果不存在满足 $d_i \leq S_h$ 的客户,则标记第 h 类为不再变化类,转 Step6.

4 排序算法 ——暂态混沌神经网络

4.1 暂态混沌神经网络算法

暂态混沌神经网络算法 (TCNN) 也称混沌模拟算法,是用来解决组合优化问题的一种方法^[8].该方法能有效防止网络陷入局部最小值,最终求得全局最优解.

应用 TCNN 解决排序问题之前,必须定义合适的能量函数. Lyapunov 能量函数定义为

$$E = \frac{A}{2} \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n C_{ij} x_{ij} + \frac{B}{2} \sum_{i=0}^n \left(\sum_{j=0, j \neq i}^n x_{ij} - 1 \right)^2 + \frac{C}{2} \sum_{j=0}^n \left(\sum_{i=0, i \neq j}^n x_{ij} - 1 \right)^2, \quad (14)$$

$$\frac{A}{2} C_{ij} + \frac{B}{2} \left(2 \sum_{a \neq j}^n x_{ia} - 1 \right) + \frac{C}{2} \left(\sum_{l \neq i}^n x_{lj} - 1 \right) = - \frac{\partial E}{\partial x_{ij}}. \quad (15)$$

其中 A, B, C 为任意正常数, A 项是为确保神经网络收敛时所代表的路径是最短的, B 项和 C 项是保证所产生的排序满足约束条件. 本文所用的全局优化模型可表示为如下方程:

$$x_{ij}(t) = \frac{1}{1 + e^{-y_{ij}(t)}}, \quad i, j = 0, 1, \dots, n, \quad (16)$$

$$y_{ij}(t+1) = k y_{ij}(t) - \left[\frac{A}{2} C_{ij} + \frac{B}{2} \left(2 \sum_{a \neq j}^n x_{ia} - 1 \right) + \frac{C}{2} \left(\sum_{l \neq i}^n x_{lj} - 1 \right) \right] - z(t) [x_{ij}(t) - I_0], \quad (17)$$

$$z(t+1) = (1 - \alpha) z(t). \quad (18)$$

其中: x_{ij} 为神经元矩阵中 (i, j) 的输出; y_{ij} 为神经元矩阵中 (i, j) 的内部状态变量; $z(t)$ 为自反馈连接权值或分叉强度,且 $z(t) > 0$; w_{ij} 为从神经元 j 到神经元 i 的连接权值,且 $w_{ij} = w_{ji}, w_{ii} = 0$; I_0 为输入偏差; α 为 $x_{ij}(t)$ 的陡度参数; k 为神经元的衰减因子; β 为输入的正缩放因子; α 为衰减因子.

TCNN 不能精确收敛到超矩阵空间 $\{0, 1\}^{n \times n}$ 的一个点,即某些神经元的输出值 x_{ij} 可能出现 $0 < x_{ij} < 1$ 的情况. 为此,采用文献^[8]的输出值处理机制处理

$$x_{ij}^D(t) = \begin{cases} 1, & x_{ij}(t) > \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n x_{kl}(t) / n \times n; \\ 0, & \text{Otherwise.} \end{cases} \quad (19)$$

4.2 路线排序的暂态混沌神经网络实现步骤

Step1: 确定是否存在没有排序的路线,若不存在,则排序完成,计算所有客户的最小运输费用 $Y = \sum_{k=1}^m C_k$, C_k 为每辆车的最小运输费用; 否则, 转 Step2.

Step2: 确定参数 $k, \alpha, I_0, z(0), A, B, C$ 等. 设定最大迭代次数 N , 当前代为 $gen = 0$.

Step3: 根据式(15)的关系求解动力系统方程(16) ~ (18).

Step4: 当前代数未达到设定的最大迭代次数时, $gen = gen + 1$, 与已搜索到的最低能量值比较, 记录最优的能量值, 返回 Step3 继续执行; 否则, 转 Step5.

Step5: 记录各路线的排序顺序和运输费用.

5 改进算法 ——禁忌搜索算法

禁忌搜索算法 (TS) 是一种确定性迭代优化算法^[9,10]. 它采用禁忌策略, 尽可能避免搜索访问过的解空间, 保证搜索不同的路径, 具有引导算法跳出局部最优、转向全局最优的能力.

本文的 TS 算法实现步骤如下:

Step1: 确定禁忌长度、迭代步数、迭代终止条件, 记录当前的最优解情况.

Step2: 判断算法终止条件是否满足, 若满足, 则算法结束并输出优化结果; 否则, 转 Step3.

Step3: 利用领域操作产生当前解的所有领域解, 按车容量约束和费用减少最大原则确定最优解, 更新禁忌表和特赦条件, 并返回 Step2.

本文采用 3- 路线交换方法实施领域操作, 即从 3 条不同路线中选择 3 个元素, 并交换其三元素. 假定 3- 路线中的 3 个元素分别为 $v_{\alpha 1}, v_{\alpha 2}, v_{\alpha 3}$, 3 对相邻元素分别为 $(v_{\alpha 1}, v_{\alpha 2}), (v_{\alpha 2}, v_{\alpha 3})$, 且 $v_{\alpha 1} < v_{\alpha 2} < v_{\alpha 3}$. 将 $v_{\alpha 1}$ 插入 $v_{\alpha 2}$ 和 $v_{\alpha 3}$ 之间, 使之成为 $(v_{\alpha 2}, v_{\alpha 1}, v_{\alpha 3})$; 将 $v_{\alpha 2}$ 插入 $v_{\alpha 1}$ 和 $v_{\alpha 3}$ 之间, 使之成为 $(v_{\alpha 1}, v_{\alpha 2}, v_{\alpha 3})$; 将 $v_{\alpha 3}$ 插入 $v_{\alpha 1}$ 和 $v_{\alpha 2}$ 之间, 使之成为 $(v_{\alpha 3}, v_{\alpha 1}, v_{\alpha 2})$. 进行交换的 3 条路线按下列方式选择: 任选一条作为 h_1 , 选择离 h_1 最近的作为 h_2 , 选择离 h_2 最近的作为 h_3 .

需要指出的是: 在禁忌搜索算法中, 禁忌对象是指禁忌表中被禁忌的那些变化的元素. 本文将客户路径对作为禁忌对象. 禁忌表采用一个行和列分别代表客户和路径的二维数组. 禁忌长度是禁忌搜索算法的一个关键参数, 一般根据实际问题而有所不同. 本文选择禁忌长度为客户数目. 领域是禁忌搜索算法在解的改进过程中的搜索区域. 如果进行领域操作后得到的新解是可行的, 则称新解是当前解.



的一个邻居,当前解的所有邻居组成了当前解的邻域.在任何情况下,如果满足特赦条件,即执行邻域操作后得到的解好于当前最优解,则不论该邻域操作是否处于禁忌状态,都执行该操作.本文采用迭代进行到一定次数作为终止条件.

6 求解 CVRP 的混合优化算法

算法流程如下:

开始

Step1: 确定参数,包括最大循环次数,当前代数 $gen = 0$. 设定最小运输费用 $Y_{kbest} = G$, G 为一个比运输费用大的正实数.

Step2: 使用模糊 C 均值聚类算法划分路线.

Step3: 使用暂态混沌神经网络算法为各路线排序.

Step4: 检查各路线的排序是否合理并抛弃不合理的方案,通过下列方式实现:

- 1) 检查每条路径中是否有重复客户出现;
- 2) 检查某些客户是否未在任一路径中出现.

Step5: 当未达到循环次数时, $gen = gen + 1$, 通过比较找到新的 Y_{kbest} , 记录各路线的排序顺序, 返回 Step2, 继续; 否则, 转 Step6.

Step6: 输出各路线的排列顺序和总的运输费用 $Y_{kbest} = \sum_{k=1}^m \sum_{j=0}^n \sum_{i=0}^n C_{ij} X_{ij}^k$.

Step7: 将 TCNN 中的全局最好解作为初始解, 使用禁忌搜索法予以改进.

Step8: 输出优化结果.

结束

由以上流程可以看出,在整个搜索过程中,模糊 C 均值聚类算法为暂态混沌神经网络算法提供各路线的组成元素,每条路线中客户的顺序由暂态混沌神经网络算法优化得出,其解的改进由禁忌搜索法完成.

7 仿真实验

下面从文献[11]中选择 5 个不同维数 ($m \times n$) 的标准问题,用以说明新算法的有效性.所有算例均为二维,客户点间的距离采用对欧氏距离四舍五入的方式处理.用 Matlab 语言编写程序,并在 CPU 为 Intel Celeron 1 G,内存为 256 M 的计算机上运行.每个算例随机运行 10 次,记录结果列于表 1.算法的各参数设定为: $\alpha = 1e-4$, $m = 2$, $B = C = 1$, $k = 0.9$, $\beta = 1/250$, $\gamma = 0.015$, $I_0 = 0.65$, $z(0) = 0.08$. 和 A 随路径中客户数目的不同而不同,但对于客户个数相同的不同路径则是相同的.

表1中, m 表示车辆数, n 表示客户数, r 表示满

表 1 Benchmark 问题的计算结果

Problems	m	n	r	BS	HTCNN	RE/ %	T/s	CTCNN
En22k4	4	21	0.94	375	375	0.000	2	435
En30k3	3	29	0.94	534	534	0.218	5	735
En51k5	5	50	0.97	521	521	0.344	10	620
En76k8	8	75	0.95	735	735	0.386	13	890
En101k8	8	100	0.91	821	823	0.561	15	1 109

载率,BS 表示迄今为止已知的最优解,HTCNN 表示本文算法运行 10 次达到的最优解,RE 表示算法的计算平均值与 BS 相差的百分比, T 表示算法平均运行时间(单位为 s),CTCNN 表示采用模糊 C 均值和暂态混沌神经网络方法运行 10 次达到的最优解.

由计算结果可知,在所有 5 个算例中,有 4 个达到 BS,1 个接近 BS.说明该算法的搜索能力很强.更重要的是算法的运行效率高,计算时间短,上述几个算例均在 15 s 内达到了 BS.

表 2 不同算法的计算结果比较

Problems	HTCNN	Heuristic1	Heuristic2
En22k4	375	376	375
En30k3	534	587	554
En51k5	521	581	547
En76k8	735	773	766
En101k8	823	874	860

表 2 列出了与文献[12] 的比较结果,其中 Heuristic1 和 Heuristic2 分别为文献[12] 中的两种启发式算法.由计算结果可以看出,新算法具有更好的解质量.

表 3 列出了采用本文算法计算问题 En22k4 的结果,以及各路线中参数 α 和 A 的设置.此表体现了各参数在客户个数不同的不同路径中是相同的.

表 3 问题 En22k4 的计算结果

Routes	Optimal routes	α	A	Written routes
Route1	17-20-18-15-12-0	0.005	0.01	0-17-20-18-15-12-0
Route2	21-14-0-16-19	0.005	0.10	16-19-21-14-0
Route3	3-8-10-0-13-11-4	0.007	0.01	0-13-11-4-3-8-10-0
Route4	6-0-9-7-5-2-1	0.005	0.01	0-9-7-5-2-1-6-0

8 结 语

本文提出了一种基于模糊 C 均值聚类和暂态混沌神经网络的禁忌搜索优化方法,并将其应用于求解有容量限制的多车调度问题.通过对标准问题的计算及与其他方法的比较可以看出,这种新的混合算法具有优越的性能.新算法具有通用性,可用于许多优化问题.如何将其用于其他类型的混合优化问题,将是作者下一步的研究方向.

(下转第 112 页)

表 2 两种情况下的决策协调结果

	Case I: $\alpha = 0.7, \beta = 0.3$	Case II: $\alpha = 0.4, \beta = 0.6$
执行顺序	(3,4,2,3,1,2,3,1,4,2,1,4)	(2,3,2,1,2,3,1,4,3,1,4,4)
执行模式	(1,3,5,4,2,1,5,2,6,3,1,6)	(5,1,3,2,3,6,4,2,5,2,4,1)
开始时间	(4,6,14,14,16,18,20,22,24,26,28,34)	(2,4,6,8,12,14,16,16,20,22,30,38)
执行成本	264(44 + 60 + 80 + 80)	280(52 + 76 + 80 + 72)
执行时间	112(22 + 32 + 34 + 24)	92(14 + 20 + 34 + 24)

6 结 语

本文以系统的总成本最小和 JIT 服务为目标,构建了协同物流网络中活动分工协调的决策优化模型及算法.结果表明,针对成本和时间的不同要求,该方法对于多节点的任务协调决策是可行的.然而,协同物流网络的最终决策优化尚有赖于系统整体方案与成员局部优化之间的动态协调,这将在下一步的研究中得到体现.

参考文献(References)

- [1] Cheng R, Gen M, Tsujimura Y. A tutorial survey of job-shop scheduling problems using genetic algorithms, Part I: Representation[J]. Int J of Computers and Industrial Engineering, 1996, 30(4): 343-364.
- [2] 潘全科,罗翔,朱剑英.基于准时制的时间成本双目标作业调度优化[J].东南大学学报,2003,33(1):97-101.
(Pan Q K, Luo X, Zhu J Y. Intelligent scheduling optimization of bi-objective job-shop based JIT production[J]. J of Southeast University, 2003, 33(1):

97-101.)

- [3] Kolisch R. Serial and parallel resource-constrained project scheduling methods revisited: Theory and computation[J]. European J of Operational Research, 1996, 90(2): 320-333.
- [4] 刘士新,王梦光.一种求解工程调度中时间/成本权衡问题的遗传算法[J].东北大学学报,2000,21(3):257-259.
(Liu S X, Wang M G. Genetic algorithm for the discrete time/cost trade-off problem in project networks[J]. J of Northeastern University, 2000, 21(3): 257-259.)
- [5] 胡仕成,徐晓飞,李向阳.项目优化调度的病毒协同进化遗传算法[J].软件学报,2004,15(1):49-57.
(Hu S C, Xu X F, Li X Y. A virus coevolution genetic algorithm for project optimization scheduling [J]. J of Software, 2004, 15(1): 49-57.)
- [6] Yang H J, LI M Q. Schemata theorem and building blocks in evolutionary algorithms [J]. Chinese J of Computers, 2003, 26(11): 1550-1554.

(上接第 108 页)

参考文献(References)

- [1] Lenstra J K, Rinnooy Kan A H G. Complexity of vehicle routing and scheduling problems [J]. Neural Networks, 1981, 11: 221-227.
- [2] Laporte G, Mercure H, Nobert Y. A branch and bound algorithm for a class of asymmetrical vehicle routing problems[J]. J of Operational Research Society, 1992, 43(5): 469-481.
- [3] Fisher M L. Optimal solution of vehicle routing problems using minimum K-trees[J]. Operations Research, 1994, 42(4): 626-642.
- [4] Clarke G, Wright J W. Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points [J]. Operations Research, 1964, 12(4): 568-581.
- [5] Gillett B, Miller L. A heuristic algorithm for the vehicle dispatch problem[J]. Operations Research, 1974, 22(2): 340-349.
- [6] Fisher M L, Jaikumar R. A generalized assignment heuristic for vehicle routing [J]. Networks, 1981, 11

(2): 109-124.

- [7] Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms [M]. New York: Plenum Press, 1981: 39-40.
- [8] Chen L, Aihara K. Chaotic simulated annealing by a neural network model with transient chaos[J]. Neural Networks, 1995, 8(6): 915-930.
- [9] Glover F. Tabu search — Part I [J]. Operations Research Society of America J on Computing, 1989, 1(3): 190-206.
- [10] Glover F. Tabu search — Part II [J]. Operations Research Society of America J on Computing, 1990, 2(1): 4-32.
- [11] Christofides N, Eilon S. An algorithm for the vehicle dispatching problem [J]. Operations Research Quarterly, 1969, 20(3): 309-318.
- [12] Campos V, Mota E. Heuristic procedures for the capacitated vehicle routing problem[J]. Computational Optimization and Applications, 2000, 16(3): 265-277.