

分时段考虑的需求不确定车辆调度问题

戎丽霞

(德州学院信息管理学院 德州 253023) (天津大学管理与经济学部 天津 300072)

摘要 考虑到不同时段交通状况对车辆运输的影响,将一天的交通状况根据车流量分为畅通、正常和高峰3个时段,依据不同时段车辆的通行情况,基于不确定理论建立了具有机会约束的不确定需求车辆调度模型。为了解需求的不确定测度,将不确定模拟和遗传算法相结合,构建了混合遗传算法来对模型进行求解。最后通过实验,分析交通状况分为3个时段对模型解的影响,同时考虑到车辆装载量不超过装载能力的置信水平的取值以及顾客满意度的需求,对实验结果进行了比较分析。

关键词 不确定变量,不确定模拟,车辆调度模型,混合遗传算法

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.08.057

Sub-period Considering Vehicle Scheduling Problem with Uncertain Demands

RONG Li-xia

(College of Information Management, Dezhou University, Dezhou 253023, China)

(College of Management and Economics, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract Considering the impact of different traffic conditions on transport, the daily traffic condition was divided into flow, normal and peak according to the number of vehicles. According to the speed of the three periods, an uncertain vehicle routing model was presented with chance-constrained based on uncertainty theory. In order to solve the uncertain measure of demands, a hybrid intelligent algorithm with uncertain simulation and genetic algorithm was provided. At last, a numerical example was provided. In the example, we analyzed the model solutions based on dividing of traffic periods, and the solutions of different coefficient value according to customer satisfaction.

Keywords Uncertain variable, Uncertain simulation, Vehicle routing model, Hybrid genetic algorithm

1 引言

车辆调度问题(Vehicle Routing Problem,简称VRP)由Dantzig和Ramserl于1959年首次提出。车辆调度问题是考虑在车队为一些有需求的顾客配送(集取)货物时如何安排行驶路线从而使服务效率达到最高,其中要求车队必须从某中心出发并返回该中心。

车辆调度有着广泛的应用背景和经济价值,在以往的一些研究中,人们根据信息的预知情况分为确定性和不确定车辆调度问题,对不确定车辆调度问题又分随机和模糊两种情况,同时有些研究成果考虑实际问题中的一些具体条件,对模型和算法进行了改进。

在随机车辆调度问题的研究中,Waters^[1]列举出了随机车辆调度问题的各种不确定因素,例如顾客的需求、车辆的行驶时间和运输的费用等。随着对车辆调度问题的研究,Dror等^[2]给出了随机车辆调度问题的期望值模型和机会约束规划模型。Bastia等^[3]针对随机车辆调度问题的各种情形建立了机会约束规划模型。考虑到管理目的不同,Liu等^[4]建立了几种不同的随机规划模型,并用混合智能算法进行求解。

自从Zadeh的模糊集合理论建立以来,有一些研究者将

模糊集合理论应用到车辆调度问题中。Chen^[5]运用遗传算法求解了具有模糊预约时间的车辆调度问题。Zheng^[6]运用混合遗传算法研究了具有时间窗的车辆调度问题。基于模糊可能性理论,张建勇^[7]等运用混合遗传算法研究了模糊需求车辆调度问题。曹二保^[8]等运用差分进化算法对模糊需求的车辆调度问题进行研究。基于模糊可信性理论,戎丽霞^[9]研究了具有模糊需求的车辆调度问题,并用混合遗传算法进行求解。同时,一些研究者对车辆调度中的一些具体细节进行考虑,如路况的具体情况、车辆利用率的情况等。陈森等^[10]考虑路网变动对车辆路径的影响,在描述可变路网的基础上,建立了问题优化模型。为了解决拆分-配送车辆路径问题,张杰等^[11]以最小化供需差异、总配送时间及灾点间的不均衡度为目标,建立多目标多周期应急物流模型。为了充分利用车辆的装载能力,李三彬等^[12]研究了需求可拆分的不同种车辆的开放式车辆路径问题。

以上文献用模糊或者随机来刻画车辆调度问题中的不确定性,但是在很多情况下,随机变量和模糊变量都具有一定的局限性。刘宝碇^[13]于2007年建立了不确定理论,它是基于规范性、单调性、自对偶性和可数次可加性的一个数学分支,克服了模糊和随机理论的一些缺陷。同时以上的文献中虽然

到稿日期:2014-03-31 返修日期:2014-04-12 本文受山东省自然科学基金项目(ZR2010BL009)资助。

戎丽霞(1976-),女,硕士,副教授,主要研究方向为智能计算与不确定规划、物流与供应链管理,E-mail:lx_rong@163.com。

考虑了具体问题中的一些实际情况,但鲜有作者考虑不同路段的交通运行状况对物流配送中车辆运行速度的影响,从而影响车辆总的行驶时间以及安排车辆从车场出发的时间。基于此,文中将车辆调度问题中顾客的需求刻画成不确定变量,考虑不同时段交通运行状况对车速的影响,建立具有机会约束的车辆调度模型,并将不确定模拟和遗传算法相结合,设计了混合遗传算法对模型进行求解,最后通过实验分析了交通状况对车辆运输路径、运行时间以及车辆出发时间的影响,同时分析了每辆车的装载量不超过其装载能力的置信水平对模型解的影响。

2 问题描述与参数定义

2.1 问题描述

由于车辆调度问题中涉及的因素比较多,如车场的多少、车型的选择等。为了对问题进行描述和分析,我们首先假设:(1)问题中有多个顾客,多辆车,只有一个配送中心;(2)每辆车都有一定的装载能力限制,每次运货均不允许超过各自的装载能力;(3)每辆车只有一条行驶路线,可以为一个以上的顾客服务;(4)每个顾客只能由一辆车服务;(5)每辆车的开始和结束位置都在配送中心;(6)允许顾客临时增加或减少需求,即每位顾客的需求是不确定的;(7)每个顾客的服务时间有窗口限制,当车辆到达顾客的时间早于服务的最早时间时,则需等待,若晚于服务的最晚时间,则接受一定的惩罚。

总结城市的整体交通状况,受上下班高峰的影响,每天道路的通行状况在各个时间段是不同的,从而配送车辆的行驶速度在各个时间段也是不同的。文中将每天车辆的运行状况按照时间划分为3个时段,分别为上下班高峰期、正常时段和晚上的畅通时段。在优化车辆的行驶路线和车辆的出发时间时要考虑到车辆在3个时段的不同行驶速度。

2.2 参数假设及符号定义

文中用到的各种参数表示如下:

$i=0$: 配送中心;

$i=1,2,\dots,n$: 需要服务的顾客, n 为顾客的数目;

$k=1,2,\dots,m$: 进行服务的车辆, m 为车辆的数目;

q_i : 顾客 i 的需求,不确定变量;

ϕ_i : 不确定变量 q_i 的分布函数, $i=1,2,\dots,n$;

Q_k : 车辆 k 的装载能力, $k=1,2,\dots,m$;

d_{ij} : 顾客 i 到顾客 j 的行驶距离, $i,j=0,1,2,\dots,n$;

$[a_i, b_i]$: 顾客 i 的服务时间窗口, $i=1,2,\dots,n$;

t_k^i : 车辆 k 到达顾客 i 的时间, $i=1,2,\dots,n,k=1,2,\dots,m$;

p_i : 车辆到达时间晚于服务时间时顾客 i 的惩罚因子, $i=1,2,\dots,n$;

C : 车辆单位距离的行驶费用。

3 模型建立与分析

3.1 模型建立

不失一般性,我们定义:

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{车辆 } k \text{ 从顾客 } i \text{ 到达顾客 } j \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

其中, $i,j=0,1,\dots,n,k=1,2,\dots,m$ 。

$$y_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{顾客 } i \text{ 由车辆 } k \text{ 服务} \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

其中 $i=1,2,\dots,n,k=1,2,\dots,m$ 。

于是,车辆的总的行驶距离为

$$\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^m d_{ij} x_{ijk} \quad (1)$$

考虑到每位顾客的服务时间窗口 $[a_i, b_i]$, 车辆到达顾客的时间若早于 a_i , 必须等到时间 a_i 才能开始服务; 车辆到达顾客的时间若晚于 b_i , 就要接受一定的惩罚, 具体计算如式(2)。

$$P_i = \begin{cases} p_i (t_k^i - b_i), & t_k^i > b_i \\ 0, & t_k^i \leq b_i \end{cases} \quad (2)$$

其中, t_k^i 是车辆 k 到达顾客 i 的时间, p_i 是顾客 i 的惩罚因子。

则考虑车辆运输总费用的目标函数为:

$$k_1 C \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^m d_{ij} x_{ijk} + k_2 \sum_{i=1}^n P_i \quad (3)$$

其中, C 为车辆单位距离的行驶费用, k_1, k_2 表示车辆行驶费用和顾客惩罚费用在目标函数中的权重。

设 $f_k(y, q)$ 是车辆 k 的装载量, 则有

$$f_k(y, q) = \sum_{i=1}^n q_i y_{ik} \quad (4)$$

由于每个顾客的需求是不确定变量, 因此车辆的装载量也是不确定变量。因为车辆具有一定的装载能力, 所以为每辆车 k 指定一个置信水平 α_k , 基于不确定理论^[13], 得到如下的机会约束:

$$M\{f_k(y, q) \leq Q_k\} \geq \alpha_k \quad (5)$$

即车辆 k 的装载量不超过其装载能力的测度大于等于给定的置信水平 $\alpha_k, k=1, 2, \dots, m$ 。

于是最小化运输总费用的不确定需求车辆调度模型如式(6)所示。

$$\begin{cases} \min k_1 C \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^m d_{ij} x_{ijk} + k_2 \sum_{i=1}^n P_i \\ \text{s. t. :} \\ M\{f_k(y, q) \leq Q_k\} \geq \alpha_k, k=1, 2, \dots, m \\ \sum_{k=1}^m y_{ik} = 1, i=1, 2, \dots, n \\ \sum_{k=1}^m y_{0k} = m \\ \sum_{j=0}^n x_{ijk} = y_{ik}, i=0, 1, \dots, n; k=1, 2, \dots, m \\ \sum_{i=0}^n x_{ijk} = y_{jk}, i=0, 1, \dots, n; k=1, 2, \dots, m \\ x_{ijk} \in \{0, 1\}, i, j=0, 1, \dots, n; k=1, 2, \dots, m \\ y_{ik} \in \{0, 1\}, i=0, 1, \dots, n; k=1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (6)$$

3.2 模型分析

由于在模型(6)的约束条件中存在不确定变量时, 我们需要计算不确定变量的测度, 当不确定变量比较复杂时, 不确定测度的计算量是非常大的, 因此我们需要对模型进行一定的转化, 然后再进行求解。

当每位顾客的需求 $q_i (i=1, 2, \dots, n)$ 是相互独立的不确定变量时, 其不确定分布可以用 $\phi_i (i=1, 2, \dots, n)$ 来表示, 基于不确定理论^[13], 则有

$$M\{f_k(y, q) \leq Q_k\} \geq \alpha_k$$

$$= M\{\sum_{i=1}^n q_i y_{ik} \leq Q_k\} \geq \alpha_k \Leftrightarrow \sum_{i=1}^n y_{ik} \phi_i^{-1}(\alpha_k) \leq Q_k$$

则模型(6)中的约束条件 $M\{f_k(y, q) \leq Q_k\} \geq \alpha_k$ 可以转化为

$$\sum_{i=1}^n y_{ik} \phi_i^{-1}(\alpha_k) \leq Q_k \quad (7)$$

如果每位顾客的需求是一些具有特殊不确定分布(如线性、之字型、正态分布等)的不确定变量,式(7)可以直接利用不确定分布的逆分布进行计算,模型就是普通的整数规划模型,可以利用已有的优化方法对模型进行求解。

当顾客的需求是一般的的不确定变量时,就需要利用不确定模拟来求式(7),然后结合遗传算法对模型进行求解。

4 模型求解

4.1 不确定模拟

基于不确定理论^[13],假设不确定变量 $\xi_i (i=1, \dots, n)$ 的不确定分布 $\phi_i (i=1, 2, \dots, n)$ 由表 1 来表示,其中第一行是不确定分布 $\phi_i (i=1, 2, \dots, n)$ 的值,第二行是对应的 $\phi_i^{-1}(\alpha) (i=1, 2, \dots, n)$ 的值,它是不确定分布的离散表示。对于任意的严格单增函数 $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 不确定变量 $f(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$ 的不确定分布如表 2 所列。

表 1 ξ_i 的不确定分布

0.01	0.02	0.03	...	0.99
x_1^i	x_2^i	x_3^i	...	x_{99}^i

表 2 $f(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$ 的不确定分布

0.01	0.02	...	0.99
$f(x_1^1, \dots, x_1^n)$	$f(x_2^1, \dots, x_2^n)$...	$f(x_{99}^1, \dots, x_{99}^n)$

于是,假设每一位顾客的不确定需求 $q_i (i=1, 2, \dots, n)$ 的不确定分布 $\phi_i (i=1, 2, \dots, n)$ 如表 3 所列,每辆车 $k (k=1, 2, \dots, m)$ 的装载量 $f_k(y, q) = \sum_{i=1}^n q_i y_{ik}$ 的不确定分布如表 4 所列。

表 3 q_i 的不确定分布

0.01	0.02	0.03	...	0.99
q_1^i	q_2^i	q_3^i	...	q_{99}^i

表 4 $f_k(y, q)$ 的不确定分布

0.01	0.02	...	0.99
$\sum_{i=1}^n q_1^i y_{ik}$	$\sum_{i=1}^n q_2^i y_{ik}$...	$\sum_{i=1}^n q_{99}^i y_{ik}$

根据表 4 求解 $\sum_{i=1}^n y_{ik} \phi_i^{-1}(\alpha_k)$, 确定车辆的装载量是否在容量限制之内,从而确定是否满足式(5),具体过程如下:

(1) 令 M_k 表示车辆 $k (k=1, 2, \dots, m)$ 的装载量不超过其容量限制的测度,如果 $Q_k \geq \sum_{i=1}^n q_{99}^i y_{ik}$, $M_k = 0.99$; 如果 $Q_k < \sum_{i=1}^n q_1^i y_{ik}$, $M_k = 0$;

(2) 从 $j=98$ 开始依次将 $\sum_{i=1}^n q_j^i y_{ik} (j=1, 2, \dots, 98)$ 与车辆 $k (k=1, 2, \dots, m)$ 的容量 Q_k 进行比较,如果 $\sum_{i=1}^n q_{j-1}^i y_{ik} \leq Q_k < \sum_{i=1}^n q_j^i y_{ik}$, 则 $M_k = j/100$;

(3) 将 M_k 与预先给定的置信水平 α_k 进行比较,若 $M_k \geq \alpha_k$, 满足约束,否则不满足。

4.2 混合遗传算法

4.2.1 编码

为了对目标进行优化,用 x, y 和 t 刻画车辆的运行计划。 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为整数决策向量,表示 n 个不同的顾

客,对于所有的 $i \neq j, i, j=1, 2, \dots, n$, 有 $1 \leq x_i \leq n$ 和 $x_i \neq x_j$, 即是序列 $\{1, 2, \dots, n\}$ 的重排,是顾客被每辆车服务的顺序。

$y = (y_1, y_2, \dots, y_{m-1})$ 也是整数决策向量,表示车辆的分配情况,其中 $y_0 \equiv 0 \leq y_1 \leq y_2 \leq \dots \leq y_{m-1} \leq n \equiv y_m$, 对于每一个 $k (1 \leq k \leq n)$, 如果 $y_k = y_{k-1}$, 表明车辆 k 没有运行;如果 $y_k > y_{k-1}$, 则表明车辆 k 已经运行,它的行驶路线为 $0 \rightarrow x_{y_{k-1}+1} \rightarrow x_{y_{k-1}+2} \rightarrow \dots \rightarrow x_{y_k} \rightarrow 0$ 。

$t = (t_1, t_2, \dots, t_m)$ 为车辆从车场出发的时间,采用实数编码。

4.2.2 染色体的可行性验证

每个顾客的需求 $q_i (i=1, 2, \dots, n)$ 是不确定变量,其不确定分布为 $\phi_i (i=1, 2, \dots, n)$, 每辆车的装载量也是不确定变量。对于每一条染色体中车辆的运行方案,利用 3.2 节中的不确定模拟计算每一辆车服务完当前顾客时的装载量不超过其装载能力的测度,若该测度不小于预先给定的置信水平则为可行的,否则就是不可行的,需要重新初始化。

4.2.3 种群初始化

根据决策变量的定义,用染色体 $v = (x, y, t)$ 表示一个操作计划。

对于基因 x , 随机产生 1 到 n 之间的一个数,重复此过程得到 n 个互不相同的数,即得到 $\{1, 2, \dots, n\}$ 的一个重排序列,得到基因 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 。对每个满足 $1 \leq i \leq m-1$ 的 i , 取 y_i 为 0 到 n 的一个随机数,然后按照从小到大的顺序重新排列,得到序列 $\{y_1, y_2, \dots, y_{m-1}\}$, 即是基因 $y = (y_1, y_2, \dots, y_{m-1})$ 。随机产生 0 到 24 之间的 m 个实数,得到基因 $t = (t_1, t_2, \dots, t_m)$, 验证染色体的可行性。重复上述过程直到得到一个可行的种群。

4.2.4 交叉

对染色体 $v_1 = (x_1, y_1, t_1)$ 和 $v_2 = (x_2, y_2, t_2)$ 进行交叉操作,分别选取两个染色体的 y 基因和 t 基因进行交换,得到两个子代 $v_1' = (x_1, y_2, t_1')$ 和 $v_2' = (x_2, y_1, t_2')$, 其中 $t_1' = ct_1 + (1-c)t_2, t_2' = ct_2 + (1-c)t_1, c \in (0, 1)$ 为常数。

4.2.5 变异

对染色体 $v = (x, y, t)$ 进行变异,对于基因 x , 在 1 到 n 之间随机产生两个变异位置 n_1 和 n_2 , 将 n_1 和 n_2 之间的序列 $\{x_{n_1}, x_{n_1+1}, \dots, x_{n_2}\}$ 进行重排,从而产生新的基因

$$x' = (x_1, \dots, x_{n_1-1}, x'_{n_1}, x'_{n_1+1}, \dots, x'_{n_2}, x_{n_2+1}, \dots, x_n)$$

类似,对于基因 y 执行同样的操作,得到序列 $(y_1, \dots, y_{n_1-1}, y'_{n_1}, y'_{n_1+1}, \dots, y'_{n_2}, y_{n_2+1}, \dots, y_{m-1})$, 然后,按照从小到大的顺序对其进行重排得到新的基因 y' 。

对于基因 t , 随机产生 -0.5 到 0.5 之间的实数累加到 t 上,得到 t' 。若 $t' > 24$, 取 $t' = 24$; 若 $t' < 0$, 取 $t' = 0$ 。

5 实验结果与分析

5.1 参数假设与实验结果

假设有 15 位顾客, 5 辆车和 1 个配送中心, 每位顾客的需求是服从正态分布的不确定变量, 顾客和配送中心的位置以及顾客需求的分布如表 5 所列。假设每辆车的装载量不超过其装载能力的置信水平为 0.9, 且认为车辆行驶距离和顾客服务水平同等重要, 即 $k_1 = k_2 = 0.5$, 利用以上混合遗传算法对模型进行求解, 当迭代 1000 次以后得到最优解。表 6 分

别给出了车辆行驶速度不受运行时段影响和受运行时段影响时模型解的情况。

表5 顾客的位置及需求分布情况表

顾客序号	横坐标	纵坐标	需求分布
车场	0	0	
1	3.0	5.4	N(8,1)
2	4.5	2.6	N(4,1)
3	6.0	-6.5	N(6,1)
4	-2.0	4.8	N(2,1)
5	-4.5	-2.4	N(8,1)
6	4.0	7.0	N(4,1)
7	5.4	1.5	N(6,1)
8	7.2	-3.0	N(4,1)
9	-5.5	-1.5	N(2,1)
10	-1.5	6.4	N(6,1)
11	3.0	-2.5	N(8,1)
12	-2.5	-4.5	N(4,1)
13	4.8	-7.0	N(10,1)
14	-6.5	2.8	N(6,1)
15	6.0	5.5	N(2,1)

表6 两种情况的模型解

	速度受时段影响	速度不受时段影响
行驶距离	109.24	105.71
延迟时间	2.32	4.68
总费用	1638.4	1650.7
行驶路线	车辆1 4:55,0->1->4->10->0	4:44,0->1->6->15->0
	车辆2 5:06,0->2->6->15->0	4:57,0->2->7->11->12->0
	车辆3 7:02,0->3->8->13->0	7:15,0->3->8->13->0
	车辆4 9:56,0->5->9->14->0	7:55,0->4->10->0
	车辆5 11:50,0->7->11->12->0	9:58,0->5->9->14->0

表6表明,考虑受交通时段影响时,行驶距离比不考虑时有所增加,但延迟时间减小,总费用减小,当然此结果还要取决于顾客惩罚因子的取值。从车辆在车场出发的时间来看,在正常时段,时间基本没有差别,但在高峰时段,考虑行驶速度受时段影响时车辆的出发时间要比不考虑时提前,目的是能够按时达到服务地点,以减少顾客惩罚。

5.2 实验结果分析

由于顾客的需求不确定,为了计算车辆的装载量不超过装载能力的限制,我们预先给定了车辆的装载量不超过其装载能力测度的置信水平 $\alpha_k, k=1,2,\dots,m, \alpha_k$ 的选取对实验结果的影响如图1和图2所示。

图1和图2分别表明车辆的行驶距离和费用与置信水平之间的关系。结果表明置信水平的值越大,对计算车辆的装载量不超过装载能力限制的要求越高,置信水平的值与车辆行驶距离和相关费用是正相关的。

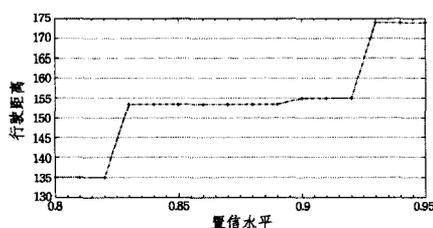


图1 行驶距离与置信水平的关系

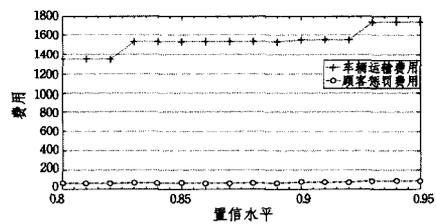


图2 费用与置信水平的关系

考虑顾客服务水平对模型解的影响,我们在求解过程中赋予车辆行驶距离和顾客服务水平不同的优先级,这个优先级可以表现为在目标函数中赋予车辆运输费用和未按时完成服务顾客惩罚费用的权重,即目标函数中的 k_1 和 k_2 的值。下面我们分析当车辆行驶费用和顾客惩罚费用的权重取不同值时模型解的情况,结果如表7所列。

表7 k_1 和 k_2 取不同值时解的情况

k_1	k_2	行驶距离	延迟时间	总费用	使用车辆
0.8	0.2	102.22	13.53	1692.8	1,2,3,4
0.7	0.3	102.66	11.77	1662.0	1,2,3,5
0.6	0.4	106.24	4.22	1646.4	1,2,3,4,5
0.5	0.5	109.24	2.32	1638.4	1,2,3,4,5
0.4	0.6	111.37	1.68	1647.3	1,2,3,4,5
0.3	0.7	114.91	1.05	1669.2	1,2,3,4,5
0.2	0.8	124.27	0.02	1743.1	1,2,3,4,5

表7表明,随着车辆行驶距离权重的减小,车辆总的行驶距离增大,即车辆行驶过程中的费用增大;相反,车辆到达顾客的延迟时间减小,也即因未按时完成服务的顾客惩罚费用减小。而总的费用呈现先减小后增大的趋势,即如果我们单纯地追求总费用最小,我们需要权衡行驶距离和延迟时间权重的比例,当然这也与顾客对服务满意度的偏好有关,即顾客惩罚因子的大小。从顾客的角度来看,为了提高满意度,可以通过增大顾客惩罚因子来实现,相反就要减小。从车辆的使用情况看,如果片面地追求车辆行驶距离最小,可能需要较少的车辆就能完成任务,但到达顾客的延迟时间就会增大。这两方面如何协调,取决于企业对这两方面的重视程度,也取决于顾客对服务满意度的偏好。

结束语 文中分析了VRP问题及其研究现状,考虑到运输车辆的行驶速度受交通时段的影响,在不确定理论的基础上,建立了当顾客需求不确定时具有机会约束的车辆调度模型。由于顾客的需求是不确定变量,为了对模型进行求解,讨论了需求为特殊不确定变量和一般不确定变量时模型的求解方法,并针对一般不确定变量的情况,利用不确定模拟和遗传算法相结合的混合遗传算法进行求解。最后通过实验验证模型和算法的有效性,并分析比较了考虑车速受交通时段影响和不受交通时段影响两种情况下模型解的情况,同时讨论了车辆的装载量不超过装载能力的置信水平以及车辆行驶费用和顾客惩罚费用取不同权重时模型解的情况。

目前,利用不确定理论对车辆调度问题的研究还较少,有些理论和方法有待进一步研究和完善,需要进一步考虑车辆调度实际问题中的不确定因素(如旅行时间等),利用不确定理论建立模型,使问题更加贴近实际。

参考文献

- [1] Waters C D J. Vehicle-scheduling problems with uncertainty and omitted customers [J]. Journal of the Operational Research Society, 1989, 40: 1099-1108

我们保留不同尺度上尽可能多的方向信息,同时去掉纹线不稳定、含有较多噪声的图像。再通过 LBP 特征提取,可以得到较准确的特征数据,提高识别精度且能够较好地降低算法复杂度,减少识别时间。

图 7 示出本文算法与传统的掌纹识别算法识别率柱状图比较,传统的掌纹识别方法有主成份分析法(PCA)、Gabor 算法、LBP 算法、LGBP 算法、GLBP 算法。本文提出的 EGLBP 算法比单独使用 Gabor 算法和 LBP 算法识别率都高,因为它使用 Gabor 和 LBP 算法进行串联融合,充分结合二者的优点,使得融合后的特征具有较好的旋转、平移的鲁棒性,同时具有多尺度多方向的特性,提高了识别精度。此外,借鉴 PCA 算法降维的优点,引入信息熵来度量图像含有的信息量,不仅较大程度上保留了掌纹的特征信息,提高了识别精度,而且降低了特征维数,在一定程度上解决了 PCA 降维易丢失重要信息的问题。表 3 中列出了这几种算法在特征提取时间、匹配时间和总时间上的比较,可以看出本文算法在保证上述识别精度的同时识别时间也较短,满足实时性要求。以上结果表明了本文算法的有效性。

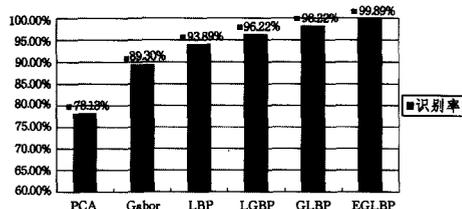


图 7 本文算法与传统掌纹识别算法的识别率比较

表 3 不同算法特征提取时间、匹配时间、总时间的比较

算法	特征提取时间(ms)	匹配时间(ms)	总时间(ms)
PCA	90	24	114
Gabor	84	2.1	86.1
LBP	51	28.5	79.5
LGBP	214	15.3	229.3
GLBP	135	30.6	165.6
EGLBP	93	20.9	113.9

结束语 本文算法使得获取的掌纹特征不仅对平移、旋转有较好的鲁棒性,而且具有多尺度多方向的特性,同时,为了消除 Gabor 分解后的图像中的伪特征,使用信息熵对图像进行筛选,从而使识别精度提高且特征维数降低。采用 PolyU 掌纹中心区域图像进行测试,将 EGLBP 算法与传统

的几种识别算法在识别率和识别时间上做比较,验证了本文算法的有效性。下一步的主要的工作是:进一步改进算法,将本文算法能够应用到大型掌纹库上。

参考文献

- [1] 岳峰,左旺孟,张大鹏. 掌纹识别算法综述[J]. 自动化学报, 2010,36(3):354-365
- [2] Wu Xiang-qian, Wang Kuan-quan, Zhang D. An approach to line feature representation and matching for palmprint recognition[J]. Journal of Software, 2004, 15(6): 869-880
- [3] Zhang Lei, Zhang D. Characterization of palmprints by wavelet signatures via directional context modeling[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004, 34(3): 1335-1347
- [4] Wu Xiang-qian, Wang Kuan-quan, Zhang D. Palmprint recognition using Fisher's linear discriminant[C]//Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Xian, China: IEEE, 2003: 3150-3154
- [5] 洪丹枫,凌青,彭娇娇. 基于小波变换的 ICA 盲源分离算法[J]. 海军航空工程学院学报, 2013, 28(3): 237-240
- [6] Jia Wei, Huang De-shuang, Zhang D. Palmprint verification based on robust line orientation code[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(5): 1504-1513
- [7] 孙海鹏,毕笃彦. 基于局部二元模式 Gabor 小波变换的人脸识别[J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(5): 247-261
- [8] 练秋生,刘春亮. 基于 Gabor 滤波器和 LBP 的分级掌纹识别[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(6): 212-215
- [9] 林峰. 基于 Gabor 特征的掌纹识别算法研究[D]. 云南: 云南大学, 2011
- [10] 潘新,阮秋琦,王艳霞,等. 基于 Gabor 局部相对特征的掌纹识别[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(15): 34-38
- [11] Liu Dang-hui, Lam K-M, Shen Lan-sun. Optimal sampling of gabor features for face recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(4): 267-276
- [12] Guo Zhen-hua, Zhang D, Zhang D. et al. Hierarchical Multi-scale LBP For Face And Palmprint Recognition[C]// International Conference on Image Processing (ICIP). Hong Kong, China: 2010: 4521-4524
- [13] 齐鸣鸣,向阳. 基于 MB-LBP 和改进的 LFDA 的人脸识别[J]. 计算机科学, 2012, 39(6): 266-269

(上接第 277 页)

- [2] Dror M, Laporte G, Trudreau P. Vehicle routing with stochastic demands: Properties and solution frameworks[J]. Transportation Science, 1989, 23(3): 166-176
- [3] Bastian C, Rinnooy Kan A H G. The stochastic vehicle routing problem revisited[J]. European Journal of Operational Research, 1992, 56(3): 407-412
- [4] Liu B, Lai K K. Stochastic programming models for vehicle routing problems[J]. Asian Information-Science-Life, 2002, 1(1): 13-28
- [5] Cheng R, Gen M. Vehicle routing problem with fuzzy due-time using genetic algorithm[J]. Japanese Journal of Fuzzy Theory and Systems, 1995, 7(5): 1050-1061
- [6] Zheng Y, Liu B. Fuzzy vehicle routing model with credibility measure and its hybrid intelligent algorithm[J]. Applied Mathematics and Computation, 2006, 176(2): 673-683

- [7] 张建勇,李军. 模糊车辆路径问题的一种混合遗传算法[J]. 管理工程学报, 2005, 2: 23-26
- [8] 曹二保,赖明勇,等. 模糊需求车辆路径问题研究[J]. 系统工程, 2007, 25(11): 14-17
- [9] 戎丽霞. 模糊需求条件下车辆路径问题的模糊模拟[J]. 计算机工程与应用, 2010, 18: 209-210
- [10] 陈森,李孟军,李本先,等. 变路网情况下车辆路径问题建模及应用[J]. 计算机科学, 2012, 39(2): 14-17
- [11] 张杰,徐志宇,彭嘉臻,等. 多目标多周期应急物流模型及其遗传算法求解[J]. 计算机工程, 2011, 37(32): 179-181
- [12] 李三彬,柴玉梅,王黎明. 需求可拆分的开放式车辆路径问题研究[J]. 计算机工程, 2011, 37(6): 168-171
- [13] Liu Bao-ding. Uncertainty theory (2nd edition) [M]. Berlin: Springer-Verlag, 2007
- [14] 甘玲,潘小雷. 一种应用于交通环境中的运动车辆跟踪方法[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2013, 25(3): 408-411