

基于交通流的车辆路径选择优化方法^{*}

于洪玲^a, 王洪国^b, 曲建华^a, 孟春华^a

(山东师范大学 a. 管理科学与工程学院; b. 信息科学与工程学院, 济南 250014)

摘要: 针对交通流变化对车辆路径选择的影响, 寻找在交通流变化情况下对出行路线进行规划的方法。采用粒子群算法与动态规划相结合的方法对路径进行优化, 可得各车辆在交通流影响下的优秀路线。基于真实环境中的路网结构和交通数据进行模拟, 结果表明, 该方法可增加路径优化的真实性和动态性, 而且道路交通流及车辆出行时间都对车辆路径选择产生重要影响。

关键词: 交通流; 粒子群算法; 动态规划; 路径优化; 时间依赖

中图分类号: TP15 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2013)06-1675-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.06.018

Optimization method to vehicle routing based on traffic flow

YU Hong-ling^a, WANG Hong-guo^b, QU Jian-hua^a, MENG Chun-hua^a

(a. Institute of Management Science & Engineering, b. Institute of Information Science & Engineering, Shandong Normal University, Jinan 250014, China)

Abstract: Response to the impact of traffic flow for vehicle routing, this paper found a method to solve the vehicle routing while knowing the change of traffic flow. It made dynamic programming combining with the changes of the traffic flow to optimize the route between customers. It simulated road structure and traffic data based on real world, which showed that the method introducing traffic flow would advance the truth and dynamic of routing optimization, and that the traffic flow and the departure time of the vehicle would affect routing selection.

Key words: traffic flow; particle swarm algorithm; dynamic programming; route optimization; time dependence

0 引言

Dantzig 等人^[1]于1959年提出VRP(vehicle routing problem)的概念,之后很多学者都对VRP问题展开了研究,但多数研究集中在静态路径优化方面,即路况信息、车辆信息及客户信息等均是确定的,且信息与时间无关。显然,实际环境中,车辆速度是变化的,车辆路径规划时如果忽略这种变化,将导致得到的优化方案失去实际意义。当前,已有一些考虑时间影响的车辆路径规划问题研究,称为TDVRP(time dependent vehicle routing problem)。TDVRP来源于TDTSP(time dependent traveling salesman problem)^[2]。Malandrak 等人^[3]给出了TDVRP的严格数学模型,并设计了最邻近法和割平面启发式算法;Ichoua 等人^[4]在解决时间依赖性车辆路径问题时,对时间依赖性速度进行处理,把规划周期划分为三个时间段,对速度建立阶梯函数,通过速度的阶梯函数将旅行时间处理为一个连续的时间函数;Haghania 等人^[5]提出用连续的速度时间函数模型来表示道路的速度变化趋势;Donati 等人^[6]采用蚁群算法解决时间依赖性问题,释放两个人工蚁群以优化路线的数量和花费的时间,通过信息交换合作取得最终的最优解;Li 等人^[7]采用拉格朗日松弛算法进行实时的车辆路径规划;Kritzing 等人^[8]使用Dijkstra算法和可变邻域搜索算法来解决车辆路径问题,首先使用Dijkstra算法计算具有时间依赖性的距离矩阵,降低了算法的运行时间,提高了方案的质量;Kok 等人^[9]通过改善

文献[8]中提到的用于解决时间依赖性车辆路径问题的算法,并将这一方法应用在路径规划时如何避免交通堵塞。关于时间依赖性车辆路径问题的研究能够提高路径规划方案的质量,增强方案的应用能力。国内外对于时间依赖性的车辆路径问题的研究主要集中在基于旅行时间的时间依赖和基于旅行速度的时间依赖,关于交通流在时间依赖性车辆问题中产生的影响的研究尚不多见。交通流的大小能直观综合地反映出道路交通状况,并且各道路在一天随时间变化的规律性也可由各道路交通流的变化曲线来表示。通过对历史交通流的观测,还可以对道路未来的运行状况进行预测。总体来说,研究交通流对车辆路径规划的影响以及如何影响具有现实意义。

基于交通流的车辆路径规划使路网变化趋于多样性、真实性,路径优化不仅要优化客户点之间的服务顺序,还要基于真实环境优化客户点之间的路线,优化的目标从最短距离向最短时间转变。现代社会时间逐渐成为人们生活中最重要的资产,时间的使用效率成为各行各业追逐利益最大化的必备条件。在物流行业,随着物流成本的增加,如何准时高效地完成运输任务成为物流企业迫切需要解决的问题。

粒子群算法有着个体数目少、运算简单、收敛速度快、易于实现等优点,已被计算机学科和管理学科领域的学者广泛应用,并取得大量的研究成果。郭开俊等人^[10]采用二进制编码的粒子群算法优化车辆路径问题;张丽艳等人^[11,12]都提出粒子群算法在车辆路径问题中的应用。本文采用带自适应权重

收稿日期: 2012-09-29; **修回日期:** 2012-11-24 **基金项目:** 山东省高等学校科技计划项目(J12LN22);山东省优秀中青年科学家科研奖励基金资助项目(BS2012DX041);山东省自然科学基金项目(ZR2011FQ029);山东省科技攻关计划项目(2011YD01099)

作者简介: 于洪玲(1988-),女,山东济宁人,硕士研究生,主要研究方向为物流优化、智能算法(yuhongling1988@126.com);王洪国(1966-),男,教授,博导,主要研究方向为电子政务、智能算法等;曲建华(1978-),女,副教授,硕导,主要研究方向为数据挖掘、人工智能;孟春华(1989-),女,硕士研究生,主要研究方向为物流优化、智能算法。

的粒子群算法对客户点和车辆进行初始优化,在此基础上根据各道路交通流的变化情况分阶段对客户点之间的路线进行优化,最后得出各车辆配送的最优路线。

1 带自适应权重的粒子群算法

带自适应权重的粒子群算法为了平衡 PSO 算法的全局搜索能力和局部改良能力,对粒子的速度加一个权重,权重的取值根据微粒目标值的分布来确定。当微粒的目标值趋于一致或者趋于局部最优时,将增加惯性权重值,各微粒的目标值比较分散时,将减小惯性权重值。可用数学模型表示:假设搜索空间为 D 维;粒子数为 n ;令 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ 表示第 i 个粒子的当前位置; $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 表示第 i 个微粒的当前飞行速度; $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$ 表示微粒 i 所经历的最好位置,称为个体最好位置,其中第 g 个粒子的历史最优位置 p_g 表示所有 p_i 中的最优,称为全局最优。每个粒子的进化方程为

$$v_{id}(t+1) = \omega \times v_{id}(t) + c_1 \times \text{rand}() \times [p_{id}(t) - x_{id}(t)] + c_2 \times \text{rand}() \times [p_{gd}(t) - x_{id}(t)] \quad (1)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad 1 \leq i \leq n, 1 \leq d \leq D \quad (2)$$

权重 ω 更新方式为

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times (f - f_{\min})}{(f_{\text{avg}} - f_{\min})} & f \leq f_{\text{avg}} \\ \omega_{\max} & f > f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (3)$$

其中: c_1, c_2 为正常数,称为加速因子; $\text{rand}()$ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; ω 称为惯性因子, $\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 分别表示 ω 的最大值和最小值; f 表示目标函数值, f_{avg} 和 $f_{\min}$ 表示当前所有微粒的平均目标值和最小目标值。第 d 维的位置变化范围 $[-X_{\max d}, X_{\max d}]$,速度变化范围为 $[-V_{\max d}, V_{\max d}]$, $V_{\max d}$ 和 $X_{\max d}$ 是常数,迭代中若位置和速度超过边界则取边界值。

2 基于交通流的车辆路径规划

2.1 基于交通流的动态路网构造

动态路网模型的构建,需计算交通流对于通过该路段的车辆速度和行程时间的影响。根据王炜^[13]教授提出的实用型速度—流量关系模型计算路段速度,表达式为

$$v = \frac{a_1 v_0}{1 + (q/c)^\beta} \quad (4)$$

$$\beta = a_2 + a_3 (q/c)^3 \quad (5)$$

其中: a_1, a_2, a_3 表示模型参数; c 表示路段的基本通行能力; v_0 表示自由流速度; q 表示交通流量。根据式(4)(5)可得出每条路段上速度随交通流的变化模型,将该模型转换为速度随时间变化的模型,以此构建速度随时间变化的动态路网模型。

2.2 路径规划的数学模型

本文研究的车辆问题是从配送中心出发的 m 辆车依次向客户点配送货物。如果客户点不能按预约时间到达目的地,则采用时间惩罚措施来处理。目标函数为

$$\min Z = F_{\text{time}} \sum_{a \in S} \sum_{b \in S} \sum_{t \in T} x_{ab}^t T_{ab}^t + F_w \sum_{a \in S} w_a + F_d \sum_{a \in S} d_a \quad (6)$$

式(6)中第一部分为车辆花费的总时间成本;第二部分表示车辆出行距离的总成本;第二、三部分表示由于车辆没有准时服务而产生的惩罚成本。其中: S 表示所有客户点的集合; p 表示客户点 a 和道路节点的集合; w_a 表示在客户点 a 的等待时间; d_a 表示在客户点 a 的延迟时间; F_{time} 表示单位时间的旅行成本; F_w 是车辆早到的等待成本系数; F_d 是车辆延迟到达的延迟成本系数; T_{ab}^t 表示车辆在时刻 t 从客户点 a 出发到客户

点 b 所用的时间; x_{ab}^t 是决策变量,其值为 1 表示车辆在时间 t 出发从客户点 a 到客户点 b ,否则为 0。

问题的约束条件如下:

a) 车辆在客户点 a 的出发时刻 t_a 和到达时刻 t_a^e 的约束, $[t_s, t_e]$ 表示计划期的时间窗。

$$t_a^e = t_a + T_{aj} \quad t_a \in (t_s, t_e], t_a < t_a^e \leq \beta, a \in S, j \in P$$

b) 客户点 a 的等待时间和延迟时间计算。 p_a 表示客户 a 的预期服务时间, e_a 表示到达客户点 a 的时间。

$$w_a = \max(0, p_a - e_a) \quad a \in S$$

$$d_a = \max(0, e_a - p_a) \quad a \in S$$

c) 客户点 a 被一辆车访问的约束。

$$\sum_{t=a}^w \sum_{j \in P} x_{ja}^t - \sum_{t=a}^w \sum_{i \in P} x_{ai}^t = 0 \quad a \in S$$

d) 容量约束。 q_a 表示第 a 个客户点所需的货物量; Q 表示车辆的额定载重量; y_a^k 是一个决策变量,当车辆 k 经过客户点 a 时其值为 1,否则为 0。

$$\sum_{a \in S} q_a y_a^k \leq Q$$

2.3 客户点之间行驶时间的计算

计算客户点之间的行驶时间需要考虑时间、路段等因素,客户点的出发时间要根据进入该客户点之前车辆的出发时间 t_a 和行程时间 T_{ab} 来确定,车辆在客户点之间或者配送中心到客户点的路线可以采用两端滚动搜索的方法来确定路线所包含的路段,具体步骤如下:

a) 搜索和客户点(配送中心) a 以弧线相连的所有节点用集合 v_a 表示。

b) 搜索和客户点(配送中心) b 以弧线相连的所有节点用集合 v_b 表示。

c) 对比 v_a 和 v_b 寻找共同点,若有共同点就得到客户点 a 、 b 之间的路线,计入路线集合 R 中;若没有共同点,就以 v_a 或 v_b 中的点为中心继续搜索,将搜索到的点与 v_b 或 v_a 比较,原则上以经过的节点数越少越好,设置节点数 ε ,超过该值停止搜索。

根据上述计算得到客户点 a 和 b 之间的路线,对于每条路线找出该路线所包含的路网中的路段 E_{ij} , i 和 j 为路网中路段相连的节点。 t_{ij} 表示进入路段 E_{ij} 的时间, $q_{t_{ij}}$ 表示路段在 t_{ij} 时刻的交通流量,利用式(4)(5)可求出此时车辆通过路段 E_{ij} 的平均速度 $v_{t_{ij}}$ 。借鉴曹翔宇^[14]在其论文中提到的利用排队论、交叉口延误等方法计算行程时间。这里为了简化计算忽略交叉口延误这一因素对于行程时间的影响,得到路段 E_{ij} 行程时间的计算式为

$$T_{t_{ij}} = \frac{L_{ij}}{v_{t_{ij}}} \quad (7)$$

$$v_{t_{ij}} = \frac{a_1 v_0}{1 + (q_{t_{ij}}/c)^\beta} \quad (8)$$

其中: L_{ij} 表示路段 E_{ij} 的长度。各路段 v_0 和 c 假设是一致的,只考虑交通流随时间和道路位置变化的影响,根据得到的行驶时间计算时间成本,找出时间成本最低的路线。

3 算法描述

3.1 车辆路径问题中粒子的编码方式

车辆路径问题是一个整数规划问题,而粒子群的搜索空间是连续的,如何让每个粒子和问题解相对应是算法实现的关键。本文借鉴文献[15],构造一个 $2M$ 维的空间,对应有 M 个任务点的 VRP 问题,将每个粒子对应的 $2M$ 维向量 X 分成两个 M 维向量: X_{iv} (表示各任务对应的车辆)和 X_{ir} (表示各任务

对应的车辆运送路径中的优先顺序)。

例如,一个有7个客户点、3辆车的车辆路径问题,其第*i*个粒子的位置向量 X 如表1所示。

表1 某个粒子的向量

客户点	1	2	3	4	5	6	7
X_{iv}	1.7	2.3	2.6	3.4	3.9	1.2	3.6
X_{ir}	0.9	2.8	3.7	1.4	2.6	4.4	1.8

对 X_{iv} 取整得1,2,2,3,3,1,3。根据 X_{ir} 大小排列客户的先后顺序,得到各车辆的任务分配及服务客户的先后顺序为(编号0表示配送中心)

车辆1:0-1-6-0

车辆2:0-2-3-0

车辆3:0-4-7-5-0

3.2 算法过程描述

a)算法初始化。输入路网的相应参数,确定粒子群规模*n*,惯性因子 ω ,学习因子 c_1, c_2 ,最大迭代数 $N_{\max}$ 。

b)初始化粒子群。使每个粒子的向量 X_{iv} 随机取 $1 \sim K$ (车辆数)之间的实数, X_{ir} 的每一维随机取 $1 \sim L$ (任务数)之间的实数;每个速度向量 V_{iv} 每一维随机取 $-(K-1) \sim (K-1)$ (车辆数)之间的实数, V_{ir} 的每一维随机取 $-(L-1) \sim (L-1)$ 之间的实数。对应取值范围的边界值,就是粒子活动的边界值。

c)适应度评估。对粒子解码形成车辆配送方案,根据客户点的位置运用两端滚动搜索的方法确定客户点之间的路线方案,再根据时间依赖性路段行驶距离计算每个路线方案的行程时间,以此计算每个配送方案的路线和行程时间。最后,根据目标函数计算粒子的适应值,同时检查该方案是否符合约束条件a)~d),若不符合则重新搜索。

d)对每个粒子,将其适应值与该粒子当前经过的最好位置 p_{best} 作比较,选出个体最优极值。对每个粒子,将其适应值与当前全部粒子的最好位置 g_{best} 作比较,选出全局最优值。更新粒子群的个体极值和全局极值。

e)根据式(7)(8)更新粒子群各粒子的速度和位置。

f)判断当前的迭代次数是否达到预先设定的最大次数,如果达到,则停止迭代,输出最优解 g_{best} ;否则转c)。

4 仿真实验

4.1 实验描述及参数设置

实验环境为Lenovo core-i5,2GB内存,WindowsXP,MATLAB17.0。

本文根据某市路网的情况,截取105个节点、164个路段的路网,以路网中车辆的实际运行情况采用仿真工具Netlogo模拟市区的各路段交通流变化,得到各路段的交通流的基础数据值。然后用MATLAB对得到的基础数据进行实验,本次实验以8个客户点、3辆车进行配送优化,每辆车的最大载重量为8t,客户点的数据如表2所示。

表2 客户点数据

客户点 <i>i</i>	q_i	p_i	坐标	客户点 <i>i</i>	q_i	p_i	坐标
1	2	33	[40,21]	5	4	119	[78,50]
2	3	60	[24,43]	6	1.5	44	[60,30]
3	3.5	110	[35,67]	7	3	123	[83,70]
4	2.5	72	[60,48]	8	4.5	73	[80,35]

所有车辆都从配送中心出发,各车辆的速度需要根据出发的时间、经过的路段,由表2来确定车辆的速度变化。没有按预期时间到达客户点的惩罚系数为 $F_w = F_d = 100$,单位旅行时间成本 $F_{\text{time}} = 5$,节点数 $\varepsilon = 7$ 。粒子群算法的各个参数为粒子

群规模 $n = 50$,粒子的维数 $D = 16$,迭代次数为 $N_{\max} = 50$,重复实验10次。

4.2 实验结果

本次实验结果如图1、2所示。

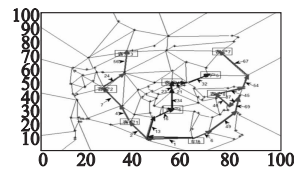


图1 出发时刻为 t_1 时的路线

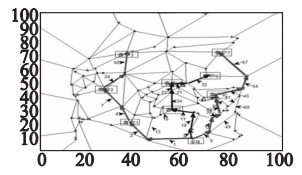


图2 出发时刻为 t_2 时的路线

t_1 时刻对应的路径及相关的参数(括号内表示到达客户点或通过路段的时刻)如下:

车辆1:车场(1)→路段1(12)→路段2(25.3)→客户1(34)→路段4(46)→路段7(56)→客户2(69.1)→路段24(72)→路段56(89)→客户3(110.4)

车辆2:车场(1)→路段1(12.54)→路段13(22)→路段16(30)→客户6(45.1)→路段34(51)→路段23(63)→客户4(76)→路段21(81)→路段32(96)→客户5(120)

车辆3:车场(1)→路段6(11)→路段49(29)→路段69(37)→路段37(46)→路段46(55.2)→客户8(69)→路段45(78.2)→路段54(90)→路段67(112)→客户7(126)

t_2 时刻采用 t_1 时刻的路线则相关参数变化为:

车辆1:车场(3)→路段1(12.54)→路段2(26)→客户1(35.9)→路段4(46)→路段7(57)→客户2(70)→路段24(78)→路段56(89)→客户3(112)

车辆2:车场(3)→路段1(23)→路段13(37)→路段16(47)→客户6(67)→路段34(78)→路段23(87)→客户4(98)→路段21(115)→路段32(118)→客户5(129)

车辆3:车场(3)→路段6(14)→路段49(34)→路段69(47)→路段37(61)→路段46(70)→客户8(89)→路段45(97.3)→路段54(113)→路段67(121)→客户7(139)

经过计算发现若采用原路线会增加车辆的运行成本,因此根据 t_2 时刻的交通流量调整路线得:

车辆1:车场(3)→路段1(12.54)→路段2(25.3)→客户1(34)→路段4(46)→路段7(56)→客户2(69.1)→路段24(72)→路段56(89)→客户3(112)

车辆2:车场(3)→路段5(13.6)→路段18(22)→路段11(32)→客户6(45.5)→路段34(54)→路段23(65)→客户4(75)→路段21(84)→路段32(93)→客户5(115)

车辆3:车场(3)→路段6(14)→路段12(29)→路段30(39)→路段44(48)→路段14(56)→客户8(69)→路段45(78.2)→路段54(91)→路段67(112)→客户7(126)

该算例采用出发时刻变化而路线不变比较各车辆的旅行时间,另一方面采用出发时刻相同比较不同的出发路线对旅行时间的影响,增强了算法结果的可比性和可读性。

经过多次实验可以发现,交通流对于车辆路径规划的影响主要体现在当车辆的出发时间不同,运输目的相同,车辆所经过的路线不同,这一点通过图1和2就可以明显地看出,并且出发时刻不同,车辆到达客户点的准确率也不同。在实际的运输环境中,交通流对于车辆路径的选择和规划有很大影响。

5 结束语

本文提出基于交通流信息的路网图,在此基础上进行了路径规划。引入交通流后需要考虑交通流对于路段平均速度的影响,交通流在一天中是不断变化的。本文的创新点有两点:a)在路径规划时考虑了交通流对于路径选择和路径规划的影响,不同于以往在静态环境下进行的车辆路径(下转第1715页)

的近似精度。

4 实例分析

不完备决策系统 $IS = \langle U, AT \cup \{d\} \rangle$ 如表 1 所示,其中对象集 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_{10}\}$, 条件属性集 $AT = \{c_1, c_2, c_3, c_4, c_5\}$, 取 $\beta = 0.35, d$ 为决策属性。

表 1 不完备决策系统

U	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	d	U	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	d
x_1	1	2	2	1	1	yes	x_6	*	1	0	1	2	yes
x_2	0	2	2	1	1	yes	x_7	1	1	1	1	1	no
x_3	0	0	0	0	0	no	x_8	2	1	1	2	2	yes
x_4	0	0	0	0	0	no	x_9	1	2	1	2	0	yes
x_5	0	0	0	0	0	no	x_{10}	0	0	*	0	*	no

由表 1 得 $U/\text{IND}(\{d\}) = \{D_1, D_2\}$, 其中 $D_1 = \{x_1, x_2, x_6, x_8, x_9\}$, $D_2 = \{x_3, x_4, x_5, x_7, x_{10}\}$ 。根据定义 5 和 6 得

$$\frac{\sum_{i=1}^5 A_i^o(D_1)}{\sum_{i=1}^5 A_i^o(D_2)} = \{x_1, x_2, x_8, x_9\}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^5 A_i^o(D_2)}{\sum_{i=1}^5 A_i^o(D_1)} = \{x_3, x_4, x_5, x_{10}\}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^5 A_i^p(D_1)}{\sum_{i=1}^5 A_i^p(D_2)} = \{x_1, x_2, x_6, x_7, x_8, x_9\}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^5 A_i^p(D_2)}{\sum_{i=1}^5 A_i^p(D_1)} = \{x_3, x_4, x_5, x_{10}\}, \frac{\sum_{i=1}^5 A_i^p(D_1)}{\sum_{i=1}^5 A_i^p(D_2)} = \emptyset,$$

$$\frac{\sum_{i=1}^5 A_i^p(D_2)}{\sum_{i=1}^5 A_i^p(D_1)} = \emptyset, \frac{\sum_{i=1}^5 A_i^p(D_1)}{\sum_{i=1}^5 A_i^p(D_2)} = U, \frac{\sum_{i=1}^5 A_i^p(D_2)}{\sum_{i=1}^5 A_i^p(D_1)} = U$$

根据定义 7 和 8 得

$$\frac{\sum_{i=1}^5 A_{i\beta}^o(D_1)}{\sum_{i=1}^5 A_{i\beta}^o(D_2)} = \{x_1, x_2, x_6, x_7, x_8, x_9\}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^5 A_{i\beta}^o(D_2)}{\sum_{i=1}^5 A_{i\beta}^o(D_1)} = \{x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_9, x_{10}\}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^5 A_{i\beta}^p(D_1)}{\sum_{i=1}^5 A_{i\beta}^p(D_2)} = \{x_1, x_2, x_6, x_7, x_8, x_9\}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^5 A_{i\beta}^p(D_2)}{\sum_{i=1}^5 A_{i\beta}^p(D_1)} = \{x_3, x_4, x_5, x_{10}\}, \frac{\sum_{i=1}^5 A_{i\beta}^p(D_1)}{\sum_{i=1}^5 A_{i\beta}^p(D_2)} = \emptyset,$$

$$\frac{\sum_{i=1}^5 A_{i\beta}^p(D_2)}{\sum_{i=1}^5 A_{i\beta}^p(D_1)} = \{x_3, x_4, x_5\}, \frac{\sum_{i=1}^5 A_{i\beta}^p(D_1)}{\sum_{i=1}^5 A_{i\beta}^p(D_2)} = U, \frac{\sum_{i=1}^5 A_{i\beta}^p(D_2)}{\sum_{i=1}^5 A_{i\beta}^p(D_1)} = U$$

根据定理 9 得

$$\alpha_o(\sum_{i=1}^5 A_i, D_1) = \frac{2}{3}, \alpha_o(\sum_{i=1}^5 A_i, D_2) = 1$$

$$\alpha_p(\sum_{i=1}^5 A_i, D_1) = 0, \alpha_p(\sum_{i=1}^5 A_i, D_2) = 0$$

$$\alpha_o^\beta(\sum_{i=1}^5 A_i, D_1) = 1, \alpha_o^\beta(\sum_{i=1}^5 A_i, D_2) = \frac{7}{4}$$

(上接第 1677 页)规划;b)在对客户点进行服务优化时,着重考虑客户点之间的路径选择。对客户点的优化通过两方面进行:a)客户点顺序的优化;b)对客户点之间路线选择的优化。本文采用粒子群算法对客户点服务顺序进行规划,并采用动态规划方法对客户点之间的路线进行规划。实验表明,利用交通流变化进行路径规划可减少运输时间,提高货物配送的时效,减少运输成本。

参考文献:

- [1] DANTZIG G, RAMSER J. The truck dispatching problem[J]. *Management Science*, 1959, 6(1): 80-91.
- [2] BOWMAN E H. Production scheduling by the transportation method of linear programming[J]. *Operations Research*, 1956, 4(1): 100-103.
- [3] MALANDRAK I C, DASKIN M S. Time dependent vehicle routing problem: formulation, properties and heuristic algorithms[J]. *Transportation Science*, 1992, 26(3): 185-200.
- [4] ICHOUA S, GENDREAU M, POTVIN J Y. Vehicle dispatching with time dependent travel times[J]. *European Journal of Operations Research*, 2003, 144(2): 379-396.
- [5] HAGHANI A A, JUNG S. A dynamic vehicle routing problem with time-dependent travel times[J]. *Operations Research*, 2005, 32(11): 2959-2986.
- [6] DONATI A V, MONTEMANNI R, CASAGRANDE N, et al. Time dependent vehicle routing problem with a multi ant colony system[J]. *European Journal of Operational Research*, 2008, 185(3): 1174-1191.
- [7] LI Jing-quan, MIRCHANDANI P B, BORENDETEIN D. Real-time

$$\alpha_p^\beta(\sum_{i=1}^5 A_i, D_1) = 0, \alpha_p^\beta(\sum_{i=1}^5 A_i, D_2) = \frac{3}{10}$$

以上计算结果验证了定理 7~9 的正确性。

5 结束语

本文采用错误分类率方法将多粒度粗糙集拓展到容差关系的不完备系统中,提出了基于容差关系的可变精度多粒度粗糙集模型,包括可变精度乐观多粒度粗糙集和可变精度悲观多粒度粗糙集。因为采用了可变精度的方式,从而比传统的多粒度粗糙集拥有更大的下近似集和更小的上近似集,提高了近似精度。接下来的工作将在本文的基础上进一步研究可变精度多粒度粗糙集的约简和决策规则获取问题。

参考文献:

- [1] PAWLAK Z. Rough sets[J]. *International Journal of Computer and Information Sciences*, 1984, 11: 341-356.
- [2] KRYSZKIEWICZ M. Rough set approach to incomplete information systems[J]. *Information Sciences*, 1998, 112(1-4): 39-49.
- [3] ZIARKO W. Variable precision rough set model[J]. *Journal of Computer and System Sciences*, 1993, 46(1): 39-59.
- [4] 苗夺谦, 王国胤, 刘清, 等. 粒计算: 过去、未来和展望[M]. 北京: 科学出版社, 2007.
- [5] 王国胤, 张清华. 不同知识粒度下粗糙集的不确定性研究[J]. *计算机学报*, 2008, 31(9): 1588-1598.
- [6] 王国胤, 姚一豫, 于洪. 粗糙集理论与应用研究综述[J]. *计算机学报*, 2009, 32(7): 1229-1246.
- [7] YAG Y Y. Information granulation and rough set approximation[J]. *International Journal of Intelligent Systems*, 2001, 16(1): 87-104.
- [8] QIAN Yu-hua, LIANG Ji-ye, YAO Yi-yu, et al. MGRS: a multi-granulation rough set[J]. *Information Sciences*, 2010, 180(6): 949-970.
- [9] QIAN Yu-hua, LIANG Ji-ye, DANG Chuang-yin. Incomplete multi-granulation rough set[J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, Part A*, 2010, 40(2): 420-431.
- [10] QIAN Yu-hua, LIANG Ji-ye, WEI Wei. Pessimistic rough decision [C]//Proc of the 2nd International Workshop on Rough Sets Theory. 2010: 440-449.

vehicle rerouting problems with time windows[J]. *European Journal of Operational Research*, 2009, 194(3): 711-727.

- [8] KRITZINGER S, DOERNER K F, HARTL R F, et al. Using traffic information for time-dependent vehicle routing: social and behavioral sciences[C]//Proc of the 7th International Conference on City Logistics. 2012: 217-229.
- [9] KOK A L, HANS E W, SCHUTTEN J M J. Vehicle routing under time-dependent travel times: the impact of congestion avoidance[J]. *Computers & Operations Research*, 2012, 39(5): 910-918.
- [10] 邹开俊, 鲁怀伟, 杜三山. 二进制粒子群优化算法在车辆路径问题中的应用[J]. *西北民族大学学报: 自然科学版*, 2010, 31(4): 12-15.
- [11] 张丽艳. 粒子群算法在车辆路径问题中的应用[D]. 上海: 上海交通大学, 2006.
- [12] 张文静. 协同粒子群算法及其在停车场路径优化问题中的应用[D]. 上海: 华东师范大学, 2010.
- [13] 王伟. 公路交通流车速——流量实用关系模型[J]. *东南大学学报*, 2003, 33(4): 486-490.
- [14] 曹翔宇. 城市路段行程时间计算研究[D]. 广州: 中山大学, 2008.
- [15] SALMAN A, AHMAD I, AL-MADANI S. Particle swarm optimization for task assignment problem[J]. *Microprocessors and Microsystem*, 2002, 26(8): 363-371.
- [16] BAISEIRO S R, LOISEAU I, RAMONET J. An ant colony algorithm hybridized with insertion heuristics for the time dependent vehicle routing problem with time windows[J]. *Computers & Operations Research*, 2011, 38(6): 954-966.