文章编号：1000-8608(2015)02-0209-06

求解带时间窗车辆路径问题的混合智能算法

孙小军*

（宝鸡文理学院 数学与信息科学学院，陕西 宝鸡 721013）

摘要： 基于布谷鸟搜索算法和单亲遗传算法，设计了一种求解带时间窗车辆路径问题的混合智能算法.该算法首先对客户位置进行聚类分析，然后再进行各区域的路径优化.混合智能算法不仅改进了布谷鸟搜索算法中当鸟卵被鸟窝主人发现后需要随机改变整个鸟窝位置的操作，同时引入的单亲遗传算法加快了最优配送路线的搜索速度.分析和比较了混合智能算法与布谷鸟搜索算法的计算复杂度.最后采用国际通用标准测试集 Benchmark Problems 进行测试.结果显示，混合智能算法是求解带时间窗车辆路径问题的一种有效算法.

关键词： 车辆路径问题；时间窗；布谷鸟搜索算法；单亲遗传算法

中图分类号： TP301 **文献标识码：** A **doi：** 10.7511/dllgxb201502014

0 引 言

组合优化是优化领域的一个重要分支，其中车辆路径问题[1]（vehicle routing problem，VRP）是一类典型的组合优化问题，该问题最初是由 Dantzig 等于 1959 年提出的，旨在构造适当的车辆行驶路线来实现运输成本的最优化.社会经济的飞速发展和世界经济一体化进程的不断加快，特别是电子商务和物流产业的快速发展，使得 VRP 由最初的简单车辆运输[2-3]发展为带复杂约束的车辆路径问题[4-5]，同时衍生出了众多研究分支，带时间窗车辆路径问题（vehicle routing problem with time windows，VRPTW）就是其中的一种重要扩展类型.

VRPTW 概念最早由 Savelsbergh[6]提出，他在 1985 年还证明了车辆数固定情况下的 VRPTW 是一个 NP-hard 问题.加之 VRPTW 模型本身的复杂度，采用精确算法对其求解的效率很低，并且当问题规模较大时将很难得到问题的最优解.因此，在对求解 VRPTW 方法的研究上，国内外学者将重点转移到了各种现代启发式算法.1991 年 Thangiah 等[7]首次采用遗传算法求解了 VRPTW，从此拉开了人们利用现代启发式算法求解该问题的序幕.2005 年 Homberger 等[8]设计了结合改进的节约算法和禁忌搜索算法的两阶段混合算法，以车辆数和运行距离最小为目标求解了规模为 100～1 000 客户点的 VRPTW.Mester 等[9]针对大规模的 VRPTW，结合导引式邻域搜索和进化算法设计了两阶段算法.2010 年杨善林等[10]研究了时变条件下 VRPTW，将车辆行驶速度考虑成时变分段函数，用模拟退火算法进行了求解.2011 年 Garcia-Najera 等[11]考虑了车辆数、运行距离和运行时间最小的多目标 VRPTW，用改进的多目标进化算法进行求解.而 Pang[12]考虑了距离、时限迫近和等待时间 3 个因素，并采用自适应并行方案，设计了一种求解 VRPTW 的构造启发式算法.2012 年潘立军等[13]设计了基于时差求解 VRPTW 的插入检测法.2013 年何小锋等[14]结合量子计算设计了一种求解 VRPTW 的量子蚁群算法.随着 VRPTW 在垃圾收集、车辆调度以及计算机系统集成等实际问题中的广泛应用，其所涉及的领域也越来越庞杂.因此对 VRPTW 的应用研究和设计高性能的启发式算法具有重要的实际意义和应用价值.

2009 年，剑桥大学的 Yang 与拉曼工程大学的 Deb 提出了一种新颖的群体智能优化算

收稿日期： 2014-06-16； **修回日期：** 2015-01-07.
基金项目： 陕西省自然科学基础研究计划资助项目(2013JM1001).
作者简介： 孙小军*(1978-)，男，副教授，E-mail：bwlsxj@163.com.

法——布谷鸟搜索(cuckoo search,CS)算法[15],其灵感源于对布谷鸟寄生育雏行为及许多动物和昆虫觅食的 Lévy flights 行为的模拟.它具有全局搜索能力强、选用参数少、搜索路径优、多目标问题求解能力强,以及很好的通用性、鲁棒性等特点,同时其特有的 Lévy flights 特性能够有效地扩大搜索范围,是一种高效的全局随机搜索算法.但是,与其他一些群体智能优化算法一样,CS 算法同样存在后期收敛速度慢、局部搜索能力弱和易早熟收敛等缺点.而作为传统遗传算法的一种推广,单亲遗传算法[16](partheno-genetic algorithm,PGA),取消了传统遗传算法的交叉算子,代之以仅在1条染色体上操作的基因重组等遗传算子,具有计算效率高、操作简单、不要求初始群体多样性、不存在早熟收敛现象等优点,可以有效弥补 CS 算法的不足.因此本文结合 CS 算法与 PGA 的各自优势,提出一种求解 VRPTW 的混合智能算法,该算法在对客户位置进行聚类分析的基础上进行路径优化,以改进 CS 算法中当被鸟窝主人发现后需要随机改变整个鸟窝位置的操作,使得在保持鸟窝多样性的基础上不至于破坏原有鸟窝位置中较优秀的某一维位置;同时引入单亲遗传算法,加快最优位置(即最优配送路线)的搜索速度,并且降低早熟收敛现象的发生.最后采用国际上研究 VRPTW 的通用标准测试集 Benchmark Problems 对该算法进行模拟计算和分析.

1 问题描述与数学模型

VRPTW 一般描述为:一组车辆从配送中心出发,访问其需求量和时间窗限制已知的各客户,最后回到配送中心,在满足车辆装载量与客户时间窗等限制条件下,确定每辆车的具体行驶路线,以达到配送总成本最小.VRPTW 中的约束条件有

(1)服务约束:每个客户只能被一辆车服务且仅服务一次,即任一客户只会出现在一条配送路径中且仅出现一次.

(2)配送中心约束:每辆车必须从配送中心出发,完成其配送任务后又返回配送中心,即从配送中心出发的车辆数等于返回配送中心的车辆数.

(3)装载量约束:每条配送路径上各客户需求量之和不能超过配送车辆的装载量.

(4)时间窗约束:对每个客户的服务应该在其要求的时间窗$[a_i,b_i]$内进行.若配送车辆在最早开始服务时间a_i之前到达客户i,则存在等待成本;若配送车辆在最迟开始服务时间b_i之后到达客户i,则会因延误时间产生惩罚费用.

假设某一配送中心为n个客户进行货物配送服务,客户集为$C=\{1,2,\cdots,n\}$;每个客户的需求量为$q_i(i\in C)$;配送中心拥有m辆同种车型的车辆,车辆集为$V=\{1,2,\cdots,m\}$,装载量为Q;d_{ij}为客户i与j之间的距离;P为配送路径上的单位配送成本;t_i为车辆到达客户i的时间;第k辆车负责服务的客户数目为N_k,每辆车最少服务的客户数目为p,r_k^q为第k辆车负责服务的第q个客户在客户集中的编号(特别地,r_k^0表示配送中心的编号);L_i为车辆对客户i服务时迟到的时间,P_1为迟到惩罚因子;E_i为车辆对客户i服务时早到的时间,P_2为早到等待惩罚因子,则 VRPTW 的数学模型为

$$F=\min\sum_{k=1}^{m}\Big[P\cdot d_{r_k^0 r_k^1}+P_1\cdot L_{r_k^1}+P_2\cdot E_{r_k^1}+\sum_{i=1}^{N_k}\sum_{j=1}^{N_k}x_{ijk}\cdot(P\cdot d_{r_k^i r_k^j}+P_1\cdot L_{r_k^j}+P_2\cdot E_{r_k^j})+P\cdot d_{r_k^{N_k} r_k^0}+P_1\cdot L_{r_k^0}\Big] \tag{1}$$

约束条件为

$$\sum_{i=1}^{N_k}q_{r_k^i}\leqslant Q \tag{2}$$

$$\sum_{k=1}^{m}\sum_{i=0}^{N_k}x_{ijk}=1 \tag{3}$$

$$\sum_{k=1}^{m}\sum_{j=0}^{N_k}x_{ijk}=1 \tag{4}$$

$$p\leqslant N_k\leqslant n \tag{5}$$

$$x_{ijk}=\begin{cases}1; & \text{车辆 } k \text{ 从顾客 } r_k^i \text{ 到达 } r_k^j\\ 0; & \text{其他}\end{cases} \tag{6}$$

$$L_i=\begin{cases}t_i-b_i; & \text{若 } t_i>b_i\\ 0; & \text{否则}\end{cases} \tag{7}$$

$$E_i=\begin{cases}a_i-t_i; & \text{若 } a_i>t_i\\ 0; & \text{否则}\end{cases} \tag{8}$$

$$k=1,2,\cdots,m \tag{9}$$

式(1)是车辆配送成本最少的目标函数;式(2)是车辆的装载量约束;式(3)、(4)表示每个客户仅由一辆车服务且仅被服务一次,同时每辆车从配送中心出发,在完成所负责的所有客户的配送任务

后回到配送中心；式(5)表示每辆车至少服务规定的客户且不超过总客户数；式(6)、(7)、(8)为决策变量.

2　混合智能算法

2.1　基本思想

针对 VRPTW 的特点，考虑到若各车辆行驶路径之间出现交叉必然导致可行性较低，以及 CS 算法搜索速度较慢等问题，文中的混合智能算法首先对客户位置进行聚类分析，然后再结合 CS 算法与 PGA 的优势对车辆配送路径进行优化. 它将 CS 算法中当被鸟窝主人发现后随机改变整个鸟窝位置的操作改为随机改变鸟窝某一维的位置，并使该维位置向着本区域中的最优位置进行扰动性移动，从而在保持鸟窝多样性的基础上不至于破坏原有的较优秀的某一维位置，同时结合 PGA，提高计算效率，加快最优位置和最优值的搜索速度.

2.2　算法步骤

步骤 1　初始化

令 $\alpha = 1$，α 为聚类次数，其中最大次数记为 M.

步骤 2　聚类

设 (x_i, y_i) 为客户 i 的坐标，(X, Y) 为配送中心的坐标，计算 $L = \mu \cdot \max\left[(x_i - X)^2 + (y_i - Y)^2\right]^{1/2}$，$\varphi = \left[\frac{\alpha}{M} + (k-1)\right] \cdot \frac{2\pi}{m}$，$k = 1, 2, \cdots, m$. 由 $L \cdot \sin\varphi$、$L \cdot \cos\varphi$ 确定出 m 个区域的聚类中心坐标. 再根据各聚类中心与每个客户之间的距离，将各客户分入距离最近的区域，从而最终确定出每辆车服务的客户集合. 此时，令 $k = 1$.

步骤 3　对单个区域进行优化

(1)鸟窝种群初始化

令迭代次数 $t = 1$，最大迭代次数为 T，随机产生 N 个满足约束条件的鸟窝位置 $\boldsymbol{X}_0 = (\boldsymbol{x}_1^0 \quad \boldsymbol{x}_2^0 \quad \cdots \quad \boldsymbol{x}_N^0)$，其中每个鸟窝位置由一个 N_k 维向量决定，即 $\boldsymbol{x}_i^0 = (x_{i1}^0 \quad x_{i2}^0 \quad \cdots \quad x_{iN_k}^0)$，$x_{ij}^0 \in [a, b]$，$i = 1, 2, \cdots, N$，$j = 1, 2, \cdots, N_k$.

(2) 计算鸟窝目标函数值

根据目标函数对每个鸟窝位置进行测试，得出每个鸟窝的目标函数值，并记录下当前最优位置 *bestnest*(即最优配送路线)及最优值(即最少配送成本).

(3) 按位置公式更新鸟窝位置

利用位置公式 $x_{ij}^{(t+1)} = x_{ij}^{(t)} + \alpha_{ij} \oplus Levy_{ij}(\lambda)$ 进行位置更新，并测试更新后的位置，对比上代鸟窝位置，测试值较好的位置进入下一代. 其中 $\oplus$ 为点对点乘法；α_{ij} 表示第 i 个鸟窝的第 j 维的步长，它为服从正态分布的(0,1) 随机数，这里取步长 $Levy_{ij}(\lambda)$ 为第 i 个鸟窝的第 j 维随机搜索路径，服从 $Levy$ 分布，即 $Levy \sim u = t^{-\lambda}$，$1 < \lambda \leqslant 3$.

再计算更新后鸟窝的目标函数值，与(2) 得到的最优值相比较，选出当前的最优位置 *bestnest* 及最优值.

(4) 卵被发现后鸟窝位置更新

产生服从均匀分布的随机数矩阵 $\boldsymbol{R} = (r_{ij})_{N \times N_k}$，$r_{ij} \in [0, 1]$，将其与布谷鸟的卵被鸟窝主人发现的概率 $p = 0.25$ 对比：

若 $r_{ij} > p$，则对 $x_{ij}^{(t+1)}$ 进行如下修正：① 计算 $r = \dfrac{\sum_{j=1}^{N_k} \left| x_{ij}^{(t)} - bestnest_j \right|}{b - a}$；② 对鸟窝位置进行更新，取 $x_{ij}^{(t+1)} = x_{ij}^{(t)} + r \cdot (bestnest_j - x_{ij}^{(t)}) + rand$；若 $r_{ij} \leqslant p$，则 $x_{ij}^{(t+1)}$ 不变.

再将更新后鸟窝的目标函数值与(3) 得到的最优值进行比较，选出当前的最优位置 *bestnest* 及最优值.

(5) 单亲遗传操作

对执行(4) 后的鸟窝种群中的每个鸟窝位置进行单亲遗传操作，产生一个随机数 $rand \in [0, 1]$. 若 $rand \leqslant 0.5$，则在该鸟窝位置上随机选取某两维位置，对这两维位置进行交换变异；若 $rand > 0.5$，则对这两维位置进行移位变异.

再将(4) 得到的最优值与单亲遗传操作后的鸟窝的目标函数值进行比较，选出当前的最优位置 *bestnest* 及最优值.

(6) 终止条件

令 $t := t + 1$，若 $t \leqslant T$，转(2)；否则，保存该区域的最优位置及最优值，转步骤 4.

步骤 4　判断所有区域是否均已求得最优位置和最优值

令 $k := k + 1$，若 $k \leqslant m$，转步骤 3；否则，转步骤 5.

步骤 5　终止准则

采用指定聚类次数的终止准则. 令 $\alpha := \alpha + 1$，若 $\alpha \leqslant M$，转步骤 2；否则停止迭代，得到 M 次

聚类后的最优值(总的最少配送成本)和相对应的最优位置(各区域的最优配送路线).

2.3 计算复杂度分析

设聚类最大次数为 M,共有 m 辆车为 n 个客户进行服务,第 k 辆车负责服务的客户数目为 N_k,每辆车最少服务客户数目为 p,单个车辆的寻优迭代次数为 T,种群数目为 N,单亲遗传操作算子的种类数为 S,可以得到运用 CS 算法求解 VRPTW 的计算复杂度为 $O(Mm \cdot \max\{n,mp\}+MTN(n+m))$. 与 CS 算法相比,虽然混合智能算法在步骤 3(4) 中对布谷鸟卵被鸟窝主人发现后的位置更新进行了优化操作,但是增加的运算量等于该操作之后编码转化的运算量,因此这一步骤的复杂度没变. 而混合智能算法的计算量仅仅是在步骤 3(5) 中引入单亲遗传操作算子进行局部搜索时增加了,此时混合智能算法的计算复杂度增大到 $O(Mm \cdot \max\{n,mp\}+MTN(n+mS))$.

下面是混合智能算法的计算复杂度分析过程:

```
%聚类%
For α = 1:M ……
    … O(Mm · max{n,mp} + MTN(n + mS))
    调整聚类扫描的角度 …… O(m)
    确定各车辆的配送区域 ……
        …… O(mn + m² − m)
    约束检查及修正 …… O(pm²)
    For k = 1:m …… O(mn + TN(n + mS))
        将第 k 辆车负责服务的客户组成一个集合 …… O(n)
        % 优化第 k 辆车服务的客户集合,确定配送路线 %
        种群初始化 …… O(1)
        For t = 1:T …… O(TNN_k + TNS)
            边界约束检查 …… O(NN_k)
            For j = 1:N …… O(NN_k)
                编码转换 …… O(N_k)
                计算个体的适应度 …… O(N_k)
            End
            鸟窝根据 Levy 行为移动 ……
                …… O(NN_k)
            布谷鸟卵被鸟窝主人发现后移动
                …… O(NN_k)
            单亲遗传操作 …… O(NS)
        End
        调整服务的客户集合 …… O(n)
    End
End
```

3 算法测试

为了说明混合智能算法的有效性,这里采用 Solomon 在 1983 年设计的 VRPTW 标准测试集 Benchmark Problems 对该算法的性能进行测试. 由于不同的参数值对同一数据集的计算效果不同,在算法的参数设置中,对时间窗约束惩罚因子等要协调考虑,不能偏废. 惩罚因子不可过大或过小,若过大则相当于强化时间约束而弱化配送成本从而不允许各配送时间有任何偏差;若过小则弱化了时间约束,可能会导致只求得距离最短配送路径但忽视时间约束. 因此结合实际情况,经过多次反复测试,这里参数值取:配送路径上的单位配送成本 $P=8$,迟到惩罚因子 $P_1=1.5$,早到等待惩罚因子 $P_2=0.5$,最大迭代次数 $T=50$,聚类最大次数 $M=5$,种群规模为 30,车辆装载量为 200. 算法采用 Matlab R2012b 软件,在 Windows 8.1(Intel(R) Core(TM)2,2.00 GHz,2 GB)平台上编码实现,运算结果精确到两位小数. 本文取该测试集里 R101~R105 中规模为 50 个客户和 100 个客户的情形进行测试,对每一数据集中的每种情形分别运行 CS 算法和混合智能算法 10 次,其结果与已知最优解的对比如表 1 所示. 表 1 中的已知最优解(http://www.sintef.no/Projectweb/TOP/Problems/VRPTW)是国际知名研究人员通过计算标准测试集 Benchmark Problems 对 VRPTW 的一系列研究成果,这些数据每隔一段时间就会被更新,它们是用已有启发式算法求解 VRPTW 所得的目前最好解.

由于 VRPTW 本身的复杂性,通常一种算法不可能求得所有算例的已知最优解. 从表 1 可以看出:混合智能算法求得的最优解不仅优于 10 组对照组中的 9 组已知最优解,也明显比 CS 算法的计算结果更优. 因此,相比 CS 算法等其他启发式算法,本文的混合智能算法对求解 VRPTW 具有更好的计算性能.

表 1　CS 算法、混合智能算法的求解结果与已知最优解的对比

Tab. 1　Comparison of CS and hybrid intelligent algorithms′ results and current optimal solution

数据集	客户数	已知最优解对应车辆数	已知最优路径长	CS算法、混合智能算法的最优解对应车辆数	最优配送路径长		最差配送路径长		配送路径长均值	
					CS算法	混合智能算法	CS算法	混合智能算法	CS算法	混合智能算法
R101	50	12	1 044.0	12	920.77	914.30	935.85	924.95	929.74	916.93
	100	20	1 637.7	15	1 354.99	1 211.61	1 389.91	1 230.39	1 372.76	1 219.80
R102	50	11	909.0	6	794.42	610.75	850.22	616.48	821.02	613.66
	100	18	1 466.6	10	1 300.02	945.96	1 411.81	968.79	1 367.31	956.45
R103	50	9	772.9	9	801.00	760.54	837.19	763.38	824.01	761.22
	100	14	1 208.7	12	1 354.86	1 040.51	1 289.03	1 057.38	1 328.06	1 048.99
R104	50	6	625.4	6	783.20	604.77	730.83	610.01	769.60	606.09
	100	11	971.5	11	1 266.56	1 001.09	1 324.47	1 019.84	1 303.94	1 008.08
R105	50	9	899.3	9	796.36	770.51	821.95	770.51	810.09	770.51
	100	15	1 355.3	15	1 337.28	1 209.21	1 381.34	1 219.71	1 366.65	1 215.99

另外，测试结果还显示在客户规模为 50 或 100 个的 R102、R103、R104 数据集求解中，混合智能算法所求得的最优配送路径上无早到、迟到现象. 而相比之下，对于 R101 和 R105 数据集，由于时间窗较窄，此时混合智能算法所求得的最优配送路径上早到、迟到总时间明显增加，但仍小于 CS 算法求得的最优配送路径上早到、迟到的总时间. 当客户规模分别为 50、100 时，在 R101 数据集中混合智能算法所求得的最优配送路径上早到、迟到的平均总时间比 CS 算法的早到、迟到的平均总时间分别少 79.67、542.40；而在 R105 数据集中，混合智能算法所求得的最优配送路径上早到、迟到的平均总时间比 CS 算法的早到、迟到的平均总时间分别少 140.0、223.2.

4　结　语

本文讨论了带时间窗的车辆路径问题，建立了一个更符合车辆运输实际的数学模型，并结合布谷鸟搜索算法和单亲遗传算法的优势设计了一种混合智能算法. 国际通用标准测试集 Benchmark Problems 的测试结果显示，该算法在搜索速度、寻优能力和计算结果的稳定性等方面具有良好的性能，为求解带时间窗车辆路径问题提供了一种高效实用的算法. 另外，文中对这类问题的讨论是在假设问题所处环境是确定的情形下进行的，然而现实世界的复杂性决定了遇到的信息往往存在着客观的或者人为的不确定性，如客户需求改变、车辆速度变化、服务时段不唯一等因素，因此对随机性车辆路径问题、速度时变的车辆路径问题和多时间窗车辆路径问题的建模和求解则具有更重要的实际意义和应用价值，这也将是下一步研究工作的重点.

参考文献：

[1] Dantzig G B, Ramser J H. The truck dispatching problem [J]. **Management Science**, 1959, **6**(1): 80-91.

[2] Pillac V, Gendreau M, Gueret C, *et al*. A review of dynamic vehicle routing problems [J]. **European Journal of Operational Research**, 2013, **225**(1): 1-11.

[3] 朱　伟，徐克林，倡占华，等. 单车辆物流配送决策模型及其遗传算法[J]. 同济大学学报：自然科学版，2011，**39**(6)：848-852.
ZHU Wei, XU Ke-lin, SI Zhan-hua, *et al*. Decision-making model and its genetic algorithm for single-vehicle distribution [J]. **Journal of Tongji University: Natural Science**, 2011, **39**(6): 848-852. (in Chinese)

[4] YU Bin, YANG Zhong-zhen, YAO Bao-zhen. An improved ant colony optimization for vehicle routing problem [J]. **European Journal of Operational Research**, 2009, **196**(1): 171-176.

[5] Bortfeldt A. A hybrid algorithm for the capacitated vehicle routing problem with three-dimensional loading constraints [J]. **Computers and Operations Research**, 2012, **39**(9): 2248-2257.

[6] Savelsbergh M W P. Local search in routing problems with time windows [J]. **Annals of Operations Research**, 1985, **4**(1): 285-305.

[7] Thangiah S R, Nygard K E, Juell P L. GIDEON: a genetic algorithms system for vehicle routing with time windows [C] // **Artificial Intelligence**

Applications, 1991. Proceedings, Seventh IEEE Conference on, Volume: i. Miami Beach: IEEE, 1991:322-328.

[8] Homberger J, Gehring H. A two-phase hybrid metaheuristic for the vehicle routing problem with time windows [J]. **European Journal of Operational Research**, 2005, **162**(1):220-238.

[9] Mester D, Braysy O. Active guided evolution strategies for large-scale vehicle routing problems with time windows [J]. **Computers and Operations Research**, 2005, **32**(6):1593-1614.

[10] 杨善林,马华伟,顾铁军. 时变条件下带时间窗车辆调度问题的模拟退火算法[J]. 运筹学学报, 2010, **14**(3):83-90.
YANG Shan-lin, MA Hua-wei, GU Tie-jun. Simulated annealing algorithm for vehicle routing problem with time window under time-dependent [J]. **OR Transactions**, 2010, **14**(3):83-90. (in Chinese)

[11] Garcia-Najera A, Bullinaria J A. An improved multi-objective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem with time windows [J]. **Computers & Operations Research**, 2011, **38**(1):287-300.

[12] Pang King-wah. An adaptive parallel route construction heuristic for the vehicle routing problem with time windows constraints [J]. **Expert Systems with Applications**, 2011, **38**(9):11939-11946.

[13] 潘立军,符 卓. 求解带时间窗车辆路径问题的插入检测法[J]. 系统工程理论与实践, 2012, **32**(2):319-322.
PAN Li-jun, FU Zhuo. Insertion detection method for vehicle routing problem with time windows [J]. **Systems Engineering — Theory & Practice**, 2012, **32**(2):319-322. (in Chinese)

[14] 何小锋,马 良. 带时间窗车辆路径问题的量子蚁群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2013, **33**(5):1255-1261.
HE Xiao-feng, MA Liang. Quantum-inspired ant colony algorithm for vehicle routing problem with time windows [J]. **Systems Engineering — Theory & Practice**, 2013, **33**(5):1255-1261. (in Chinese)

[15] YANG Xin-she, Deb S. Cuckoo search via Levy flights [C] // **2009 World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing, NABIC 2009 - Proceedings.** Piscataway: IEEE Computer Society, 2009:210-214.

[16] 李茂军,童调生. 单亲遗传算法及其全局收敛性分析[J]. 自动化学报, 1999, **25**(1):68-72.
LI Mao-jun, TONG Tiao-sheng. A partheno-genetic algorithm and analysis on its global convergence [J]. **Acta Automatica Sinica**, 1999, **25**(1):68-72. (in Chinese)

Hybrid intelligent algorithm for vehicle routing problem with time windows

SUN Xiao-jun*

(College of Mathematics and Information, Baoji University of Arts and Sciences, Baoji 721013, China)

Abstract: Based on cuckoo search algorithm and partheno-genetic algorithm, a hybrid intelligent algorithm is designed to solve the vehicle routing problem with time windows. Firstly, this algorithm analyzes the locations of customers by clustering method, and then, forms the optimal route for the divided areas. This hybrid intelligent algorithm not only improves the operation of the cuckoo search algorithm, which is to randomly change the whole location of the cuckoo nest when the cuckoo eggs are found by the nest's master, but also accelerates the search speed of optimal delivery route by using partheno-genetic algorithm. In addition, the computational complexities of this hybrid intelligent algorithm and cuckoo search algorithm are analyzed and compared. Finally, according to test results under ISO standard test collection-Benchmark Problems, it is verified that this hybrid intelligent algorithm is an effective method in solving the vehicle routing problem with time windows.

Key words: vehicle routing problem; time window; cuckoo search algorithm; partheno-genetic algorithm