

不确定条件下速度时变 VRPTW 问题

李兵飞^{1,2}, 熊智勇¹, 张建业², 毛声², 赵晓林^{2†}

(1. 航空电子系统综合技术重点实验室, 上海 200233; 2. 空军工程大学 航空航天工程学院, 西安 710051)

摘要: 构建了不确定条件下速度时变的 VRPTW 问题模型 (UTDVRPTW), 设计了一种改进的双重进化人工蜂群算法求解该模型. 在需要两点进行操作的搜索过程中, 采用一点随机选取, 另一点通过遍历可行解, 以其中最优解确定位置的半随机式搜索策略改进插入点算子和逆转序列算子, 分别在两对以及三对城市间距离之和的解空间维度上交叉搜索, 并应用到局部搜索中构成双重进化过程. 实验结果验证了所提出算法的有效性以及解决 UTDVRPTW 的可行性.

关键词: 不确定性; 时间窗; 双重进化人工蜂群算法

中图分类号: O221.6

文献标志码: A

Uncertain time-dependent vehicle routing problem with time window

LI Bing-fei^{1,2}, XIONG Zhi-yong¹, ZHANG Jian-ye², MAO Sheng², ZHAO Xiao-lin^{2†}

(1. Laboratory of Science and Technology on Avionics Integration Technologies, Shanghai 200233, China; 2. School of Aeronautics and Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: The uncertain time dependent vehicle routing problems with time windows (UTDVRPTW) is proposed by introducing the uncertain theory and obtaining the minimal expected total cost as the goal. A variation of artificial bee colony algorithm is proposed to solve the problem. In the search process of requiring two points operating, the half stochastic optimal searching strategy is used to improve the traditional insertion operator and inversion operator, in which one point is randomly selected, and another point is selected by traversing the feasible solution space. Cross search is done respectively in the sum of the distance between different cities in the solution space and applied to the dual evolution form of local search. Experimental results show the effectiveness and feasibility of the proposed algorithm for solving the UTDVRPTW.

Keywords: uncertainty; time window; double evolutionary artificial bee colony algorithm

0 引言

带时间窗的车辆路径问题^[1-2](VRPTW)是运筹学和管理科学研究中的热点问题之一. 由于 VRPTW 带有服务时间的访问限制, 比 VRP 更贴近实际应用, 已被广泛地应用于交通、物流、无人机侦察任务调度等领域.

VRPTW 问题研究工作主要集中在求解算法研究上. Chiang 等^[3]和 Russell 等^[4]分别给出了求解 VRPTW 的禁忌搜索算法和分散搜索算法; 文献[5]建立了模糊时间窗车辆调度问题的多目标数学模型, 并提出了两阶段的求解算法; 文献[6]对可选时间窗约束的车辆调度问题进行研究, 并设计了改进的禁忌搜索算法; 文献[7]针对传统蚁群算法求解 VRPTW

容易陷入局部最优的问题提出了一种改进的混合蚁群算法; 文献[8]将钢包优化调度问题建模为一个 VRPTW 问题, 并采用分散搜索算法求解. 在实际应用中, 不同城市(顾客)之间旅行时间是不确定的, 针对此问题, 文献[9]提出了统计 VRP 模型, 把城市间的车辆所需要的时间用一个概率分布建模. 更进一步, 文献[10]把城市间所需时间及服务时间均用概率进行建模.

在 VRP 问题中, 当样本太少而无法估计概率分布, 特别是获得的信息比较模糊的情况下, 无法得到车辆在不同城市(顾客)间所需时间以及服务时间的概率模型时, 不得不请一些专家对事件发生的置信度进行评价. 以无人机遂行侦察任务为例, 在规划无人

收稿日期: 2016-04-17; 修回日期: 2016-07-10.

基金项目: 航空科学基金项目(20145596024).

作者简介: 李兵飞(1987-), 男, 工程师, 从事无人机任务规划、系统优化与决策等研究; 熊智勇(1973-), 男, 高级工程师, 从事系统工程的研究.

†通讯作者. E-mail: zhaoxiaolin00@mails.tsinghua.edu.cn

机侦察危险目标前,两个待侦察目标间的飞行时间、飞行速度、油料消耗以及敌方威胁都是不确定的,仅能得到这些因素不确定度,而无法得到这些因素的概率分布函数. Guo等^[11]将服务者出现的不确定性引入VRPTW问题; Sumalle等^[12]考虑了服务者需求的不确定以及灾害天气对VRPTW问题的影响; Wang等^[13]将不确定理论引入MTSP问题,把城市之间的代价都看作是不确定的,提出了不确定MTSP(UncertainMTSP)问题. 但是UMTSP问题并未考虑时间窗约束与车辆速度变化的情况. 实际上,VRP问题往往含有时间窗约束,并且车辆的速度在交通状况、天气等因素影响下是变化的,同时由于样本太少而导致难以得到速度变化的概率分布. 针对这一问题,重点考虑了不确定条件下速度时变的VRPTW问题,构建了UTDVRPTW(uncertain time-dependent vehicle routing problem with time window)模型,设计了一种新的人工蜂群算法进行求解,并通过实例验证了模型和求解方法的有效性.

1 UTDVRPTW模型

设B为基地; 待服务的顾客集合为 $G = \{1, 2, \dots, N\}$, N 为顾客数目; q_i 为顾客*i*所需的货物载重量,为常数; 车辆集合为 $K = \{1, 2, \dots, M\}$; Q_i 为第*i*辆车的载重量,为常数; 决策变量为 $X = \{x_{ijk} | i, j \in G \cup B, k \in K\}$, 当第*k*辆车从顾客*i*所在地开往顾客*j*所在地时, $x_{ijk} = 1$, 否则 $x_{ijk} = 0$; s_{ik} 为第*k*辆车在顾客*i*的服务时间, 对于确定的*i*和*k*, s_{ik} 为常数; W_{ik} 为第*k*辆车到达顾客*i*时的等待时间, 为不确定变量; D_{ik} 为第*k*辆车到达*i*地时的延误时间, 为不确定变量; d_{ik} 为从*i*地到达*j*地的距离, 为常数; ρ 为赋权常数, $0 < \rho < 1$; c_0 为加权系数.

UTDVRPTW的数学模型如下:

$$\min \rho \left(\sum_{i=0}^N \sum_{k=1}^M W_{ik}(\mathbf{X}) + \sum_{i=0}^N \sum_{k=1}^M D_{ik}(\mathbf{X}) \right) + (1 - \rho) \left(\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{k=1}^M d_{ij} x_{ijk} + c_0 \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^M x_{0jk} \right). \quad (1)$$

UTDVRPTW模型中第1项表示所有车辆早到的等待时间; 第2项表示所有车辆迟到, 顾客的等待时间; 第3项表示车辆行驶的总路程; 第4项表示使用*k*辆车的固有代价. 后两项在车辆数目和路径规划完成之后就是确定的, 而前两项为不确定的.

约束条件为

$$\forall j \in G, \sum_{i=0}^N \sum_{k=1}^M x_{ijk} = 1; \quad (2)$$

$$\forall h \in G, \sum_{i=0}^N \sum_{k=1}^M x_{ihk} - \sum_{j=0}^N \sum_{k=1}^M x_{hjk} = 0; \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^M x_{0jk} = 1; \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^M x_{i0k} = 1; \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^N q_i \sum_{j=1}^N x_{ijk} \leq Q_k, k \in K; \quad (6)$$

$$\forall S \subseteq G, \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_{ijk} |S| - 1. \quad (7)$$

式(2)表示每个顾客仅访问一次, 式(3)表示服务后即离开, 式(4)表示每辆车从基地出发, 式(5)表示每辆车返回基地, 式(6)表示第*k*辆车运送的货物满足其载重量约束, 式(7)表示删除路径中的子环.

因为目标函数中存在不确定变量, 无法直接得到最优解, 所以采用期望将目标函数转化为确定条件下的函数, 目标函数等价

$$\min E \left[\rho \left(\sum_{i=0}^N \sum_{k=1}^M W_{ik}(\mathbf{X}) + \sum_{i=0}^N \sum_{k=1}^M D_{ik}(\mathbf{X}) \right) + (1 - \rho) \left(\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{k=1}^M d_{ij} x_{ijk} + c_0 \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^M x_{0jk} \right) \right]. \quad (8)$$

1.1 速度时变的处理

实际中, 车辆速度主要受道路拥堵情况的影响. 采用文献[14]中的时变速度模型, 假设一天可分为*k*个时间段, 每个时间段对应一个乘子 $c_k (k \neq 0)$. 乘子用来表示对应时间段内经过单位路程所需的时间, 乘子越大, 说明对应时间段内的道路拥挤程度越大, 行驶速度越慢. b_k 表示的是客观世界的时间; 同文献[14], 采用 t_k 表示在第*k*个客观时间域内, 某车辆经过单位距离长度所花的实际时间, t_k 和 b_k 的关系可以表示为

$$t_k = (b_k - b_{k-1})/c_k + t_{k-1}. \quad (9)$$

1.2 期望旅行总时间、等待总时间和延迟总时间的计算

常见的不确定性分布有线性不确定分布、之字形不确定分布、经验不确定分布、正态不确定分布和对数正态分布^[15]. 其中经验不确定分布包括线性和之字形不确定分布. 由于正态分布的自变量是全体实数, 对数正态分布的自变量从0开始, 均不符合文中对旅行时间的描述, 因而选择经验分布. 考虑到模型实际计算中的简便性, 以及线性不确定分布的探究对其他经验不确定分布的适用性, 采用线性不确定分布刻画不确定旅行时间.

假设车辆以某一标准速度 v 行驶单位距离所花的时间服从不确定线性分布 $\mathcal{L}(a, b)$. 其现实意义为: 在不确定的经验评估体系中, 专家100%确定车辆以恒定速度 v 行驶单位距离所花的时间既不会小于 a , 也不会大于 b . 线性不确定分布服从以下定理^[15]:

定理1 假设 ξ_1 和 ξ_2 为独立线性不确定变量, 分别服从 $\mathcal{L}_1(a_1, b_1)$ 和 $\mathcal{L}_2(a_2, b_2)$, 那么 $\xi_1 + \xi_2$ 也是一个不确定变量, 服从 $\mathcal{L}(a_1 + a_2, b_1 + b_2)$, 即

$$\mathcal{L}_1(a_1, b_1) + \mathcal{L}_2(a_2, b_2) = \mathcal{L}(a_1 + a_2, b_1 + b_2). \quad (10)$$

线性不确定变量 ξ 和标量 k 的乘积也是一个线性不确定性变量, 即

$$k\mathcal{L}(a, b) = \mathcal{L}(ka, kb). \quad (11)$$

为了在某确定距离的基础上, 更精确地描述不确定旅行时间, 通过离散化行驶距离, 假设从 i 地到 j 地所花时间 T_{ij} 为各单位长度上所花时间 T_u 之和, 即 $T_{ij} = \sum_{u=1}^{d_{ij}} T_u$. 故由定理1可得, 从 i 地到 j 所花费时间服从的不确定线性分布 $\mathcal{L}_{ij}(a_{ij}, b_{ij})$ 的两个参数满足 $a_{ij} = a \cdot d_{ij}$ 和 $b_{ij} = b \cdot d_{ij}$.

假设第 k 辆车到达 i 地的时刻为 A_{ik} , 在 i 地服务的时间为 s_i , 完成服务离开 i 地的时刻为 L_{ik} , 则

$$L_{ik} = A_{ik} + s_i. \quad (12)$$

到达下一个顾客 j 所花费时间为 T_{ij} (不含中间节点), 则

$$A_{jk} = L_{ik} + T_{ij}. \quad (13)$$

由于 L_{ik} 不确定, 而车辆速度时变, 设 $T_{ij} = F_{ij}(L_{jk})$, 并假设从 i 地出发的时刻在 t 域中为 t_s , 对应 b 域中为 b_s , 则从 i 地到 j 地的期望时间 $\mu_{ij}(t)$ 为

$$\begin{aligned} \mu_{ij}(t) = E(F_{ij}(t)) = & \int_{t_0-t}^{t_1-t} (b_0 - b + c_1(x - (t_0 - t))) d\Phi_{ij} + \\ & \int_{t_1-t}^{t_2-t} (b_1 - b + c_2(x - (t_1 - t))) d\Phi_{ij} + \\ & \int_{t_2-t}^{t_3-t} (b_2 - b + c_3(x - (t_2 - t))) d\Phi_{ij}. \end{aligned} \quad (14)$$

式(14)中3个积分项分别表示从 i 地到 j 地经历不同速度下的期望时间. 每一个积分项中, Φ_{ij} 为标准速度 v 下从 i 地到 j 地所花时间服从的不确定分布, 其余部分表示速度变化对时间的影响. 根据 d_{ij} 以及 t 的不同, 车辆在行驶过程中也可能经历了两个或三个速度阶段. 计算不确定积分, 式(14)等价于

$$\begin{aligned} \mu_{ij}(t) = & (b_0 - b + c_1(x - (t_0 - t))) \Phi_{ij}(x) \Big|_{t_0-t}^{t_1-t} - \\ & c_1 \int_{t_0-t}^{t_1-t} \Phi_{ij}(x) dx + (b_1 - b + c_2(x - (t_1 - \\ & t))) \Phi_{ij}(x) \Big|_{t_1-t}^{t_2-t} - c_2 \int_{t_1-t}^{t_2-t} \Phi_{ij}(x) dx + (b_2 - \end{aligned}$$

$$b + c_3(x - (t_2 - t))) \Phi_{ij}(x) \Big|_{t_2-t}^{t_3-t} - c_3 \int_{t_2-t}^{t_3-t} \Phi_{ij}(x) dx, \quad (15)$$

整理后, 得

$$\begin{aligned} \mu_{ij}(t) = & [b_0 - b + c_1(t_1 - t_0)] \Phi_{ij}(t_1 - t) - \\ & (b_0 - b) \Phi_{ij}(t_0 - t) - c_1 [\Psi_{ij}(t_1 - t) - \\ & \Psi_{ij}(t_0 - t)] + [b_1 - b + c_2(t_2 - \\ & t_1)] \Phi_{ij}(t_2 - t) - (b_1 - b) \Phi_{ij}(t_1 - t) - \\ & c_2 [\Psi_{ij}(t_2 - t) - \Psi_{ij}(t_1 - t)] + [b_2 - \\ & b + c_3(t_3 - t_2)] \Phi_{ij}(t_3 - t) - (b_2 - \\ & b) \Phi_{ij}(t_2 - t) - c_3 [\Psi_{ij}(t_3 - t) - \Psi_{ij}(t_2 - t)]. \end{aligned} \quad (16)$$

其中

$$\begin{aligned} \Phi_{ij}(x) = & \begin{cases} 0, & x \leq a \cdot d_{ij}; \\ (x - a \cdot d_{ij}) / d_{ij} (b - a), & a \cdot d_{ij} < x \leq b \cdot d_{ij}; \\ 1, & x > b \cdot d_{ij}; \end{cases} \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \Psi_{ij}(x) = & \begin{cases} 0, & x \leq a \cdot d_{ij}; \\ \frac{x^2 - 2a \cdot d_{ij} x + (a \cdot d_{ij})^2}{2(b - a)d_{ij}}, & a \cdot d_{ij} < x \leq b \cdot d_{ij}; \\ \frac{a - b}{2} d_{ij} + x, & x > b \cdot d_{ij}. \end{cases} \end{aligned} \quad (18)$$

式(16)的离散形式可写为

$$\begin{aligned} \mu_{ij}(t) = & \sum_{k=0}^2 [(b_k - b + c_{k+1}(t_{k+1} - t_k)) \Phi_{ij}(t_{k+1} - \\ & t)] - \sum_{k=0}^2 (b_k - b) \Phi(t_k - t) - \\ & \sum_{k=0}^2 c_{k+1} [\Psi_{ij}(t_{k+1} - t) - \Psi_{ij}(t_k - t)]. \end{aligned} \quad (19)$$

由式(19), 不确定时变条件下车辆 k 到达顾客 j 的期望时间为

$$\begin{aligned} E(A_{jk}) = & E(L_{ik}) + E[E[T_{ij}|A_{ik} = a_{ik}]] = \\ & E(L_{ik}) + E[E[T_{ij}(L_{ik})]] = \\ & E(L_{ik}) + E[m_{ij}(L_{ik})], \end{aligned} \quad (20)$$

其中 $E[E[T_{ij}|A_{iv} = a_{iv}]]$ 强调了 T_{ij} 与出发时间的必然联系. 将式(12)代入, 得到

$$E(A_{jk}) = E(A_{ik}) + s_i + E[\mu_{ij}(L_{ik})]. \quad (21)$$

其中

$$E[\mu_{ij}(L_{ik})] = \int_0^{+\infty} \mu_{ij}(L_{ik}) f_{L_{ik}}(l_{ik}) dl_{ik}. \quad (22)$$

将 μ_{ij} 在 $E(L_{ik})$ 处进行不确定条件下的一阶泰勒展开, 有

$$\begin{aligned} \mu_{ij}(L_{ik}) = & \\ \mu_{ij}[E(L_{ik})] + \mu'_{ij}[E(L_{ik})][L_{ik} - E(L_{ik})] + & \\ \frac{1}{2}\mu''_{ij}[E(L_{ik})][L_{ik} - E(L_{ik})]^2. & \end{aligned} \quad (23)$$

故 μ_{ij} 的一阶近似方程为

$$\begin{aligned} E[\mu_{ij}(L_{ik})] \cong & \\ \int_0^{+\infty} \{ \mu_{ij}[E(L_{ik})] + \mu'_{ij}[E(L_{ik})][L_{ik} - & \\ E(L_{ik})] \} f_{L_{ik}}(l_{ik}) dl_{ik} = & \\ \mu_{ij}[E(L_{ik})] \int_0^{+\infty} f_{L_{ik}}(l_{ik}) dl_{ik} + 0 = & \\ \mu_{ij}[E(L_{ik})]. & \end{aligned} \quad (24)$$

不确定过程采用线性不确定分布,二阶以及更高阶的不确定泰勒展开式为0,故式(20)等价于

$$E(A_{jk}) = E(A_{ik}) + s_i + \mu_{ij}[E(L_{ik})]. \quad (25)$$

式(25)的意义在于:服从线性不确定的时间过程中,从*i*地到达*j*地的旅行时间的期望可按*i*地到达时间的期望为起始时间计算,去除了到达*i*地时间的不确定性对旅行时间期望的影响。

设第*k*辆车到达*i*地之前总服务时间为 s_{ik} ,若总服务时间不小于*i*地时间窗最小值,即 $s_{ik} \geq T_{ie}$,则期望等待时间必然为0;反之,在*i*地的期望等待时间

$$\begin{aligned} E_{ik}(x) = & \\ \int_{t_0}^{T_{ie}-s_{ik}} (T_{ie} - s_{ik} - x) d\Phi_{ik}(x) = & \\ (T_{ie} - s_{ik} - x)\Phi_{ik}(x)|_{t_0}^{T_{ie}-s_{ik}} + \int_{t_0}^{T_{ie}-s_{ik}} \Phi_{ik}(x) dx = & \\ \Psi_{ik}(T_{ie} - s_{ik}) - \Psi_{ik}(t_0) - (T_{ie} - s_{ik} - x)\Phi_{ik}(t_0). & \end{aligned} \quad (26)$$

其中 $\Phi_{ik}(x)$ 和 $\Psi_{ik}(x)$ 分别表示不考虑服务时间的情况下,第*k*辆车行驶到*i*地的时间所服从的不确定分布及对应的积分函数。同理,当总服务时间不小于*i*地时间窗最大值,即 $s_{ij} \geq T_{il}$,期望延误时间

$$D_{ik}(x) = E(L_{ik}) - T_{il}, \quad (27)$$

说明需要用*i*地的期望离开时间减去时间窗最大值,因为该地的服务时间可能导致延误。反之,则

$$\begin{aligned} D_{ik}(x) = \int_{T_{il}-s_{ik}}^{t_3} [x - (T_{il} - s_{ik})] d\Phi_{ik}(x) = & \\ [x - (T_{il} - s_{ik})]\Phi_{ik}(x)|_{T_{il}-s_{ik}}^{t_3} - \int_{T_{il}-s_{ik}}^{t_3} \Phi_{ik}(x) dx = & \\ [t_3 - (T_{il} - s_{ik})]\Phi_{ik}(t_3) - \Psi_{ik}(t_3) + \Psi_{ik}(T_{il} - s_{ik}). & \end{aligned} \quad (28)$$

综上,由式(26)~(28)可得到期望等待时间和延误时间。

2 改进的人工蜂群算法求解UTDVRPTW

人工蜂群算法是一种模拟蜜蜂群体寻找优良蜜源的仿生智能计算方法^[16]。针对UTDVRPTW的特点,首先定义期望前推值:

$$E(PF_j) = E(b_{ju} - E(b_j)), \quad (29)$$

$$E(PF_{j+1}) = \max\{0, E(PF_j - E_{jk})\}, \quad (30)$$

其中 $E(PF_j)$ 为顾客*j*在插入顾客*u*之后的服务开始时间。

1) 终止条件。一般条件下,以完成足够迭代次数作为算法的终止条件。

此外,若全局搜索过程产生的解也迅速收敛,则可判定终止。这种方法可以避免以计算次数为终止条件的冗余迭代,时效性好,具有动态场景下的应用价值。缺点是在全局搜索过程中可能迭代次数不够,导致算法最佳效能未能发挥。

令相邻两次迭代的最优解差值为 ϵ , trial 为迭代次数,设置迭代终止条件为 $\text{trial}_{\epsilon=0} = \beta \text{Limit}$,其中 Limit 代表算法中判断某不断更新可行解是否陷入局部搜索的迭代次数。邻域搜索 β 为约束系数,设定其值大于1,以在迭代终止前利用全局搜索的部分能力。

2) 解的编码方式。用数字表示相应的城市,其中0表示供应地,其余数字对应顾客。序列首尾数字均为0,表示车辆从基地出发,再返回供应地;数字排列的顺序代表的是车辆访问顾客的顺序。

将各子路径首尾相接,构成一个长序列,用此方式来表示一个可行解。序列中第*i*段旅程并不按顺序赋给第*i*辆车,全序列仅表示存在这样一个解,避免了因给不同的车辆分配相同的路径而造成冗余。

以14个城市,3个邮递员为例,初始序列如图1所示。

0	11	2	7	0	13	6	10	3	8	5	0	1	14	9	4	12	0
---	----	---	---	---	----	---	----	---	---	---	---	---	----	---	---	----	---

图1 初始序列示意图

3) 初始化。首先,将蜂群中的所有蜜蜂派出采蜜,并通过计算适应值评价蜜源的优劣。指定采到前50%优质蜜源的蜜蜂为雇佣蜂,其余蜜蜂为跟随蜂。雇佣蜂和跟随蜂的数目相同,均为种群数目的一半。初始解的生成步骤如下:

Step 1: 选择一种初始化方式,选择插入序列的第1个顾客。在每一个初始解生成过程中,选定一个初始化方式之后,所有的车辆遵循同一原则:

- i) 从当前未分配顾客中选择距离基地最远的顾客;
- ii) 从当前未分配顾客中选择时间窗终止时间点最靠前的顾客。

Step 2: 随机选择一辆车,对其进行访问顾客的分配。

Step 3: 选择 c_1 最小值处作为待评价顾客*u*的最优插入位置,从当前未插入顾客中选择 c_2 值最大的

顾客执行插入操作.

Step 4: 若该车辆服务的顾客需求量之和大于该车辆载重量或者违反时间窗约束,则再增加一辆车,转Step 2;否则将该顾客插入最佳位置,更新待分配顾客集,转Step 3.

Step 5: 若未分配的顾客集为空,则初始解构成完毕.

用到的公式包括

$$c_{11}(i, u, j) = d_{0i} + d_{0j} - d_{ij}, \quad (31)$$

$$c_{12}(i, u, j) = E(b_{ju}) - E(b_j), \quad (32)$$

$$c_1(i, u, j) = \alpha_1 \cdot c_{11}(i, u, j) + \alpha_2 \cdot c_{12}(i, u, j), \quad (33)$$

$$c_2(i, u, j) = \lambda \cdot d_{0u} - c_1(i, u, j). \quad (34)$$

时间窗约束为

$$E(b_u) < T_{lu}, \quad (35)$$

$$E(b_k) + E(PF_k) \leq T_{lk}. \quad (36)$$

4) 适应值. 目标函数按下式计算:

$$\begin{aligned} \text{fit} = & \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{k=1}^M x_{ijk} d_{ij} + c_e \sum_{i=1}^M E(T_e) + \\ & c_d \sum_{i=0}^M E(T_d) + \gamma \sum_{k=1}^M q_k. \end{aligned} \quad (37)$$

目标函数第1项为车辆行驶的总距离,第2项为总期望等待时间代价,第3项为总期望延误时间代价,第4项为载重量约束违反代价,第5项为车辆固有代价.其中: c_e 和 c_d 为分别对应的权值,为常数; γ 为自适应约束系数,影响载重量约束的大小;由于初始化过程中已经把车辆数缩减到最小,故目标函数中不包含车辆数.初始车辆上限由初始解生成过程决定,若减少车辆数不能生成可行解,则保留原最少车辆数. γ 越大,对可行解的限制越大,搜索范围越小; γ 越小,对可行解的限制越小.搜索范围扩大,可能出现违反载重量约束的解.文中 γ 值是随搜索过程动态变化,在一次局部搜索中,若较优解中违反载重约束解的数目超过总数的一半,则 $\gamma = \gamma \cdot \phi$,否则 $\gamma = \gamma / \phi$, ϕ 为常数.

5) 选择和跟随.在雇佣蜂阶段之后,所有蜜蜂交流信息,跟随蜂需要根据概率 p_i 对雇佣蜂找到蜜源通过轮盘赌机制进行选择, p_i 按轮盘赌方法计算^[16].

6) 局部搜索过程.在雇佣蜂阶段和跟随蜂阶段均进行局部搜索,具体流程如下:

Step 1: 随机选取插入点 r_1 ,记 r_2 为插入位置.

Step 2: 遍历所有可行的插入位置,计算各可行位置处的 c_3 值.

Step 3: 选择使 c_3 值最小的位置,并将 r_1 处的顾客

插入到该位置

$$c_3(i, u, j) = \beta_1 c_{11}(i, u, j) + \beta_2 c_{12}(i, u, j) + \beta_3 c_{13}(i, u, j). \quad (38)$$

其中

$$c_{13}(i, u, j) = c_e \left(\sum_{h \in H} E_{hv}(r_k) - E_{hv}(r) \right) + c_d \left(\sum_{h \in H} D_{hv}(r_k) - D_{hv}(r) \right), \quad (39)$$

H 表示子序列中位于插入顾客之后的顾客集, r_k 和 r 表示的是插入顾客之后和之前的子序列.这个过程中,序列的所有位置均为可行位置,计算对应的时间窗约束惩罚值即可,不用进行可行插入检测.如图2所示.

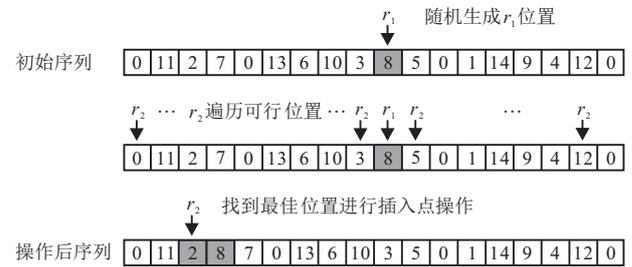


图2 局部搜索插入点算子

对于生成的新解,选择机制如下:i)若生成的新解适应值优于原解,则保留新解.ii)若生成的新解适应值劣于原解,则生成随机数 r ;若 $r < e^{-(f_N - f)} / \beta$,则保留新解,否则保留原解.其中: f_N 和 f 分别是新解和原解的适应值, β 是与迭代值相关的自适应系数.每次迭代之后设置 $\beta = c_\beta \cdot \beta$ ($0 < c_\beta < 1$),这样便保证了在迭代初期可行解的多样性以及迭代后期解的收敛性.

7) 侦察蜂阶段.如果一个蜜源经过Limit次邻域搜索仍未得到改善,它将被舍弃并由新解代替.使用交换逆转序列算子生成新解,即随机选取序列中的4个位置 r_1, r_2, r_3, r_4 ($r_1 < r_2 < r_3 < r_4$), r_1 和 r_2 确定一个序列, r_3 和 r_4 确定另一个序列;然后交换这两个序列的位置,并将这两个序列顺序逆转.如图3所示.

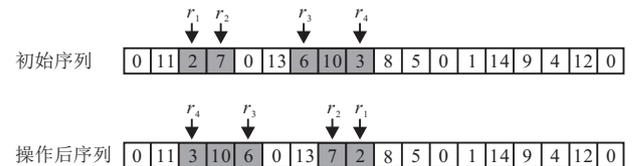


图3 交换逆转序列算子

这一算子能够较大程度地破坏原序列僵化的结构,影响序列总长度,改变访问的时间过程.侦察蜂阶段中侦察蜂数目设为1,因为改变设定Limit的值同样可以改变全局搜索的次数,因而只控制一个变量.

8) 时间优化.在通过改进后的人工蜂群算法求

解后, 还可通过调节出发时间完成对解的进一步优化. 首先设置所有车辆从基地出发的时间为0; 随后依次以1个单位时间步长对每条路径的出发时间进行后推, 直到路径中车辆到达每个顾客都有延误时间, 停止迭代. 这种时间优化方法可以进一步减小等待和延误的时间代价.

改进后算法框图如图4所示.

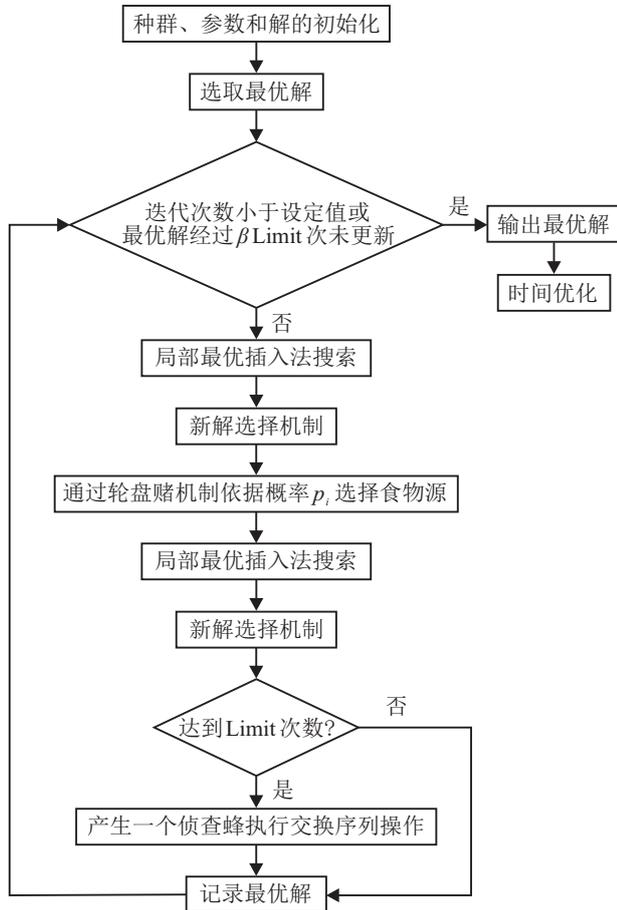


图4 改进后的人工蜂群算法

3 实验结果及分析

对于标准VRPTW问题, 为了对各类算法进行验证与性能测试, Solomon标准测试集^[17]提供了100个客户点的算例, 按照节点的位置关系可以将测试数据分为3大类: R类、C类和RC类. 其中: R类数据中节点相对位置呈随机分布, 节点位置间无明显集簇关系; C类数据中节点呈集簇式分布, 节点分布于若干个中心位置附近; RC类数据介于两者之间. 由于目前没有适应于不确定条件下速度时变VRPTW的测试数据, 首先选取Solomon的C1类和R1类测试数据在标准情形下进行实验, 验证算法的可行性; 之后通过对数据库的改动在不确定时变条件下进行实验, 进行问题求解的研究.

$(c_e, c_d, \beta, \beta_1, \beta_2, \beta_3, c_\eta, \rho, \gamma, \phi)$ 的值设为 (0.1, 1, 3, 0.3, 0.3, 0.4, 0.99, 0.5, 1, 1.1), 种群大小为100, 采蜜

蜂与侦察蜂的数量均为50, Limit为20, 最大循环次数500.

初始化过程中, $(\alpha_1, \alpha_2, \lambda)$ 有4组值, 分别为 (1, 0, 1), (0, 1, 0), (1, 0, 2), (0, 1, 2). 从8个可行初始解中, 仅选择最佳初始解进行搜索. 全局搜索中的 $(\alpha_1, \alpha_2, \lambda)$ 值设为 (1, 1, 1).

在Windows XP环境下, 对每一个测试集均用Matlab R2012a ([7.14.0.739]版) 独立运行30次, 电脑配置为Intel Core E5300 CPU@2.6 Hz.

表1和表2给出了确定无时变条件下VRPTW的测试结果. 一般在100个顾客的条件下求解, 但数据库中R108和R112在100个顾客条件下没有公开的最优解, 因此在50个顾客条件下测试.

表1 确定非时变条件下C类测试数据的解

数据集	初始距离	优化后距离	最优距离	车辆数	等待时间	延迟时间
C101	855	828.9	827.3	10	0	0
C102	997	828.9	827.3	10	0	0
C103	855	828.9	826.3	10	0	0
C104	855	828.9	822.9	10	0	0
C105	852	828.9	827.3	10	0	0
C106	873	828.9	827.3	10	0	0
C107	864	828.9	827.3	10	0	0
C108	893	828.9	827.3	10	0	0
C109	893	828.9	827.3	10	0	0

表2 确定非时变条件下R类测试数据的解

数据集	初始距离	优化后距离	最优距离	车辆数	等待时间	延迟时间
R101	2023.2	1618.4	1637.7	20	756.6	31.3
R102	1878.9	1497.2	1466.6	18	684.1	23.7
R103	1668.4	1258.6	1208.7	14	465.3	14.9
R104	1334.0	1119.2	971.5	11	237.2	9.0
R105	1754.0	1406.7	1355.3	15	308.5	42.5
R106	1552.1	1267.8	1234.6	13	284.5	49.3
R107	1414.4	1203.2	1064.6	11	82.6	100.9
R108.50	787.0	658.2	617.7	6	30.0	52.3
R109	1645.4	1267.3	1146.9	13	188.4	13.9
R110	1466.5	1171.5	1068	12	134.3	6.8
R111	1471.5	1147.1	1048.7	12	230.3	31.8
R112.50	827.8	663	630.2	6	31.7	0

论文推导均在不确定和时变条件下进行, 但这一部分实验中的违反时间窗代价均在确定条件下计算. 大多数改进人工蜂群算法得到的结果没有超过现有的最佳结果, 但偏差较小.

最终结果比初始解要好, 主要是因为算法中所做的一些改进: 初始化过程提供了较好的初始解; 由于局部搜索加入了目的性的插入过程, 搜索指引性较强; 搜索到新解后的保存机制保证了迭代初期的多样性和迭代后期的收敛性; 全局搜索具有扩大搜索空间的功能, 产生了新解; 时间优化过程进一步改进了服务时间.

由于惩罚因子 c_e 和 c_d 取值不同,对于大多数测试集,总等待时间比总延迟时间要长得多.时间段内车辆每单位长度分别花费1、1.2、1.1单位时间.

设定不同的行驶单位距离所花费的时间服从不确定分布,所得到的解都不相同;实验中将行驶单位长度所花费的时间服从的线性不确定分布设为 $\mathcal{L}(0.98, 1.01)$.

表3和表4展示了不确定时变条件下的解.与确定条件下不同,这种条件下所采用的车辆数一般较多,因为行车速度在后两个时间段内较慢;此外,车辆在速度较高的情况下更倾向于访问离当前节点更远的顾客.

表3 不确定时变条件下C类测试数据的解

数据集	初始距离	优化后距离	车辆数	等待时间	延迟时间
C101	928.9	902.7	10	0	8.5
C102	998.6	902.7	10	0	8.5
C103	1081.2	902.7	10	0	8.5
C104	1079.7	902.7	10	0	8.5
C105	928.9	902.7	10	0	8.5
C106	950.7	902.7	10	0	8.5
C107	948.7	902.7	10	0	8.5
C108	977.4	902.7	10	0	8.5
C109	1094.5	902.7	10	0	8.5

表4 不确定时变条件下R类测试数据的解

数据集	初始距离	优化后距离	车辆数	等待时间	延迟时间
R101	2227.5	1838.9	21	804.7	23.2
R102	2086.9	1647.2	19	661.7	38.9
R103	1752.6	1472.8	15	479.6	26.8
R104	1429.2	1228.7	11	90.1	43.1
R105	1768.9	1581.0	15	273.9	37.8
R106	1746.5	1451.4	14	319.7	44.3
R107	1655.3	1288.6	12	199.2	9.13
R108.50	850.7	738.0	6	27.0	21.6
R109	1724.7	1389.4	13	186.3	9.1
R110	1518.2	1314.1	12	183.0	9.7
R111	1629.6	1236.2	12	261.4	15.0
R112.50	852.3	779.8	6	1.1	20.0

4 结论

本文提出了不确定时变条件下速度时变的VRPTW问题模型(UTDVRPTW)数学模型,并提出了一种改进的人工蜂群算法进行求解.实验结果表明了所提算法求解传统问题和解决UTDVRPTW的有效性.

参考文献(References)

[1] 黄震, 罗中良, 黄时慰. 一种带时间窗车辆路径问题的混合蚁群算法[J]. 中山大学学报:自然科学版, 2015, 54(1): 41-46.
(Huang Z, Luo Z L, Huang S W. Application research of hybrid ant colony algorithm in vehicle routing problem with time windows[J]. University SunYatseni: ACTA Scientiarum Naturalium, 2015, 54(1): 41-46.)

[2] Braysy O, Gendreau M. Vehicle routing problem with time windows, Part I: Route construction and local search algorithms[J]. Trans Science, 2005, 39(1): 104-118.

[3] Chiang W C, Russell R A. A reactive tabu search metaheuristics for the vehicle routing problem with time windows[J]. J of Heuristics, 2008, 14(5): 425-455.

[4] Russell R A, Chiang W C. Scatter search for the vehicle routing problem with time windows[J]. European J of Opeartional Research, 2006, 169(2): 606-622.

[5] Tang J F, Pan Z D, Richard Y K, et al. Vehicle routing problem with fuzzy time windows[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2009, 160(5): 683-695.

[6] 马华伟, 杨善林. 可选时间窗车辆调度问题的改进禁忌搜索算法[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(16): 4454-4457.
(Ma H W, Yang S L. Improved tabu search algorithm for vehicle routing problem with alternative time windows[J]. J of System Simulation, 2008, 20(16): 4454-4457.)

[7] Paolo Toth, Daniele Vigo. The vehicle routing problem[M]. Society for Industrial and Applied Mathematics Philadelphia, 2002: 155-181.

[8] 谭园园, 魏震, 王森, 等. 基于VRPTW-AT模型的钢包优化调度方法[J]. 系统工程学报, 2013, 28(1): 94-100.
(Tan Y Y, Wei Z, Wang S, et al. Optimization algorithm for ladle scheduling based on the VRPTW-AT model[J]. J of System Engineering, 2013, 28(1): 94-100.)

[9] Gendreau, M, Laporte, G, Seguin, R. Stochastic vehicle routing[J]. European J of Opeartional Research, 1996, 8(1): 3-12.

[10] Campbell M A, MTWB Gendreau. The orienteering problem with stochastic travel and service times[J]. Ann Oper Res, 2011, 186(1): 61-81.

[11] Guo Z G, Mak K L. A heuristic algorithm for the stochastic vehicle routing problems with soft time windows[C]. Proc of the 2004 Congress on Evolutionary Computation. 2004, 2: 1449-1456.

[12] Sumalee A, K Uchida, HKW Lam. Stochastic multi-modal transport network under demand uncertainties and adverse weather condition[J]. Trans Research Part C, 2011, 19(2): 338-350.

[13] Wang Z T, Guo J S, Zheng M F, et al. Uncertain multi-objective traveling salesman problem[J]. European J of Opeartional Research, 2014, 241(2): 478-489.

[14] Duygu Tas, Nico Dellasert, Tom van Voensel, et al. The time-dependent vehicle routing problem with soft time windows and stochastic travel times[J]. Trans Research Part C, 2014, 48(1): 66-83.

[15] Liu B. Uncertainty theory[M]. 5th ed. Berlin: Springer-Verlag, 2014: 31-42.

[16] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Turkey: Computer Engineering Department, Erciyes University, 2005.

[17] Solomon M M. VRPTW benchmark problems[EB/OL]. (2005-05-24)[2016-01-04]. <http://w.cba.neu.edu/~msolomon/problems.htm>.