

考虑碳排放的双目标车货匹配问题研究

黄敏¹, 都业新¹, 于昊¹, 王兴伟²

(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 东北大学 计算机科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110169)

摘要: 针对车货匹配平台决策中未充分考虑碳排放影响的问题, 提出了考虑碳排放和平台收益的双目标车货匹配模型. 首先, 构建以最小化总碳排放量和最大化车货匹配平台收益为双目标、以载重和时间为约束的优化模型. 其次, 针对模型的多目标和NP(non-deterministic polynomial)难特性, 设计包含嵌入可行性分析的编码规则、自适应精英保留策略和非线性递减惯性权重的多目标粒子群优化(PSO)算法. 3种规模算例的对比结果表明, 该算法在收敛性和均匀性上优于NSPSO算法, 改进的NSGA-II算法和多目标灰狼算法, 运行时间也优于后两种算法. 最后通过分析货车单位碳排放量和货主送达时间要求对碳排放的影响, 为平台决策提供管理启示.

关键词: 车货匹配; 多目标优化; 同城货运; 碳排放; 粒子群优化算法

中图分类号: N 949 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2025)12-0009-11

Research on Bi-objective Vehicle-Cargo Matching Problem Considering Carbon Emissions

HUANG Min¹, DU Ye-xin¹, YU Hao¹, WANG Xing-wei²

(1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. School of Computer Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China. Corresponding author: HUANG Min, professor, E-mail: mhuang@mail.neu.edu.cn)

Abstract: To address the issue of insufficient consideration of carbon emissions in vehicle-cargo matching platform decision-making, a bi-objective vehicle-cargo matching model that considers both carbon emissions and platform revenue was proposed. Firstly, an optimization model was constructed with the objectives of minimizing total carbon emissions and maximizing vehicle-cargo matching platform revenue, with load and time constraints. Secondly, to address the model's multi-objective and non-deterministic polynomial (NP) hard nature, a multi-objective particle swarm optimization (PSO) algorithm was designed, including encoding rules embedded in feasibility analysis, an adaptive elite retention strategy, and a nonlinear decreasing inertia weight. Comparative results on three large-scale examples demonstrate that the proposed algorithm outperforms the NSPSO algorithm, the improved NSGA-II algorithm, and the multi-objective grey wolf algorithm in terms of convergence and uniformity, and it is superior to the latter two algorithms in terms of runtime. Finally, by analyzing the impact of carbon emissions per truck and consignors' delivery time requirements on carbon emissions, the proposed algorithm provides management insights for platform decision-making.

Key words: vehicle-cargo matching; multi-objective optimization; intra-city freight; carbon emission; particle swarm optimization algorithm

随着社会经济、科技的发展和工业的转型, 人们对物流运输的需求也在不断提高. 以2022年为例, 全年货物运输总量506亿t, 其中公路运输371.2亿t, 占比73.4%^[1]. 然而中国货运市场存在

收稿日期: 2024-04-22

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFB3300900); 国家自然科学基金重大研究计划重点支持项目(92267206); 国家自然科学基金重点资助项目(62032013).

作者简介: 黄敏(1968—), 女, 福建长乐人, 东北大学教授, 博士生导师; 王兴伟(1968—), 男, 辽宁盖州人, 东北大学教授, 博士生导师.

车货信息不对称、空驶率高、资源转化利用率低、成本费用高等一系列问题,对其高质量发展提出了严峻挑战.信息与通信技术高速发展催生的一系列货运物流信息平台可以基于实时供需信息将市场中需要匹配的车辆和货物进行协调,成为实现车货信息互通和资源高效利用的重要载体,有望降低车辆空驶率,进而使货运物流降本增效.

车货匹配旨在将货物与合适的运输车辆进行智能匹配,以实现货物从起点到目的地的高效运输.这一问题已引起国内外学者的广泛关注.胡觉亮等^[2]针对车货匹配效率低下、匹配成功率不高的问题,提出了平台利用信用评价体系筛选车主并进行匹配调度的新模式,建立了以最小成本为目标的一对多车货匹配调度模型并进行求解,以此降低物流成本.Wang等^[3]以平台收益最大化为目标,建立了第四方物流下的一对一车货稳定匹配模型,并设计了稳定性约束以避免匹配的阻塞.与无稳定性约束的传统匹配模型相比,稳定匹配模型能为平台带来更高的收益和更高的稳定率.Sun等^[4]基于车货匹配平台的匹配程度与利润及风险的关系,建立了多目标优化模型以探究不同因素对车货匹配平台收入和风险成本的影响,旨在最大化匹配程度和利润,同时最小化风险成本,最后通过NSGA-II算法解决了双层多目标优化问题.Ling等^[5]建立了最大化平台匹配率和匹配利润的数学模型,并提出了一种基于参数调整的改进蚁群算法来解决匹配问题.该算法能够获得准确、稳定的推荐结果,为车主和货主提供满意的解决方案.

综上所述,目前在车货匹配方案设计方面,研究者们着重考虑的主要因素有匹配效率、运输成本、满意度和平台收益等^[6-7].然而近年来,国家发改委与司法部颁布的相关意见中明确提出将服务业“低碳化”“绿色化”作为主要发展任务.据估算,公路货运所产生的碳排放占公路运输碳排放总量的60%以上,公路货运需求的增加将直接带动市场规模的扩大以及碳排放量的上升,这表明交通领域碳减排的关键在于如何降低公路货运产生的碳排放.因此,绿色物流问题受到了越来越多学者的关注.Huang等^[8]提出了一种基于路径灵活性的时变车辆路径问题,以北京路网为案例,计算分析显示,在路径可选择的情况下,配送车辆的油耗可以显著降低.Elgharably等^[9]探讨了绿色环境下的随机多目标车辆路径问题,同时考虑了经济、环境和社会3个方面的目标,并采用

一种新的混合搜索算法进行求解.Yu等^[10]在传统车辆路径最小距离模型中加入了最小化碳排放模型,并研究了车辆行驶时间对碳排放量的影响.周鲜成等^[11]针对多车场绿色车辆路径问题,考虑时变速度和实时载重对车辆油耗和碳排放量的影响,构建了以车辆油耗成本、碳排放成本、时间窗惩罚成本等因素之和最小化为目标的新型多车场绿色车辆路径模型.

综上,物流运输领域对碳排放的关注集中于绿色车辆路径问题上,而在车货匹配问题中综合考虑平台收益与碳排放的研究仍然较少.因此,本研究建立了最小化碳排放和最大化平台收益的双目标车货匹配优化模型,以完善该问题领域的研究内容;设计了具有自适应精英保留策略的非线性递减惯性权重多目标粒子群优化(adaptive elite retention strategy-nonlinear decreasing inertia weight multi-objective particle swarm optimization, AERSND-MPSO)算法,提高了帕累托解集的收敛性、均匀性和多样性;并通过数值实验探究了货主和车主双方对碳排放的影响,为车货匹配平台提供了实践指导.

1 考虑碳排放的双目标车货匹配模型

1.1 问题描述

本文将从“车多货少”的实际背景出发,针对以抽成模式为盈利方式、以整车运输服务供需方为目标客户群的车货匹配平台(例如运满满、福佑卡车和货拉拉等),设计一对一车货匹配方案.车货匹配平台会整合货主和车主的订单信息,其中货主方订单信息包括货物所在位置、运送目的地位置、货物质量和要求送达时间;车主方订单信息包括车主所在位置和货车车型.平台根据车货信息,以最小化总碳排放量和最大化平台总收益为目标,考虑货主和车主可匹配数量的限制、时间限制、货车最大容量限制等现实约束进行智能化匹配.货车从起始位置出发,从货主处取走货物后运往目的地,至此即完成一次运输任务.货主按照所匹配的车型和运输距离支付运输费用,平台从中抽取一定比例的收益,剩余部分作为佣金支付给车主.

相关假设如下:

- 1) 碳排放量与车辆及车载货物的总质量和行驶距离相关;
- 2) 每位货主仅有一个货物运输任务;

3) 车主必须在货主规定的时间内将货物送达目的地;

4) 货主支付费用仅与车辆类型和行驶距离相关,与载重无关.

1.2 数学模型

1.2.1 参数说明

针对车货匹配模型,首先给出了参数与变量的符号定义,见表 1.

表 1 符号定义
Table 1 Symbol definitions

符号	含义
$i \in V$	车主集合
$j \in J$	货主集合
D_{ij}	车主与货主之间的距离
D_j	货主与运送目的地之间的距离
v	货车行驶的平均速度
C_{ij}	货主支付的费用
q	平台对货主支付费用的抽成比例
e_i	车主驾驶车辆的单位碳排放
W_i	车主驾驶车辆的最大载重
m_i	车主驾驶车辆的空载质量
m_j	货主的货物质量
$T_{G,j}$	货主要求货物送达目的地时间,假设匹配时刻为计时零点
$x_j \in \{0, 1\}$	车主和货主的匹配情况,匹配为 1,反之为 0

1.2.2 目标函数

本文以最小化总碳排放量为第一个目标,碳排放量与单位碳排放量 e_i 、货车空载质量 m_i 和货物质量 m_j 以及行驶距离 (D_{ij} , D_j) 有关^[12]. 以最大化平台总收益为第二个目标. 综合考虑碳排放因素和平台收益因素对车货匹配方案的影响,其表达式分别为式(1)和式(2).

$$\min \sum_{i \in V} \sum_{j \in J} e_i \cdot (m_i \cdot D_{ij} + (m_i + m_j) \cdot D_j) \cdot x_{ij}; \quad (1)$$

$$\max \left(\sum_{i \in V} \sum_{j \in J} C_{ij} \cdot x_{ij} \right) \cdot q. \quad (2)$$

1.2.3 约束条件

$$\sum_{i \in V} x_{ij} \leq 1, \forall j \in J; \quad (3)$$

$$\sum_{j \in J} x_{ij} \leq 1, \forall i \in V; \quad (4)$$

$$\sum_{j \in J} m_j \cdot x_{ij} \leq W_i, \forall i \in V; \quad (5)$$

$$\frac{D_{ij} + D_j}{v} \cdot x_{ij} \leq T_{G,j}, \forall i \in V, \forall j \in J. \quad (6)$$

约束(3)表示货主最多仅允许匹配一个车主;约束(4)表示车主最多仅允许匹配一个货主;约束(5)表示货主货物质量不大于匹配车主车辆

的最大载重;约束(6)表示车主将货物运至目的地的时间必须在货主规定的时限内.

2 具有自适应精英保留策略的非线性递减惯性权重多目标粒子群算法设计

由于本问题模型具有 NP 难特性,针对此类问题,往往采用智能优化算法进行求解. 粒子群算法作为一种应用广泛的智能优化方法,具有收敛速度快、参数少、抗干扰性强、易于实现和编码等优点,因此本文采用粒子群算法求解车货匹配问题.

针对问题模型的特点,设计了嵌入可行性分析的编码规则 (coding rules with embedded feasibility analysis, CEFA). 同时针对本问题具有的多目标特性,在算法中采用了基于精英保留策略的非支配排序思想. 此方法相较于经典的多目标进化算法,降低了计算复杂度,同时将种群个体均匀分布到整个帕累托前沿. 为提高帕累托解集的收敛性和多样性,本文设计了非线性递减的惯性权重更新公式,并采用自适应精英保留策略,在提升种群收敛性的同时减少了种群多样性的损失.

2.1 粒子编码

本文通过实数编码的方式对每一个粒子的位置矢量进行编码,其中针对 n 个货主与 m 个车主的车货匹配问题,以 $n+m$ 作为粒子维度,并对位置矢量的每一维度采用 $[0, 1]$ 区间内的实数编码. 粒子的编码与匹配方案的映射关系如下:

1) 首先对粒子的前 n 维位置矢量进行升序排序,并记录其原始索引值保存到数组 `demandlist[n]` 中,该数组的索引值对应货主编号;同理,对粒子后 m 维矢量执行相同的操作,将其原始索引值保存到数组 `carlist[m]` 中,数组中的索引值对应车主编号.

2) 针对每一个货主遍历所有车主,通过式(5)车辆最大载重约束和式(6)时间约束来判断货主和车主是否满足约束要求,即是否存在匹配的可能性.

3) 若满足上述两条约束,则记录下此时货主和车主的编号,并将它们从各自的数组中删除,继续对下一位货主进行遍历;反之,若所有车主均不满足货主的约束条件,则记录下此货主未被匹配.

4) 当所有货主遍历完成后,实现了粒子的编码值到匹配方案的转换.

CEFA 过程如下:

算法:粒子编码值到匹配方案的转换

输入:维度 $n+m$ 的粒子 X

输出:维度 n 的数组 Q

1. demandlist[n] ← index[order($X_{[0,n]}$)]
2. carlist[m] ← index[order($X_{[n+1,m]}$)]
3. for $i=1$ to n
4. for $j=1$ to m
5. if demandlist[i] and carlist[j]
meet time and load constraints
6. Record Q ← [demandlist[i],
carlist[j]]
7. break
8. else
9. demandlist[i] is not matched
10. end
11. end

CEFA 过程通过避免在粒子修复中采用罚函数法处理不可行解,保证了解空间的完整性;通过筛除不满足时间约束和载重约束的车货配对,保证了粒子到匹配方案的映射可行性和满射性.

2.2 种群初始化

假设种群中一共有 N 个粒子,每个粒子代表一种匹配方案.由上述实数编码过程可知,粒子位置矢量的每一维取值范围为 $[0, 1]$.为使粒子在解空间中的搜索更加全面,将粒子速度矢量的每一维取值范围设定为 $[0, 0.25]$.种群初始化时,对于每一个粒子参照其对应维度的取值范围随机初始化位置和速度,并将粒子的个体最优位置设置为当前粒子的初始位置.

2.3 快速非支配排序与拥挤度计算

由于本文研究的是双目标问题模型,因此采用快速非支配排序策略对求得的解进行第一步优先级排序.快速非支配排序是一个循环的适应值等级划分过程:首先对于匹配的车主和货主,通过式(1)和式(2)分别计算碳排放量和平台收益两个目标函数值;根据目标函数值遍历种群中的所有个体并进行快速非支配排序,直至所有种群个体被赋予不同的非支配序,整个种群分层操作结束.

当种群所有个体排序分层后,相同非支配层中的个体无法区分优先级顺序,这给后续最优粒子的选择带来了困难.为此引入拥挤度计算机

制,对解进行第二步优先级排序:计算每个个体的拥挤度距离(用来衡量相同非支配排序层中个体的优劣程度).拥挤度距离较大的个体在同一非支配层中优先级较高.对所有非支配层重复上述操作,直至遍历全部支配层,即完成整个种群的排序.该操作可全部保证解的均匀分布性,避免算法对解空间探索不充分的问题^[13].

2.4 粒子修复

在算法迭代过程中,粒子的速度和位置随着迭代次数的增加不断更新,可能出现更新后的位置和速度超出预设取值范围的情况.针对此类不可行解问题,本文采用边界修复方法进行处理.

2.5 更新公式

粒子群算法是基于迭代的多点粒子随机搜索算法.每个粒子的运动受自身最佳历史位置和整个种群最佳历史位置的影响,其中粒子的速度和位置计算公式分别如式(7)和式(8)所示.

$$v_b^{a+1} = \omega v_b^a + c_1 r_1 (x_{pb}^a - x_b^a) + c_2 r_2 (x_{gb}^a - x_b^a), \quad (7)$$

$$x_b^{a+1} = x_b^a + v_b^{a+1}. \quad (8)$$

其中: a 表示当前迭代次数; b 表示种群中每一个粒子的序号; ω 表示惯性权重; c_1 为个体学习因子,表示粒子自我学习能力; c_2 为群体学习因子,表示粒子社会学习能力; v_b^a 表示第 a 次迭代时粒子 b 的飞行速度; x_b^a 表示第 a 次迭代时粒子 b 的位置; x_{pb}^a 表示第 a 次迭代时粒子 b 的个体最优位置; x_{gb}^a 表示第 a 次迭代时群体的最优位置; r_1, r_2 是取值范围为 $[0, 1]$ 的随机数.

2.6 种群更新

更新粒子速度和位置的关键在于选取粒子个体最优位置和全局最优位置,其选取规则的具体方法如下.

在选取个体最优位置时,主要依据帕累托支配关系进行判断:若粒子当前位置能够支配其历史最优位置,则将个体最优位置更新至当前位置;若当前位置被历史最优位置支配,则不更新个体最优位置;若当前位置与历史最优位置无支配关系,则按 50% 概率确定是否更新.

在选取全局最优位置时,首先对同一非支配层中的个体进行拥挤度距离排序,然后从优先级的非支配层中选取拥挤度距离最大的个体作为全局最优位置.这样可使粒子向更加稀疏的解空间探索,进而提高种群个体分布的均匀性.

2.7 算法结束条件

随着迭代次数的增加,当迭代次数达到预设的最大迭代次数时,算法停止.

2.8 粒子群算法的改进策略

多目标粒子群算法虽然具有较好的全局搜索能力,但仍容易陷入局部最优解,从而导致算法的平均偏差较大.为提高最优解集的多样性和收敛性,同时实现全局搜索和局部搜索之间的平衡,本文通过改进精英保留策略和引入非线性递减的惯性权重对原有算法进行优化.

2.8.1 自适应精英保留策略

传统的精英保留策略通过非支配关系和拥挤度排序决定新一代种群中的个体组成,但随着种群的进化,种群中的个体大多处于第一非支配层,导致容易收敛于局部最优,种群的多样性降低.

本文采用了一种动态调节的精英保留策略:当算法的迭代规模较小时,子代中第一非支配层的精英数量较少,优质个体应大量被保留,采用传统的精英保留策略规则.如图 1 所示,根据预设的规模大小设置解集 P , 然后对算法产生的种群进行非支配排序和拥挤度距离计算.根据非支配层的顺序依次将个体放入解集 P 中.若添加某一非支配层时种群的大小超出了预设规模 P , 则对当前非支配层的个体按拥挤度距离的排序,选取拥挤度距离较大的个体放入 P 中直至达到预设规模.图 1 中, F_1, F_2 和 F_3 分别为第一、第二和第三非支配层; P_t 和 Q_t 分别为当前代数的父代种群和子代种群.

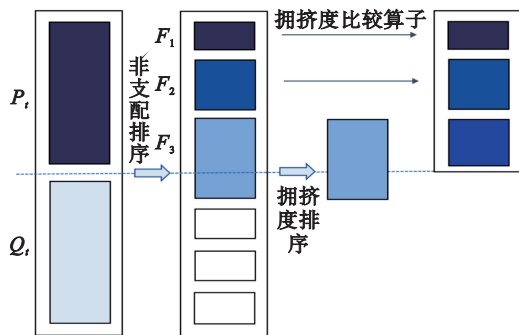


图 1 传统的精英保留策略规则

Fig. 1 Traditional elite retention strategy rules

当算法迭代到一定规模时,第一非支配层等级的精英数量较多,种群容易收敛于局部最优,算法的寻优过程可能陷入停滞状态.本文对此进行了改进,如图 2 所示.为保证解的多样性,设置比例参数 λ , 将子代种群前 λN 规模分配给第一非支配层的个体.此时根据第一非支配层精英个体数目 $|F_1|$ 可分为以下两种情况:

当 $|F_1| \leq \lambda N$ 时,将剩余的 $N - |F_1|$ 个名额均匀分配给除第一非支配层的其余非支配层;

当 $|F_1| > \lambda N$ 时,将剩余的 $(1 - \lambda)N$ 个名额均匀分配给除第一非支配层外的其余非支配层.

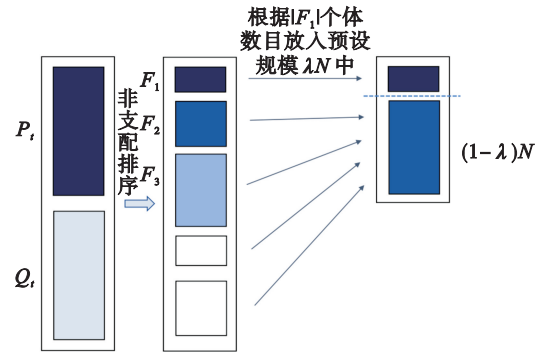


图 2 自适应精英保留策略规则

Fig. 2 Adaptive elite retention strategy rules

自适应精英保留策略通过改变选择机制,在迭代后期接受一定程度的劣解,促进种群在不同搜索空间中的探索,从而提高了种群的均匀性.

2.8.2 非线性递减惯性权重

针对标准粒子群算法容易陷入局部最优解的问题,本文对标准粒子群算法中的惯性权重进行改进,可表示为

$$\omega(I) = \omega_{\max} e^{k \left(\frac{I}{I_{\max}} \right)} - k e^{\pi \left(\frac{I}{I_{\max}} \right)}, \quad (9)$$

$$k = \left(\frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{\pi} \right)^2. \quad (10)$$

式中: ω_{\max} 表示预设的最大惯性权重; ω_{\min} 表示预设的最小惯性权重; I 表示迭代次数; I_{\max} 表示预设的最大迭代次数.

改进后的惯性权重是一种基于凹函数模型的动态惯性权重.与线性递减权重相比,改进的惯性权重在迭代初期下降缓慢,从而保持了较好的全局搜索能力,有利于增加种群的多样性;在迭代后期惯性权重能够较快地降低,从而维持了算法的局部搜索能力.这种设置有利于粒子在优化迭代的阶段自适应地权衡局部精细搜索和全局搜索能力,增加了粒子对解空间的探索程度.

2.9 算法流程

AERSND-MPSO 算法的总流程如下:

1) 算法初始化

步骤 1 根据预设取值范围和映射规则,将种群中粒子的位置 $x = \{x_1, \dots, x_N\}$ 和速度 $v = \{v_1, \dots, v_N\}$ 初始化;

步骤 2 将粒子的位置矢量映射成可行匹配方案,然后根据匹配方案计算两个目标函数值;

步骤 3 根据两个目标函数值对个体进行快速非支配排序以及拥挤度距离的计算;

步骤4 初始化种群中粒子个体最优位置.

2) 更新迭代. 对于代数循环 $t=1, \dots, G$ 中的每一个粒子, 按以下步骤处理.

步骤1 根据非支配层排序和拥挤度距离确定全局最优位置;

步骤2 根据式(7)和式(8)更新粒子速度和位置, 并判断是否进行修复操作;

步骤3 计算当前粒子的两个目标函数值;

步骤4 通过快速非支配排序策略判断支配关系;

步骤5 基于支配关系更新粒子的个体最优位置.

3) 终止条件. 若当前迭代次数达到最大迭代次数, 则算法停止.

3 仿真实验与分析

本节将对3种不同车货供需比例(20货主与

30车主、20车主与20货主、30货主与20车主)下的车货匹配问题进行求解, 得到对应的车货匹配方案, 并对比6种算法在3种规模(10货主与20车主、30货主与50车主、60货主与100车主)下的性能表现. 最后探究关键问题参数(即货车的单位碳排放 e_i 和货主要求送达时间范围 $T_{G,j}$)对目标值的影响. 本研究使用 MATLAB R2018a 进行算法编写, 在配置为 i5-8300H, CPU@2.30 GHz 的环境下进行实验.

3.1 算例描述

本文从某货运平台采集某时刻60组货源信息和100组车源信息作为本研究中仿真实验的整体算例.

货主信息如表2所示, 包括: 货源地的经纬度、目的地的经纬度、要求送达时间及货物质量.

平台支持的5种货车类型信息如表3所示, 包括最大载重、车辆自重、起步价(3 km以内)、每公里单价和单位碳排放.

表2 货主信息
Table 2 Consignor information

货主编号	货源地经度/(°)	货源地纬度/(°)	目的地经度/(°)	目的地纬度/(°)	要求送达时间/h	货物质量/t
1	120.343 7	30.289 2	117.217 4	39.153 4	16	28
2	120.959 4	30.051 9	117.017 2	39.132 1	35	25
3	120.278 4	30.416 5	116.157 2	39.750 1	22	10
...

表3 车型信息
Table 3 Vehicle model information

车型	最大载重/t	车辆自重/t	单位碳排放/(kg·km ⁻¹)	起步价/元	单价/(元·km ⁻¹)
1	8	6.5	0.040	470	4.5
2	13	8.8	0.045	600	6.0
3	18	13.5	0.050	750	6.5
4	25	16.0	0.055	900	7.5
5	30	18.0	0.060	1 200	8.0

车主信息如表4所示, 包括车主所在地的经纬度和车型.

表4 车主信息
Table 4 Car owner information

车主编号	车主经度/(°)	车主纬度/(°)	车型
1	120.257 6	30.227 5	2
2	119.886 9	29.179 0	5
3	120.259 4	30.096 7	4
...

3.2 评价指标

与单目标优化问题评价指标的选取不同, 评

价多目标进化算法的性能^[14]时主要从3个方面对解的质量进行衡量: ①解集收敛性, 考察算法求得的帕累托前沿面与真实帕累托前沿面之间的差距, 差距越小即代表解集的收敛性越好; ②解集多样性, 考察求得的帕累托前沿面上的解是否分布广泛且多样; ③解集均匀性, 考察求得的帕累托前沿面上的解彼此之间的距离是否相近.

因此, 本研究为衡量改进前后算法的求解速度和所得帕累托前沿面的收敛性、多样性和均匀性, 将采用以下评价指标.

3.2.1 运算时间指标

程序运行时间的计算式为

$$t = t_e - t_s. \quad (11)$$

其中: t 代表程序运行时间; t_s 表示算法开始的时间; t_e 表示算法结束的时间.

3.2.2 Lebesgue 指标

Lebesgue 指标 (I_{Lebesgue}) 可以同时评估求得解集的多样性和收敛性, 计算方法为

$$I_{\text{Lebesgue}}(S) = V \left(\bigcup_{x \in S} [f_1(x), z_1] \cdots [f_m(x), z_m] \right). \quad (12)$$

式中: $V(\cdot)$ 代表 Lebesgue 测度; $z = (z_1, \dots, z_m)$ 是目标解空间的参考点; $f(x) = (f_1(x), \dots, f_m(x))$ 是每一个个体对应的目标值向量. 此计算方法本质上计算的是由参照点对应值的边界和求得的帕累托解集所支配的空间形成的体积. I_{Lebesgue} 的值越大, 代表求得的帕累托解集的收敛性和多样性越好.

3.2.3 Spacing 空间指标

Spacing 空间指标 (I_{spacing}) 可以用于评估解集的均匀性, 其计算方法为

$$I_{\text{spacing}}(M) = \sqrt{\frac{1}{|M|-1} \sum_{i=1}^{|M|} (\bar{d} - d_i)^2}. \quad (13)$$

式中: M 表示求得的帕累托解集包含解的数量; d_i 表示解集中第 i 个解到 P 中其余解的最小间距; \bar{d} 表示所有 d_i 的均值. 通过式 (13) 可以计算得到帕累托解集中每一个解到其余解的最小间距的标准差. I_{spacing} 的值越小, 表明求得的帕累托解集的均匀性越好.

3.3 算法分析

3.3.1 问题求解

针对 3 种不同车货供需比例的算例 (20 货主与 30 车主、20 车主与 20 货主、30 货主与 20 车主), 采用 AERSND_MPSO 算法的求解结果见图 3.

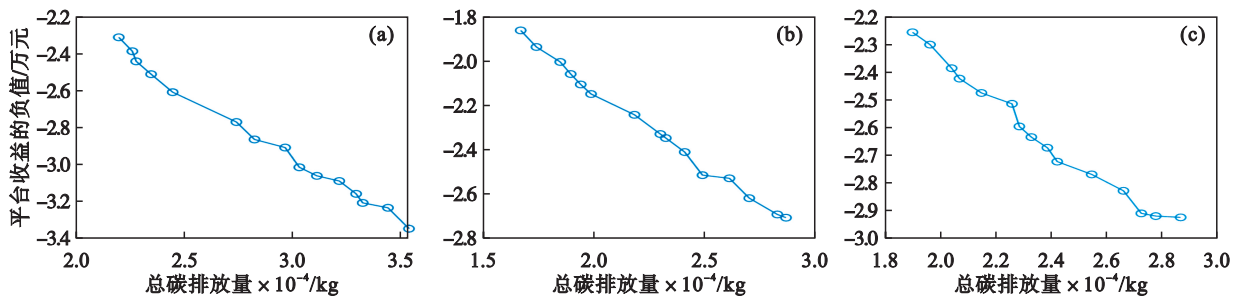


图 3 3 种车货供需比例的算例求解结果

Fig. 3 Solution results of the supply-demand ratio for three types of vehicle-cargo matching examples

(a)—20 货主与 30 车主; (b)—20 货主与 20 车主; (c)—30 货主与 20 车主.

根据图 3 中的曲线趋势可知, 总碳排放量与平台总收益的负值呈负相关关系, 即实际上总碳排放量与平台收益呈正相关关系, 亦即平台总收益越大, 总碳排放量越高. 此外, 从解的分布情况来看, 最优前沿分布均匀, 具有较好的多样性, 可为相关决策者提供多样化的选择.

3.3.2 算法性能对比

对 3 种规模下的车货匹配问题分别使用基于非支配排序的多目标粒子群优化 (non-dominated sorting particle swarm optimization, NSPSO) 算法、仅具有自适应保留策略的多目标粒子群优化 (adaptive elite retention strategy multi-objective particle swarm optimization algorithm, AERS-MPSO) 算法、含有非线性递减惯性权重的多目标粒子群优化 (nonlinear decreasing inertia weight multi-objective particle swarm optimization, ND-MPSO) 算法、文献 [15] 中改进后的 NSGA-II 算法、文献 [16] 中改进的多目标灰狼算法 (multi-objective

gray wolf optimizer, MOGWO) 和具有自适应精英保留策略的非线性递减惯性权重多目标粒子群优化 (AERSND-MPSO) 算法进行求解. 6 种算法均运行 30 次, 对应的求解结果如表 5 所示.

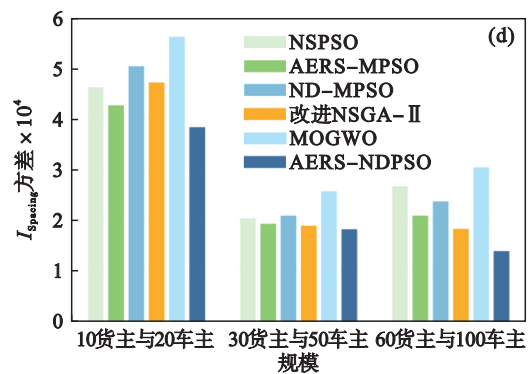
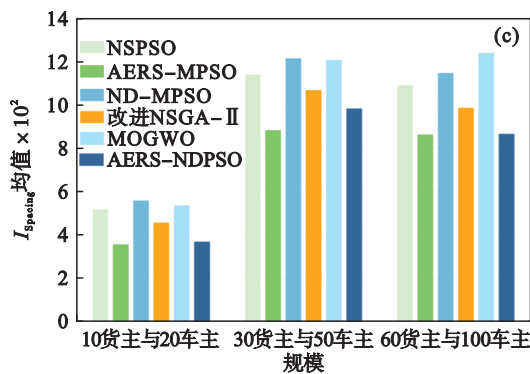
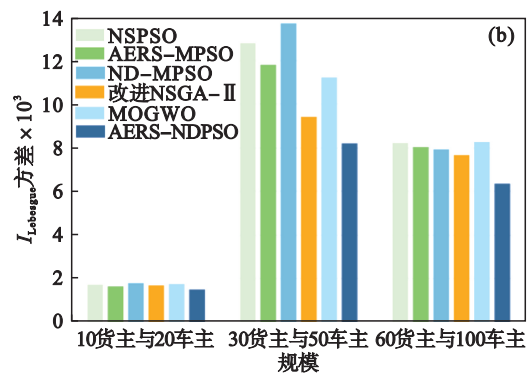
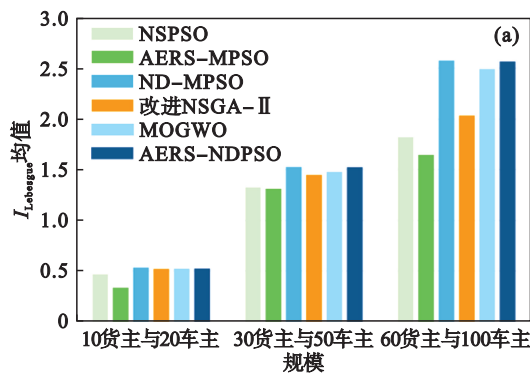
6 种算法在 3 种规模下不同性能指标的对比如图 4 所示. AERS-MPSO 算法由于嵌入了自适应精英保留策略, 相较于 NSPSO 算法在均匀性方面得到明显提升, 但收敛性较差; ND-MPSO 算法加入非线性递减惯性权重, 相较于 NSPSO 算法在收敛性方面得到明显提升, 但均匀性较差; 文献 [15] 设计的引入精英选择系数的改进后的 NSGA-II 算法在收敛性和均匀性方面表现较为均衡, 性能优于 NSPSO 算法, 但耗时较长; MOGWO 算法在收敛性方面表现较好, 但均匀性较差, 同时耗时最长. 而本文所设计的 AERSND-MPSO 算法相较于 NSPSO 算法, 收敛性和均匀性均得到明显提升; 与文献 [15] 算法相比, AERSND-MPSO 算法在 3 个指标上优于改进后的 NSGA-II. 与

MOGWO 算法相比,收敛性方面较为接近, AERSND-MPSO 算法在均匀性和运行时间方面均优于 MOGWO 算法.由分析可知,AERSND-

MPSO 算法在帕累托解集的收敛性、多样性、均匀性和稳定性方面有良好的提升效果.

表 5 6 种算法性能指标的对比
Table 5 Comparison of performance indicators for six algorithms

规模	算法	$I_{Lebesgue}$ 均值	$I_{Lebesgue}$ 方差	$I_{Spacing}$ 均值	$I_{Spacing}$ 方差	t/s
10 货主与 20 车主	NPSO	0.469 9	0.001 732	0.052 0	0.000 463	1.365 8
	AERS-MPSO	0.337 9	0.001 645	0.035 9	0.000 427	1.475 0
	ND-MPSO	0.536 6	0.001 794	0.056 0	0.000 504	1.586 0
	改进后的 NSGA-II ^[15]	0.523 4	0.001 691	0.045 9	0.000 472	1.768 0
	MOGWO	0.525 7	0.001 758	0.053 8	0.000 562	1.948 0
	AERSND-MPSO	0.527 0	0.001 506	0.037 1	0.000 384	1.759 2
30 货主与 50 车主	NPSO	1.326 7	0.012 829	0.113 9	0.000 205	2.854 0
	AERS-MPSO	1.312 2	0.011 830	0.088 3	0.000 194	2.879 0
	ND-MPSO	1.528 7	0.013 730	0.121 3	0.000 210	2.899 0
	改进后的 NSGA-II ^[15]	1.450 3	0.009 435	0.106 6	0.000 190	3.780 0
	MOGWO	1.480 4	0.011 250	0.120 5	0.002 58	4.386 0
	AERSND-MPSO	1.524 5	0.008 220	0.098 2	0.000 183	3.682 4
60 货主与 100 车主	NPSO	1.821 8	0.008 236	0.109 0	0.000 268	4.684 0
	AERS-MPSO	1.627 2	0.008 046	0.086 3	0.000 210	4.703 4
	ND-MPSO	2.578 4	0.007 945	0.114 6	0.000 238	4.824 5
	改进后的 NSGA-II ^[15]	2.035 0	0.007 682	0.098 6	0.000 184	5.895 3
	MOGWO	2.494 0	0.008 280	0.123 8	0.000 305	7.059 0
	AERSND-MPSO	2.567 0	0.006 370	0.086 6	0.000 140	5.273 0



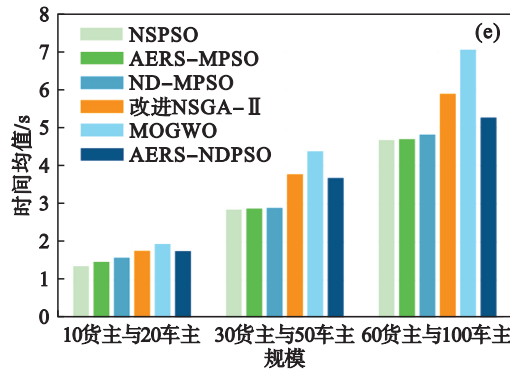


图 4 6 种算法在 3 种规模下不同性能指标的对比

Fig. 4 Comparison of performance indicators of six algorithms under three different scales

(a)— $I_{Lebesgue}$ 均值; (b)— $I_{Lebesgue}$ 方差; (c)— $I_{Spacing}$ 均值; (d)— $I_{Spacing}$ 方差; (e)—时间均值.

为了检验 AERSND-MPSO 与 NSPSO、改进后的 NSGA-II 及 MOGWO 之间性能的差异,对不同算法的各指标在 3 种规模算例下进行 Mann-

Whitney U 检验,95% 置信区间的 p 值结果如表 6 所示. Al_0, Al_1, Al_2, Al_3 分别代表 AERSND-MPSO, NSPSO, 改进后的 NSGA-II 和 MOGWO 算法.

表 6 AERSND-MPSO 算法与其他算法在不同规模问题上所获得的 p 值的显著性检验

Table 6 Significance test of p -values obtained by AERSND-MPSO algorithm and other algorithms on problems of different scales

指标	算法	p 值		
		10 货主与 20 车主	30 货主与 50 车主	60 货主与 100 车主
$I_{Lebesgue}$	Al_0 与 Al_1	0.008	0.001	0.000
	Al_0 与 Al_2	0.851	0.111	0.000
	Al_0 与 Al_3	0.946	0.356	0.073
$I_{Spacing}$	Al_0 与 Al_1	0.133	0.022	0.003
	Al_0 与 Al_2	0.368	0.186	0.049
	Al_0 与 Al_3	0.114	0.004	0.000

注:粗体数据表示 AERSND-MPSO 算法的结果显著优于对比算法.

由表 6 可知,对于小规模算例, AERSND-MPSO 算法的性能与其他算法相比无明显差异;但随着算例规模的增大,算法性能差异显著.

3.4 问题参数灵敏性分析

本节将对问题模型中的参数,即货车的单位碳排放量 e_i 和货主要求的送达时间 T_j 对总碳排放量的影响进行详细分析.

3.4.1 货车的单位碳排放量 e_i 对总碳排放量的影响

由本文建立的货车碳排放量计算公式可知,总碳排放量与单位碳排放量 e_i 相关,改变单位碳排放量 e_i 会对结果产生影响.

根据图 5 可知,当不同车型的单位碳排放量减小时,对应曲线的横坐标分布范围逐渐向左移动.由此可知,随着不同车型单位碳排放量的降低,在相同平台收益下,总碳排放量降低.

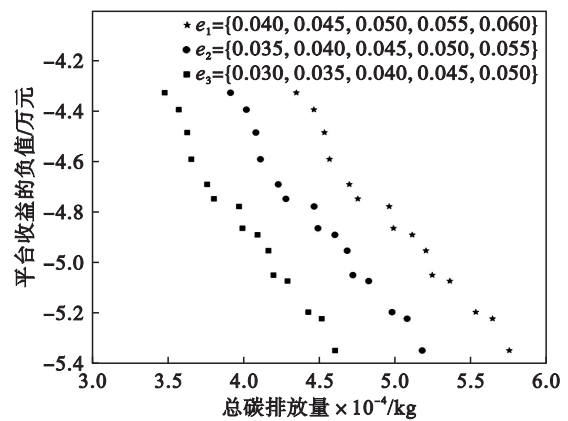


图 5 改变 e_i 对总碳排放量的影响

Fig. 5 Impact of e_i change on total carbon emissions

3.4.2 货主要求的送达时间 T_j 对总碳排放量的影响

货主要求的送达时间 T_j 代表着货主将货物送达目的地所能接受的最大时间,改变 T_j 会对目标值带来不同的影响. T_1 为表 2 中货主要求的送

达时间,将 T_1 作为基准值进行对比分析.每位货主要求的送达时间延长 10 h 得到 T_2 ,将 T_1 中每位货主要求的送达时间缩短 10 h 得到 T_3 ,3 种不同的 T_j 得到的结果如图 6 所示.

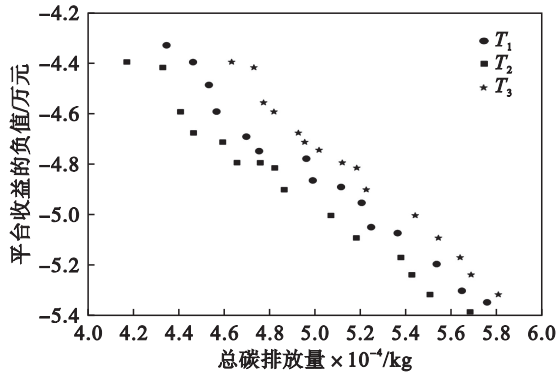


图 6 改变 T_j 对总碳排放量的影响

Fig. 6 Impact of T_j change on total carbon emissions

图 6 中 3 条曲线跨越的横坐标范围如表 7 所示.

表 7 图 6 中 3 条曲线跨越的横坐标的范围
Table 7 Range of abscissas spanned by three curves in Fig. 6

T_j	T_1	T_2	T_3
横坐标范围 $\times 10^{-4}/\text{kg}$	1.406 2	1.506 8	1.170 8

根据图 6 曲线分布和表 7 中的数据,可以发现,当扩大货主要求的送达时间范围时,在相近的纵坐标取值范围内,对应的多数匹配解的横坐标减小,并且曲线的横坐标范围增大;当缩短货主要求的送达时间范围时,在相邻的纵坐标区间内,对应的多数匹配解的横坐标增大,并且曲线的横坐标范围减小.

因此,随着货主要求送达时间的延长,在相似平台收益下,对应的多数匹配方案总碳排放量减小,平台对于总碳排放量取值范围的选择弹性增大;而当货主要求的送达时间缩短时,在相似平台收益下,对应的多数匹配方案总碳排放量增加,平台对于总碳排放量取值范围的选择弹性减小.

综上所述,总碳排放量不仅与货车的单位碳排放量有关,还取决于货主要求的送达时间;若想达到良好的减排效果,需要货主与车主双方的共同努力.

4 结 语

本文以最小化总碳排放量和最大化平台收益为目标,构建了一个考虑碳排放的双目标车货匹配模型.针对多目标粒子群算法后期易陷入局

部最优解以及所求得的帕累托最优解集多样性较差的问题,提出了含有 CFEA、自适应精英保留策略和非线性递减惯性权重的 AERSND-MPSO 算法.针对 3 种不同规模的车货匹配问题算例进行求解,验证了本文所设计的算法相较于多目标粒子群算法和相关文献中的算法在帕累托最优解集的收敛性、多样性和均匀性以及算法的稳定性方面的性能提升.本研究为解决考虑碳排放的双目标车货匹配问题提供了有效的求解方案,并对车货匹配平台低碳运营提供了管理启示.

此外,随着无人车技术和智能驾驶系统的快速发展,其在物流领域的广泛应用为未来绿色物流和车货匹配平台的优化提供了全新视角.无人驾驶车辆通过智能化路径规划和实时决策能力,可显著提升运输效率,减少无效空驶里程,从而进一步降低碳排放.同时,基于人工智能的自动驾驶技术能够实现对复杂交通环境的快速响应,与车货匹配算法深度融合后,将实现更加精确和动态的调度优化,为双碳目标的实现和智能物流的发展提供强有力的技术支撑.

参考文献:

- [1] 交通运输部. 2022 年交通运输行业发展统计公报 [EB/OL]. (2023-06-21) [2023-09-10]. https://www.gov.cn/lianbo/bumen/202306/content_6887539.htm. (Ministry of Transport. Statistical bulletin on the development of the transportation industry in 2022 [EB/OL]. (2023-06-21) 2023-09-10]. https://www.gov.cn/lianbo/bumen/202306/content_6887539.htm)
- [2] 胡觉亮, 郗聪, 韩曙光. 基于 TS 算法的公路干线货运平台车货匹配研究 [J]. 浙江理工大学学报 (社会科学版), 2018, 40(5): 478-486. (Hu Jue-liang, Bing Cong, Han Shu-guang. Study on vehicles and goods matching of arterial road freight platform based on TS algorithm [J]. *Journal of Zhejiang Sci-Tech University (Social Sciences)*, 2018, 40(5): 478-486.)
- [3] Wang H F, Huang M, Kuang H B. One-to-one stable vehicle cargo matching in the fourth party logistics [C]//2021 33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Kunming, 2021: 4221-4226.
- [4] Sun Y D, Zhang J, Tang Q Y, et al. Research on benefit-risk of vehicle-cargo matching platform based on matching degree [C]//2020 IEEE 5th International Conference on Intelligent Transportation Engineering (ICITE). Beijing, 2020: 580-584.
- [5] Ling H F, Fu Y, Hua M, et al. An adaptive parameter controlled ant colony optimization approach for peer-to-peer vehicle and cargo matching [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 15764-15777.
- [6] Kong L, Huang M. Stable truckload matching in the vehicle-cargo matching platform [C]//2024 36th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Xi'an, 2024: 5817-5821.

(下转第 65 页)