

求解车辆路径问题的离散粒子群算法

魏 明 靳文舟

(华南理工大学土木与交通学院 广州 510640)

摘 要 考虑车辆行驶时间和顾客服务时间的不确定性,建立了以车辆配送总费用最小为目标的机会约束规划模型,将其进行清晰化处理,使之转化为一类确定性数学模型,并构造了求解该问题的一种离散粒子群算法。算法重新定义了粒子的运动方程及其相关离散量运算法则,并设计了排斥算子来维持群体的多样性。与标准遗传算法和粒子群算法比较,该算法能够有效避免算法陷入局部最优,取得了满意的结果。

关键词 车辆路径问题,模糊旅行时间,离散粒子群算法

中图法分类号 TP301.6,U116.2 **文献标识码** A

Discrete Particle Swarm Optimization Algorithm for Vehicle Routing Problems

WEI Ming JIN Wen-zhou

(School of Civil Engineering and Transportation, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract A fuzzy programming model was built to optimize total cost of vehicle routing problem, where vehicle travel time and customer service time were fuzzy. The mode was firstly converted into a deterministic one, and then it was solved by a discrete particle swarm optimization algorithm which redefined the equation of particle motion and algorithms of discrete variables and designed exclusion operator to maintain the population diversity. In comparison with both standard genetic algorithm and standard particle swarm optimization algorithm, it can effectively avoid the search being trapped into local optimum and achieve satisfactory results.

Keywords Vehicle routing problem, Fuzzy travel time, Discrete particle swarm optimization algorithm

1 引言

在现实交通中,道路因各种偶发因素如交通管理、交通流量、天气变化和交通事故等,引起一定拥堵,导致车辆行驶速度不得不改变,从而旅行时间也相应发生变化,这就给人们提出了一个在道路通行状况不确定的情形下如何选择最优路径的问题。此类研究对车辆路径问题(Vehicle Routing Problem, VRP)意义尤其重大^[1-6]。目前这方面的相关资料很少。文献[1-3]从历史数据的分析推导出变量的概率分布,对不确定性加以描述,建立了随机旅行时间的车辆路径问题数学模型。然而在突发性事件造成统计数据可用性和可靠性降低或历史数据缺乏的情况下,确定随机变量分布函数极其困难,其随机模型也不可靠。文献[4-6]通过模糊数来表示这一类不确定信息,其中 Todorovic 和 Lai 仅描述了单设施 VRP 模糊行驶时间约束模型。蒋忠中和汪定伟扩展了此类研究,考虑了车辆行驶时间对配送费用的影响。

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是 Kennedy 和 Eberhart 受鸟群觅食启发,于 1995 年提出的一种群集智能优化算法,有着个体数目少、计算简单、鲁棒性好等优点^[7,8],近年来在函数优化、神经网络训练和电力系统无功优化等连续问题的研究与应用中十分活跃。PSO 用于解决

TSP、VRP 及等组合优化相关离散问题的研究甚少,这些研究一般采用连续量的运算法则并对结果进行取整处理^[9]或构造一系列相似的交换子和交换序^[10-12]。没有充分考虑离散型组合优化的特点,不可避免地存在表示冗余大、搜索效率低等缺点^[12],因此需要研究粒子状态及其运动规律的量都是离散的离散粒子群优化算法(Discrete Particle Swarm Optimization, DPSO)。

在文献[13]的基础上,本文研究了一类模糊车辆行驶时间及顾客服务时间条件下的 VRP,建立了其模糊规划数学模型并进行清晰化处理,使之转化为一类确定性数学模型;提出了求解该问题的离散粒子群算法,该算法不仅提高了 PSO 的收敛速度和解的精度,也在一定程度上解决了 PSO 的早熟收敛问题。

2 问题描述及数学模型

本文所研究的 VRP 可描述为:考虑车辆从客户 j 到客户 i 的行驶时间 $\tilde{t}_{ij} = d_{ij} / \tilde{v}_{ij}$ 和为客户 i 的服务时间 \tilde{u}_i ($i, j = 1, 2, \dots, N$) 的模糊不确定性,某中心仓库用 p_0 类卡车(每类型车辆有 q_0 辆,其载重量为 Q_0) 为 N 个客户送货,客户 i 要求车辆在时间窗 $[e_i, l_i]$ 内被服务(送货或装货,货运量为 g_i),否则中心仓库承担等待费用 f 和延时惩罚费用 f_i ($i = 1, 2, \dots,$

到稿日期:2009-06-12 返修日期:2009-09-01 本文受国家“863”高技术计划项目(2007AA11Z201),国家自然科学基金(50878089)资助。

魏 明(1984—),男,博士生,主要研究方向为物流系统控制与优化、智能优化算法等,E-mail:mingtian911@163.com;靳文舟(1960—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为交通运输规划与管理。

N),如何确定一个运输调度方案,使运输费用Z最小。

设中心仓库编号为0,客户编号为1,2,...,N,定义变量如下:

若车辆类型为p,第q辆车从客户i到j,则 $x_{ijpq}=1$;否则 $x_{ijpq}=0$ 。

若车辆类型为p,第q辆车执行客户i的任务,则 $y_{ipq}=1$;否则 $y_{ipq}=0$ 。

若车辆类型为p,第q辆车总行驶时间为 $T_{pq} = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N x_{ijpq} (t_i - t_j)$,则正常班时间 wt_{pq} 及加班时间 ew_{pq} 分别为 $\min\{T_{pq}, 0\}$ 和 $\max\{T_{pq} - 8, 0\}$,其中 $t_i = t_j + ut_j + d_{ij} / \sqrt{v_{ij}}$ 为从客户j到达客户i的模糊时间。若车辆执行客户i任务途中经12:00和18:00,安排30min就餐时间,即满足 $12 \leq t_i \leq 12.5$ 或 $18 \leq t_i \leq 18.5$ 时, $t_i = t_i + 0.5$ 。 d_{ij} 表示客户i与客户j之间的距离。

ST为车辆从车场出发开始服务客户的时间。

TT为车辆服务完客户返回车场的时间。

r为每公里应摊的车辆费用。

数学模型可描述为:

$$\text{Min } Z = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{p=1}^{p_0} \sum_{q=1}^{q_0} rd_{ij} x_{ijpq} + \sum_{p=1}^{p_0} \sum_{q=1}^{q_0} (wt_{pq} \cdot s + ew_{pq} \cdot es) + f \sum_{i=1}^N \max(et_i - t_i, 0) + \sum_{i=1}^N f_i \cdot \max(t_i - lt_i, 0) \quad (1)$$

S. t:

$$\sum_{j=1}^N x_{ijpq} = \sum_{j=1}^N x_{ji pq} \leq 1 \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^N x_{ijpq} = \sum_{j=1}^N x_{ji pq} = y_{ipq} \quad (3)$$

$$\sum_{j \in S} x_{ijpq} \leq |S| - 1 \quad (4)$$

$$\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N d_{ij} x_{ijpq} \leq D_p \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^N g_i y_{ipq} \leq Q_p \quad (6)$$

$$ST + T_{pq} \leq TT \quad (7)$$

在上述模型中,式(1)是问题的目标函数,前4项分别是车辆费用、驾驶员费用(包括正常班和加班补助等情形)、等待费用和延时费用。式(2)~式(7)是问题的约束条件;式(2)表示车辆都从仓库出发,并返回仓库;式(3)表示每个客户只能被一辆车服务一次;式(4)是奇异子回路排除约束,可以避免出现与车场相分离的子回路;式(5)表示每辆车行驶距离不超过其最大里程;式(6)表示每辆车承载的货物总量不超过其最大容量;式(7)表示车辆从时间ST开始服务客户,在时间TT前服务完客户返回车场。

3 车辆路径问题的离散粒子群算法

Clerk^[14]说明建立DPSO算法的关键是为问题域定义相关数学对象及其运算规则,并针对求解TSP问题的DPSO定义粒子的位置、速度以及相关运算法则等,但缺少对离散量与连续量运算不同规律的考虑,其性能与其它算法相比仍有不小差距;钟一文等人^[14]提出了求解TSP问题的改进DPSO,其考虑了TSP问题离散量的特点,设计了排斥算子和学习算子来保持粒子群的多样性。受文献^[14,15]启发,本文设计了一种求解VRP的自适应离散粒子群算法(Self-adaptive Discrete Particle Swarm Optimization, SA-DPSO)。当粒子群随着种群进化逐步趋向一个或几个位置时,引入混沌扰动算子

保持种群多样性,以保持粒子的进化能力,从而避免了DPSO易于陷入局部最优,提高了算法的收敛精度。

定义1 粒子之间相似性 $\delta(X, Y)$ 定义为:

$$\delta(X, Y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varphi(x_i, \phi(x_i)) \in [0, 1]$$

其中, $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, $Y = (y_1, y_2, \dots, y_N)$ 为两个粒子的位置向量; $\phi(x_i)$ 为Y中对应 x_i 的分量 y_k ;对于 x_i 及 y_k ,若X和Y中的下一个分量相同,则 $\varphi(x_i, \phi(x_i)) = 1$,否则 $\varphi(x_i, \phi(x_i)) = 0$ 。

定义2 群体多样性定义为:

$$\Gamma(X) = 1 - \frac{1}{(N-1)^2} \sum_{i,j=1, i \neq j}^N \delta(X_i, X_j) \in [0, 1]$$

其中, X_i 为第i个粒子的位置向量。

3.1 编码设计

如何找到一个合适的表达方法,使粒子与解对应,是实现算法的关键问题之一。本文构造了1个配送中心、N个客户、K辆车(由公式计算获取)的VRP的粒子编码,其中位置向量X可表示为 $(x_1, x_2, \dots, x_{N+K})$,每个元素 x_i 取值为1~N+K之间互不相同的整数。 x_i 的含义为:当 $x_i \leq K$ 时, x_i 表示车辆的编号;当 $x_i > K$ 时, $x_i - K$ 表示客户的编号。

例如,设配送中心数为1,客户数为8,车辆数为3,其中客户位置向量 $X = [7 \ 3 \ 9 \ 4 \ 5 \ 1 \ 10 \ 6 \ 11 \ 2 \ 8]$,则上式表示的配送路线包括:车辆1路线为0-7-3-8-0,车辆2路线为0-5-4-0,车辆3路线为0-6-1-2-0。

3.2 粒子的运动方程及运算法则

由于离散量运算的特殊性,连续性PSO的相关量运算法则已不再适用于DPSO,而且DPSO每个粒子跟踪最优粒子在解空间中的搜索特点决定的速度已经失去意义。因此,作者对粒子的运动方程的描述修改如下:

$$X^{t+1} = \phi(X^t, X_{pBest}^t, X_{gBest}^t) = \eta_1 \cdot X^t \oplus \eta_2 \cdot X_{pBest}^t \oplus \eta_3 \cdot X_{gBest}^t \quad (8)$$

其中, $\phi(\cdot)$ 为X的搜索方向,满足 $\eta_1 + \eta_2 + \eta_3 = 1$ 。

$\phi(\cdot)$ 具体操作为:已知X, X_{pBest} 和 X_{gBest} ,从 a_0 开始搜索, $a_0 \rightarrow a_1 \rightarrow a_2 \rightarrow \dots \rightarrow a_k \rightarrow a_0$,则得一循环 $(a_0, a_1, a_2, \dots, a_k)$;若其包含了 $(1, 2, \dots, N)$ 的所有文字,则搜索停止,否则从余下的文字中的任意一文字开始。如法进行,再得一循环。如此反复,直到所有文字都取完为止。 $a_i \rightarrow a_{i+1}$ 是X, X_{pBest} 或 X_{gBest} 的某相邻元素,可根据概率分布 η_w 来决定 a_{i+1} 的取值空间。

若 η_1 较大、 η_3 较小,则粒子主要依据自身经验来飞行,具有较强的全局收敛能力;若 η_1 较小、 η_3 较大,则粒子快速聚集在群体最佳粒子位置,具有较强的局部搜索能力。若 η_1, η_2 及 η_3 是常量,则粒子按一定概率依据自身经验、自身历史最佳飞行记录以及群体最佳粒子飞行记录搜索最优解,不能自适应调整搜索空间大小。

定理1 在 $\phi(\cdot)$ 操作下,离散粒子群优化算法陷入早熟收敛或者到达全局最优,这时群体多样性 $\Gamma(\cdot)$ 等于零。

证明:由式(8)以及 $\phi(\cdot)$ 可知,粒子群的每一代粒子位置向量 X_i 为:

$$\begin{aligned} X^1 &= \phi(X^0, X_{pBest}^0, X_{gBest}^0), \\ X^2 &= \phi(X^1, X_{pBest}^1, X_{gBest}^1), \\ &\dots \\ X^{k+1} &= \phi(X^k, X_{pBest}^k, X_{gBest}^k) \end{aligned}$$

当 $i > k$ 时, X^i, X_{pBest}^i 和 X_{gBest}^i 相同, 即 $\phi(X^{k+1}, X_{pBest}^{k+1}, X_{gBest}^{k+1}) = \dots = \phi(X^i, X_{pBest}^i, X_{gBest}^i) = X_{gBest}^{k+1}$, 命题得证。

这时任意两个粒子位置向量 $X=Y=X_{gBest}^{k+1}$, 故 $\delta(X, Y) = 1$, 从而 $\Gamma(\cdot) = 0$ 。

3.3 适应值函数

本文通过目标函数(1)及约束条件(5)–(7)加罚函数处理获得适应值函数为:

$$\begin{aligned} \text{Min } Z = & \sum_{i=0}^N \sum_{p=0}^N \sum_{q=1}^{q_0} rd_{ij} x_{ijpq} + \sum_{p=1}^{p_0} \sum_{q=1}^{q_0} (u_{tpq} \cdot s + ew_{tpq} \cdot es) + \\ & f \sum_{i=1}^N \max(et_i - t_i, 0) + \sum_{i=1}^N f_i \cdot \max(t_i - lt_i, 0) + \\ & A \sum_{p=1}^{p_0} \sum_{q=1}^{q_0} \max(\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N d_{ij} x_{ijpq} - D_p, 0) + B \sum_{p=1}^{p_0} \sum_{q=1}^{q_0} \max(\sum_{i=1}^N \\ & g_i y_{ipq} - Q_p, 0) + C \sum_{p=1}^{p_0} \sum_{q=1}^{q_0} \max(TT - ST - T_{pq}, 0) \end{aligned} \quad (9)$$

其中, A, B 和 C 为惩罚因子, 分别可取一个足够大的数, 从而不可行解会赋予极大的适应值, 在迭代中会被淘汰掉。

利用三角模糊数 (u_{j1}, u_{j2}, u_{j3}) 和 (v_{j1}, v_{j2}, v_{j3}) , 将 VRP 中带有模糊参数的目标函数(9)和模糊旅行时间约束条件分别转换成对应的模糊机会约束式, 从而得到相应的机会约束规划模型^[16]:

$$\text{Min } \bar{Z} \quad (10)$$

S. t:

$$\text{Pos}\{Z \leq \bar{Z}\} \geq \alpha \quad (11)$$

$$\text{Pos}\{et_i \leq t_i = t_j + \tilde{u}t_i + \tilde{v}t_j \leq lt_i\} \geq \beta \quad (12)$$

其它约束与 VRP 中的相同, $\text{Pos}\{\cdot\}$ 表示 $\{\cdot\}$ 中事件成立的可能性。目标函数(10)和机会约束(11)表示所求的目标函数值 \bar{Z} 应该是在保证置信水平至少是 α 时所取的最小值。机会约束(12)表示模糊旅行时间约束得到满足的置信水平至少是 β , 这里 α 和 β 反映了决策者要求模糊约束成立的程度。由三角模糊数的性质^[17]和 Zadeh 的可能性理论可证明^[18]机会约束(11)、(12)的清晰等价类分别为:

$$\begin{aligned} & \sum_{i=0}^N \sum_{p=0}^N \sum_{q=1}^{q_0} rd_{ij} x_{ijpq} + f \sum_{i=1}^N \max(et_i - \sum_{m,n \in S_{0i}} \frac{d_{mm}}{(1-\beta) \cdot u_{m1} + \alpha \cdot u_{m2}} \leq lt_i, 0) + \sum_{i=1}^N f_i \cdot \max \\ & (\sum_{m,n \in S_{0i}} \frac{d_{mm}}{(1-\beta) \cdot u_{m1} + \alpha \cdot u_{m2}} - lt_i, 0) + \sum_{p=1}^{p_0} \sum_{q=1}^{q_0} (u_{tpq} \cdot s + ew_{tpq} \cdot es) + A \sum_{p=1}^{p_0} \sum_{q=1}^{q_0} \max(\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N d_{ij} x_{ijpq} - D_p, 0) + \\ & B \sum_{p=1}^{p_0} \sum_{q=1}^{q_0} \max(\sum_{i=1}^N g_i y_{ipq} - Q_p, 0) + C \sum_{p=1}^{p_0} \sum_{q=1}^{q_0} \max(TT - ST - T_{pq}, 0) \leq \bar{Z} \end{aligned} \quad (13)$$

$$et_i \leq t_j + (1-\beta) \cdot ut_{j1} + \beta \cdot ut_{j2} + \frac{d_{ij}}{(1-\beta) \cdot v_{j1} + \beta \cdot v_{j2}} \leq lt_i \quad (14)$$

即可得到在置信水平 α 和 β 下 VRP 对应的确定规划模型。其中 S_{ij} 为网络节点 i 和 j 之间的可达路径集合。

3.4 混沌扰动算子

由定理 1 可知, 当群体多样性逐步减少, 粒子的进化能力就受到了很大的限制。若 $\Gamma(\cdot)$ 等于零, 群体的粒子均聚集于局部或全局最优粒子, 粒子丧失搜索能力。因此当 $\Gamma(\cdot) < \Omega$ 时, 必须有相应的算子维持群体多样性, 以保持粒子的进化能力。为此设计一个混沌扰动算子, 对粒子群 \cdot 中满足 δ

$(X_{gBest}, X) = 1$ 的每一个粒子 X 混沌扰动某些基因片段, 生成一个新的粒子替换。

对位置向量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_k, x_{k+1}, \dots, x_{k+L}, \dots, x_N)$, 混沌扰动操作如下。

步骤 1 利用 Logistic 映射产生混沌序列, 根据 $s(k) = [Lt(k)]$ 把混沌变量 $t(k)$ 映射到一个向量 $S = (s(1), s(2), \dots, s(L))$, 其中 $s(k)$ 取值为 $1 \sim L$ (扰动步长), 且互不相同, $[x]$ 表示对 x 取整;

步骤 2 对位置向量 X , 随机产生一个混沌扰动操作的起始位置 k, x_k, \dots, x_{k+L-1} 中的每一个元素 x_i 用 $x_{s(i-k+1)+L}$ 替换, 当 $i > N$ 时, $x_i = x_{i-N}$ 。

3.5 算法步骤

本文的自适应离散粒子群算法 (DPSO) 的具体算法流程如下。

步骤 1 设置粒子群的各种运行参数, 如最大迭代次数 Max、粒子群大小 P 以及 η_1, η_2 和 η_3 等。

步骤 2 初始化粒子群第 0 代粒子, 每个粒子位置 X_i^0 的每一列随机取 $[1, N+K]$ 之间的整数, 计算每个粒子的初始评价价值, 并将每个粒子的初始位置设为其个体极值 X_{pBest}^0 , 并选择 X_{pBest}^0 中的最佳位置为 X_{gBest}^0 。

步骤 3 $t=t+1$, 按式(8)更新 X_i^t , 计算每个粒子的适应值。若某个粒子的当前评价价值优于其个体极值 X_{pBest}^t 的评价价值, 则取该粒子当前位置为其个体极值 X_{pBest}^t 。寻找所有子群内的最优评价价值, 若优于所属 X_{gBest}^t 的评价价值, 则更新该子群极值 X_{gBest}^t 。

步骤 4 计算群体多样性 $\Gamma(X)$, 当 $\Gamma(X) < \Omega$ 时, 使用混沌扰动算子维持群体多样性, 以保持粒子的进化能力。

步骤 5 若没有达到最大迭代次数或者没有满足终止条件, 则返回步骤 3。

4 计算实例

本文利用 Matlab 7.1 软件强大矩阵运算的特点编写了 VRP 的标准粒子群算法 (SPSO)、标准遗传算法 (SGA) 及 DPSO 程序, 将上述算法用于求解有 12 个客户、1 个配送中心、2 类车型的模糊旅行时间条件下的 VRP, 并且考虑驾驶员的补贴费用。客户的基本信息及客户之间行驶速度如表 1 和表 2 所列, 其中配送中心坐标为 (60, 140)。为计算方便, 配送中心的车辆均从上午 8:00 出发, 晚上 23:00 之前返回, 且置信水平设置为 $\alpha=1.0$ 及 $\beta=0.9$; 两类车型的最大容量分别为 $Q_A=500$ 箱和 $Q_B=400$ 箱, 最大行驶里程 $D_A=D_B=500$ km, 单位行驶时间费用 $r=1.0$ 。

表 1 客户情况一览表

客户	货运量	坐标(X,Y)	客户服务时间	时间窗(et,lt)
1	120	30 114	(99,119,125)	8:00 13:00
2	200	40 36	(73,77,125)	8:00 11:30
3	120	48 96	(66,79,91)	8:00 17:00
4	150	52 120	(49,93,103)	8:00 11:30
5	140	92 114	(19,59,91)	8:00 14:00
6	60	92 66	(60,98,117)	8:00 12:30
7	110	94 100	(68,83,100)	8:00 17:00
8	180	108 138	(70,105,111)	8:00 17:00
9	90	44 160	(38,112,139)	8:00 17:00
10	160	20 54	(65,101,107)	13:00 15:00
11	140	108 32	(52,54,74)	8:00 17:00
12	150	130 88	(62,92,117)	8:00 17:00

表2 网络图中各边的车辆模糊行驶速度

边	模糊行驶速度	边	模糊行驶速度
(0,6)	(32,52,66)	(0,2)	(52,55,93)
(6,11)	(73,78,99)	(2,10)	(73,74,87)
(11,12)	(56,74,76)	(10,0)	(58,100,115)
(12,0)	(62,69,99)	(0,5)	(60,62,79)
(0,4)	(54,74,91)	(5,8)	(68,80,88)
(4,1)	(63,73,84)	(8,9)	(87,94,98)
(1,3)	(85,86,134)	(9,0)	(74,91,103)
(3,0)	(81,94,111)	(12,7)	(47,62,73)

粒子群的运行参数设置如下:最大迭代次数 Max = 1000,粒子群大小 P = 40, $\eta_1 = 0.7$, $\eta_2 = 0.2$ 和 $\eta_3 = 0.1$ 等。在同一 Intel Pentium 1.50GHz, 1.00 GB DDR-RAM, Windows XP SP2 操作系统的计算机上分别运行 50 次,求得问题的目前已知最优解为 792.52。配送方案如表 3 和表 4 所列,最优配送路线如图 1 所示。

表3 配送行驶时间及其费用

线路	车型	实载量	总时间	车辆费用
1	A	460/500	8.92	268.81
2	B	390/400	5.83	115.40
3	B	360/400	6.16	244.93
4	A	410/500	6.80	163.36
合计		1620/1800	27.71	792.52

表4 配送线路与时间表

线路	车辆路径及发车、收车和到达客户的时间	路径里程以及载重量变化情况
1	0→6→11→12→7→0 8:00→9:18→11:41→13:16→ 15:08→16:55	80.62→37.58→60.17→ 37.95→52.50 460→400→260→110→0
2	0→4→1→3→0 8:00→8:24→10:35→ 13:00→13:50	21.54→22.80→25.46→45.61 390→240→120→0
3	0→2→10→0 8:00→9:28→11:51→14:10	105.91→26.91→94.85 360→160→0
4	0→5→8→9→0 8:00→8:34→10:50→ 13:16→14:48	41.23→28.84→67.68→25.61 410→270→90→0

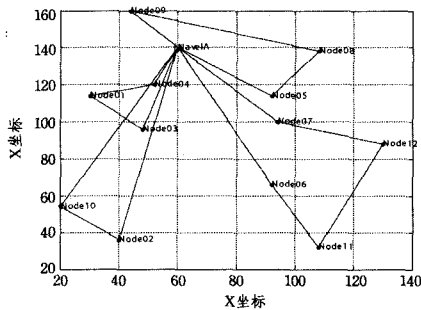


图1 最优配送方案的配送线路图

图2是带排斥算子的DPSO算法在VRP问题上所获取的最佳值和平均值随迭代次数变化的情况。从平均值的变化曲线可以看出,即使在迭代的后期也不会出现所有粒子趋同的现象,这使粒子群在迭代后期依然存在继续进化的能力。图3是DPSO在是否带排斥算子两种情形下随迭代次数群体多样性变化的情况。当算法迭代到230代左右时,不带排斥算子的DPSO粒子群多样性趋于零,粒子停止搜索其他解空间;而带排斥算子的DPSO粒子群多样性却一直保持在0.18至0.25之间,算法仍可能找到更好的解。这进一步说明了排斥算子对维持DPSO算法进化能力所起的作用。

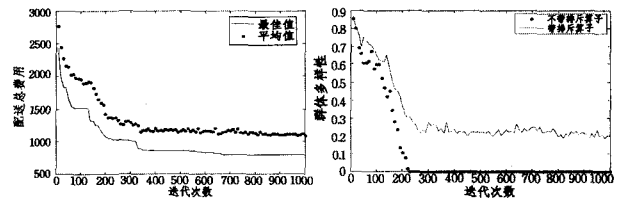


图2 DPSO的最佳值和平均值 图3 群体多样性变化曲线的收敛过程

从图4中可以看出,DPSO,SPSO和SGA3种算法分别需要迭代750次、127次和420次才能找到最优目标值,而且DPSO找到的解普遍优于SGA和SPSO,其平均值分别低于5.59%和69.04%,DPSO求得优化解的稳定性也强于SPSO和SGA,这可以从3种算法的最优解标准差(DPSO:5.9433,SGA:5.9669,SPSO:64.4058)得出结论。但是,DPSO的计算时间花费比SGA和SPSO多,这是因为本文设计的粒子的运动方程及其离散量运算法则原理虽简单,但操作费时,而且PSO模仿鸟类捕食的内在特点,除了算法参数外,其初始解亦会影响算法的计算时间。

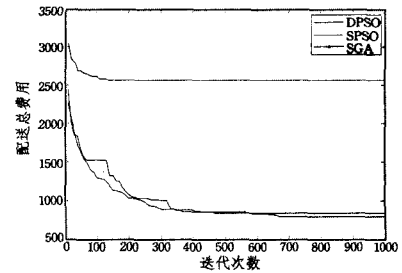


图4 3种算法最优解比较曲线

结束语 本文研究了一类模糊旅行时间条件下的VRP,其考虑了单配送中心、多车型及驾驶员途中就餐、加班补助等因素,在建立数学模糊规划模型的基础上,对之处理适合计算机处理,并构造了求解该问题的DPSO,实验的结果表明该算法简单有效。

但本文求解的最终配送方案仅获得了车辆及其服务客户次序及时刻表,没有考虑客户之间的现实交通网络。严格假定客户之间行驶路线为两点之间最短距离,可归结为带约束的车辆任务分配问题,与现实环境应用有一定差距,这将是今后进一步的研究方向。

参考文献

- [1] Laporte G, Louveaux F, Mercure H. The vehicle routing problem with stochastic travel times[J]. Transportation Science, 1992,26(3):161-170
- [2] 郭强,谢秉磊. 随机旅行时间车辆路径问题的模型及其算法[J]. 系统工程学报,2003,18(3):244-248
- [3] 张杨,黄庆,卜祥智. 随机旅行时间局内车辆路径问题的模型及其算法[J]. 管理工程学报,2006,20(3):80-84
- [4] Teodorovic D, Kikuchi S. Application of fuzzy sets theory to the saving based vehicle routing algorithm [J]. Civil Engineering Systems, 1991,8(2):87-93
- [5] Lai K K, Liu B, Peng J. Vehicle routing problem with fuzzy travel times and its genetic algorithm [R]. 2003
- [6] 蒋忠中,汪定伟. 物流配送车辆路径优化的模糊规划模型与算法[J]. 系统仿真学报,2006,18(11):3301-3306
- [7] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [J].

Proc. IEEE International Conference on Neural Networks, 1995 (4):1942-1948

- [8] Eberhart R C, Shi Y. Particle swarm optimization: developments, applications and resources [J]. Pro. Congress on Evolutionary Computation, 2001(1):81-86
- [9] 李宁, 邹彤, 孙德宝. 带时间窗车辆路径问题的粒子群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2004, 4(4):130-135
- [10] 高尚, 韩斌, 等. 求解旅行商问题的混合粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2004, 19(11):1286-1289
- [11] 莫愿斌, 陈德钊, 胡上序. 粒子群复形法求解旅行商问题[J]. 浙江大学学报, 2007, 43(3):370-375
- [12] Cagnina L, Esquivel S, Gallard R. Particle swarm optimization for sequencing problems: A case study[J]. Proceeding of the Congress on Evolutionary Computation, 2004(1):536-541

- [13] 蔡延光, 魏明. 一种新型自适应混沌粒子群算法在联盟运输调度问题中的研究[J]. 系统工程, 2008, 26(8):32-37
- [14] Clerc M. Discrete particle swarm optimization[M]. New Optimization Techniques in Engineering Springer-Verlag, 2004: 219-240
- [15] 钟一文, 杨建刚, 宁正元. 求解 TSP 问题的离散粒子群优化算法[J]. 系统工程理论与实践, 2006, 6(6):88-95
- [16] Liu B D, Iwamura K. Chance constrained programming with fuzzy parameters [J]. Fuzzy Set and Systems, 1998, 94(2):227-237
- [17] 方述诚, 汪定伟. 模糊数学与模糊优化[M]. 北京: 科学出版社, 1997, 7(3):34-44
- [18] 赵晓煜, 汪定伟. 供应链中二级分销网络优化设计的模糊机会约束规划模型[J]. 控制理论与应用, 2002, 19(2):249-252

(上接第 174 页)

于 120 组标签基上的重构系数中, 对应于描述语义“宫崎骏”的第 95 标签基的系数最大, 所占权重超过 70%。另外还有 4 个比较大的系数, 对应于 4 组标签基, 其累加权重比例接近 30%, 这也意味着剩余的所有 115 个系数所占的权重近似为 0。类似地, 图 5 甄子丹的动作电影《导火线》中最大的 4 个系数的累加权重比例也超过 81%, 其余系数接近于 0, 权重非常集中。

结束语 如何挖掘标签的语义信息, 更有效地为用户提供精确的信息服务, 是当前研究的热点。本文提出了一种基于非负矩阵分解的语义相关标签挖掘算法, 对产品与用户标注标签间的关系进行了挖掘, 从标签空间中发现潜在的语义, 为用户有效地管理添加网站收藏提供参考。未来将进一步深入测试本方法的性能, 并针对 del.icio.us 等网站中网页链接与用户标注间的关系开展研究工作。

参 考 文 献

- [1] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization [J]. Nature, 1999, 401:788-791
- [2] Lee D D, Seung H. Algorithms for non-negative matrix factorization [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2001, 13:556-562
- [3] Xu W, Liu X, Gong Y H, et al. Document clustering based on non-negative matrix factorization [C]//Proceedings of the 26th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York: ACM, 2003: 267-273
- [4] Zanzi V, Capra L. Social ranking: uncovering relevant content using tag-based recommender systems [C]//Proceedings of the 2008 ACM Conference on Recommender Systems. New York: ACM, 2008:51-58
- [5] Wu X, Zhang L, Yu Y. Exploring social annotations for the semantic Web [C]//Proceedings of the 15th International World Wide Web Conference. New York: ACM, 2006:417-426
- [6] 徐雁斐. 基于协同标记的个性化信息服务[D]. 上海: 复旦大学, 2006
- [7] Yeung C A, Gibbins N, Shadbolt N. Understanding the semantics of ambiguous tags in folksonomies [C] // International Workshop on Emergent Semantics and Ontology Evolution at ISWC/ASWC. Busan, South Korea, 2007
- [8] Gemmell J, Shepitsen A, Mobasher B. Personalizing Navigation in Folksonomies Using Hierarchical Tag Clustering [J]. Data Warehousing and Knowledge Discovery, 2008, 5182:196-205
- [9] Szomszor M N, Cantador I, Alani H. Correlating user profiles

- from multiple folksonomies [C]//Proceedings of the 19th ACM Conference on Hypertext and Hypermedia. New York: ACM, 2008:33-42
- [10] Michlmayr E, Cayzer S. Learning user profiles from tagging data and leveraging them for personal (ized) information access [C]//Proceedings of the Workshop on Tagging and Metadata for Social Information Organization at 16th International World Wide Web Conference. New York: ACM, 2007
- [11] 刘维湘, 郑南宁, 游屈波. 非负矩阵分解及其在模式识别中的应用 [J]. 科学通报, 2006, 51(3):241-250
- [12] Wu Z L, Cheng C W, Li C H. Social and semantics analysis via non-negative matrix factorization [C]//Proceedings of the 17th International World Wide Web Conference. New York: ACM, 2008:1245-1246
- [13] Wu Z L, Li C H. Topic Detection in Online Discussion Using Non-negative Matrix Factorization [C]//Proceedings of IEEE/WIC/ACM International Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology-Workshops. IEEE, 2007:272-275
- [14] Wang D D, Li T, Zhu S H. Multi-document summarization via sentence-level semantic analysis and symmetric matrix factorization [C]//Proceedings of the 31st Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York: ACM, 2008:307-314
- [15] Wang D D, Zhu S H, Li T. Integrating clustering and multi-document summarization to improve document understanding [C]//Proceedings of the 17th ACM Conference on Information and Knowledge Management. New York: ACM, 2008:1435-1436
- [16] Park S, Lee J H, Kim D H. Multi-document Summarization Based on Cluster Using Non-negative Matrix Factorization [C]//SOFSEM 2007. Theory and Practice of Computer Science. Berlin/Heidelberg: Springer, 2007, 4362:761-770
- [17] Park S, Lee J H, Kim D H. Document Summarization Using Non-negative Matrix Factorization and Relevance Feedback [C]//International Conference on Convergence and Hybrid Information Technology. 2008:301-306
- [18] Park S. Personalized Document Summarization Using Non-negative Semantic Feature and Non-negative Semantic Variable [C]//Intelligent Data Engineering and Automated Learning-IDEAL 2008. 2008, 5326:298-305
- [19] Lee J H, Park S, Ahn C M. Automatic generic document summarization based on non-negative matrix factorization [J]. Information Processing & Management, 2009, 45(1):20-34
- [20] Begelman G, Keller P, Smadja F. Automated Tag Clustering: Improving Search and Exploration in the Tag Space [C]//the 15th International World Wide Web Conference. Edinburgh, Scotland, 2006