



进化式超启发算法求解多车型低碳选址-路径问题

赵燕伟, 冷龙龙, 王舜, 张春苗

引用本文:

赵燕伟, 冷龙龙, 王舜, 等. 进化式超启发算法求解多车型低碳选址-路径问题[J]. 控制与决策, 2020, 35(2): 257–271.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0756>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于灰支持向量回归机预测适应值的交互式集合进化计算

Set-based interactive evolutionary computation with forecasting fitness by grey support vector regression
控制与决策. 2020, 35(2): 309–318 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0729>

基于灰支持向量回归机预测适应值的交互式集合进化计算

Set-based interactive evolutionary computation with forecasting fitness by grey support vector regression
控制与决策. 2020, 35(2): 309–318 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0729>

基于精英混沌搜索策略的交替正弦余弦算法

Alternating sine cosine algorithm based on elite chaotic search strategy
控制与决策. 2019, 34(8): 1654–1662 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0006>

反向学习全局和声搜索算法

Opposition-based learning in global harmony search algorithm
控制与决策. 2019, 34(7): 1449–1455 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1743>

战时物流配送车辆路径优化问题

Optimization of vehicle routing problem in military logistics on wartime
控制与决策. 2019, 34(1): 121–128 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0983>

传摘时间约束下的运输与批处理机生产协调调度

Coordinated scheduling of transportation and production on batching-machine with tracking time constraint
控制与决策. 2017, 32(6): 995–1000 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0489>

基于流形鉴别信息的特征选择及其结构化稀疏表示

Feature selection based on manifold discriminant information and its structured sparse representation
控制与决策. 2016, 31(7): 1272–1278 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.0649>

改进型细菌觅食算法及多货叉仓库调度应用

Improved bacterial foraging algorithm and application of warehousing scheduling with multi-shuttles
控制与决策. 2015(2): 321–327 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2013.1436>

进化式超启发算法求解多车型低碳选址-路径问题

赵燕伟^{1†}, 冷龙龙¹, 王 舜¹, 张春苗^{1,2}

(1. 浙江工业大学 机械工程学院, 杭州 310014; 2. 嘉兴职业技术学院 机电与汽车分院, 浙江 嘉兴 314036)

摘要: 为了降低物流配送成本和减少 CO₂ 排放量, 提出一种综合考虑多车型和同时取送货的低碳选址-路径问题, 并构建三维指数混合整数规划模型. 针对所提问题, 设计一种进化式超启发式求解算法, 即在超启发式算法框架下, 采用进化式策略作为高层学习策略, 以实时准确地监控底层算子的性能信息并选择合适的底层算子, 包括量子选择、蚂蚁策略、蛙跳机制以及自然竞争等. 同时, 挖掘算子性能信息以构建自适应接收机制, 引导全局搜索, 加快算法收敛速度. 通过对不同规模实例的仿真实验与对比分析, 验证了 4 种进化式超启发式算法在求解物流配送多车型同时取送货低碳选址-路径问题模型上的有效性与鲁棒性.

关键词: 低碳选址-路径问题; 同时取送货; 多车型; 进化式超启发式算法; 自适应接收机制

中图分类号: F224; TP301

文献标志码: A

Evolutionary hyper-heuristics for low-carbon location-routing problem with heterogeneous fleet

ZHAO Yan-wei^{1†}, LENG Long-long¹, WANG Shun¹, ZHANG Chun-miao^{1,2}

(1. College of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014, China; 2. Mechanical and Automotive Branches, Jiaxing Vocational and Technology College, Jiaxing 314036, China)

Abstract: Aiming at reducing logistics cost and carbon emission, a low-carbon location-routing problem considering simultaneous pickup and delivery and heterogeneous fleet (LCLRPSPDHF) is proposed, and a three-index exponential-size MIP model is defined. Aiming at this project, an evolutionary-heuristic (HH) algorithm is developed by utilizing evolutionary mechanisms as high level learning strategies to improve the performance of hyper-heuristic framework to monitor the performance information of low-level heuristics (LLH) timely and rapidly, and judge for choosing the most appropriate heuristic rightly, including quantum-inspired selection (QS), ant-based selection (AS), shuffled frog selection (LS) and nature-competition selection (NCS). Meanwhile, two adaptive acceptance criteria are developed by mining information of LLHs for realizing global search and improving convergence. Simulation results and comparisons show that the proposed algorithms are effective and robust, providing high quality solution for different scales instances within reasonable computing time.

Keywords: low-carbon location-routing problem; reverse logistics; heterogeneous fleet; evolutionary hyper-heuristics; adaptive acceptance

0 引言

选址-路径问题(location-routing problem, LRP)^[1]在供应链管理和物流系统规划常常被视为关键工具, 在降低运行成本、提高配送效率和客户满意度中发挥着至关重要的作用. 仓库选址分配问题(location-allocation problem, LAP)^[2]和车辆路径问题(vehicle-routing problem, VRP)^[3-4]构成了其中比较重要的子问题, 两者在配送系统中相互影响: 相互依赖、相互制约^[5]. 近年来, LRP 备受各界关注, 已有许多学者将

其运用于现实生活中的实际问题, 如药品配送、包裹邮递、玻璃回收等^[6-8].

在已有的关于 LRP 的综述^[9-11]中, 均对 LRP 及其衍生物进行了研究与分类, 其中包括容量约束的 LRP (capacitated LRP, CLRP)^[12-13]、时间窗 LRP (LRP with time windows, LRPTW)^[14]、取送货 LRP (LRP with simultaneous pickup and delivery, LRSPD)^[15-16]和多层 LRP (muti-echelon LRP, MELRP)^[17-18]等. 然而, 在分类时, 往往仅对问题的特点(不同约束条件和

收稿日期: 2018-06-03; 修回日期: 2018-08-14.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61572438); 浙江省科技计划项目(2017C33224).

责任编委: 林崇.

[†]通讯作者. E-mail: ywz@zjut.edu.cn.

层次等)或求解方法(精确和启发式算法等)进行分析,尚未对目标函数种类和构成展开研究,更没有论述货物运输过程造成的环境污染问题.近年来,许多学者将配送过程造成的环境污染问题称为污染-路径问题(pollution-routing problem, PRP)^[19],并分析了对碳排放的影响因素且建立了8种油耗或碳排放模型,如表1所示,涵盖了模型、简称和文献来源.

表 1 模型种类与来源

模型	简称	文献
及时燃油油耗模型	IFCM	[19-22]
运行模式燃油消耗模型	FFCM	[20, 23]
运行速度燃油消耗模型	RSCM	[20-21]
综合模态排放模型	CMEM	[20, 24-25]
排放与能量消耗模型	MEET	[20, 26]
道路运输燃油消耗模型	COPERT	[20, 27]
TRL 排放模型	TRLEM	[28]
排放减少模型	CDVERS	[29]

此外, Jabali^[30]提出一种考虑运送时间、燃油和CO₂排放成本的综合模型,并探讨了旅行时间与CO₂排放量间的权衡; Ehmke等^[31]分析了车辆在城市物流中对CO₂排放量的影响.以上几种模型探讨了影响碳排放的3类因素:道路状况、车辆参数、自然环境.道路状况包括阻塞指数、红绿灯数量、道路状况(坡度等)等,车辆参数主要有车辆的尺寸、自重和发动机参数等,而自然环境涵盖天气状况等.此外,驾驶员水平和习惯也是一种重要的因素.然而,要考虑所有的影响因素来建立车辆的油耗模型是十分困难且没有必要的^[5],为此一些研究人员简化了油耗模型,仅考虑车辆行驶距离、负载和速度等易于获取的数据^[32-36].然而,PRP模型仅仅探讨了车辆在行车路线中造成的碳排放问题,并未分析仓库的位置或数量对碳排放的影响.在经典LRP的研究中, Salhi等^[37]表明如果仅研究LAP或VRP会导致获得局部最优解,而非全局最优解.类似地,在低碳LRP中单独研究LAP和PRP同样可能会导致局部最优解.为此,张春苗等^[5]分析了仓库固有参数对碳排放的影响,并建立了一种低碳选址-路径问题(low-carbon LRP, LCLRP),油耗模型则采用了Xiao等^[32]的FCR模型,并以仓库的固有碳排放量的方式分析仓库参数对总碳排放的影响,此外还探讨了该模型是否能够有效降低碳排放.然而,由于无法获得具体的仓库固有碳排放,主观设定往往是不可取的. Cagri等^[38]将CMEM油耗模型引入LRP中,考虑了仓库选址和车队构成对碳排放的影响.更详细地,用燃油消耗成本取代CLRP中的路径成本,再优化总成本达到降低碳排放的目的,这种策略既考虑了企业的物流配送成本,又探讨了碳

排放量对环境的影响. Toro等^[39]与 Mamaghani等^[40]将CO₂排放量和路线成本作为优化目标,通过多目标优化算法求得Pareto解集以便决策者选择.两者的区别为求解算法和问题模型不相同.本文在文献[5]的基础上,以文献[38]的策略建立一种集成式模型,即将FCR模型所得油耗转化为油耗成本并替换路径成本.目前为此,尚未发现有学者在研究低碳LRP时将FCR模型所计算的油耗转化为燃油成本并替换路径成本.此外,在低碳物流中尚未出现同时取送货或多车型的FCR模型.

本文的主要贡献与创新如下: 1) 建立集成式多车型同时取送货的LCLRP三维指数MIP数学模型; 2) 构造能够保证解的可行性的编码方式与底层算子,避免使用解的修复技术; 3) 提出一种快速简单易行的适应度评价方法,不需单独计算适应度; 4) 设计4种进化式高层选择策略,用于评估底层算子的实时性能; 5) 提出两种自适应解接收机制,以引导算法的全局搜索.

1 LCLRPSPDHF模型

LCLRPSPDHF可定义为一个完全定向网络 $G = (V, E)$, V 由 M 个候选仓库与 N 个客户构成,每个客户均有配货和集货需求并地理位置已知,每个候选仓库的容量和位置已知并告知其固定租赁成本; E 为边集,由 $N + M$ 节点之间的距离构成.不同种类的车辆从仓库出发依次服务一系列客户,满足客户的配集货需求后返回原出发点.该模型的目标为确定一系列的仓库位置与数量并分配行车路线,使得总成本最小化,包括仓库与车辆的固定租赁成本、燃油消耗和CO₂排放成本.

参考文献[5,15],借鉴LCLRP和LRPSPD的数学模型,给出多车型LCLRPSPD需满足的约束条件: 1) 每个客户点只能被一个候选仓库与车辆服务一次; 2) 车辆的起始点为同一个仓库; 3) 每弧段上的车辆负载不能超过额定容量; 4) 仓库的负载不能超过其额定容量; 5) 不考虑陆续不定发车情况; 6) 以最高满载率的原则选择配送车辆.

模型的符号和变量定义如下: 客户集合 $I = \{1, 2, \dots, N\}$, 候选仓库集合 $J = \{N + 1, N + 2, \dots, N + M\}$, 所有节点 $V = I \cup J$; 边集 $E = \{(i, j) : i \in V, J \in V, i \neq j\} \setminus \{(i, j) : i \in J, j \in J, i \neq j\}$, 每条边对应距离 d_{ij} ; 候选仓库 $j \in J$ 的固定费用和容量为 FD_j (元)和 CD_j (kg); 多车型集合 $K \in \{L_1, L_2, L_3\}$, 车型 $k \in K$ 的车辆容量和费用分别为 CV_k (元)和 FV_k (kg), 且其空/满载状态下的油耗系数为 ρ_k^0 和

ρ_k^* ; FC_{ijk} 为车型 $k \in K$ 行驶弧 (i, j) 的油耗量(L), Q_{ijk} 为车型 $k \in K$ 行驶弧 (i, j) 的负载量(kg); η 为1L柴油的价格, 约为6.5元; 客户 $i \in I$ 配货要求和集货要求为 q_i 和 p_i (kg). 此外, 决策变量定义如下: x_{ijk} 在车辆 k 经过弧 (i, j) 时为1, 否则为0; z_{ij} 在客户 $i \in I$ 被仓库 $j \in J$ 服务时为1, 否则为0; y_j 在仓库 $j \in J$ 启用时为1, 否则为0.

经过以上的假设和参数定义, 所提模型如下:

$$\min C = \alpha \sum_{j \in J} FD_j y_j + \beta \sum_{i \in J} \sum_{j \in I} \sum_{k \in K} FV_k x_{ijk} + \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} \sum_{k \in K} FC_{ijk} x_{ijk}. \quad (1)$$

$$\text{s.t. } FC_{ijk} =$$

$$d_{ij} \left(\lambda \eta \left(\rho_k^0 + (\rho_k^* - \rho_k^0) \times \frac{Q_{ijk}}{CV_k} \right) + \gamma \right); \quad (2)$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{k \in K} x_{ijk} = 1, \forall j \in I; \quad (3)$$

$$\sum_{i \in J} \sum_{j \in I} x_{ijk} \leq 1, \forall k \in K; \quad (4)$$

$$x_{ijk} = 0, \forall k \in K, i, j \in J; \quad (5)$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{j \in V} x_{ijk} = \sum_{j \in V} \sum_{i \in V} x_{jik}, \forall k \in K; \quad (6)$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in S} x_{ijk} \leq |S| - 1, \forall k \in K; \quad (7)$$

$$\sum_{j \in J} z_{ij} = 1, \forall i \in I; \quad (8)$$

$$\sum_{i \in I} z_{ij} \geq y_j, \forall j \in J; \quad (9)$$

$$z_{ij} \leq y_j, \forall j \in J, i \in I; \quad (10)$$

$$\sum_{j \in I} x_{ijk} \leq y_j, \forall j \in J, k \in K; \quad (11)$$

$$\sum_{k \in K} x_{ijk} + z_{ig} + \sum_{m \in J, m \neq g} z_{jm} \leq 2, \forall j \in J; \quad (12)$$

$$\max \left\{ \sum_{i \in I} p_i z_{ij}, \sum_{i \in I} q_i z_{ij} \right\} \leq CD_j y_j, \forall j \in J; \quad (13)$$

$$\sum_{i \in J} \sum_{j \in I} Q_{ijk} y_i = \sum_{i \in I} \sum_{j \in V} q_i x_{ijk}, \forall k \in K; \quad (14)$$

$$\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} Q_{ijk} y_j = \sum_{i \in I} \sum_{j \in V} p_i x_{ijk}, \forall k \in K; \quad (15)$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{k \in K} x_{ijk} (Q_{ijk} - q_j) = \sum_{i \in V} \sum_{k \in K} x_{jik} (Q_{jik} - p_j), \forall j \in I; \quad (16)$$

$$0 \leq Q_{ijk} \leq CV_k, \forall i, j \in V, k \in K. \quad (17)$$

其中: 式(1)为目标函数或适应度, 单位为元, 由配送车辆成本、仓库费用和油耗与CO₂成本构成; 式(2)为多车型FCR模型; 式(3)和(4)表示客户只能被车辆和仓库服务一次; 式(5)保证仓库之间不能存在任何连接; 式(6)表示车辆进出平衡约束; 式(7)避免路径中的支路, S 为该条路线的客户集合; 式(8)保证每个客户必须由某个仓库服务且只能被其服务一次; 式(9)~(12)表示启用的仓库必须要服务客户; 式(13)表示仓库负载约束; 式(14)、(15)表示车辆出发与返程时的负载量, 车辆从仓库出发开始服务客户时, 车辆负载量等于该辆车所有服务对象的配货需求, 车辆返程时, 负载量等于该辆车所有服务对象的集货需求; 式(16)保证车辆在任意弧段上的负载进出平衡约束; 式(17)表示车辆负载约束.

此外, 式(1)和(2)中存在4个选项参数 α 、 β 、 γ 和 λ , 用于控制模型的转变. 模型存在5种变型如下:

1) $\{\alpha, \beta, \gamma, \lambda\} = [1, 1, 0, 1]$ 时, 模型为以成本为目标的 LCLRSPDHF/LCLRSPD/LCLRP HF/LCLRSP模型;

2) $\{\alpha, \beta, \gamma, \lambda\} = [1/0, 0, 0, 1]$, 且 η 为燃油转化系数, FD 为仓库固有碳排放时, 模型为以碳排放量为目标函数的 LCLRSPDHF/LCLRSPD/LCLRP HF/LCLRSP模型;

3) $\{\alpha, \beta, \gamma, \lambda\} = [1, 1, 1, 0]$ 时, 模型为以目标函数为成本的 LRPSPDHF/LRPSPD/LRP HF/LRP模型;

4) $\{\alpha, \beta, \gamma, \lambda\} = [0, 0/1, 1, 0]$ 时, 模型为以目标函数为成本或距离的 VRPSPDHF/VRPSPD/VRP模型 ($M = 1$) 或不考虑仓库成本的 LRPSPDHF/LRPSPD/LRP模型;

5) $\{\alpha, \beta, \gamma, \lambda\} = [0, 0, 0, 1]$ 时, 模型为PRP模型.

综上, 本文所建立的数学模型属于集成式的MIP模型, 适用于多种实际场合.

2 进化式超启发式算法

HH是由Cowling等^[41]于2000年提出的一种新型方法论, 定义为“启发式选择启发式”算法, 即采用启发式方法选择启发式方法(初始解为完整解). 后来, Burke等^[42]拓展了其定义: 启发式选择和启发式生成. 在超启发式算法框架中, 采用领域屏障隔离高层控制策略(high-level heuristic, HLH)和底层问题领域层(low-level heuristic, LLH). 底层问题领域包含实际问题的数据信息, 可直接用于搜索问题空间的底层算子以及问题领域的种群信息(染色体和适应度等). 在高层控制域中, 存在两种不同目标的策略: 算子的选择策略和解的接收机制. 选择策略用于搜索

LLH构成的空间并监测LLH的性能信息以选择优质合适的算子(隔离任何与实际问题的相关信息),接收准则根据子代解的质量来判断是否取代父代解,控制着算法的搜索方向和收敛速度.此外,在高层控制策略和底层问题领域间存在信息传递器,用于传递与问题领域无关的信息,包括选择信息、接收机制的判断信息以及底层提供的改进率、算子运行时间与次数、当前解的连续未改进的次数等.

本文将从以下4个方面开展研究:1)解的编码方式和初始种群生成;2)量子选择、蚂蚁策略、蛙跳机制以及自然竞争等4种进化式选择策略的设计;3)解的接收机制的设计;4)满足可行性解的LLH设计等.

2.1 解的编码与初始种群的产生

在问题领域中,一个完整的解可以表示为所有路线的集合,即 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_k\}$. 每条行驶路线 r_i 的首末两端为所选用的仓库,中间部分为客户节点编号,表示访问顺序,且每条路线储存在对应的元胞数组中.染色体长度是仅与车辆数 K 和客户规模 N 相关的非定长自然数列,取值为 $2K + N$,元胞数组的长度为 K (车辆数为可变的).此外,为了快速计算适应度,每条行车路线的属性也包括在 R ,定义为路线属性行.例如:车辆的起始负载、路线行驶费用(包括车辆租赁费用和油耗费用)以及车辆类型等,计算适应度值时只需调用属性行中的路线产生的费用,避免了没必要的重复计算.此外,该编码能够保证路线的可行性并避免了可行性修复技术,减少了计算负担.图2为一个简单实例,即客户集 $I \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15\}$,仓库集 $J \in \{16, 17, 18, 19\}$, $CV \in \{70, 80, 90\}$.类似于分层树形编码方法^[15],树根部分为行车路线,包含4条路线;枝干为车辆数,包含了4辆服务车辆即元胞数组的长度;树叶为每条路线的属性,包括起止车辆负载量、路线费用以及车辆类型等.

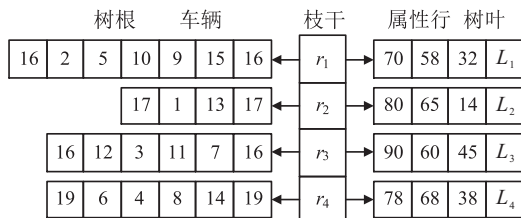


图1 简单实例及对应编码

所提算法采用单点搜索框架(single-point search framework, SPSF),即非种群机制.为了避免SPSF易陷入局部解的特性,每次独立运行的个体从初始种群中随机选择.采用随机生成方法构建初始种群,即首

先随机生成客户序列,再利用贪婪法则分配客户并派送车辆(需满足式(14)~(17)),然后根据形成的车辆路线随机选择仓库(需满足式(13)),并计算每条路线的属性,最后构造完整的车辆路线集.

2.2 进化式高层策略的设计

超启发式算法利用高层学习策略来管理和监控底层算子构成的搜索空间,并非直接对问题领域空间搜索,而底层算子直接对问题空间搜索并反馈适应度,同时利用接收机制控制算法的搜索方向,用于控制解的接收.本文根据4种进化算法中个体更新机制设计了符合更新LLH的选择概率的进化策略,包括量子选择、蚂蚁策略、蛙跳机制以及自然竞争.

2.2.1 进化式高层选择策略

1) 量子选择策略(quantum-based selection, QS).在量子计算中,量子位为最小的信息储存单元,可通过量子旋转门实现转变其所处状态(0/1)^[43].鉴于此,超启发式底层算子的选择概率更新过程类似于量子位状态的更新机制.在所提QS中,每个量子位表征为一个LLH,长度为 $|\xi|$ 的量子染色体表示为

$$H = (h_1, h_2, \dots, h_{|\xi|}) = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \dots & \alpha_{|\xi|} \\ \beta_1 & \beta_2 & \dots & \beta_{|\xi|} \end{bmatrix}. \quad (18)$$

其中: $[\alpha_i, \beta_i]^T$ 为第 i 个量子位或底层算子的概率幅; $|\alpha|^2$ 为量子位处于“0”态的概率(算子弃用概率), $|\beta|^2$ 为处于“1”态的概率(算子选择概率或性能信用值CV),满足 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$; α 和 β 初始值取 $\sqrt{2}/2$,表示每个LLH有相等的概率被选择或弃用.

基于量子旋转门的学习策略用于更新与转移量子位或LLH的状态,经量子门引导个体进化,即

$$\begin{bmatrix} \alpha_i^{t+1} \\ \beta_i^{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\mu\theta_i) & -\sin(\mu\theta_i) \\ \sin(\mu\theta_i) & \cos(\mu\theta_i) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \alpha_i^t \\ \beta_i^t \end{bmatrix}. \quad (19)$$

其中: μ 为旋转方向,保证算法的收敛,即当底层算子 h_i 在第一、三象限时,取值为 -1 ,否则为 1 ; θ_i 为每个量子位的旋转角,控制量子位的选择概率,其值查表获得.为了将底层算子的性能参数反应到旋转角上,文献[44]提供了一种计算旋转角的方法,本文仅利用该策略的第2种情况:

$$\theta_i = \frac{\text{FRR}_i - \frac{1}{\xi} \sum_{i \in \xi} \text{FRR}(i)}{C \times (\max(\text{FRR}) - \min(\text{FRR}))} \pi. \quad (20)$$

其中: i 为第 i 个底层算子; C 为常数,用于控制 θ 的变化范围处于 $[-0.05\pi, 0.05\pi]$; FRR 为FIR标准化后的数据, FIR 表示累计适应度改进率(fitness improvement rate).与文献[44]的区别主要为采用算子 i 的FRR作为性能参数,并非改进次数与总次数的比率.

2) 蚂蚁选择策略(ant-inspired selection, AS). 蚁群算法是通过更新信息素方式来引导算法搜索的过程. 在蚂蚁访问过程中, 主要根据近期蚂蚁遗留的信息素和启发式信息作出抉择, 这类似于依靠底层算子近期性能信息的抉择过程. 本文将信息素定义为记忆能力, 即为两个算子单次平均配对性能累计值, 启发式信息表征为单个算子在搜索空间时的平均性能累计值:

$$\eta_{ij}^{t+1} = (1 - \delta) \times \eta_{ij}^t + \frac{\sum_{t \in \text{iter}} \text{PFIR}_{ij}^t}{\text{NP}_{ij}^t}, \quad (21)$$

$$\tau_j^{t+1} = (1 - \rho) \times \tau_j^t + \frac{\sum_{t \in \text{iter}} \text{FIR}_j^t}{N_j^t}. \quad (22)$$

其中: η_{ij} 为算子 i 和算子 j 启发式信息, 表征算子对 (i, j) 的性能; τ_j 为算子 j 的信息素, 表征单个算子的性能信息; PFIR_{ij} 为连续使用算子对 (i, j) 时的改进率; FIR_j 为算子 j 搜索取得的改进率; NP_{ij} 为连续使用算子对 (i, j) 的总次数, 而 N_j 为算子 j 的使用总数; ρ 为信息素挥发系数, 表征现阶段算子的性能与早期算子性能的相关性; 类似地, δ 为蚂蚁记忆衰退参数, 表征算子对 (i, j) 的现阶段性能与算子对 (i, j) 早期性能的相关性. 采用下式表征算子的性能信用值:

$$\text{CV}_j = \alpha \times \eta_{ij} + \beta \times \tau_j. \quad (23)$$

其中 α 、 β 为权衡系数, 用于判断个体性能和配对性能的重要性程度, 采取 α 为 $0 \sim 1$ 的随机数, 且 $\alpha + \beta = 1$.

3) 蛙跳选择策略(shuffled frog selection, SFS). 蛙跳算法利用计算步长的更新策略对当前蛙的位置实现更新和转移. 在蛙跳算法中, 青蛙更新距离定义为当前最好解与当前解的差. 所提超启发式算法框架为 SPSF, 为了采用蛙跳算法的更新机制, 将青蛙的更新距离定义为算子的改进率, 即

$$X_i^{t+1} = X_i^t + r \times d_i. \quad (24)$$

其中: X_i^{t+1} 为青蛙更新后的位置信息(定义为算子 i 性能信用值 CV_i); d_i 为调整矢量; r 为 $0 \sim 1$ 的随机数. 类似于粒子群算法, 通过调整矢量的方式控制算法的搜索方向与收敛速度.

4) 自然竞争策略(nature-competition selection, NCS). 遗传算法是一种采用“优胜劣汰”思想的进化式算法, 包括选择、交叉和变异3种算子. 为了将这种思想运用到底层算子的选择过程中, 本文根据 LLH 的历史性能信息将底层算子划分为精英算子和劣性算子, 并分别储存于精英表(elite list, EL)和劣性表(low ranking list, LRL)中, 并对两种算子采取偏见

策略以实现现阶段算子的选择. 两种算子的分类策略如下:

$$\text{CV}_i = \frac{\sum_{t \in \text{iter}} \text{FIR}_i^t}{\text{NI}_i} + \frac{\sum_{t \in \text{iter}} \text{FWR}_i^t}{\text{NW}_i}. \quad (25)$$

其中: CV_i 为算子 i 的信用值; FIR_i 和 FWR_i 分别为算子 i 的改进率和恶化率; NI_i 和 NW_i 为算子 i 在搜索过程中的改进次数和恶化次数. 将 CV 值按降序排序, 取排序前一半者为精英算子, 其余为劣性算子. 本文将遗传算法中的“选择”算子定义为对两种性质不同的表的选择, 从精英列表中选择精英算子定义为交叉算子, 否则在劣性表中选择的算子为变异算子. 在所提自然优劣策略中, 如果选择劣性表时, 则采用随机的方式选择对应的劣性算子; 否则, 精英算子采用平均性能信用值(即 CV)来表征算子的信用信息. 在选择 EL 和 LRL 时, 利用 $p = Q/|\xi|$ 作为选择概率, 即当 $p > r$ (随机数)时, 选择 LRL, 否则选择 EL. Q 为计数器, 用于记录连续未改进的次数, 当算子改进当前解时(即 $\text{FIR} \geq 0$), 则重置为 0.

由于 AS、SFS 和 NCS 允许存在 FIR 小于 0 的情况, 如不采取策略对 CV 值进行处理, 则必然会导致算法在选择过程中失去多样性, 因此采用以下机制:

$$P_i(t) = \max\{\text{CV}_i(t), Q\sigma^{\text{CV}_i(t)}\}, \quad (26)$$

$$Q = \frac{\sum_{i \in \xi} \max\{0, \text{CV}_i(t) + \varepsilon\}}{10 \times |\xi|}. \quad (27)$$

其中: $\text{CV}_i(t)$ 为算子 i 在第 t 次迭代的性能信用值; σ 为常数, 取 1.001. 利用式 (26) 和 (27) 可以使 $\text{CV} \leq 0$ 的算子也具有被选择的概率. 此外, 采用轮盘赌的方式将性能信用值或 P 值转化为选择概率, 确保算法在选择过程中的多样性.

2.2.2 自适应接收机制

接收准则用于判断子代解 cf 是否替换父代解 pf , 其处理的好坏直接影响超启发算法的收敛速度与优化精度. 一般来讲, 当 cf 优于 pf 时, cf 直接取代 pf 进入下一次迭代, 否则计算 cf 取代 pf 的概率并作出抉择. 然而, 大部分接收标准仅仅利用了改进率信息, 而忽略了算子的阶段性能信息(算子优化性能不一致性). 本文利用算子的阶段性能信息构建一种简单的自适应的接收标准, 即将计数器 Q 用于计算底层算子连续未能改进当前解的次数, 并随着 Q 值增大, cf 被接收的概率也增大, 如果所选算子能改进当前解, 则重置 Q 为 0. 此外, 还设计了模拟退火和大洪水等接收机制用于对比分析:

1) 自适应线性接收(adaptive linear acceptance,

ALA). 非改进解以概率 $p = (2Q/|\xi|)^2$ 被接收, 当 $Q \geq |\xi|/2$ 时, ALA 将以 $p = 1$ 接收 cf.

2) 自适应指数接收 (adaptive exponential acceptance, AEA). 非改进解以概率 $p = e^{-(\Delta f/Q)}$ 被接收, $\Delta f = 100 \times (cf - pf)/pf$.

3) 大洪水 (great deluge, GD). 非改进解 $cf \leq pf + \Delta F \times (1 - t/T_{\max})$ 时才会被接收, t 为当前迭代次数, $T_{\max}$ 为最大迭代次数, $\Delta F = bf_0 - bf_t$ 为最大门槛高度, 其中 bf_0 和 bf_t 分别为起始最优解和当前迭代最优解.

4) 模拟退火 (simulated annealing, SA). 非改进解以概率 $p = e^{-\delta}$ 被接收, 其中 $\delta = (cf - pf)/(\Delta F \times (1 - t/T_{\max}))$.

2.3 底层算子设计

算子库 ξ 可直接用于搜索问题领域解空间, 由问题领域专家提供. ξ 可视为无法操作的黑箱, 根据优化性质可分为两类: 变异算子和局部优化算子. 变异算子往往对当前解微小扰动, 以便在搜索过程中提供足够的随机性并防止陷入局部最优解, 但无法保证获得高质量解. 然而, 局部优化算子用于改进当前解, 获取高质量解. 这两类算子在组合优化中是必不可少的, 文中共构造6种局部优化算子和9种变异算子.

局部优化算子有: 线路内部 2-Opt (Inside-2Opt)、线路间 2-Opt (Inter-2Opt)、线路内交换客户 (Inside-Swap)、线路间交换客户 (Inter-Swap)、线路内移动客户 (Inside-Shift) 和线路间移动客户 (Inter-Shift). 对于线路内部局部优化时, 采用完全优化策略^[45], 而线路间的局部优化则采用 $K-1$ 优化机制, 即随机选定一条路线, 与其他路线的客户逐一局部优化, 算子复杂度从 $K(K-1)/2$ 降低为 $K-1$.

变异算子分为两类, 一类仅针对车辆路线扰动, 包括 Inside-2Opt-M、Inside-Or-Opt、Inter-Shift-M、Inter-Swap-M、Shaw^[46]、Decompose 和 Merge. 前5种扰动算子策略为随机选取 $1/4 \sim 1/2$ 的路线, 并随机扰动线路内间的客户; Decompose 将随机选中的路线随机分解为两条路线; Merge 随机选择两条路线合并成一条路线. 另一类 MH 扰动所选用的仓库, 包括 Add-Swap 和 Relocation. Add-Swap 算子随机选取 $1/3 \sim 2/3$ 的路线并分配给一个新的仓库或关闭一个仓库, 并将该仓库的所有路线安排到另一仓库, 以防止过少的仓库导致过快收敛. Relocation 将每条行驶路线坍塌为一个 “Super-Client”, 然后将仓库插入每条路线中获得最小插入成本, 并作为该仓库与该路线间的距离, 类似于 Barreto^[47].

两类算子必须满足约束 (3)~(17), 以保证路线的可行性和避免使用修复技术, 且局部优化算子必须保证 $FIR \geq 0$.

3 仿真实验与对比分析

EHH 采用 Matlab 2015b 并行编程, 计算机环境为 Intel(R) Core(TM) CPU i7-6700 K@4.00 GHz, 8 GB RAM, Windows 10. 为了保证对比的公平性, 每个策略组合的终止条件为最大算子使用次数 $T_{\max} = \max(5 \times (N + M + K)^2, 80000)$, 所有组合策略共享同一个初始种群 ($N_{\text{pop}} = 5$), 且每次独立运行 ($OI = 20$) 的个体为种群中的随机个体. 此外, 每种进化式策略的参数尽量采用文献中已调参数, 否则参数按照经验值设置或者采用随机数的方式设置. QS 中的常数 $C = 150$; AS 中, $\rho = 0.15$ ^[48], $\delta = 0.1$; SFS 策略中的蛙跳距离为 FIR, NCS 将 $Q/|\xi|$ 表征选择概率, 因此 SFS 和 NCS 不需要任何参数. 为了加强高层策略对算子性能实时准确的追踪, 将迭代初始 $NC = 100$ 设为预热迭代次数, 并随机选择底层算子.

3.1 测试算例

实验主要分为3部分, 实验1的目的为验证高层选择策略与底层算子的有效性; 实验2将4种高层学习策略与4种解的接收策略配对获得16种组合策略, 并分析4种进化式策略和4种接收准则对算法性能的贡献, 以及在每个策略中选择最佳的策略组合用于实验3; 实验3将4种组合策略用于求解 LCLRPSPDHF 实例.

目前尚无针对 LCLRPSPDHF 的标准实例, 为了测试 EHH 的性能, 将 LRP 的标准算例用于求解 LCLRPSPDHF, 包括 Barreto^[47]、Prins^[49] 和 Tuzun^[50] 三类标准算例. 其中: Barreto 算例包含 16 个算例, N 在 21~150 内, M 在 5~15 内; Prins 算例包含 30 个算例, N 在 20~200 之间, $M \in [5, 10]$, $CV \in [70, 150]$; Tuzun 算例包含 36 个算例, $N \in [100, 150, 200]$, $M \in [10, 20]$. LCLRP 和 LRSPD 算例由以上3种算例改进得到, 在此基础上, 改进以上3类算例用于求解 LCLRPSPDHF.

3.2 仿真实验与对比分析

1) 分析算法的高效性. 为了分析算法的有效性和集成模型的正确性, 本节采用 QS 和 AS 作为高层学习策略用于管理和监督底层算子构成的搜索空间, 接收准则采用 ALA, 并将 Barreto 标准算例用于求解 LRP 和 LRSPD (采用文献 [16] 标准算例), 模型参数为 $\{\alpha, \beta, \gamma, \lambda\} = [1, 1, 1, 0]$; 将 Prins 算例用于求

解LCLRP(算例来源于文献[5]),存在 $\{\alpha, \beta, \gamma, \lambda\} = [0, 0, 0, 1]$,实验结果见表2~表4. 其中:BKS为已知最好解(元),BF、MF、SD以及MT分别为求得的最好解(元)、平均解(元)、标准差以及平均运行时间(s),Gap为BF与BKS的百分比差距,最后在表格的末尾给出了平均值average、中位值median以及获得最好解的个数NB(黑体字表示数字等于BKS,黑体且倾斜表示新BKS).

表2是QS-ALA和AS-ALA对LRP实例库的

Barreto标准算例的求解结果,表2中的第2列为文献[12]中的BKS. 从表2可见,两种策略组合在所有实例上均能求得所有BKS,平均误差为0,最好解的平均值(MF)分别为4 594.1和4 593.3,与最好解的平均值的误差约为0.2%. 从时间性能上看,两种策略都能在有效时间内求解,且时间性能相当.

表3为两种进化策略和ALA对LRPSPD的Barreto标准算例的求解结果,表3中的第2列为文献[16]中的BKS. 两种策略组合都能获得11次BKS(占

表2 Barreto算例LRP结果

实例	BKS ^[12]	HH-QS-ALA					HH-AS-ALA				
		BF	Gap	MF	SD	MT	BF	Gap	MF	SD	MT
G21×5	424.9	424.9	0.00	424.9	0.00	0.4	424.9	0.00	424.9	0.00	0.4
G22×5	585.1	585.1	0.00	585.1	0.00	0.4	585.1	0.00	585.1	0.00	0.3
M27×5	3 062.0	3 062.0	0.00	3 062.0	0.00	0.5	3 062.0	0.00	3 062.0	0.00	0.6
G29×5	512.1	512.1	0.00	512.1	0.00	0.7	512.1	0.00	512.1	0.00	0.5
G32×5	562.2	562.2	0.00	562.2	0.00	0.7	562.2	0.00	562.2	0.00	0.5
G32×5-2	504.3	504.3	0.00	504.3	0.00	0.5	504.3	0.00	504.3	0.00	0.4
G36×5	460.4	460.4	0.00	460.4	0.00	0.8	460.4	0.00	460.4	0.00	0.6
C50×5	565.6	565.6	0.00	565.6	0.00	2.3	565.6	0.00	565.6	0.00	1.7
P55×5	1 112.1	1 112.1	0.00	1 112.2	0.24	6.9	1 112.1	0.00	1 112.3	0.35	4.9
C75×5	844.4	844.4	0.00	844.5	0.09	9.2	844.4	0.00	844.5	0.09	7.7
P85×5	1 622.5	1 622.5	0.00	1 622.5	0.00	13.9	1 622.5	0.00	1 622.6	0.15	9.6
D88×8	355.8	355.8	0.00	355.8	0.00	9.3	355.8	0.00	355.8	0.00	8.6
C100×10	833.4	833.4	0.00	835.1	1.71	14.5	833.4	0.00	835.1	1.71	10.9
O117×14	12 290.3	12 290.3	0.00	12 290.3	0.00	24.0	12 290.3	0.00	12 294.3	6.34	14.1
M134×8	5 709.0	5 709.0	0.00	5 718.2	3.24	45.1	5 709.0	0.00	5 718.2	3.24	40.0
D150×10	43 919.9	43 919.9	0.00	44 050.9	116.52	61.6	43 919.9	0.00	44 033.3	95.97	47.4
average	4 585.3	4 585.3	0.00	4 594.1	7.61	11.9	4 585.3	0.00	4 593.3	6.74	9.3
median	709.27	709.27	0.00	710.08	0.00	4.62	709.27	0.00	710.08	0.00	3.27
NB		16					16				

表3 Barreto算例LRPSPD结果

实例	BKS ^[16]	HH-QS-ALA					HH-AS-ALA				
		BF	Gap	MF	SD	MT	BF	Gap	MF	SD	MT
G21×5	528.42	528.42	0.00	529.13	0.91	0.43	528.42	0.00	528.42	0.00	0.37
G22×5	653.80	653.80	0.00	653.80	0.00	0.42	653.80	0.00	653.80	0.00	0.28
M27×5	3 142.02	3 142.02	0.00	3 142.02	0.00	0.60	3 142.02	0.00	3 142.02	0.00	0.67
G29×5	592.10	592.10	0.00	592.10	0.00	0.80	592.10	0.00	592.10	0.00	0.56
G32×5	696.38	696.38	0.00	696.84	0.24	0.89	696.38	0.00	696.79	0.28	0.70
G32×5-2	595.27	595.27	0.00	595.27	0.00	0.79	595.27	0.00	595.27	0.00	0.65
G36×5	540.37	540.37	0.00	540.37	0.00	0.79	540.37	0.00	540.37	0.00	0.62
C50×5	708.37	708.37	0.00	708.37	0.00	2.40	708.37	0.00	708.37	0.00	2.11
P55×5	1 327.06	1 327.06	0.00	1 327.06	0.00	5.15	1 327.06	0.00	1 327.06	0.00	4.60
C75×5	1 132.80	1 132.80	0.00	1 136.38	2.05	8.60	1 132.80	0.00	1 133.81	1.30	8.01
P85×5	1 855.55	1 855.55	0.00	1 855.55	0.00	17.53	1 855.55	0.00	1 855.55	0.00	11.77
D88×8	497.60	497.98	0.08	498.13	0.17	9.84	497.98	0.08	498.15	0.19	9.72
C100×10	1 011.53	1 012.15	0.06	1 017.65	2.65	10.98	1 012.61	0.11	1 015.97	2.90	9.98
O117×14	12 360.70	12 350.20	−0.08	12 350.20	0.00	23.12	12 350.20	−0.08	12 350.34	0.18	18.27
M134×8	5 953.68	5 922.38	−0.53	5 922.38	0.00	63.71	5 913.51	−0.67	5 923.42	4.65	55.02
D150×10	45 152.90	44 960.92	−0.43	45 024.26	51.57	74.12	44 955.31	−0.44	45 017.96	53.77	62.87
average	4 796.78	4 782.24	−0.06	4 786.84	3.60	13.76	4 781.36	−0.06	4 786.21	3.95	11.64
median	859.95	860.26	0.00	863.01	0.00	3.78	860.49	0.00	862.17	0.00	3.36
NB		11					11				

表4 Prins算例LCLRP结果

实例	BKS ^[5]	HH-QS-ALA					HH-AS-ALA				
		BF	Gap	MF	SD	MT	BF	Gap	MF	SD	MT
C20-5-1	865	756	−12.58	756	0.00	2.40	756	−12.58	756	0.00	1.72
C20-5-1b	773	715	−7.53	715	0.00	1.89	715	−7.53	715	0.00	1.68
C20-5-2	731	682	−6.67	683	0.78	3.91	682	−6.67	684	0.68	2.62
C20-5-2b	649	601	−7.45	601	0.00	2.23	601	−7.45	601	0.00	1.76
C50-5-1	2061	1904	−7.60	1921	17.69	14.88	1900	−7.80	1908	9.10	15.61
C50-5-1b	1454	1358	−6.61	1363	3.10	22.33	1357	−6.64	1364	3.67	22.15
C50-5-2	1790	1484	−17.11	1490	3.51	13.73	1484	−17.12	1489	3.86	14.96
C50-5-2b	1144	1005	−12.11	1007	2.14	21.60	1007	−11.98	1010	1.66	21.74
C50-5-2bis	2069	2014	−2.68	2014	0.40	14.85	2014	−2.66	2015	1.18	16.31
C50-5-2bbis	1057	1016	−3.91	1018	1.02	22.58	1016	−3.91	1018	1.42	22.59
C50-5-3	1686	1577	−6.48	1577	0.00	20.09	1577	−6.48	1577	0.93	17.36
C50-5-3b	1220	1137	−6.77	1140	3.92	25.97	1137	−6.77	1140	3.83	25.04
C100-5-1	4515	4251	−5.84	4271	13.52	97.88	4256	−5.73	4279	15.88	98.81
C100-5-1b	2774	2539	−8.48	2542	2.41	156.49	2520	−9.14	2538	8.37	154.58
C100-5-2	2469	2285	−7.44	2298	5.13	101.37	2284	−7.48	2297	6.12	109.15
C100-5-2b	1676	1522	−9.18	1525	2.00	167.63	1520	−9.32	1528	3.42	162.65
C100-5-3	2637	2393	−9.23	2399	4.05	100.21	2393	−9.24	2397	3.22	100.09
C100-5-3b	1858	1569	−15.57	1584	11.26	182.02	1586	−14.65	1592	4.59	179.39
C100-10-1	3826	2502	−34.61	2511	4.54	81.41	2510	−34.39	2518	5.20	87.71
C100-10-1b	2520	1789	−28.99	1806	9.10	161.54	1810	−28.18	1814	3.72	156.85
C100-10-2	2674	2325	−13.06	2340	9.52	88.50	2317	−13.35	2334	7.37	91.61
C100-10-2b	1831	1514	−17.30	1518	3.16	91.45	1508	−17.63	1117	6.47	188.86
C100-10-3	3175	2284	−28.06	2306	13.28	84.39	2276	−28.33	2302	10.17	89.73
C100-10-3b	2082	1555	−25.30	1564	6.24	208.83	1549	−25.60	1569	9.55	232.09
C200-10-1	6009	4185	−30.35	4212	14.87	202.91	4186	−30.34	4210	13.57	234.76
C200-10-1b	3783	2768	−26.83	2831	28.08	358.99	2852	−24.61	2872	9.66	334.30
C200-10-2	5374	3691	−31.32	3717	14.52	233.04	3701	−31.14	3721	8.39	235.47
C200-10-2b	3240	2312	−28.65	2329	8.36	334.15	2309	−28.75	2337	10.81	395.40
C200-10-3	6497	5462	−15.92	5483	14.82	155.06	5467	−15.85	5480	8.41	153.25
C200-10-3b	3877	3137	−19.08	3166	18.27	332.32	3136	−19.11	3169	15.21	358.29
average	2544	2078	−15.09	2090	7.19	113.49	2081	−15.01	2092	5.88	117.55
median	2076	1847	−12.35	1863	4.30	93.19	1855	−12.28	1861	4.89	95.21
NB		19					21				

所有测试算例的68.75%),并获得3个新BKS,只有2个实例没有算到BKS. 在新BKS上,最大改进率超过了6%. 两者的时间性能相差不大,平均运行时间不超过14 s.

表4为两种进化策略和ALA对LCLRP的Prins标准算例的求解结果,表4中的第2列为文献[5]中的BKS. 两种策略组合都获得了100%的新BKS,改进率至少超过2%,最多为30%,平均改进率超过了12%. 即使QS-ALA获得BF的个数少于AS-ALA,但最优解的average和median却小于AS-ALA. 从运行时间上可知,两种策略的时间性能相似,均少于120 s. 由于文献[5]未提供算法的运行时间或终止条件,这必然会导致对比有失公平,但仍可断定所提算法在求解LCLRP上比QEA效率更高,效果更好.

将QS-ALA和AS-ALA组合策略用于求解LRP/LRPSPD/LCLRP,可获得100%的LRP最优解、87.5%

的LRPSPD最优解以及100%的LCLRP最优解(包括新BKS). 表5为不同算法的BF和MT的对比分析,其中BG为BF与BKS间的百分比差距的平均值,“*”表示仅考虑16个算例中相同的13个算例.

表5 LRP/LRPSPD结果对比分析

算法	LRP		算法	LRPSPD	
	BG	MT		BG	MT
GRASP+ELS ^[51]	0.08*	187.68*	BC-SA ^[54]	1.478*	6 604.18*
SALRP ^[52]	0.31	165.72	SA ^[16]	0.27	361.55
ALNS-500K ^[53]	0.16*	177.2*	SA+ ^[16]	0.00	—
ALNS-5000K ^[53]	0.06*	1 772.0*	QS-ALA	−0.06	13.76
2-Phase HGTS ^[13]	0.78*	105.2*	AS-ALA	−0.06	11.64
HybridGA ^[12]	0.07	20.9			
HybridGA+ ^[12]	0.00	102.7			
QS-ALA	0.00	11.9			
AS-ALA	0.00	9.3			

对比文献[5]所求的最优解(即表4中的BKS),

Gap数值大小表明所提算法的求解质量远优于QEA. 因此,由BG、MT和Gap的大小足以表明所提算法求解LRP/LRPSPD/LCLRP的有效性、准确性和时间性能都优于现有其他算法.

2) 确定各选择策略的最佳组合. 本文提出的4种进化式策略和4种接收准则构成了16种配对策略,将这16种策略组合求解适用于LCLRPSPDHF的Barreto实例以获得与每种策略搭配性能最佳的接收准则,并用于求解LCLRPSPDHF的其他标准实例. 为了使LRPSPD标准实例符合LCLRPSPDHF,设置的车型参数如下: $\rho^0 \in \{1, 1.2, 1.5\}$, $\rho^* \in \{2, 2.1, 2.3\}$, $\lambda_{CV} \in \{1, 1.2, 1.5\}$, $\delta_{FV} \in \{1, 1.1, 1.3\}$. 其中: λ_{CV} 为原车辆容量CV的倍数, δ_{FV} 为原车辆费用FV的倍数. 模型参数为 $\{\alpha, \beta, \gamma, \lambda\} = [1, 1, 0, 1]$. 此外,为了防止过度使用仓库和车辆数,将初始车辆费用和仓库费用扩大10倍,并设 $T_{\max}$ 为 10^4 ,且 $OI = 20$. 为了对16种组合策略评分排名,采用CHESC Cross domain heuristic search challenge评分系统(<http://www.asap.cs.nott.ac.uk/external/chesc2011/>),即将平均适应度从小到大依次排列并赋予前8位组合策略得分(10, 8, 6, 5, 4, 3, 2, 1),其他为0分. 在Barreto 16个标准算例,每个策略组合所得最大分为160分,如表6所示. 4种进化式策略中,SFS以381分排名第一,QS仅落后两分排名第二,AS和NCS为最后二名;4种接

收机制中,所提的ALA以393分排名第一,而AEA以275分排名最后一位,SA和GD得分相近为二、三名. 在每个选择策略中的4种配对中选择评分最高的策略组合,即采用QS-GD、AS-SA、SFS-GD和NCS-ALA求解LCLRPSPDHF其他标准算例.

表6 高层组合策略评分

对象		得分
选择策略	Quantum selection(QS)	379
	Ant selection(AS)	350
	Shuffled frog selection(SFS)	381
	Nature-competition selection(NCS)	333
接收准则	Adaptive linear acceptance(ALA)	393
	Adaptive exponential acceptance(AEA)	275
	Great deluge(GD)	387
	Simulating annealing(SA)	388
组合策略	QS-GD	107
	AS-SA	99
	SFS-GD	111
	NCS-ALA	100

3) 3种算例的求解. 应用实验2确定的4种组合策略求解LCLRPSPDHF,采用的算例为Barreto、Prins和Tuzun标准数据,经过适当的修正以符合LCLRPSPDHF的计算要求,模型参数为 $\{\alpha, \beta, \gamma, \lambda\} = [1, 1, 0, 1]$,实验结果见表7~表9. 表中提供了BF、MF和MT等数据,每个表格的最后3行给出了平均值、中位数和最小成本的数量(黑体字为最低成本).

表7 Barreto算例的LCLRPSPDHF结果

实例	HH-QS-GD			HH-AS-SA			HH-SFS-GD			HH-NCS-ALA		
	BF	MF	MT	BF	MF	MT	BF	MF	MT	BF	MF	MT
G21×5	5 556.64	5 556.64	7.01	5 556.64	5 556.64	4.87	5 556.64	5 556.64	3.32	5 556.64	5 556.64	2.52
G22×5	6 767.65	6 767.65	3.80	6 767.65	6 767.65	2.87	6 767.65	6 767.65	2.77	6 767.65	6 767.65	2.42
M27×5	35 212.07	35 212.07	3.99	35 212.07	35 212.07	4.33	35 212.07	35 212.07	4.31	35 212.07	35 212.07	4.01
G29×5	6 071.00	6 098.56	5.95	6 071.00	6 092.44	6.17	6 071.00	6 089.38	5.98	6 071.00	6 095.50	5.46
G32×5	7 413.41	7 413.99	8.17	7 413.41	7 413.90	7.70	7 413.41	7 414.29	7.30	7 413.41	7 413.90	6.68
G32×5-2	6 504.67	6 504.67	7.34	6 504.67	6 504.67	8.53	6 504.67	6 504.67	8.60	6 504.67	6 504.67	8.05
G36×5	6 126.55	6 126.55	10.3	6 126.55	6 126.55	11.45	6 126.55	6 126.55	11.29	6 126.55	6 126.55	10.45
C50×5	7 717.23	7 725.92	30.8	7 717.23	7 719.95	32.26	7 717.23	7 719.45	31.11	7 717.23	7 717.23	26.78
P55×5	13 870.07	13 925.45	48.4	13 870.07	13 920.44	72.19	13 854.78	13 912.29	64.67	13 870.07	13 921.66	43.21
C75×5	12 524.64	12 590.29	67.23	12 573.05	12 615.14	73.67	12 433.28	12 649.96	72.93	12 430.77	12 524.13	68.94
P85×5	19 465.67	19 539.75	162.3	19 470.39	19 543.89	225.7	19 520.93	19 571.02	207.5	19 433.05	19 537.84	127.4
D88×8	5 372.70	5 403.35	236.7	5 414.12	5 428.58	243.6	5 375.61	5 417.66	235.6	5 332.69	5 412.29	184.9
C100×10	11 407.14	11 507.20	318.5	11 450.32	11 547.45	306.8	11 448.19	11 546.21	324.1	11 408.92	11 517.15	317.9
O117×14	128 037.10	128 376.91	623.9	126 096.64	128 326.55	684.0	123 658.80	127 034.68	681.8	124 967.50	127 075.91	548.9
M134×8	67 042.61	67 139.12	545.4	67 150.10	67 222.02	668.2	67 108.12	67 259.03	667.5	67 044.54	67 182.12	349.5
D150×10	475 796.18	479 105.52	449.6	477 295.70	480 224.51	528.7	479 349.00	481 188.90	493.1	474 160.19	478 305.13	449.4
average	50 930.33	51 187.10	158.1	50 918.10	51 263.90	180.0	50 882.37	51 248.15	176.3	50 626.06	51 054.40	134.8
median	9 562.18	9 616.56	39.61	9 583.77	9 633.70	52.22	9 582.71	9 632.83	47.89	9 563.07	9 617.19	35.00
NB	10			8			10			12		

表8 Prins算例LCLRSPDHF结果

实例	HH-QS-GD			HH-AS-SA			HH-SFS-GD			HH-NCS-ALA		
	BF	MF	MT	BF	MF	MT	BF	MF	MT	BF	MF	MT
C20-5-1	5 703.04	5 703.04	3.35	5 703.04	5 703.04	2.05	5 703.04	5 703.04	1.59	5 703.04	5 703.04	1.58
C20-5-1b	4 165.58	4 165.58	1.53	4 165.58	4 165.58	1.78	4 165.58	4 165.58	1.73	4 165.58	4 165.58	1.67
C20-5-2	5 238.94	5 238.94	1.59	5 238.94	5 238.94	1.60	5 238.94	5 238.94	1.48	5 238.94	5 238.94	1.47
C20-5-2b	4 088.21	4 096.05	1.62	4 088.21	4 090.06	1.72	4 088.21	4 089.99	1.67	4 088.21	4 088.21	1.64
C50-5-1	9 775.80	9 776.93	29.02	9 751.68	9 773.95	41.00	9 751.68	9 773.38	30.04	9 751.68	9 773.38	19.52
C50-5-1b	7 428.66	7 454.53	29.51	7 428.66	7 465.40	30.42	7 424.97	7 435.75	26.18	7 424.97	7 438.80	23.94
C50-5-2	9 540.11	9 666.58	16.32	9 581.35	9 619.32	16.87	9 583.19	9 633.00	16.49	9 581.35	9 640.82	16.57
C50-5-2b	7 310.67	7 314.08	21.35	7 310.67	7 310.67	22.38	7 310.67	7 316.36	22.50	7 310.67	7 310.67	23.42
C50-5-2bis	8 658.28	8 712.77	13.66	8 658.63	8 694.26	21.29	8 654.66	8 675.48	20.84	8 654.66	8 674.57	18.96
C50-5-2bbis	5 514.39	5 520.69	20.19	5 514.39	5 530.00	26.30	5 514.39	5 526.44	25.12	5 514.39	5 521.95	26.70
C50-5-3	9 111.39	9 112.38	46.05	9 112.49	9 112.49	93.60	9 111.39	9 112.27	54.22	9 111.39	9 112.38	29.92
C50-5-3b	6 736.99	6 744.11	27.12	6 736.99	6 741.44	30.59	6 745.89	6 745.89	30.04	6 736.99	6 743.76	29.39
C100-5-1	29 234.51	29 313.36	138.2	29 289.19	29 343.60	150.7	29 181.00	29 305.88	152.8	29 196.43	29 298.67	128.1
C100-5-1b	22 627.92	22 706.97	256.6	22 631.39	22 681.26	217.8	22 639.39	22 728.32	205.3	22 602.97	22 702.17	149.1
C100-5-2	20 722.98	20 774.04	131.1	20 796.46	20 825.47	224.6	20 684.27	20 747.37	172.0	20 736.20	20 769.74	160.4
C100-5-2b	16 746.97	16 784.62	206.6	16 779.57	16 810.98	280.8	16 712.68	16 786.63	258.7	16 767.01	16 783.91	175.4
C100-5-3	21 190.66	21 317.99	125.1	21 216.40	21 300.99	168.0	21 226.87	21 284.64	148.0	21 241.70	21 327.69	130.7
C100-5-3b	16 311.98	16 357.72	183.8	16 343.84	16 405.00	223.6	16 299.01	16 367.96	221.8	16 326.89	16 381.01	213.5
C100-10-1	32 802.54	32 878.25	163.9	32 757.01	32 870.89	190.7	32 873.12	32 938.97	187.7	32 826.01	32 872.97	232.6
C100-10-1b	27 961.74	28 028.33	244.2	27 973.55	28 056.62	275.4	27 843.65	27 995.08	261.2	27 937.99	27 976.66	299.1
C100-10-2	25 450.63	25 512.67	177.0	25 399.14	25 481.08	233.7	25 467.64	25 546.35	190.3	25 424.12	25 488.65	237.6
C100-10-2b	21 314.64	21 365.92	274.2	21 384.84	21 427.48	323.6	21 356.45	21 406.89	362.0	21 283.96	21 404.55	359.0
C100-10-3	28 836.73	28 874.83	202.6	28 873.29	28 921.27	627.0	28 859.92	28 904.88	340.0	28 869.54	28 895.33	342.2
C100-10-3b	24 760.89	24 779.62	241.2	24 767.92	24 798.47	282.7	24 795.17	24 806.44	276.2	24 756.66	24 794.69	294.6
C200-10-1	49 813.03	50 006.00	247.0	49 664.85	49 942.32	287.5	49 828.67	50 133.31	274.3	49 663.20	49 894.39	270.2
C200-10-1b	39 633.97	39 824.68	535.1	39 550.83	39 850.75	570.5	39 649.96	39 981.94	557.7	39 574.46	39 926.90	598.6
C200-10-2	46 800.14	46 970.81	277.3	46 802.03	46 962.20	335.8	46 898.20	46 999.96	318.4	46 881.97	46 979.45	286.5
C200-10-2b	39 039.78	39 111.09	584.4	39 026.22	39 196.35	634.1	38 913.68	39 253.26	587.4	39 089.38	39 258.83	496.4
C200-10-3	48 594.24	48 907.75	252.5	48 633.39	48 735.75	292.5	48 600.42	48 974.04	285.3	48 595.02	48 740.96	286.8
C200-10-3b	37 841.88	37 951.61	521.5	37 869.80	37 997.06	563.4	37 827.80	38 047.35	559.1	37 814.95	37 918.98	515.3
average	21 098.58	21 165.73	165.8	21 101.68	21 168.42	205.7	21 098.35	21 187.51	186.3	21 095.68	21 160.92	179.0
median	20 956.82	21 046.02	151.1	21 006.43	21 063.23	204.2	20 955.57	21 016.01	179.9	20 988.95	21 048.72	154.7
NB	13			11			16			16		

表7为4种策略组合求解Barreto标准实例的结果,可知4种策略组合都能求解到客户数少于等于50算例的最低成本. NCS-ALA求得12次BF,占有算例的75%;其次, QS-GD和SFS-GD均获得10次BF,占62.5%; AS-SA仅求得8次BF. NCS-ALA求得BF的平均值为50 626元,相比其他3类可降低5‰~6‰的成本;就时间性能而言, NCS-ALA的运行时间最少,相比其他3种策略减少了14.7%~25.1%, AS-SA耗时最多为180 s. NCS-ALA在4种策略中以最少的计算时间得到最多的BF,表明NCS-ALA策略相比其他组合策略能够准确地操控LLH的选择,以至于算法收敛速度快而频繁地选择耗时较少的变异算子(局部算子比变异算子更耗时).

表8为4种组合策略求解Prins算例的计算结果. SFS-GD和NCS-ALA均获得16次最优解,约占53.3%; AS-SA获得最少次数的最优解. NCS-ALA、SFS-GD和QS-GD对比AS-SA在总成本平均值表现

较好, NCS-ALA以最低成本排序第一. 就4种组合策略的时间性能而言, QS-GD的平均运行时间最少为151 s,其次为NCS-ALA以155 s的运行时间优于另外二者. NCS-ALA能够以相对较少的运行时间获得相对较低的成本,因此可断定性能上优于AS-SA和SFS-GD,但无法判断与QS-GD的相对优越性. 在求解Tuzun算例中,采用NCS-ALA和QS-GD求解LCLRSPDHF,用于分析最优总成本、油耗成本、油耗量、CO₂排放量等.

表9为NCS-ALA和QS-GD对Tuzun算例的计算结果,其中FF为燃油成本(元), CO₂为二氧化碳排放量(kg), Dist为车辆行驶路径(km), MT为OI次平均运行时间(s). 最优解获取次数表明, QS-GD获得最低成本次数约占总数的58.33%, NCS-ALA获得15次最优解(约占41.67%). 即使QS-GD在最低成本的平均值优于NCS-ALA, NCS-ALA计算的FF和CO₂却低于QS-GD所得结果的1.13%, 中位值同样降低

表9 Tuzun算例的LCLRSPDHF结果

实例	HH-QS-GD					HH-NCS-ALA				
	BF	FF	CO ₂	Dist	MT	BF	FF	CO ₂	Dist	MT
P111112	16 462.80	12 282.80	4 384.01	1 030.72	223.05	16 565.92	12 295.92	4 388.70	1 057.43	224.97
P111122	16 193.72	13 093.72	4 673.45	1 072.57	284.44	16 276.22	13 156.22	4 695.76	1 064.05	269.52
P111212	15 737.50	12 677.50	4 524.89	1 036.14	222.26	15 755.91	11 585.91	4 135.28	960.40	213.47
P111222	16 214.77	11 954.77	4 266.93	1 056.75	310.26	16 196.49	12 016.49	4 288.96	1 020.22	263.78
P112112	13 169.92	10 019.92	3 576.34	844.98	260.38	13 169.59	10 039.59	3 583.36	844.20	210.23
P112122	11 670.86	7 610.86	2 716.49	656.89	282.83	11 661.86	7 601.86	2 713.28	657.63	245.90
P112212	8 381.12	5 361.12	1 913.51	409.40	249.16	8 393.78	5 363.78	1 914.46	409.08	231.33
P112222	7 717.27	4 687.27	1 673.00	361.92	302.87	7 735.87	4 705.87	1 679.63	363.81	287.10
P113112	13 339.25	9 229.25	3 294.13	769.05	281.40	13 334.20	9 184.20	3 278.05	781.32	239.57
P113122	13 585.24	9 365.24	3 342.67	810.53	297.42	13 553.90	9 323.90	3 327.92	808.75	242.90
P113212	9 475.80	5 445.80	1 943.73	424.13	274.44	9 471.48	5 441.48	1 942.19	424.96	221.61
P113222	10 616.92	5 526.92	1 972.68	445.68	362.35	10 618.99	5 528.99	1 973.43	444.99	300.46
P131112	21 975.28	17 405.28	6 212.35	1 367.35	447.84	22 001.32	17 441.32	6 225.21	1 381.23	388.01
P131122	20 689.11	14 849.11	5 299.99	1 281.22	423.49	20 675.16	14 925.16	5 327.13	1 245.51	388.88
P131212	21 812.60	17 112.60	6 107.88	1 363.76	453.63	22 070.06	16 250.06	5 800.02	1 374.37	391.22
P131222	20 277.98	14 487.98	5 171.09	1 265.28	428.75	20 380.63	14 500.63	5 175.61	1 289.49	359.53
P132112	16 005.88	12 425.88	4 435.08	988.16	447.05	16 035.90	12 535.90	4 474.35	986.86	402.49
P132122	15 285.49	11 705.49	4 177.96	965.35	477.16	15 391.33	11 851.33	4 230.01	979.01	390.41
P132212	12 610.37	8 150.37	2 909.05	592.06	416.00	12 627.27	8 187.27	2 922.22	596.44	374.83
P132222	9 913.46	5 353.46	1 910.77	423.04	423.08	9 851.26	5 291.26	1 888.57	411.14	360.66
P133112	18 321.46	13 761.46	4 911.78	1 082.90	414.58	18 329.68	13 689.68	4 886.16	1 094.55	361.71
P133122	15 217.09	10 617.09	3 789.48	857.93	406.56	15 220.36	9 660.36	3 448.01	774.94	358.94
P133212	12 750.14	8 210.14	2 930.39	608.79	393.08	12 898.38	9 348.38	3 336.65	694.52	342.98
P133222	12 028.96	7 418.96	2 648.00	578.57	466.92	12 015.23	7 385.23	2 635.96	567.93	393.64
P121112	26 080.94	20 890.94	7 456.46	1 690.81	617.48	26 178.88	19 958.88	7 123.79	1 619.01	522.87
P121122	24 916.28	18 456.28	6 587.47	1 571.03	630.84	24 989.26	18 599.26	6 638.50	1 558.36	523.33
P121212	25 925.72	21 785.72	7 775.83	1 728.90	661.20	25 459.07	19 079.07	6 809.76	1 636.93	496.81
P121222	25 636.78	19 326.78	6 898.17	1 646.33	646.10	25 779.44	19 529.44	6 970.51	1 621.00	601.47
P122112	22 958.44	18 928.44	6 756.00	1 463.78	670.74	22 958.87	17 888.87	6 384.95	1 402.09	516.98
P122122	18 854.13	13 664.13	4 877.04	1 207.68	647.46	18 760.38	13 560.38	4 840.01	1 181.36	401.86
P122212	15 784.94	11 884.94	4 242.01	904.84	585.44	15 823.69	11 853.69	4 230.86	920.80	509.58
P122222	11 749.32	6 759.32	2 412.56	508.95	574.09	11 675.06	6 745.06	2 407.47	495.10	519.91
P123112	21 600.37	15 280.37	5 453.92	1 283.54	578.09	21 554.69	15 354.69	5 480.44	1 218.45	493.07
P123122	21 621.44	15 431.44	5 507.84	1 191.27	567.68	21 721.90	15 601.90	5 568.68	1 264.73	499.69
P123212	18 628.86	13 618.86	4 860.89	1 019.21	578.96	18 508.41	14 588.41	5 206.94	1 066.92	531.04
P123222	15 221.60	8 031.60	2 866.66	646.28	575.24	14 900.74	7 840.74	2 798.54	603.04	521.58
average	16 623.11	12 022.55	4 291.13	976.55	441.18	16 626.14	11 886.42	4 242.54	967.24	377.84
median	15 895.41	12 118.78	4 325.47	1 003.69	426.12	15 929.80	11 935.09	4 259.91	982.93	381.42
NB	21	18		14		15	18		22	

了约1.52%。此外,Dist的最小次数、平均值以及中位值表明,NCS-ALA获得最短路径的次数比QS-GD多出57.14%,平均值降低了9.5‰,中位值减少了2.07%。与此同时,在计算时间性能上,NCS-ALA相比QS-GD减少了10.49%。即使QS-GD在最低成本的数量、平均值以及中位值优于NCS-ALA,然而在其他性能指标上却劣于NCS-ALA,表明NCS-ALA在求解Tuzun算例时性价比(较少的时间内获得较低的适应度)优于QS-GD。由两种策略组合的结果可知,油耗成本与总成本之间的平均百分比约为70%,中位值约为72%,车辆和仓库成本平均约占30%。

由表7和表8可知,4种策略组合都能在有效的时间内求解Barreto和Prins算例,QS-GD、AS-SA、

SFS-GD和NCS-ALA分别找到23、19、26、28个测试问题(共46个测试算例),分别占50%、41.3%、56.52%和60.87%。NCS-ALA和SFS-GD在最优解性能上优于其他二者;计算时间性能上,SFS-GD和QS-GD相比于其他二者更为优越。虽然NCS-ALA在求解Prins和Barreto算例时表现出卓越的计算性能,但在求解Tuzun算例时却劣于QS-GD(最低成本数量和平均成本),表明同种策略组合在求解相同模型的不同算例上的性能不均匀,即同一种组合策略的计算性能随着算例特性的变化而变化。

图2为4种策略组合求解Prins时的计算时间的箱线图(排除异常值),其中X坐标格式为 N_M (N 为客户数, M 为仓库数)。图2表明4种策略组合的计算运

行时间随着 N 的增加而增加,尤其 N 从50增加至100时,计算时间增加了568.5%~810.7%。在求解小规模问题($N \leq 50$)时,车辆最小容量对时间性能的影响不大,但随着 N 的增大,车辆最小容量对时间性能的影响剧烈增加。例如 $N = 100$ 时,最小容量为150相比最小容量为70时的运行时间增加了约64%;而当 $N = 200$ 时,最小容量为150相比最小容量为70时的运行时间增加了约111.22%,几乎为求解 $N \leq 100$ 的运行时间的两倍。此外, M 的大小同样对计算运行时间产生影响,例如图2中的100/5和100/10,计算时间增加了17.39%~37.83%,原因为 N 对计算时间的影响率的急剧增加。

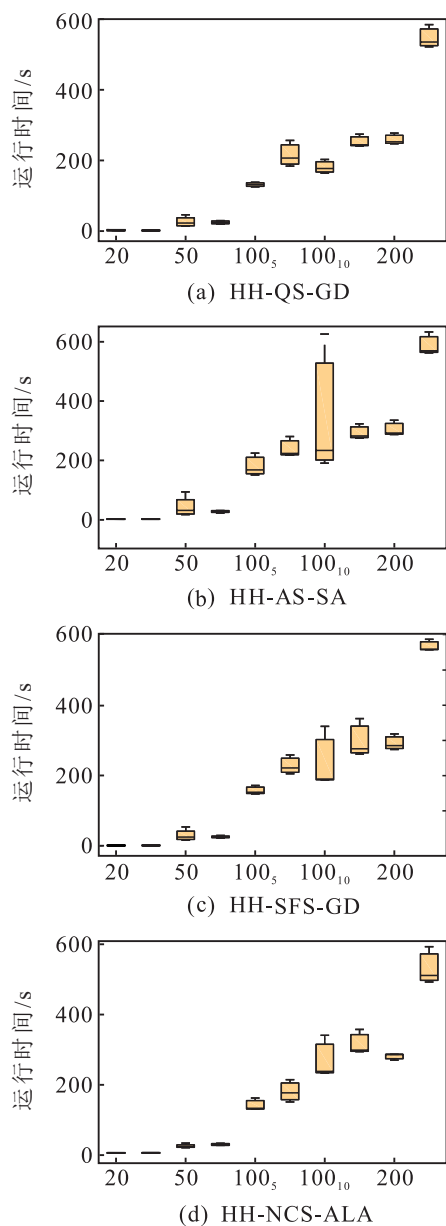


图2 4种组合策略求解Prins算法运行时间箱线图

图3(横坐标含义与图2相同)为HH-QS-GD和HH-NCS-ALA求解Tuzun算例的运行时间箱线图(排除异常值)。类似于图2,客户数为影响计算时间性

能的主要因素,仓库数量大小同样对计算时间造成影响。然而,随着 N 的增加,仓库数对计算时间性能的影响逐渐降低。如图3(a)中, N 从100到200时,仓库数对时间性能的影响由21.82%和20.9%减低至-1.36%;图3(b)中150客户时结果同样表明这一特性,可断定仓库数量在 $N \leq 100$ 增加时会增加计算时间,但 $N > 100$ 时,对计算时间的影响逐渐减少甚至为0,原因在于 N 对计算时间的影响率的急剧增加。图4(横坐标含义与图2相同)为QS-GD和NCS-ALA求解Tuzun时的物流成本和 CO_2 排放量的箱线图,表明总成本和 CO_2 排放量的总体趋势类似, CO_2 排放量或油耗的成本为总成本最主要的影响因素,仓库数量和位置对总成本和 CO_2 排放量同样产生影响。

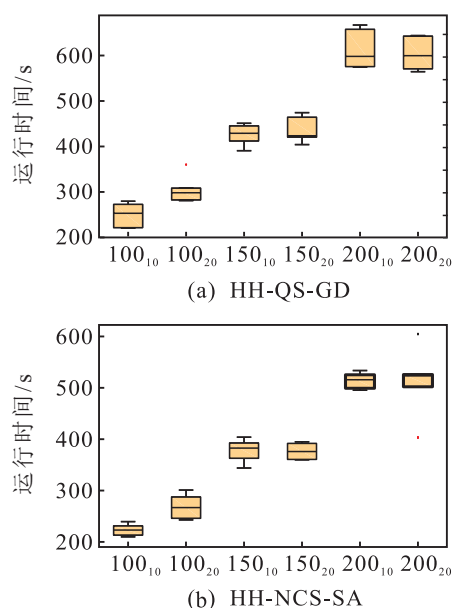


图3 2种组合策略求解Tuzun算法运行时间箱线图

图5为HH-QS-GD求解Prins算例时的总成本的箱线图,虽然实例不一致,但总成本随着 N 的增加呈现增加的趋势,且在相同的车辆租赁成本下,总成本随着车辆最小容量的增大而增大。仓库数和仓库位置对总成本的影响较大,仓库数越多且位置越中心化,越有可能降低总成本。

以上结论可为广大物流企业在提高经济效益和低碳环保的新形势下统筹规划行车路径和仓库选址提供优化与技术支持和管理视角,也可为相关部门制定节能减排的政策提供有价值的参考和借鉴。此外,所提4种进化式学习策略都能在有效的时间内有效地求解LCLRSPDHF,并获得高质量解,足以表明所提的4种策略在求解LCLRSPDHF时的高效性和鲁棒性,这归结于4种策略都能实时准确地捕捉底层算子的性能信息与行为,有效地提高了算法的收敛速度与精度。

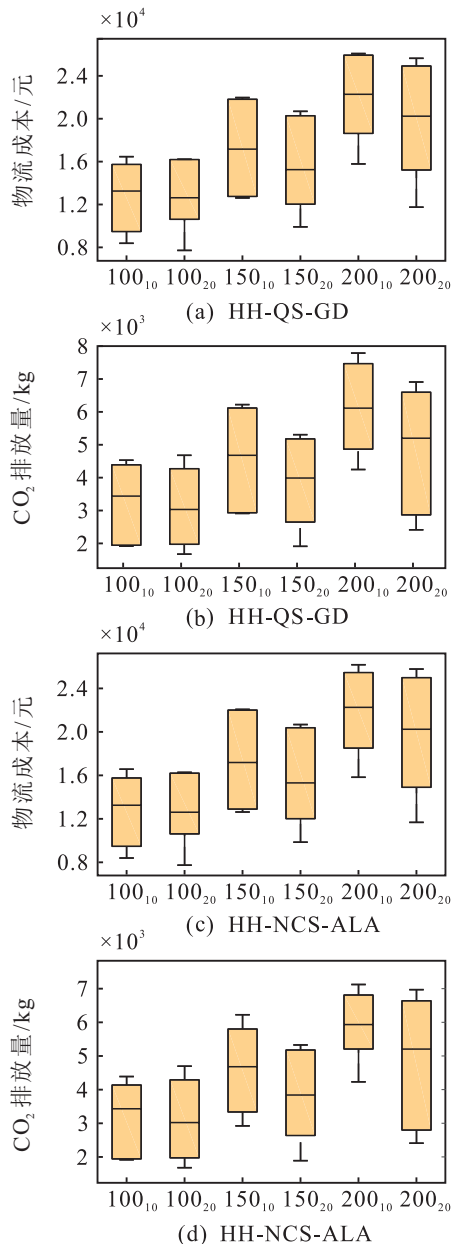


图4 2种策略组合求解Tuzun的总成本和CO₂排放量箱线图

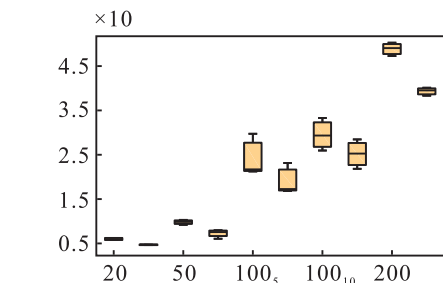


图5 HH-QS-GD求解Prins的总成本箱线图

4 结论

本文从企业经济绩效和环境效益的角度考虑了物流网络中一种更加符合实际情况的LRP变体,即多车型同时取送货的低碳LRP问题,并建立了一种集成式参数控制的LRP模型,适用于多种实际场合.针对LCLRPSPDHF,设计了进化式超启发式算法.首

先,在底层问题领域中,设计了一种满足可行性要求的解编码方式和底层算子,并提出一种快速简单的适应度评价方法,以此降低计算负担.在高层控制领域,提出4种进化式高层学习策略,即量子选择、蚂蚁策略、蛙跳机制以及自然竞争4种进化策略,用于实时准确地监控底层算子的性能和行为信息,并以此选择合适的底层算子;针对接收策略,提出两种自适应接收策略,包括自适应线性接收策略和指数自适应接收策略,以此控制超启发式算法搜索方向和收敛速度.

本文设计了3类实验,以满足不同需求.实验1通过求解CLRP、CLRPSPD和LCLRPSPD标准算例,验证了所提集成式模型的正确性、底层算子的有效性以及4种进化式策略的高效性.实验2应用所提的4种进化策略、2种自适应接收机制和另外两种概率接收机制(共16种组合策略)求解LCLRPSPDHF,结果表明,进化式策略和接收机制中的SFS和ALA性能最好.同时,选择QS-GD、AS-SA、SFS-GD和NCS-ALA等4种性能较佳的策略组合求解3类标准算例(Barreto、Prins与Tuzun标准实例).实验3对3种不同规模实例的仿真和对比分析表明,实验2确定的最佳4种组合策略都能在有效的计算时间内求解LCLRPSPDHF,其中NCS-ALA的性能显著优越.

下一步的研究工作会重点考虑LCLRPSPDHF与其他实际约束的结合,例如时间窗、随机需求等.与此同时,所提模型仅考虑了距离和载货量对碳排放的影响,考虑其他实际因素(速度、道路状况、车辆参数等)对碳排放的影响也会成为下一步的重点工作之一.

参考文献(References)

- [1] 张潜, 高立群, 刘雪梅, 等. 定位-运输路线安排问题的两阶段启发式算法[J]. 控制与决策, 2004, 19(7): 773-777.
(Zhang Q, Gao L Q, Liu X M, et al. A two-phase heuristic approach to the location routing problem[J]. Control and Decision, 2004, 19(7): 773-777.)
- [2] 谷淑娟, 高学东, 刘燕驰, 等. 基于多尺度网格模型的物流配送中心选址候选集构建方法[J]. 控制与决策, 2011, 26(8): 1141-1146.
(Gu S J, Gao X D, Liu Y C, et al. Candidate set construction method in distribution center location based on multi-scale gridding model[J]. Control and Decision, 2011, 26(8): 1141-1146.)
- [3] 李阳, 范厚明. 求解带容量约束车辆路径问题的混合变邻域生物共栖搜索算法[J]. 控制与决策, 2015, 30(11): 1937-1944.
(Li Y, Fan H M. Hybrid variable neighborhood symbiotic organisms search for capacitated vehicle routing problem[J]. Control and Decision, 2015, 30(11): 1937-1944.)

- 1937-1944.)
- [4] Zhao Y W, Leng L L, Qian Z Y, et al. A discrete hybrid invasive weed optimization algorithm for the capacitated vehicle routing problem[J]. *Procedia Computer Science*, 2016, 91: 978-987.
- [5] 张春苗, 赵燕伟, 张景玲, 等. 低碳定位-车辆路径问题[J]. *计算机集成制造系统*, 2016, 23(12): 2768-2777. (Zhang C M, Zhao Y W, Zhang J L, et al. Location and routing problem with minimizing carbon[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2016, 23(12): 2768-2777.)
- [6] Ceselli A, Righini G, Tresoldi E. Combined location and routing problems for drug distribution[J]. *Discrete Applied Mathematics*, 2014, 165(2): 130-145.
- [7] Wasner M, Zapfel G. An integrated multi-depot hub location vehicle routing model for network planning of parcel service[J]. *International Journal of Production Economics*, 2004, 90(3): 409-419.
- [8] Rahim F, Sepil C. A location-routing problem in glass recycling[J]. *Annals of Operations Research*, 2014, 223(1): 329-353.
- [9] Lopes R B, Ferrera C, Santos B S, et al. A taxonomical analysis, current methods and objectives on location-routing problems[J]. *International Transactions in Operational Research*, 2013, 20(6): 795-822.
- [10] Prodhon C, Prins C. A survey of recent research on location-routing problems[J]. *European Journal of Operational Research*, 2014, 238(1): 1-17.
- [11] Drexl M, Schneider M. A survey of variants and extensions of the location-routing problem[J]. *European Journal of Operational Research*, 2015, 241(2): 283-308.
- [12] Lopes R B, Ferreira C, Santos B S. A simple and effective evolutionary algorithm for the capacitated location-routing problem[J]. *Computer & Operations Research*, 2016, 70: 155-162.
- [13] Escobar J W, Linfati R, Toth P. A two-phase hybrid heuristic algorithm for the capacitated location-routing problem[J]. *Computer & Operations Research*, 2013, 40(1): 70-79.
- [14] Ghezavati V R, Beigi M. Solving a bi-objective mathematical model for location-routing problem with time windows in multi-echelon reverse logistics using metaheuristic procedure[J]. *Journal of Industrial Engineering International*, 2016, 12(4): 469-483.
- [15] 张晓楠, 范厚明, 李剑锋. 同时配集货定位-路径问题的变邻域分散算法[J]. *计算机集成制造系统*, 2015, 21(9): 2535-2548. (Zhang X N, Fan H M, Li J F. Variable neighbourhood scatter search algorithm for LRP with simultaneous pickup and delivery[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2015, 21(9): 2535-2548.)
- [16] Yu V F, Lin S Y. Solving the location-routing problem with simultaneous pickup and delivery by simulating annealing[J]. *International Journal of Production Research*, 2016, 54(2): 526-549.
- [17] 金莉, 朱云龙, 申海. 三级物流网络选址-路径问题建模与求解算法研究[J]. *控制与决策*, 2010, 25(8): 1196-1206. (Jin L, Zhu Y L, Shen H. Research on modeling and algorithm for three-layer distribution network location-routing problem[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(8): 1196-1206.)
- [18] 黄凯明, 卢才武, 连民杰. 多层级设施选址-路径规划问题建模及算法[J]. *控制与决策*, 2017, 32(10): 1803-1809. (Huang K M, Lu C W, Lian M J. Modeling and algorithm for multi-echelon location-routing problem[J]. *Control and Decision*, 2017, 32(10): 1803-1809.)
- [19] Bettas A Y, Laporte G. The pollution-routing problem[J]. *Transportation Research Part B*, 2011, 45: 1232-1250.
- [20] Demir E, Bektas T, Laporte G. A comparative analysis of several vehicle emission models for road freight transportation[J]. *Transportation Research Part D*, 2011, 16(5): 347-357.
- [21] Bowyer D P, Biggs D C, Akcelik R. Guide to fuel consumption analysis for urban traffic management[R]. Vermont South: Australian Road Research Board Transport Research, 1987, 21(6): 485.
- [22] Esteves-booth A, Muneer T, Kubie J, et al. A review of vehicular emission models and driving cycles[C]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part C. Suffolk England: Professional Engineering Publishing*, 2002: 777-797.
- [23] Akcelik R. Progress in fuel consumption modelling for urban traffic management[R]. Vermont South: Australian Road Research Board Report, 1982: 124.
- [24] Barth M, Boriboonsosin K. Real-world CO₂ impacts of traffic congestion[J]. *Transportation Research Record*, 2008, 2058: 163-171.
- [25] Demir E, Bekta S T, Laporte G. The bi-objective pollutionrouting problem[J]. *European Journal of Operational Research*, 2014, 232(3): 464-478.
- [26] Hickman J, Hassel D, Joumard D G. MEET-methodology for calculating transport emissions and energy consumption[R]. England: Transport Research Laboratory, 1999.
- [27] Ntziachristos L, Samaras Z. COPERT 3-Computer programme to calculate emissions from road transport, methodology and emission factor (version 2.1)[R]. Copenhagen, Denmark: European Environment Agency, 2000.
- [28] Figliozzi M A. The impacts of congestion on time-definitive urban freight distribution networks CO₂ emission levels: Results from a case study in Portland, Oregon[J]. *Transportation Research Part C*, 2011, 19(5): 440-460.
- [29] Bigazzi A Y, Figliozzi M A. Congestion and emissions mitigation: A comparison of capacity, demand, and vehicle based strategies[J]. *Transportation Research Part D*, 2012, 17(7): 538-547.
- [30] Jabali O. Analysis of travel times and CO₂ emissions in time-dependent vehicle routing[J]. *Production and Operations Management*, 2012, 21(6): 1060-1074.
- [31] Ehmke J F, Campbell A M, Thomas B W. Data-driven approaches for emissions minimized paths in urban

- areas[J]. Computers & Operations Research, 2016, 67(C): 34-47.
- [32] Xiao Y Y, Zhao Q H, Kaku I, et al. Development of a fuel consumption optimization model for the capacitated vehicle routing problem[J]. Computers & Operations Research, 2012, 39(7): 1419-1431.
- [33] 吴丽蓉, 胡祥培, 饶卫振. 考虑燃料消耗的车辆路径问题模型与求解[J]. 系统工程学报, 2013, 28(6): 804-811.
(Wu L R, Hu X P, Rao W Z. New capacity vehicle routing problem model and algorithm for reducing fuel consumption[J]. Journal of Systems Engineering, 2013, 28(6): 804-811.)
- [34] Scot C, Urquhart N, Hart E. Influence of topology and payload on CO₂ optimised vehicle routing[C]. Proceedings of the 2010 International Conference on Application of Evolutionary Computation. Berlin: Springer-Verlag, 2010: 141-150.
- [35] Palmer A. The development of an integrated routing and carbon dioxide emissions model for goods vehicle[D]. Cranfield: School of Management, Cranfield University, 2007: 26-34.
- [36] Peng Y, Wang X F. Research on a vehicle routing schedule to reduce fuel consumption[C]. Proceedings of International Conf on Measuring Technology & Mechatronics Automation. Washington D C: IEEE, 2009: 825-827.
- [37] Salhi S, Rand G K. The effect of ignoring routes when locating depots[J]. European Journal of Operational Research, 1989, 39(2): 150-156.
- [38] Cagri K, Bektas T, Jabali O, et al. The impact of depot location, fleet composition and routing on emissions in city logistics[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2016, 84: 81-102.
- [39] Toro E M, Franco J F, Echeverri M G, et al. A multi-objective model for the green capacitated location-routing problem considering environmental impact[J]. Computers & Industrial Engineering, 2017, 110: 114-125.
- [40] Mamaghani E J, Seatak M. The bi-objective location-routing problem based on simultaneous pickup and delivery with soft time window[J]. Journal of Optimization in Industrial Engineering, 2017, 22: 81-91.
- [41] Cowling P, Kendall G, Soubeiga E. A hyper-heuristic approach to scheduling a sales summit[C]. International Conferences on the Practice and Theory of Automated Timetabling. Berlin: Springer, 2001: 176-190.
- [42] Burke E K, Gendreau M, Hyde M, et al. Hyper-heuristics: A survey of the state of the art[J]. Journal of the Operational Research Society, 2013, 64(12): 1695-1724.
- [43] 赵燕伟, 彭典军, 张景玲. 有能力约束车辆路径问题的量子进化算法[J]. 系统工程理论与实践, 2009, 29(2): 159-166.
(Zhao Y W, Peng D J, Zhang J L. Quantum evolutionary algorithm for capacitated vehicle routing problem[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2009, 29(2): 159-166.)
- [44] Chen S, Li Z, Yang B, et al. Quantum-inspired hyper-heuristics for energy-aware scheduling on heterogeneous computing systems[J]. IEEE Transactions on Parallel & Distributed Systems, 2016, 27(6): 1796-1810.
- [45] Zhou Y Q, Luo Q F, Chen H, et al. A discrete invasive weed optimization algorithm for salve traveling salesman problem[J]. Neurocomputing, 2015, 151: 1227-1236.
- [46] Shaw P. Using constraint programming and local search methods to solve vehicle routing problems[C]. International Conf on Principles and Practice of Constraint Programming. Berlin Heidelberg: Springer, 1998: 417-431.
- [47] Barreto S, Ferreira C, Paixao J, et al. Using clustering analysis in a capacitated location-routing problem[J]. European Journal of Operational Research, 2007, 179(3): 968-977.
- [48] 朱莉, 顾珺, 马铮, 等. 面向受灾差异的跨区域应急救援路径优化[J]. 控制与决策, 2017, 32(5): 879-884.
(Zhu L, Gu J, Ma Z, et al. Routing optimization of cross-regional emergency rescue considering differentiated disaster impacts[J]. Control and Decision, 2017, 32(5): 879-884.)
- [49] Prins C, Prodhon C, Ruiz A, et al. Solving the capacitated location-routing problem by a cooperative lagrangean relaxation granular tabu search heuristic[J]. Transportation Science, 2007, 41(4): 470-483.
- [50] Tuzun D, Burke L I. A two-phase tabu search approach to the location routing problem[J]. European Journal of Operational Research, 1999, 116(1): 87-99.
- [51] Duhamel C, Lacomme P, Prins C, et al. A GRASP-EELS approach for the capacitated location-routing problem[J]. Computer & Operations Research, 2010, 37(11): 1912-1923.
- [52] Yu V F, Lin S W, Lee W, et al. A simulated annealing heuristic for the capacitated location routing problem[J]. Computers & Industrial Engineering, 2010, 58(2): 288-299.
- [53] Hemmelmayr V C, Cordeau J F, Crainic T G. An adaptive large neighborhood search heuristic for two-echelon vehicle routing problems arising in city logistics[J]. Computer & Operations Research, 2012, 39(12): 3215-3228.
- [54] Karaoglan I, Altıparmak F, Kara I, et al. A branch and cut algorithm for the location-routing problem with simultaneous pickup and delivery[J]. European Journal of Operational Research, 2011, 211(2): 318-332.

作者简介

赵燕伟(1959—), 女, 教授, 博士生导师, 从事数字化产品现代设计理论与方法、物流优化调度等研究, E-mail: ywz@zjut.edu.cn;

冷龙龙(1991—), 男, 博士生, 从事物流优化调度的研究, E-mail: cyxlll@zjut.edu.cn;

王舜(1993—), 男, 硕士生, 从事物流优化调度的研究, E-mail: 313726082@qq.com;

张春苗(1977—), 女, 讲师, 博士, 从事物流优化调度等研究, E-mail: zhcm@zjut.edu.cn.