

求解软时间窗装卸一体车辆路径问题的布谷鸟算法

戚艳君¹, 陈超¹, 高杨军¹, 刘正元²

(1. 空军工程大学装备管理与安全工程学院, 西安, 710051;

2. 94106 部队, 西安, 710614)

摘要 带软时间窗的装卸一体车辆路径问题是组合优化中典型的 NP-hard 问题, 针对标准布谷鸟搜索算法后期收敛速度慢, 容易陷入局部最优的缺陷, 提出了节约算法和随机概率混合的初始化改进策略以及动态发现概率和信息素导向变异机制的改进策略, 通过标准测试函数对算法进行定量测试, 证明了改进布谷鸟搜索算法的性能优势。将改进的算法应用于求解带软时间窗装卸一体的车辆路径问题, 并与现有的优秀算法进行对比, 验证了改进的布谷鸟搜索算法在实际工程领域的优越性。

关键词 装卸一体车辆路径问题; 布谷鸟算法; 信息素导向; 动态发现概率; 软时间窗

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2017.06.017

中图分类号 TP301.6; TP391.9 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2017)06-0101-08

A Cuckoo Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup-delivery and Soft Time Windows

QI Yanjun¹, CHEN Chao¹, GAO Yangjun¹, LIU Zhengyuan²

(1. Material management and safety engineering College, Air Force Engineering University,

Xi'an 710051, China; 2. Unit of 94106, Xi'an 710614, China)

Abstract: The vehicle routing problem with simultaneous pickup-delivery and soft time windows (VRPSP-DSTW) is typical of NP-hard combination problem. Aimed at the problems that convergence speed is slow and easy to fall into local optimum value at the later stage for standard cuckoo search algorithm (CS), this paper puts an improved strategy based on the mixture of saving algorithm and stochastic probability in initialization, and adopts the dynamic discovery probability and variation mechanism of pheromone orientation. The performance of the modified cuckoo search algorithm (MCS) is proved by quantitative test. And then the modified algorithm is applied to solve the vehicle routing problem with simultaneous pickup-delivery and soft time windows, compared with the existing algorithm, and the superiority of the modified cuckoo algorithm in practical engineering is verified.

Key words: cuckoo search algorithm; dynamic discovery probability; pheromone orientation; vehicle routing problem with simultaneous pickup-delivery and soft time windows

合理优化车辆运输路径, 能够有效提高运输效率, 在减少运输费用^[1]、避免重复运输、减少碳

收稿日期: 2017-04-25

作者简介: 戚艳君(1993—), 女, 河北唐山人, 硕士生, 主要从事智能算法研究. E-mail: 845306146@qq.com

引用格式: 戚艳君, 陈超, 高杨军, 等. 求解软时间窗装卸一体车辆路径问题的布谷鸟算法 [J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2017, 18(6):101-108. QI Yanjun, CHEN Chao, GAO Yangjun, et al. A Cuckoo Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup-delivery and Soft Time Windows [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2017, 18(6):101-108.

排放量等方面具有较大社会和经济效益。装卸问题(pick-up and delivery problem, PDP)是一种典型的车辆路径规划问题,而在此基础上拓展的带时间窗的装卸一体车辆路径问题对客户需求加入时间窗约束,允许客户预定被服务时间,车辆在客户提供的时间范围内满足客户的同时送货和取货的双重需求。

受维度、车辆数量等因素影响,带时间窗的装卸一体车辆路径问题是一个 NP-hard 组合优化问题。近年来,专家学者们在运用模拟仿生智能算法解决高维车辆路径的问题上做了大量的研究,并取得了很好的效果。对于经典启发式算法, Moccia L^[2] 等人通过实例证实了禁忌搜索法在局部寻优和计算时间上的优势,随后,如变邻域搜索(VNS)^[3]、引导策略搜索算法(GLS)^[4]、迭代局部搜索算法(ILS)^[5]等各种禁忌搜索算法的变形也被广泛应用于 VRP-SPD 问题的求解,并优化了求解结果。同时,模拟退火算法(SA)^[6-7]、遗传算法(GA)^[8]、粒子群算法(PSO)^[9]等智能算法以及各种混合算法得到更大的研究发展并被大量应用于解决带时间窗的装卸一体车辆路径问题,取得了较好的效果,但上述算法都存在一定的局限性,例如:GA 算法在寻优进化中能够找到相对较好的可行解,但其计算效率较低,用时过长;SA 算法在寻优过程中速度较快,耗时短,但其鲁棒性却较弱。

Yang X S 于 2009 年提出了布谷鸟算法(Cuckoo search Algorithm, CS)^[10],通过莱维飞行的过程随机游走寻优,搜索性能好,并且参数较少,鲁棒性强,是一种比较新颖、高效的智能算法。但是目前仍存在搜索活力不足、精度不高等缺点。很多专家学者对 CS 算法做了大量的研究^[11-20],同时针对标准 CS 算法的不足提出了很多的改进措施。

本文在标准 CS 算法的基础上,针对软时间窗装卸一体车辆路径问题,提出了一种基于节约算法和动态发现概率的改进型 CS 算法。实验数据证明,改进后的 CS 算法能够有效提高算法搜索能力,相对经典算法在车辆调度问题中具有优势。

1 软时间窗的装卸一体车辆路径问题

1.1 问题描述

带软时间窗的装卸一体车辆路径问题(VRP-SPDSTW)是车辆路径问题的一类重要拓展,本文假设配送中心的车辆载重量相同,需要满足的基本约束有:①每个客户点的装货和卸货需求都不超过车辆的载重且都被满足;②每辆车从配送中心出发,

只配送一次,任务结束后必须返回配送中心;③在路径上的任意客户点,每辆车的载重都不能超过车辆的载重量;④每个客户点只能由一辆车服务一次。

1.2 数学模型

假设配送中心配备 K 辆相同车型的运送车辆, N 为需要提供装货和卸货服务的客户, $V = \{0\} \cup N$, 其中:0 代表配送中心。每辆车的标准载重为 W , 每个客户的装货量为 $P_i (i=1, 2, \dots, N)$, 卸货量为 $D_i (i=1, 2, \dots, N)$, 每辆车从配送中心出发时的载重量为 W_k , 配送车辆离开客户 i 时车的载重量为 W_i , 客户 i 到客户 j 的运输距离为 D_{ij} , 客户 i 到客户 j 的运输成本为 C_{ij} , 配送中心到客户点 i 的运输成本为 C_{0i} , 车辆 k 到达客户 i 的时间为 T_{ki} , 在客户点 i 的等待时间为 t_{ki} , 在客户 i 处的服务时间为 S_i , 客户 i 到客户 j 的运输时间为 t_{ij} , 客户 i 的允许服务时间范围为 $[T_{Ei}, T_{Li}]$, 车辆离开和返回配送中心的时间分别为 L_{k_0}, R_{k_0} , 配送中心对车辆的时间要求为 $[T_{E0}, T_{L0}]$, 车辆违反约束条件的惩罚系数为 R , 总配送成本为 Z 。

根据上述描述,建立 VRPSPDTW 问题的数学模型如下:

$$\min Z = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^K c_{ij} x_{kij} + R \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K \max((T_{ki} - T_{Lii}), 0) \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \forall i, j \in V, k \in \quad (2)$$

$$\min k \quad (3)$$

$$x_{kij} = \begin{cases} 1 & \text{车辆 } k \text{ 经由客户 } i \text{ 到客户 } j \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{k \in K} x_{kij} = 1, \forall j \in V \quad (5)$$

$$\sum_{i \in V} x_{kih} = \sum_{j \in V} x_{hij}, h \in N \quad (6)$$

$$\sum_{i \in V} x_{k0i} = \sum_{i \in V} x_{ki0} = 1 \quad (7)$$

$$W_k = \sum_{i \in V} \sum_{j \in N} D_j x_{kij} \quad (8)$$

$$W_i \geq W_k - D_i + P_i - M(1 - x_{k0i}) \quad (9)$$

$$W_i \geq W_j - D_i + P_i - M(1 - \sum_{k \in K} x_{kji}), \quad (10)$$

$$i \neq j \quad (10)$$

$$W_k \leq W \quad (11)$$

$$W_i \leq W + M(1 - \sum_{j \in V} x_{kji}) \quad (12)$$

$$t_{ki} = \max(T_{Ei} - T_{ki}, 0) \quad (13)$$

$$T_{E0} \leq L_{k_0} \quad (14)$$

$$R_{k_0} \leq T_{L0} \quad (15)$$

式(1)表示将满足所有客户点的配送需求时所有车辆的运输成本总和 Z 最小作为问题的优化目

标;式(2)为变量取值约束;式(3)确保尽量使用较少的车辆完成所有客户的配送任务;式(4)为决策变量属性约束;式(5)保证每个客户只被服务一次;式(6)确保流量守恒,即到达和离开每个客户的车辆一致;式(7)保证车辆的起点和终点都是配送中心;式(8)~(12)为车辆的载重约束;式(13)为客户的等待时间窗约束;式(14)、(15)为配送中心的时间窗约束。其中,在式(9)、(10)、(12)中, M 为一个很大的正数。

2 改进的布谷鸟算法

2.1 标准 CS 算法

标准的 CS 算法是通过模拟自然界中布谷鸟种群的孵育寄生行为而衍生的新型元启发算法^[12]。标准 CS 算法首先,进行以下 3 个理想假设:①每只布谷鸟一次只产一颗蛋,并随机选择鸟巢位置来进行孵育;②在随机选择的寄生巢中,最好的寄生巢将会被保留到下一代;③可利用的鸟巢的数量是一定的,鸟巢的宿主能发现外来蛋将其推出鸟窝或者宿主重新寻窝的概率为 $P_a = [0, 1]$ 。

在 CS 算法中,每次迭代布谷鸟寻找鸟窝的路径和位置的更新方式为:

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \omega \oplus L(\lambda) \quad (16)$$

其中,

$$L(\lambda) \sim \mu = t^{-\lambda}, \quad 1 < \lambda \leq 3 \quad (17)$$

即:

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \omega \oplus L(\lambda) \sim 0.01 \frac{u}{|v|^{1/\beta}} (x_j^{(t)} - x_i^{(t)}) \quad (18)$$

式(16)中, $x(t+1)i$ 表示第 $t+1$ 代中的个体 i , \oplus 代表点对点乘法; ω 表示与问题规模有关的步长调节因子, ω 是大于零的常数,一般取 $\omega = 0.01$; $L(\lambda)$ 表示 Lévy 随机搜索路径,服从式(17)给出的 Lévy 分布,使布谷鸟连续跳跃形成一个随机游走过程。式(18)中, u 和 v 服从正态分布, $u \sim N(0, \sigma^2 u)$, $v \sim N(0, \sigma^2 v)$, $\sigma_u = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta) \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1+\beta)/2] \beta 2^{(\beta-1)/2}} \right\}^{1/\beta}$, $\sigma_v = 1$, Γ 为标准的 Gamma 函数。

除此之外,有一部分差的鸟巢将会以一定的概率被淘汰,新的鸟巢通过随机游走的机制产生。位置更新过程完成后,用随机数 $r \in [0, 1]$ 与发现概率 P_a 对比,若 $r > P_a$,则对 $x(t+1)i$ 进行随机改变,否则不改变,保留目标函数中适应值较好的一组解作为鸟巢位置。

综上所述,可得到布谷鸟算法伪代码见表 1。

表 1 标准布谷鸟算法伪代码

Tab. 1 The pseudo code of standard cuckoo algorithm

begin
目标函数 $f(x), x = (x_1, x_2, \dots, x_d)^T$
初始化种群,产生 n 个鸟巢 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$
While($t <$ 最大迭代次数或终止条件)
布谷鸟通过 Lévy 飞行产生一个新解并评价
适应度函数值 f_i
随机选择一个鸟巢 j
if($f_i > f_j$)
用新解代替鸟巢 j
end
丢弃一部分劣解(P_a)并建立新解
保留最优解
end
结果显示

2.2 改进 CS 算法

针对标准 CS 算法 (Modified Cuckoo Search Algorithm, MCS) 在寻优过程的缺陷,本文主要从以下 3 方面对标准的 CS 算法提出改进,改善标准 CS 算法在求解优化问题时的不足之处。

1) 一般情况下,在利用智能算法求解优化 VRP 问题时,最常用的编码方式是由所有的客户点序号组成的行向量,在初始化种群时,序号的排列是随机产生的,此方法产生的可行解不够优秀,为加快算法的收敛速度,在本文中的 MCS 算法中,作者在初始化种群时将种群分为两部分,一部分采用节约算法得到,将所有的客户点依次作为编码的起点,剩下的客户按照距离节约原则组成一个可行解的编码。另一部分采用随机排列的方式得到。采用节约算法得到的个体能够较早的得到问题的较优解,随机排列生成的个体能够改善算法陷入局部最优的隐患,扩大算法的搜索范围。

2) 针对标准 CS 算法全局搜索能力较弱这一缺陷,本文采用了随机动态搜索策略,在标准的 CS 算法中,采用均匀分布的随机数 r 与发现概率 P_a 对比的形式确定是否对鸟巢位置进行改变,但在迭代寻优过程中,随着种群个体质量的提高,要适当增加进化巡游的强度,避免算法在寻优的过程中陷入局部最优,因此,随机发现概率 P_a 应该随着迭代的进行逐渐减小,以增加产生随机个体的机会。

因此,在本文中采用式(19)的线性递减策略来实现 P_a 的动态变化,即:

$$P_a = P_{a1} \left(1 - \frac{t-1}{T-1} \right) + P_{a2} \quad (19)$$

式中: T 为算法的最大迭代次数; t 为当前进化的代

数; P_{a1} 和 P_{a2} 为 P_a 的控制参数。

3) 标准的 CS 算法在产生新的个体时, 采用随机排列客户序号的形式得到, 在本文中, 作者受蚁群算法启发, 将蚁群算法中的信息素这一特征引入到布谷鸟算法中, 在算法中建立一个信息素浓度表格, 记录每两个城市之间连接路径上的信息素浓度, 并在每次迭代时根据可行解的路径长短更新信息素浓度表。在产生新个体时, 在随机排列和根据信息素浓度 2 种方式中, 采用对等随机的方式选择其中一种对个体进行编码, 当采用信息素导向的方式产生新个体时, 以较大的概率优先选择信息素浓度较高的路径, 并且在当前路径上释放一定的信息素, 以增强该条路径上的信息素浓度, 形成一个正反馈机制。

对鸟巢位置进行更新时, 根据各个城市间连接路径上的信息素浓度决定下一个编码客户点。设 $P_{ij}^r(t)$ 表示 t 次迭代时第 r 个个体从城市 i 到城市 j 的概率, 其计算公式为:

$$P_{ij}^r(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in \text{allow}_r} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta}, & s \in \text{allow}_r \\ 0, & s \notin \text{allow}_r \end{cases} \quad (20)$$

在式(20)中, $\eta_{ij}(t)$ 为启发函数, $\eta_{ij}(t) = 1/C_{ij}$ 表示个体编码中从客户点 i 到客户点 j 的期望程度; allow_r 为个体 r 待服务客户点的集合, α 为信息素重要程度因子, 其值越大, 表示信息素的浓度在个体编码时起的作用越大; β 为启发函数重要程度因子, 其值越大, 表示启发函数在编码是的影响程度越大。

针对释放信息素问题, M. Doigo 等人在蚁群算法中曾给出 3 种不同的模型, 本文中信息素采用 ant cycle system 模型, 利用路径的整体信息进行信息素更新, 更新公式为:

$$\begin{cases} \tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \\ \Delta\tau_{ij} = \sum_{r=1}^m \Delta\tau_{ij}^r \end{cases}, \quad 0 < \rho < 1 \quad (21)$$

其中:

$$\Delta\tau_{ij}^r = \begin{cases} Q/Z_r, & \text{在个体 } r \text{ 中从客户 } i \text{ 到客户 } j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (22)$$

式中: $\Delta\tau_{ij}^r$ 为第 r 个个体在城市 i 与城市 j 连接路径上释放的信息素浓度; $\Delta\tau_{ij}$ 为所有个体在城市 i 和城市 j 连接路径上释放的信息素浓度之和; Q 常数表示算法迭代一次所释放的信息素总量; Z_r 为第 r 个个体的适应度函数值。

结合上述改进策略以及标准布谷鸟算法的基本计算流程, 以下给出 MCS 算法的基本实现步骤(以求解最小优化问题为例):

Step1 初始化参数, 设置鸟巢数量即种群大小 m , 搜索空间为 N , 最大迭代次数 T , 随机发现概率的控制参数 P_{a1} 和 P_{a2} , 步长调节因子 ω , 信息素重要程度因子 α , 启发函数重要程度因子 β 等, 并在解空间里按照改进(1)中叙述的方式初始化种群。

Step2 计算适应度函数值 Z_0 。并确定当前最优的鸟巢位置及最优值。

Step3 保留上代最优的鸟巢位置, 利用 Lévy 飞行机制对鸟巢位置进行更新, 得到新的鸟巢位置。

Step4 利用目标函数定义计算 **Step3** 中获得的新的鸟巢位置对应的适应度函数值 Z_r ($r=1, 2, \dots, m$), 将新位置的适应度函数值与上一代鸟巢位置的适应度值进行对比, 若优于上一代, 则用当前的适应度值代替上一代适应度值, 并更新对应的鸟巢位置, 确定当前的最优鸟巢位置和最优值。

Step5 利用式(19)计算当前进化代数中外来蛋的发现概率 P_a , 并将 P_a 与服从均匀分布的随机数 r 进行对比, 当 $r > P_a$, 则对 $x(t+1)_i$ 按照上述改进(3)中提出的基于信息素浓度的方式进行鸟巢位置的改变, 得到一组新的鸟巢位置。否则不改变, 保留目标函数中适应值较好的一组解作为鸟巢位置。

Step6 本次迭代完成后, 判断是否满足结束条件, 若满足, 则退出迭代循环并输出最优的鸟巢位置以及最优值; 否则进入下一次迭代, 程序跳转至 **Step3**。

3 性能测试

为了验证改进的布谷鸟算法的有效性, 本文采用函数优化领域被广为利用的 8 个标准测试函数进行测试, 分别进行 20 次仿真, 并取 40 次结果做分析。表 2 给出了 8 个测试函数的名称、表达式、维数、取值范围和理论最优值其中, $F_1 \sim F_2$ 为连续型单模态函数, 可以测试算法的寻优精度, 考察算法的执行性能; F_3 是一个相对较为复杂的优化问题, 取值范围内函数图像的走势平坦, 全局最小点被一个平滑、狭长的抛物线包裹, 位于该抛物线的山谷中, 优化智能算法几乎无法收敛至其全局最优值, 一般用于检验优化算法的收敛速度, 考察算法的执行效率, F_4 为噪音函数, 一般算法很难收敛到全局最优解, $F_5 \sim F_8$ 为复杂的多模态函数, 有许多局部最优点, 一般算法基本不能收敛到全局最优解, 可以测试算法的全局搜索能力和避免早熟的能力。

表 2 8 个标准测试函数及寻优结果对比

Tab. 2 Eight Benchmark functions and Comparison result

函数名称	表达式	维度	迭代次数	算法	最优值	平均值	标准差
Sphere	$F_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	10	200	CS MCS	8.05E-04 3.86E-09	5.71E-02 1.94E-05	9.52E-03 2.89E-05
Sumsquares	$F_2(x) = \sum_{i=1}^D ix_i^2$	10	300	CS MCS	4.29E-04 8.46E-08	0.006 1.73E-03	0.012 2.41E-03
Rosenbrock	$F_3(x) = \sum_{i=1}^{D-1} 100(x_{i+1} - x_i^2) + (1 - x_i)^2$	2	200	CS MCS	1.04 1.64E-02	4.15 4.93E-01	2.42 8.67E-01
Quartic	$F_4(x) = \sum_{i=1}^D ix_i^4 + rand[0,1)$	5	300	CS MCS	3.26E-02 5.91E-04	1.18E-01 8.51E-03	1.63E-01 4.58E-02
Ackley	$F_5(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^D x_i^2}{D}}\right) - \exp\left(\frac{\sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)}{D}\right) + 20 - e$	5	300	CS MCS	1.61 1.55E-04	3.28 7.59E-03	1.99 2.11E-02
Griewank	$F_6(x) = 1 + \sum_{i=1}^D \left(\frac{x_i^2}{4000}\right) - \prod_{i=1}^D \left(\cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right)\right)$	5	200	CS MCS	4.27 2.97E-04	10.56 1.35E-03	2.19 7.35E-04
Schaffer	$F_7(x) = 0.5 + \frac{(\sin(\sqrt{x_1^2 + x_2^2}))^2 - 0.5}{(1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2))^2}$	2	100	CS MCS	0 0	2.11E-03 0	3.34E-03 0
Rastrigin	$F_8(x) = 10D + \sum_{i=1}^D (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i))$	4	200	CS MCS	6.60 0	15.36 1.18E-07	5.01 7.42E-07

从表 2 的寻优对比结果可以看出,标准 CS 对于 F_1 、 F_2 这类峰数较少的函数能够搜索到最优解,但在多峰函数上的效果就明显较差。MCS 算法与标准 CS 算法相比,不仅可以在寻优过程中寻到最优解,而且有很好的收敛效果。由此可以看出,对标准的 CS 算法的改进策略不仅改善了算法的全局搜索能力,而且局部开发能力也得到了明显的提高。图 1~3 分别了单模态函数 F_1 、噪音函数 F_4 、多模态 F_5 函数的低维和高维问题寻优过程进化曲线。由图中可以看出,标准 CS 算法的收敛效果明显不如改进后的 CS 算法收敛效果好,而且从寻优能力来看,改进的 CS 算法相比于标准 CS 算法有很大的提高。验证了本文中对于标准布谷鸟算法的改进策略的有效性。

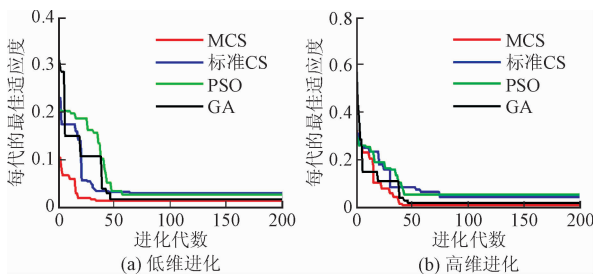


图 1 Sphere 函数寻优进化曲线对比图

Fig. 1 Optimization evolutionary curve comparison chart of Sphere

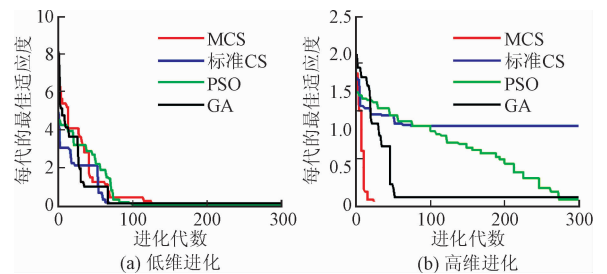


图 2 Ackley 函数寻优进化曲线对比图

Fig. 2 Optimization evolutionary curve comparison chart of Ackley

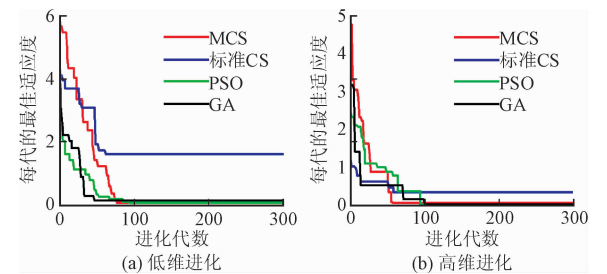


图 3 Quartic 函数寻优进化曲线对比图

Fig. 3 Optimization evolutionary curve comparison chart of Quartic

4 改进的CS算法求解VRPSPDTW问题

4.1 参数分析

布谷鸟算法是求解连续域的优化问题,而本文中的VRPSPDSTW问题是经典的整数规划组合问题,为了能将CS算法应用到该问题上,作者对算法进行了有针对性的修改,首先利用Lévy flight随机搜索机制产生寻优路径,在对产生的路径进行解码时,采取向正取整的方式对编码进行变形,随后依据得到的随机路径进行跳变行为。

目前,针对带软时间窗的装卸一体问题研究不是很多,因此,用于检验算法有效性的基准数据集也很少。Wang H F等人^[2]在Solomen数据集的基础上,建立了用于检验求解VRPSPDSTW问题的算法性能的基准数据集,本文采用上述数据集中不同规模(10个客户、25个客户、50个客户、100个客户)的多类数据(C1,C2,R1,R2,RC1,RC2)来检验改进的布谷鸟算法的性能,并与Wang H F等人提出的GA算法以及Chao Wang等人^[21]提出的模拟退火算法的测试结果进行比较说明,针对测试结果从以下2个方面进行对比说明:①最小车辆需求;②车辆行驶最短距离。同时,在将改进的算法应用到VRPSPDSTW问题之前,为保证算法的寻优速度和收敛效果,得到效果较好的实验结果,作者在参数的选取问题上做了大量的工作。在本文所提出的改进算法中,主要涉及的参数有:信息素重要程度因子 α ,启发函数重要程度因子 β ,算法迭代一次所释放的信息素总量 Q 以及控制随机发现概率 P_a 的控制参数 P_{a1} 和 P_{a2} 。其中, α,β 设置为常数,分别取整为1和5,信息素总量 Q 取1, P_{a1} 取0.5, P_{a2} 取0.3。模型中单位距离的配送成本取3,即 $C_{ij}=3D_{ij}$,车辆违反约束条件的惩罚系数为 R 取500。

4.2 实验结果

在上述控制参数确定后,作者在MATLAB环境中利用改进的布谷鸟算法分别求解了小、中、大3种规模数据集的VRPSPDSTW问题,并与其他2类算法结果进行对比,数据集类型见表3。

表3 数据集类型表示方式

Tab. 3 The description of data type

符号	数据集客户类型
C	时间窗已知的集群客户
R	在某一区域随机产生的客户
RC	随机产生客户和集群客户的组合

其中25个客户点中规模(50个客户点)和大规模(100个客户点)问题的进化收敛情况见图4~6,算法针对各类数据集的寻优结果对比数据见表4。

表4 GA、P-SA、MCS算法对VPPSPD问题的寻优结果数据对比

Tab. 4 Comparison between GA、P-SA and MCS of the VRPSPDTW

数据集/客户点数量	GA		P-SA		MCS	
	NV	Z	NV	Z	NV	Z
C101/10	2	86.02	2	86.02	2	86.02
R101/10	2	198.2	2	198.2	2	198.2
RC101/10	2	202.29	2	202.29	2	202.29
C101/25	5	326.46	5	323.42	5	320.57
R101/25	6	482.22	5	465.38	5	465.38
RC101/25	5	467.31	5	476.08	5	461.46
C101/50	11	684.98	11	670.07	11	667.69
R101/50	12	945.21	12	933.11	12	930.70
RC101/50	8	878.08	8	871.18	8	868.91
C101/100	21	1503.81	21	1512.16	21	1503.15
R101/100	24	1656.68	24	1655.81	24	1636.02
RC101/100	14	1395.89	14	1404.63	14	1392.04

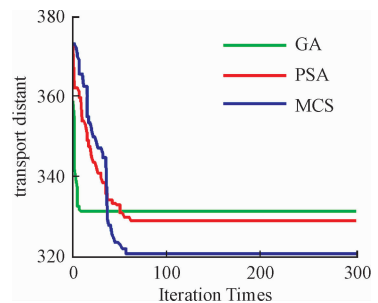


图4 GA、P-SA、MCS算法的寻优进化曲线对比图

Fig. 4 The optimization evolutionary curve comparison chart of GA、P-SA、MCS

对表4中计算结果的比较分析,可以看出在求解小规模问题时,GA在进化过程中能够较早地找到全局最优解,但是其容易陷入局部极值点的缺点表现得也很明显,P-SA算法虽然可以找到较好的优化结果,但是其在寻优速度上表现较差,通过表4可以看出,MCS算法针对小规模问题的求解,无论是在寻优结果还是在收敛速度上都表现的要比其他算法性能好。

针对中、大规模问题,就最小车辆数而言,3种算法求得的结果基本相同。但从车辆行驶的最小距离来看,改进的布谷鸟算法针对中规模问题的优化结果明显要比其他2种算法的优化结果更加优秀。

综上所述,在求解VRPSPDSTW问题时,无论

是小规模问题还是大规模问题,改进的布谷鸟算法在问题的寻优求解时,都具有良好的求解性能,相对于其他 2 种算法,MCS 算法所得的全局最优解相对最优。

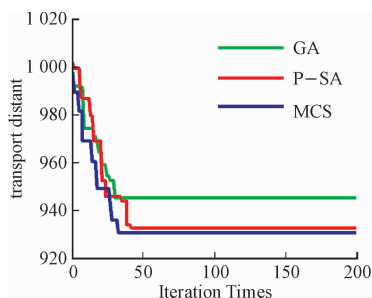


图 5 GA、P-SA、MCS 算法的中规模问题寻优进化曲线

Fig. 5 The optimization evolutionary curve comparison chart of GA, P-SA, MCS

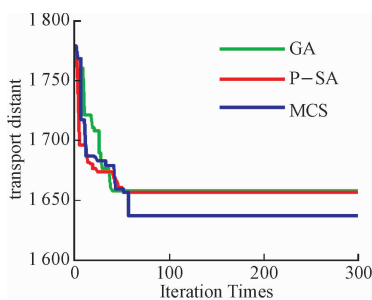


图 6 GA、P-SA、MCS 算法的大规模问题寻优进化曲线

Fig. 6 The optimization evolutionary curve comparison chart of GA, P-SA, MCS

5 结语

针对 VRPSPDSTW 问题,提出了一种基于节约算法和随机概率混合的改进型 CS 算法。通过节约算法和随机概率混合的种群策略改进了算法的初始解分布;莱维飞行中,采用动态发现概率和信息素导向变异机制,提高了算法后期的搜索能力。随后采用 Sphere、Ackley 等测试函数对算法性能进行了测试,证明了算法的有效性。最后,将改进后的算法应用到 VRPSPDSTW 问题中,对多种类型测试数据集进行求解,并与 GA、PSO 等算法进行对比。实验数据表明,改进后的布谷鸟算法有效地提高了车辆利用效率,在求解 VRPSPDSTW 问题中具有较好性能。

参考文献(References):

- [1] BOWERSOX D J, CALANTONE R J. Executive Insights: Global Logistics [J]. Journal of International Marketing, 1998, 6(4): 83-93.
- [2] MOCCIA L, CORDEAU J F, LAPORTE G. An Incremental Tabu Search Heuristic for the Generalized

- Vehicle Routing Problem with Time Windows [J]. Journal of the Operational Research Society, 2011, 63(2): 232-244.
- [3] BIANCHESSI N, RIGHINI G. Heuristic Algorithms for the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pick-up and Delivery [J]. Computers & Operations Research, 2007, 34(2): 578-594.
- [4] ZACHARIADIS E E, TARANTILIS C D, KIRANOUDIS C. TA Hybrid Meta Heuristic Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pick-up Service [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(2): 1070-1081.
- [5] SUBRAMANIAN A, UCHOA E, POSSOA A, et al. Branch-cut-and-price for the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery [J]. Optimization Letters, 2013, 7(7): 1569-1581.
- [6] BANOS R, ORTEGA J, GIL C, et al. A Simulated Annealing-based Parallel Multi-objective Approach to Vehicle Routing Problems with Time Windows [J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(5): 1696-1707.
- [7] 邓爱民,毛超,周彦霆. 带软时间窗的集配货一体化 VRP 改进模拟退火算法优化研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2009, 29(5): 186-192.
- DENG A M, MAO C, ZHOU Y T. Optimizing Research of an Improved Simulated Annealing Algorithm to Soft Time Windows Vehicle Routing Problem with Pick-up and Delivery [J]. Systems Engineering-Theory & Practice. 2009, 29(5): 186-192. (in Chinese)
- [8] VIDAL T, CRAINIC T G, GENDREAU M, et al. A Hybrid Genetic Algorithm with Adaptive Diversity Management for a Large Class of Vehicle Routing Problems with Time-windows [J]. Computers & Operations Research, 2013, 40(1): 475-489.
- [9] MARINAKIS Y, MARINAKI M, DOUNIAS G. A Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithm for the Vehicle Routing Problem [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2010, 23(4): 463-472.
- [10] YANG X S, DEB S. Cuckoo Search via Levy flights [C]//Proceedings of World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing, India; IEEE Publications, 2009: 210-214.
- [11] 秦强,冯蕴雯,薛小锋. 全局最优导向模糊布谷鸟搜索算法及应用 [J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42(1): 94-100.
- QIN Q, FENG Y W, XUE X F. Global Best Guided Fuzzy Cuckoo Search Algorithm and Its Application [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics. 2016, 42(1): 94-100. (in Chinese)

- [12] DHIVYA M, SUNDARAMBAL M. Energy Efficient Computation of Data Fusion in Wireless Sensor Networks Using Cuckoo Based Particle Approach (CBPA) [J]. *International Journal of Communications Network & System Sciences*, 2011, 4(4): 249-255.
- [13] 肖辉辉, 段艳明. 基于差分进化的布谷鸟搜索算法 [J]. *计算机应用*, 2014, 34(6): 1631-1640.
XIAO H H, DUAN Y M. Cuckoo Search Algorithm Based on Differential Evolution [J]. *Journal of Computer Applications*, 2014, 34(6): 1631-1640. (in Chinese)
- [14] DURGUN I, YILDIZ A R. Structural Design Optimization of Vehicle Components Using Cuckoo Search Algorithm [J]. *Mater Test* 3, 2012: 185-188.
- [15] 李枝勇, 马良, 张惠珍. 求解多维背包问题的改进布谷鸟搜索算法 [J]. *控制工程*, 2016, 23(7): 1069-1075.
LI Z Y, MA L, ZHANG H Z. Modified Cuckoo Search Algorithm for Solving Mutli-Dimensional Knapsack Problem [J]. *Control Engineering of China*, 2016, 23(7): 1069-1075. (in Chinese)
- [16] CHIFU V R, POP C B, SALOMIE I, et al. Optimizing the Semantic Web Service Composition Process Using Cuckoo Search [J]. *Intelligent Distributed Computing Studies Computational Intelligence*, 2012, 382: 93-102.
- [17] 李祥飞, 张再生, 刘珊珊. 改进布谷鸟搜索 SVM 在财务风险评估中的应用 [J]. *计算机工程与应用*, 2015, 51(23): 218-225.
LI X F, ZHANG Z S, LIU S S. Evaluation Model of Financial Risk Based on Improved Cuckoo Search Algorithm and Support Vector Machine [J]. *Computer Engineering and Application*, 2015, 51(23): 218-225. (in Chinese)
- [18] 张晶, 吴虎胜. 改进二进制布谷鸟搜索算法求解多维背包问题 [J]. *计算机应用*, 2015, 35(1): 183-188.
ZHANG J, WU H S. Modified Binary Cuckoo Search Algorithm for Multi-Dimensional Knapsack Problem [J]. *Journal of Computer Applications*, 2015, 35(1): 183-188. (in Chinese)
- [19] 李娜, 贺兴时. 基于粒子群算法的布谷鸟搜索算法 [J]. *纺织高校基础科学学报*, 2014, 27(3): 374-379.
LI N, HE X S. Cuckoo Search Algorithm Based Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. *Basic Sciences Journal of Textile Universities*, 2014, 27(3): 374-379. (in Chinese)
- [20] 张毅, 贺兴时, 杨新社. 基于模拟退火与高斯扰动的布谷鸟算法 [J]. *纺织高校基础科学学报*, 2015, 28(3): 374-379.
ZHANG Y, HE X S, YANG X S. A Cuckoo Search Algorithm Based on Simulated Annealing and Gaussian Disturbance [J]. *Basic Sciences Journal of Textile Universities*, 2015, 28(3): 374-379. (in Chinese)
- [21] WANG Chao, MU Dong, ZHAO Fu, et al. Sutherland. A Parallel Simulated Annealing Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery and Time Window [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2015, 83(1): 111-122.

(编辑: 徐敏)