

考虑站点配置的企业通勤班车 综合路径规划方法

□李宏光 陈燕生

[北京化工大学 北京 100029]

[摘要] 针对传统方法中将班车站点选择与路径规划分别进行处理而不能考虑两者间关联的问题,给出了一种考虑站点配置的综合路径规划方法。首先基于信息熵的FCM半监督聚类算法,对企业通勤班车站点配置问题进行求解,确定出基于员工居住信息的合理站点配置方案;在此基础上,基于蚁群算法的对路径优化问题进行求解。实验结果表明,综合路径规划方法可以为优化企业班车站点配置及路径规划策略提供参考。

[关键词] 站点配置;模糊聚类;路径规划;蚁群算法

[中图分类号] U491.2

[文献标识码] A

[DOI] 10.14071/j.1008-8105(2016)04-0068-06

引言

企业通勤班车站点配置及路径规划属于一类车辆路径问题(Vehicle Routing Problem, VRP)。通勤班车是企业为方便员工上下班而安排的有固定线路并定时行驶的服务车辆。通勤车站点配置策略是影响企业员工乘车便利程度、车辆运营效率和调度计划安排的重要因素。由于通勤班车工作时间处在上下班的高峰期,合理的安排通勤班车的站点及路线,可以降低企业职工路途时间,间接地提高职工的工作效率。

VRP受到研究关注不仅仅是因为它是一类典型较难的组合优化问题,而主要是因为其具有广泛的应用背景和可观的经济效益。国外学者Dantzing和Ramser^[1]于1959年最早提出该问题。Balinski等人于1962年提出集分割,考虑可行解集合并在此基础上进行建立了最简单的VRP优化模型^[2]。此后, Eilon等人^[3]将动态规划法引入VRP; Jerby Shai等人优化设计了列车循环路线^[4]; Gendreau等人应用禁忌搜索算法解决VRP问题^[5]。韩艳等人构建了最大出行需求及线路总体通行时间最短的双重寻优目标,并运用启发式算法进行求解^[6]。张丽萍等人运用改进遗传算法解决VRP问题^[7]。然而,目前大多数处理VRP

方法中将站点配置问题与路径规划问题分别进行处理,实际上两者之间存在紧密联系。

本文综合考虑了企业员工居住地信息和班次安排对通勤车站点配置方案的影响以及站点配置方案对路径优化选择的影响,建立站点配置及路径优化的综合模型并基于蚁群算法与旅行商算法进行求解。实例研究表明本文研究可为改善企业班车站点选择及路径规划策略提供参考。

一、综合路径规划研究

(一) 综合路径规划模型

针对单车场、单车型、非满载、纯载客的通勤车路径优化问题,路径规划的目标是在安排企业通勤车数量的基础上使得总运行路程最小。这里,对问题做如下说明:(1) 设定企业所在地为通勤车起始点;(2) 通勤车将员工从企业送到各个站点,完成任务后所有车辆返回企业以便于统一管理。所使用通勤车型号一致,即所有通勤车行驶速度相等,通勤车搭载员工数不能超过最大载客量;(3) 站点固定,且每个站点的员工乘车数已知,但所设站点数目应使得员工出行成本最小。

基于聚类方法选择出使员工出行成本最小的站点配置方案,并在此基础上进行路径规划。通勤车

[收稿日期] 2015-04-12

[作者简介] 李宏光(1963-)男,北京化工大学信息科学与技术学院教授、博士生导师;陈燕生(1983-)男,北京化工大学信息科学与技术学院硕士研究生。

路径优化模型需要满足如下约束:(1) 每条通勤车路径上各站点总人数不超过通勤车的最大承载能力;(2) 每个站点都得到车辆接送服务;(3) 每条通勤车路径上的站点数不超过总站点数;(4) 员工只能选择一辆通勤车进行搭乘。

将企业所在地记为站点0, 设用K辆通勤车接送i站点的员工($i=0,1,\dots,L$), 其他符号包括:

S -总站点数目;

U -所需通勤车数目;

W_i -每个站点员工数目;

I_{ki} -在i站点乘车员工k与i站点之间的距离;

m_u -每辆通勤车载客量;

d_{ij} -站点i与j之间距离;

n_u -第u辆通勤车经过的站点数目($n_u=0$ 表示未用第u量车);

R_u -表示第u条路径的通勤车站点集合;

这样, 企业通勤车综合路径优化问题描述如下:

$$\min Z = \sum_{u=1}^U \sum_{i=1}^{n_u} \sum_{j=1}^{u_n} F_{iju} d_{ij}, \quad (1)$$

$$\min C = \sum_{i=1}^S \sum_{k=1}^{w_i} l_{ki}, \quad (2)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^{n_u} w_{r_{ui}} \leq m_u \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^U n_u = S \quad (4)$$

$$0 \leq n_u \leq S \quad (5)$$

$$R_u = \{r_{ui} | r_{ui} \in (1, 2, \dots, L), i = 1, 2, \dots, n_u\} \quad (6)$$

$$R_{u_1} \cap R_{u_2} = \emptyset, \forall u_1 \neq u_2 \quad (7)$$

$$F_{iju} = \begin{cases} 1, & \text{站点 } i \text{ 到 } j \text{ 由车辆 } u \text{ 经过} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (8)$$

其中: 式(1)、(2)为优化目标, 即通勤车行驶总路程最短和员工出行成本最小; 式(3)、(4)、(5)为约束条件, 分别表示每条路线上各站点总人数不超过通勤车最大承载能力、每个站点都得到车辆接送服务、以及每条路径上的站点数不超过总站点数; 式(6)表示每条路线的站点组成; 式(7)表示每个员工仅能乘坐一辆通勤车; 式(8)表示站点i到j间由车辆u经过时, $F_{iju} = 1$ 。

(二) 基于FCM聚类的站点配置

企业通勤车站点配置是后勤保障系统的重要基础设施和不可缺少的重要环节。站点配置首先需要满足员工从居住位置到乘车站点的成本最小。另外, 考虑到不同的通勤车站点配置方案会直接影响路径规划的结果, 而站点配置需要考虑其合理性。为此,

本文将站点配置作为综合路径规划问题的约束和前提, 提出基于FCM的聚类算法对员工居住位置坐标值进行聚类, 从而求解站点配置问题。

模糊C-均值聚类算法(Fuzzy C-Means, 即FCM)^[8~9]是一种聚类效率较好且广泛应用的聚类算法。传统FCM是基于模糊隶属度函数确定聚类程度的一种聚类算法, 把n个d维样本 $x_j (j=1, 2, \dots, n)$ 分为c类, 聚类中心可表示为 $\{v_1, v_2, \dots, v_c\}$, 其中 v_i 表示类i的类中心。标准FCM聚类算法的数学模型可简单表述为:

$$\min J(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (9)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, u_{ij} \in [0, 1], \sum_{j=1}^n u_{ij} \in (0, n],$$

其中, u_{ij} 表示样本 x_j 属于类i的程度; U 表示 u_{ij} 构成的 $c \times n$ 隶属度矩阵; V 为 v_i 构成的 $c \times n$ 类中心矩阵; $m \in (1, +\infty)$ 表示一个加权模糊指数, 反映控制隶属度在各类间重合归属的程度; $d_{ij} = \|x_j - v_i\|$ 表示样本点 x_j 到类中心 v_i 的欧氏距离。

考虑到经典FCM聚类算法的局限性, 即在每次聚类过程中数据均匀收缩, 在标准FCM数学模型的约束条件中增加信息熵约束, 弥补模糊聚类存在数据收缩问题的不足, 从而提高聚类性能^[10]。约束条件中引入信息熵的FCM聚类算法数学模型可表示为:

$$\min J(U, V, \lambda) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 - \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \lambda_j u_{ij}^m \ln u_{ij}^m \quad (10)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, u_{ij} \in [0, 1], \sum_{j=1}^n u_{ij} \in (0, n],$$

上述优化模型等价于

$$\min J(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \delta_j u_{ij}^m d_{ij}^2, \quad (11)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, u_{ij} \in [0, 1], \sum_{j=1}^n u_{ij} \in (0, n],$$

其中: $d_{kj} = \|x_j - v_k\|$ 表示样本点 x_j 到类中心 v_k 的欧氏距离; $\delta_j \in (0, 1)$ 为类中心影响程度调节因子参数, $\delta_j = \left(\sum_{k=1}^c d_{kj}\right)^{-1}$; $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$; 其他参数与式(9)定义相同。式(11)与式(9)相比, 考虑了数据在每次聚类过程中数据空间上的实际分布特性。另外, 考虑到基于信息熵的FCM聚类算法未利用部分样本的监督信息, 为了在聚类过程中充分考虑有价值信息, 在上述基于信息熵的FCM聚类算法的数学模型中引进辅助变量加入先验知识从而影响聚类

过程,达到半监督聚类的目的^[11]。具体做法为,对隶属度引入半监督性质的补偿项

$\varphi = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \left(u_{ij} - \hat{u}_{ij} \right)^m$ 来描述监督信息;用类

间分离度函数 $\phi = \eta \sum_{i=1}^c \sum_{h=1, h \neq i}^n \|v_i - v_h\|^2$, 来描述不同类间的分散度问题。这样,对(3)进行修改,将半监督性质的补偿项和类间分散度函数引入隶属度得到新的目标函数,得到基于FCM的半监督聚类算法的数学模型,表达式为:

$$\begin{aligned} \min J(U, V) = & \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \delta_j^m \left(u_{ij} - \hat{u}_{ij} \right)^m d_{ij}^2 - \\ & \eta \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \delta_j^m \left(u_{ij} - \hat{u}_{ij} \right)^m \sum_{h=1, h \neq i}^n \|v_i - v_h\|^2, \\ \text{s.t. } & \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, u_{ij} \in [0, 1], \sum_{j=1}^n u_{ij} \in (0, n], \quad (12) \end{aligned}$$

其中: $\eta \in (0, 1)$ 为类中心影响因子参数;其他参数与式(11)相同。式(12)的最优解迭代公式为

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n \delta_j^m \left(u_{ij} - \hat{u}_{ij} \right)^m x_j - \eta \sum_{j=1}^n \left[\delta_j^m \left(u_{ij} - \hat{u}_{ij} \right)^m \sum_{h=1, h \neq i}^n v_h \right]}{\sum_{j=1}^n \delta_j^m \left(u_{ij} - \hat{u}_{ij} \right)^m - \eta(c-1) \sum_{j=1}^n \delta_j^m \left(u_{ij} - \hat{u}_{ij} \right)^m}, \quad (13)$$

$$u_{ij} = \hat{u}_{ij} + \frac{1 - \sum_{k=1}^c \hat{u}_{kj}}{\left[\sum_{k=1}^n \frac{\delta_j^m d_{ij}^2 - \eta \delta_j^m \sum_{h=1, h \neq i}^c \|v_i - v_h\|^2}{\delta_j^m d_{kj}^2 - \eta \delta_j^m \sum_{h=1, h \neq i}^c \|v_i - v_h\|^2} \right]^{1/(m-1)}} \quad (14)$$

其中: $\hat{u}_{ij}$ 表示监督信息项,若其取值满足数据 x_j 为已知信息样本,则 $\hat{u}_{ij}$ 取值与已知信息相等;否则为零。 $\hat{U}$ 表示 $\hat{u}_{ij}$ 构成的 $c \times n$ 已知隶属度矩阵。

(三) 综合路径规划算法

蚁群算法(Ant Colony Optimization, 即ACO)是由意大利学者Maniezzo等人^[11]在1996年率先提出的一种以自然界蚁群觅食行为启发产生的仿生优化算法,属于随机搜索算法的一种。本文针对需要解决的企业通勤班车综合路径规划问题,对蚁群算法的参数设置、转移概率计算以及信息素更新等方面做了相应的变化,并用于求解通勤班车路线优化问题。

设 n 表示站点数量, m 表示蚁群中蚂蚁总数, d_{ij} 表示站点 i 与站点 j 之间的距离, $\tau_{ij}(t)$ 表示在时刻 t 站点 i 与站点 j 之间路径上的信息素残留强度。假设蚂蚁 $k(k=1, 2, \dots, m)$ 在选择下一条路径到达下一站点时,根据各条路径上信息素的残留强度大小进行选择。用禁忌表 $tabu_k(k=1, 2, \dots, m)$ 记录蚂蚁 k 通过的站点记录,其随着蚂蚁 k 路线上站点的增加而相应做动态调整。蚂蚁根据每条路径上启发信息和信息素的量计算转移概率,以此根据概率大小进行下一条路径选择。

实际中的VRP问题相对于TSP问题有更多的约束条件。因此,在计算转移概率时考虑约束条件的信息,使其更具实际意义。通过考虑通勤车路径优化模型的约束条件,概率转移公式为:

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{[s_{ij}]^\lambda \cdot [w_j]^r \cdot [\eta_{ik}(t)]^\beta \cdot [\tau_{ij}(t)]^\alpha}{\sum_{s \in A_k} [\eta_{is}(t)]^\beta \cdot [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [s_{is}]^\lambda \cdot [w_j]^r}, & \text{若 } j \in A_k \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (15)$$

其中: $s \in A_k$ 表示蚂蚁 k 下一步可选择站点集合; α 为信息启发式因子,表示蚂蚁在路径上分泌的信息素对其他蚂蚁所起的作用,即路径轨迹的相对重要能见程度; β 为期望启发式因子,表示路径度的相对重要性; λ 和 γ 表示两个对应变量的重要程度; $\eta_{ij}(t)$ 为启发函数,具体形式为 $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$; d_{ij} 表示相邻两站点间距离; s_{ij} 是节约值,具体形式为 $s_{ij} = d_{i0} + d_{j0} - d_{ij}$; w_j 为通勤车载客信息启发公式,设最大载客量 M , 实际载客量 N , 则其具体形式为 $w_j = q_j / (M - N)$ 。这样,蚂蚁 k 选择下一条站点的过程可总结为: 1) 产生一个随机数 $rand \in (0, 1)$; 2) 若 $rand \leq p_0$, 其中 $p_0 \in (0, 1)$, 一般取 $0.85 \sim 0.90$, 则蚂蚁按式(14)进行选择; 3) 若 $rand \geq p_0$, 则按照如下公式(15) 选择出下一个要到达的站点 j :

$$\arg \max_{s \in A_k} \left\{ [s_{ij}]^\lambda \cdot [w_j]^r \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta \cdot [\tau_{ij}(t)]^\alpha \right\} \quad (16)$$

这样,改进后的概率转移计算公式考虑了实际约束条件,并结合随机性选择策略,从而提高了算法的全局搜索能力,避免产生局部最优解。

另外,蚁群算法中当每一只蚂蚁结束循环后,为防止路径上信息素累积量过多导致启发信息被残

留信息淹没,需要及时更新对路径上的残留信息素,更新公式为:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-p) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t, t+1) \quad (17)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t, t+1) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t, t+1) \quad (18)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t, t+1) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{若第} k \text{只蚂蚁经过}(i, j) \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (19)$$

其中: p 表示信息素挥发系数, 相应的 $1-p$ 表示信息素残留系数, 且 $p \in [0, 1]$; $\Delta\tau_{ij}^k(t, t+1)$ 表示第 k 只蚂蚁在路径 $i-j$ 上分泌的信息素量; $\Delta\tau_{ij}(t, t+1)$ 表示所有蚂蚁在路径 $i-j$ 上分泌的信息素总量; Q 表示各路径上信息素大小; L_k 表示第 k 只蚂蚁在当次循环中的走过的总路程。

值得注意的是, 蚁群算法中的各个参数值的合理设置可使优化结果更有效。 α 值过大, 算法收敛过快, 容易陷入局部优化; β 值越大, 位置近的站点被选概率大, 也不利于全局优化; p 越小表示路径上的信息素越不易挥发, 残留信息过多, 使结果陷入局部最优; p 越大, 残留信息的作用被淹没。本文对参数设置进行动态调整, 初始设置值较小, 扩大算法搜索范围, 随着算法迭代到一定次数后增大参数值, 逐步优化出最优路径。本文将站点配置问题作为综合路径规划问题的约束, 整个综合路径规划问题包括以下步骤:

1. 初始化聚类及蚁群算法的各参数值;
2. 置蚁群算法循环次数 $N = N + 1$;
3. 蚂蚁数目 $k = k + 1$;
4. 置蚁群算法禁忌表 $tabu_k$ 索引号 $k = 1$;
5. 初始化员工位置矩阵 C ;
6. 初始化隶属度 $U(t)$ 和 $V(t)$, 其中 t 为迭代次数;
7. 将 $V(t)$ 按式(13)更新为 $V(t+1)$;
8. 将 $V(t+1)$, $\hat{U}(t)$ 按式(14)更新为 $U(t+1)$;
9. 当 $|J(t+1) - J(t)| < \varepsilon$, 或迭代次数 t 超过预设最大迭代次数 M 时, 终止聚类算法; 否则转 7.;
10. 根据聚类结果确定站点位置;
11. 根据式(15)(16)选择下一站点 j ;
12. 更新禁忌表 $tabu_k$;
13. 若 $k < m$, 转 3., 否则 14.;
14. 根据式(17),(18),(19)更新每条路径上的信息素;
15. 若 $N > N_{\max}$, 则停止优化, 否则清空禁忌表

$tabu_k$ 并转 2.;

16. 输出综合路径优化结果。

二、实例研究

考虑某企业安排在 t 时段 ($t=1, 2, 3$ 等) 上班的员工居住地所在位置经纬度坐标为 $C_i = (x_i, y_i)$, $i=1, 2, \dots, s$, 其中 S 表示在 t 时段需要乘通勤班车上班的员工总数目。这样 C_i 为 t 时段的 $S \times 2$ 位置矩阵。假设 t 时段需乘通勤车上班员工数目为 1500 人, 且其居住所在地经纬度信息已知, 企业拟建通勤班车站点的经费可支持建设 17 个站点, 即聚类中心个数 $c=17$ 。

在已知所有员工居住地点坐标的情况下, 采用 Matlab 实现基于信息熵的 FCM 半监督聚类算法 ($m=2, \eta=0.0001$), 确定出所有员工出行成本和 (距离) 最小的站点布局方案, 如图 1 所示, 最优站点配置数目为 17, 各站点坐标如表 1 所示。

表1 17个站点的坐标值

站点1	站点2	站点3	站点4
(13.04,23.12)	(36.39,13.15)	(41.12,14.99)	(33.26,15.56)
站点5	站点6	站点7	站点8
(31.38,9.29)	(43.12,7.9)	(19.62,14.56)	(27.88,14.91)
站点9	站点10	站点11	站点12
(37.15,16.78)	39.18 21.79	(43.61,23.7)	(40.29,28.38)
站点13	站点14	站点15	站点16
(35.07,23.67)	(29.35,32.4)	(25.45,23.57)	(27.78,28.26)
站点9			
(23.7,29.75)			

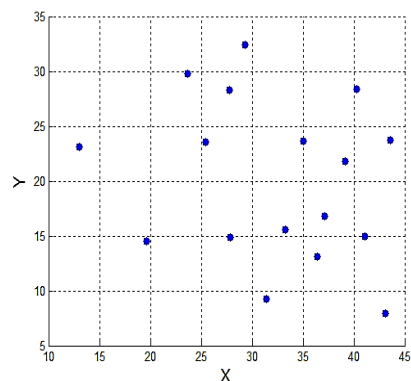


图1 基于信息熵的FCM聚类算法的最优站点选择

另外, 考虑到通勤班车路线的规划对员工上下班时间以及企业班车调度成本有着至关重要的影响, 因此本文在考虑站点配置的约束情况下, 对通

通勤车路径优化模型进行求解。设企业所在地为始发站,记为站点0;通勤车最大载客量为60人;企业共有30辆通勤车;各站点员工数目分别为9、11、6、14、12、9、12、7、15、13、7、12、4、11、8、14、13;站点*i*与*j*之间距离可通过公式(20)进行计算:

$$d_{ij} = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \quad (20)$$

其中, $(x_i, y_i), (x_j, y_j)$ 分别是站点 *i*, *j* 的坐标, 如表1所示。

蚁群算法求解过程的基本参数设置为: $N = 400$, $m = 100$; $Q = 1, \lambda = 0.9, \gamma = 1.0$; 当 $100 \leq N < 300$ 时, $p = 0.32, \alpha = 1.2, \beta = 3.0, Q = 1.8, \lambda = 0.9, \gamma = 1.0$; 当 $N \geq 300$ 时, $p = 0.48, \alpha = 3.2, \beta = 4.0, Q = 4.8, \lambda = 0.9, \gamma = 1.0$ 。采用基于Matlab实现的改进蚁群算法, 得到如图2所示通勤班车最优运行路线图。

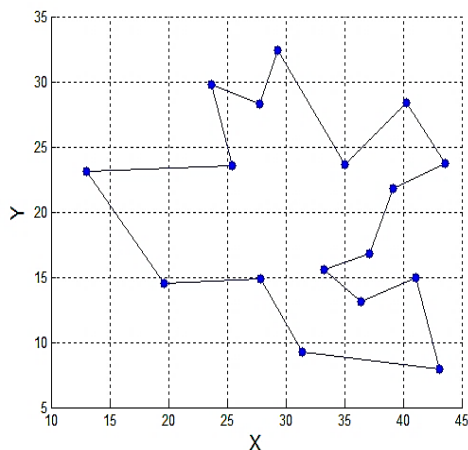


图2 通勤班车最优运行路线图

算法的收敛过程如图3所示,可以看出具有很好的收敛性。

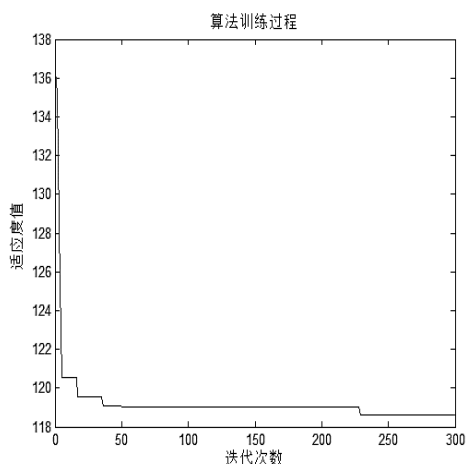


图3 改进蚁群算法收敛过程

三、结论

论文从不同的通勤车站点配置方案会直接影响路径规划结果的角度,将通勤车站点配置作为其路径规划问题的约束和前提,提出一种综合站点配置的企业通勤班车路径规划方法,并基于FCM聚类及蚁群算法对综合路径规划问题进行求解。实验结果表明本文提出的整合优化模型可为改善企业通勤车站点选择及路径规划策略提供参考。

参考文献

- [1] DANTZIG G B, RAMSER J H. The truck dispatching problem[J]. Management Science, 1959, 6(1):80-91.
- [2] BALINSKI M L, QUANDT R E. On an integer program for a delivery problem [J]. Operations Research, 1962, 12(2): 300-304.
- [3] EILON S, WATSON-GANDY C D T, CHRISTOFIDES N. Distribution management[M]. London: Griffin, 1971.
- [4] JERBY S, CEDER A. Optimal routing design for shuttle bus service[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2006, 1971(1): 14-22.
- [5] GENDREAU M, HERTZ A, LAPORTE G. A tabu search heuristic for the vehicle routing problem[J]. Management Science, 1994, 40(10): 1276-1290.
- [6] 韩艳, 关宏志, 赵红征. 通勤班车出行线路优化研究[J]. 武汉理工大学学报: 交通科学与工程版, 2011, 35(2): 379-382.
- [7] 张丽萍, 柴跃廷. 车辆路径问题的改进遗传算法[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(8): 79-84.
- [8] CHEN M S, WANG S W. Fuzzy clustering analysis for optimizing fuzzy membership functions[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1999, 103(2): 239-254.
- [9] BEZDEK J C, HATHAWAY R J, SABIN M J, et al. Convergence theory for fuzzy C-means: Counterexamples and repairs[J]. Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on, 1987, 17(5):873-877.
- [10] 郭新辰, 樊秀玲, 郝仙田, 韩啸. 改进的FCM半监督聚类算法[J]. 吉林大学学报: 理学版, 2014, 52(06): 1293-1296.
- [11] MANIEZZO V, DORIGO M, COLORNI A. The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, 1996 (Part B): 29-41.

Study on Enterprise Shuttle Bus Location and Route Optimization: An Integrated Approach

LI Hong-guang CHEN Yan-sheng

(Beijing University of Chemical Technology Beijing 100029 China)

Abstract Enterprise's shuttle bus location and route optimization problems play an important role in increasing the logistics management efficiency and operation expenditure control. Traditional researches optimize location and route separately, thus causing danger to ignore the close connection between them. In this paper, we propose an information entropy-based improved fuzzy c-means semi-supervised clustering algorithm for bus location optimization and experiments are conducted to evaluate the reliability and effectiveness of it. Thereafter, a shuttle bus route selection model is introduced and an enhanced ant colony optimization (ACO) algorithm is designed to obtain the optimal results.

Key words location selection; fuzzy c-means; vehicle routing problem; ant colony optimization

编辑 何 婧

(上接第52页)

Analysis of Xi Jinping's Theory of Fairness and Justice

HUANG He^{1,2} SHEN Lai-jin²

(1. Lingnan Normal University Zhanjiang 524048 China; 2. Wuhan University of Technology Wuhan 430079 China)

Abstract Xi Jinping's theory of fairness and justice is the latest result of the Chinese Communist Party's theory of fairness and justice, which has deep theoretical origin. The contents contains: the need to use the law and rule to promote rule by law and ensure social fairness and justice institutionally; strengthening the construction of work style, adhering to the principle of social fairness and justice, and guaranteeing social fairness and justice organizationally; innovating the social governance mode, improving the capacity of national governance, and safeguarding social fairness and justice technically; advocating win-win cooperation, sticking to the five principles of peaceful coexistence, and maintaining international fairness and justice fully. The value orientations of humanism, collectivism, socialism are exposed in the theory. Xi Jinping's theory of fairness and justice provides scientific theoretical guidance for the construction of Chinese characteristic socialist modernization in the new period, and it is worthy of our in-depth study.

Key words Xi Jinping; fairness and justice; national governance; the value orientation

编辑 邓 婧