

# 基于可持续和个性化的新能源汽车零件供应链网络设计

董海<sup>1</sup>, 张晨<sup>2\*</sup>

(1.沈阳大学应用技术学院, 辽宁 沈阳 110041; 2.沈阳大学机械工程学院, 辽宁 沈阳 110041)

**摘要:**针对碳中和背景下可持续和个性化新能源汽车零件供应链网络优化设计问题,建立了一种基于可持续和个性化闭环供应链网络(supply chain network, SCN)的鲁棒优化模型,以解决SCN中的不确定性问题。首先,基于不确定集描述不确定参数,针对新能源汽车零件SCN结构建立了以运输成本最小化、处理成本最小化、运营成本最小化和碳排放成本最小化为目标的混合整数规划模型,同时,根据超几何分布法,提出了一种供应链产品个性化评判机制;其次,在原有野狗优化算法的基础上动态调整执行策略参数,并将种群群体攻击策略与莱维飞行策略进行结合,增强算法的全局寻优准确性与收敛速度;最后,通过MATLAB数值与仿真实例分析表明,本文所提出的鲁棒优化模型与改进野狗算法在求解新能源汽车零件闭环供应链网络设计问题中具有明显优势。

**关键词:**碳中和;个性化;改进野狗算法;鲁棒优化

**中图分类号:**F253; F272 **文献标志码:**A

**引用格式:**董海,张晨. 基于可持续和个性化的新能源汽车零件供应链网络设计[J]. 山东大学学报(理学版),2025,60(6):45-62.

## Design of sustainable and personalized supply chain network in the context of carbon neutrality

DONG Hai<sup>1</sup>, ZHANG Chen<sup>2\*</sup>

(1. School of Applied Technology, Shenyang University, Shenyang 110041, Liaoning, China; 2. School of Mechanical Engineering, Shenyang University, Shenyang 110041, Liaoning, China)

**Abstract:** Addressing the optimal design of sustainable and personalized supply chain networks for new energy vehicle (NEV) parts under the context of carbon neutrality, a robust optimization model based on a sustainable and personalized closed-loop supply chain network is established to tackle uncertainties within the supply chain network. Firstly, uncertain parameters are described using uncertainty sets, and a mixed-integer programming model is formulated for the NEV parts supply chain network structure, aiming to minimize transportation costs, processing costs, operational costs, and carbon emission costs. Additionally, a personalized evaluation mechanism for supply chain products is proposed based on the hypergeometric distribution method. Secondly, the execution strategy parameters of the original wild dog algorithm (WDA) are dynamically adjusted, and the population group attack strategy is integrated with the Lévy flight strategy to enhance the algorithm's global optimization accuracy and convergence speed. Finally, numerical and simulation analysis conducted in MATLAB demonstrates that the proposed robust optimization model, combined with the improved WDA, exhibits significant advantages in solving the design problem of closed-loop supply chain networks for NEV parts.

**Key words:** carbon neutral; personalization; improved wild dog algorithm; robust optimization

## 0 引言

随着世界环境污染日益加重,低碳将是制造业发展的必经之路。同时,消费者越来越注重对产品进行个性化定制,因此打造低碳个性化供应链网络(supply chain network, SCN)将有助于提升企业核心竞争力<sup>[1]</sup>。

收稿日期:2024-03-07; 网络出版时间:2025-02-17 17:30:04

基金项目:国家自然科学基金资助项目(71672117); 中央引导地方科技发展资金计划(2021JH6/10500149)

第一作者:董海(1971—),男,教授,博士,研究方向为网络化协同设计与制造,生产运营管理、供应链管理. E-mail:dh@syu.edu

\*通信作者:张晨(2000—),男,硕士研究生,研究方向为供应链管理. E-mail:306842671@qq.com

在供应链个性化问题研究中,学者更关注于个性化对成本造成的影响。例如, Yang 等<sup>[2]</sup>基于个性化指标构建了多 Agent 协商模型,为个性化产品供应链管理提供理论和操作方法。姜明等<sup>[3]</sup>构建了电子商务平台产品的供应链博弈模型,对定制化产品的风险治理结构以及平台自身的激励问题进行分析。锁立赛等<sup>[4]</sup>分析在不同场景下顾客需求偏好的基础上,重点探讨了面向无人零售终端资源整合中的供应链成员筛选机理。吴钢等<sup>[5]</sup>结合系统性研究与实践研究,提出面向汽车产品的定制技术,显著提高企业订单量与用户粘性。Maria 等<sup>[6]</sup>提出了4种重新配置的药品供应链设计,以解决个性化药物供应链成本高、等待时间长的问题。吴桥等<sup>[7]</sup>认为企业可以为顾客定制产品来取得市场竞争优势,个性化定制将成为企业新的经营战略。刘畅等<sup>[8]</sup>分析顾客需求特征,建立一个考虑消费者满意度的多目标供应链模型。Chen 等<sup>[9]</sup>通过考虑一个两级消费者市场,调查了销售形式对供应链个性化定价的影响。金贵阳等<sup>[10]</sup>针对针织品个性化供应链网络设计问题,研究了 C2M 定制平台和个性化定制 APP 等技术对供应链的作用。王静等<sup>[11]</sup>针对服装个性化定制问题,探讨了信息技术在降低生产成本和满足客户个性化需求等方面的优势。在对上述研究均是针对企业供应链个性化进行研究,在解决 SCN 优化设计过程中并未考虑将低碳可持续因素纳入供应链系统。

在构建可持续供应链方面,已有许多学者致力于低碳可持续供应链设计研究。例如, Kuiti 等<sup>[12]</sup>将产品设计、运输和零售决策与最小化环境污染相结合,指出减少碳排放对于供应链可持续的重要性。Ambekar 等<sup>[13]</sup>提出一种低碳供应链模型,分析竞争价值框架与碳排放水平的关系。Mogale 等<sup>[14]</sup>针对 SCN 设计问题,强调决策者应在 SCN 设计阶段注重整合经济和环境方面。Qu 等<sup>[15]</sup>考虑了制造商在产品保修过程中产生的碳排放,提出了一个收入共享契约来协调低碳供应链。赵新奇等<sup>[16]</sup>针对考虑药品回收的 SCN 设计问题,提出了3种回收模式的决策模型,分析了消费者绿色行为和政府补贴对回收供应链系统利润的影响。Xia 等<sup>[17]</sup>构建了3种融资战略模型,分析了市场竞争强度和顾客低碳生活对供应链的影响。徐浩鑫等<sup>[18]</sup>针对低碳供应链最优减排水平与定价问题,分析不同权利结构下制造商失望规避行为对供应链的影响。邵举平等<sup>[19]</sup>针对“碳中和”背景下的供应链企业碳减排问题,建立了一个考虑碳税政策的供应链数学模型。姚凡军等<sup>[20]</sup>提出一种需求依赖于绿色商誉的微分博弈模型,分析了消费者绿色偏好和碳配额交易价格对 SCN 总成本的影响。王道平等<sup>[21]</sup>构建碳交易政策下基于技术投资的供应链模型,研究制造企业投资减排技术对供应链的影响。邹浩等<sup>[22]</sup>以实现供应链的低碳可持续发展为目标,构建了制造商双重行为偏好下的低碳供应链定价决策模型。上述研究均是针对低碳可持续供应链系统进行协调机制设计,未将综合考虑可持续与个性化因素解决供应链可持续发展问题。

本文在上述研究基础上,根据超几何分布方法,提出一种供应链产品个性化评价机制 (evaluation mechanism, EM);考虑零件供应量和需求量的不确定性,基于鲁棒优化理论构建可持续和个性化闭环 SCN 模型;采用改进野狗优化算法 (improved dingo optimization algorithm, IDOA) 对模型求解,分析对比在2种情景下的各成本平均值;最后通过实例验证本文模型的可行性与算法的有效性。

## 1 模型建立

### 1.1 问题描述

本文研究供应商、制造商、客户、回收中心组成的新能源汽车零件可持续闭环供应链。具体 SCN 结构如图1所示。

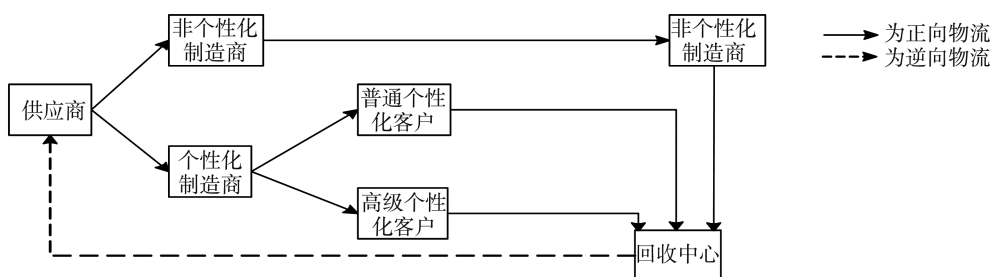


图1 新能源汽车零件闭环供应链网络结构

Fig.1 Closed-loop supply chain network structure based on new energy auto parts

该闭环供应链由正向物流和逆向物流组成,在正向物流中,零件供应分为 2 类:非个性化零件 N-p 与个性化零件 p,同时个性化零件又分为普通个性化零件与绿色个性化零件,供应商将 N-p 零件运输至非个性化制造商,将 p 零件运输至个性化制造商,其中非个性化制造商生产的非个性化产品运输至非个性化客户;其次,根据个性化零件的使用程度,将个性化产品分为普通个性化产品和高级个性化产品,个性化制造商将普通个性化产品和高级个性化产品分别运输至普通个性化客户和高级个性化客户;逆向物流中,回收中心回收并处理客户的可循环利用产品,并将产品运输到供应商。同时本研究提出的评价机制 EM 由普通个性化零件的使用程度  $B_{UDP}$  与绿色个性化零件的使用程度  $B_{UDG}$  构成。

1.2 模型假设及符号定义

本文从新能源汽车零件 SCN 模型出发,贴合实际情况与相应参数设置,作出以下假设:(1)所有制造商生产同一种产品;(2)供应商可以提供产品需要的所有零件;(3)供应商可以同时提供 N-p 零件和 p 零件;(4)个性化产品至少使用一个 p 零件;(5)所有设施的数量已知并确定;(6)每个阶段只开设一个设施;(7)所有设施的单位运输成本、单位处理成本、单位运营成本、单位碳排放成本已知并确定,且彼此之间不同;(8)消费者的数量已知并确定;(9)零件供应量和需求量不确定,但服从区间分布。

定义符号、相关参数和决策变量如表 1、表 2 所示。

表 1 模型中集合的定义  
Table 1 Definitions of set in the model

符号	定义	符号	定义
$C$	N-p 零件集合, $c = \{1, 2, \dots, C\}$	$H$	非个性化客户集合, $h = \{1, 2, \dots, H\}$
$C'$	p 零件集合, $c' = \{1, 2, \dots, C'\}$	$L$	普通个性化客户集合, $l = \{1, 2, \dots, L\}$
$T$	非个性化产品集合, $t = \{1, 2, \dots, T\}$	$M$	高级个性化客户集合, $m = \{1, 2, \dots, M\}$
$T'$	普通个性化产品集合, $t' = \{1, 2, \dots, T'\}$	$S$	非个性化可回收产品集合, $s = \{1, 2, \dots, S\}$
$K'$	高级个性化产品集合, $k' = \{1, 2, \dots, K'\}$	$S'$	普通个性化可回收产品集合, $s' = \{1, 2, \dots, S'\}$
$E$	供应商集合, $e = \{1, 2, \dots, E\}$	$W$	高级个性化可回收产品集合, $w = \{1, 2, \dots, W\}$
$F$	非个性化制造商集合, $f = \{1, 2, \dots, F\}$	$R$	回收中心集合, $r = \{1, 2, \dots, R\}$
$G$	个性化制造商集合, $g = \{1, 2, \dots, G\}$		

表 2 模型中参数的定义  
Table 2 Parameters in the model

符号	定义	符号	定义
$x$	客户在一个个性化产品中可选择 p 零件的概率	$D_{hrs}$	$r$ 处理 $s$ 的数量
$u$	客户在一个个性化产品中可选择 p 零件的最大概率	$D_{irs'}$	$r$ 处理 $s'$ 的数量
$k$	客户在一个个性化产品中可选择 p 零件的最大数量	$D_{mrw}$	$r$ 处理 $w$ 的数量
$n$	客户在一个个性化产品中可选择 p 零件数量之和	$A_{efc}$	$e$ 处理 N-p 零件 $c$ 的单位成本
$v$	已选择 p 零件数量在可选择 p 零件数量中的占比	$A_{egc'}$	$e$ 处理 p 零件 $c'$ 的单位成本
$N$	客户在一个个性化产品中可选择的 N-p 零件和 p 零件数量之和或 p 零件和绿色 p 零件数量之和	$A_{fht}$	$f$ 处理 $t$ 的单位成本
$Q_{efc}$	$e$ 运输至 $f$ 的 N-p 零件 $c$ 的数量	$A_{gl't'}$	$g$ 处理 $t'$ 的单位成本
$Q_{egc'}$	$e$ 运输至 $g$ 的 p 零件 $c'$ 的数量	$A_{gmk'}$	$g$ 处理 $k'$ 的单位成本
$Q_{fht}$	$f$ 运输至 $h$ 的 $t$ 的数量	$A_{hrs}$	$r$ 处理 $s$ 的单位成本
$Q_{gl't'}$	$g$ 运输至 $l$ 的 $t'$ 的数量	$A_{irs'}$	$r$ 处理 $s'$ 的单位成本
$Q_{gmk'}$	$g$ 运输至 $m$ 的 $k'$ 的数量	$A_{mrw}$	$r$ 处理 $w$ 的单位成本
$Q_{hrs}$	$h$ 运输至 $r$ 的 $s$ 的数量	$H_{efc}$	$e$ 对 N-p 零件 $c$ 的运营成本
$Q_{irs'}$	$l$ 运输至 $r$ 的 $s'$ 的数量	$H_{egc'}$	$e$ 对 p 零件 $c'$ 的运营成本
$Q_{mrw}$	$m$ 运输至 $r$ 的 $w$ 的数量	$H_{fht}$	$f$ 对 $t$ 的运营成本
$Q_{res}$	$r$ 运输至 $e$ 的 $s$ 的数量	$H_{gl't'}$	$g$ 对 $t'$ 的运营成本
$Q_{res'}$	$r$ 运输至 $e$ 的 $s'$ 的数量	$H_{gmk'}$	$g$ 对 $k'$ 的运营成本
$Q_{rew}$	$r$ 运输至 $e$ 的 $w$ 的数量	$H_{hrs}$	$r$ 对 $s$ 的运营成本
$S_i$	供应商 $e$ 的零件供应量	$H_{irs'}$	$r$ 对 $s'$ 的运营成本
$D_n$	制造商 $f$ 的零件需求量	$H_{mrw}$	$r$ 对 $w$ 的运营成本

表2(续)

符号	定义	符号	定义
$B_{efc}$	$e$ 运输至 $f$ 的 N-p 零件 $c$ 的单位成本	$O_{efc}$	$e$ 运输至 $f$ 的 N-p 零件 $c$ 的单位碳排放成本
$B_{egc'}$	$e$ 运输至 $g$ 的 p 零件 $c'$ 的单位成本	$O_{egc'}$	$e$ 运输至 $g$ 的 p 零件 $c'$ 的单位碳排放成本
$B_{fht}$	$f$ 运输至 $h$ 的 $t$ 的单位成本	$O_{fht}$	$f$ 运输至 $h$ 的 $t$ 的单位碳排放成本
$B_{gl't'}$	$g$ 运输至 $l$ 的 $t'$ 的单位成本	$O_{gl't'}$	$g$ 运输至 $l$ 的 $t'$ 的单位碳排放成本
$B_{gmk'}$	$g$ 运输至 $m$ 的 $k'$ 的单位成本	$O_{gmk'}$	$g$ 运输至 $m$ 的 $k'$ 的单位碳排放成本
$B_{hrs}$	$h$ 运输至 $r$ 的 $s$ 的单位成本	$O_{hrs}$	$h$ 运输至 $r$ 的 $s$ 的单位碳排放成本
$B_{lrs'}$	$l$ 运输至 $r$ 的 $s'$ 的单位成本	$O_{lrs'}$	$l$ 运输至 $r$ 的 $s'$ 的单位碳排放成本
$B_{mrw}$	$m$ 运输至 $r$ 的 $w$ 的单位成本	$O_{mrw}$	$m$ 运输至 $r$ 的 $w$ 的单位碳排放成本
$B_{re}$	$r$ 运输至 $e$ 的可回收产品的单位成本	$O_{res}$	$r$ 运输至 $e$ 的 $s$ 的单位碳排放成本
$D_{efc}$	$e$ 处理 N-p 零件 $c$ 的数量	$O_{res'}$	$r$ 运输至 $e$ 的 $s'$ 的单位碳排放成本
$D_{egc'}$	$e$ 处理 p 零件 $c'$ 的数量	$O_{rew}$	$r$ 运输至 $e$ 的 $w$ 的单位碳排放成本
$D_{fht}$	$f$ 处理 $t$ 的数量	$z_i, z_n, \gamma_i, \gamma_n$	对偶变量
$D_{gl't'}$	$g$ 处理 $t'$ 的数量	$r_c$	产品回收率
$D_{gmk'}$	$g$ 处理 $k'$ 的数量		

决策变量符号定义如下： $f(x)$  表示客户选择 p 零件时，值为 1，否则为 0； $X_{ec}$  表示 N-p 零件  $c$  在供应商  $e$  中可得，则值为 1，否则为 0； $X_{ec'}$  表示 p 零件  $c'$  在供应商  $e$  中可得，则值为 1，否则为 0； $X_{fi}$  表示非个性化产品  $t$  在非个性化制造商  $f$  中可得，则值为 1，否则为 0； $X_{gr}$  表示普通个性化产品  $t'$  在个性化制造商  $g$  中可得，则值为 1，否则为 0； $X_{gk'}$  表示高级个性化产品  $k'$  在个性化制造商  $g$  中可得，则值为 1，否则为 0； $X_{rs}$  表示非个性化可回收产品  $s$  在回收中心  $r$  中可得，则值为 1，否则为 0； $X_{rs'}$  表示普通个性化可回收产品  $s'$  在回收中心  $r$  中可得，则值为 1，否则为 0； $X_{rw}$  表示高级个性化可回收产品  $w$  在回收中心  $r$  中可得，则值为 1，否则为 0； $\Gamma_i$ —供应点鲁棒控制系数； $\Gamma_n$ —制造商鲁棒控制系数。

基于问题描述，构建供应链评价机制

$$X_{EM} = B_{UDP} + B_{UDG}, \quad (1)$$

其中

$$B_{UDP} = B_{UDG} = \left\{ f(x) = h(x, N, n, k) = \frac{k^{C_x} (N-x)^{C_{n-x}}}{N^{C_n}} \right\}. \quad (2)$$

通过调整  $B_{UDP}$  和  $B_{UDG}$  值来确定产品的个性化级别，例如，当  $B_{UDG}$  较高时，则考虑高级生产个性化过程，当  $B_{UDP}$  较高时，则考虑普通生产个性化过程。

如果式(2)中的  $N$  值较大，则

$$B_{UDP} = B_{UDG} = n^{C_x} u^x (1-u)^{n-x}. \quad (3)$$

客户在一个个性化产品中可以选择的普通 p 零件或绿色 p 零件的最大概率为

$$u = \frac{k}{N} = \sum_c^N u_c, \quad (4)$$

$$\sum_c^N u_c \leq 1, \quad (5)$$

$$\lim_{N \rightarrow \infty} h(x, N, n, k) \approx B(n, u). \quad (6)$$

二元决策变量约束

$$f(x) \geq 0. \quad (7)$$

$B_{UDP}$  与  $B_{UDG}$  的和等于 1，即

$$\sum_{x=1}^{\infty} f(x) = 1. \quad (8)$$

一个产品所要求的普通 p 零件和绿色 p 零件的最大数量低于 p 零件的生产总量，即

$$k \leq \sum_n n. \quad (9)$$

客户在一个产品中选择 p 零件的概率低于其在产品中被要求的最大概率；客户在一个产品中选择绿色

p 零件的概率低于其在产品中被要求的最大概率,表示为

$$x \leq \sum_k k_o \tag{10}$$

目标函数 Z 为网络总成本,  $Z_1$  为网络运输成本,  $Z_2$  为网络处理成本,  $Z_3$  为网络运营成本,  $Z_4$  为网络碳排放成本,则

$$\min Z = \min Z_1 + \min Z_2 + \min Z_3 + \min Z_4 \tag{11}$$

其中

$$\begin{aligned} \min Z_1 = & \sum_e \sum_f \sum_c B_{efc} Q_{efc} X_{ec} + \sum_f \sum_h \sum_t B_{fht} Q_{fht} X_{ft} + \sum_e \sum_g \sum_{c'} B_{egc'} Q_{egc'} X_{ec'} \\ & + \sum_g \sum_l \sum_{i'} B_{gli'} Q_{gli'} X_{gt'} + \sum_g \sum_m \sum_{k'} B_{gmk'} Q_{gmk'} X_{gk'} \\ & + \sum_h \sum_r \sum_s B_{hrs} Q_{hrs} X_{rs} + \sum_l \sum_r \sum_{s'} B_{lrs'} Q_{lrs'} X_{rs'} + \sum_m \sum_r \sum_w B_{mrw} Q_{mrw} X_{rw} \\ & + \sum_r \sum_e \sum_s B_{res} Q_{res} X_{rs} + \sum_r \sum_e \sum_{s'} B_{res'} Q_{res'} X_{rs'} + \sum_r \sum_e \sum_w B_{rew} Q_{rew} X_{rw}, \end{aligned} \tag{12}$$

$$\begin{aligned} \min Z_2 = & \sum_e \sum_c A_{efc} D_{efc} X_{ec} + \sum_f \sum_h \sum_t A_{fht} D_{fht} X_{ft} + X_{EM} \sum_e \sum_{c'} A_{egc'} D_{egc'} X_{ec'} \\ & + X_{EM} \sum_g \sum_l \sum_{i'} A_{gli'} D_{gli'} X_{gt'} + X_{EM} \sum_g \sum_m \sum_{k'} A_{gmk'} D_{gmk'} X_{gk'} \\ & + \sum_h \sum_r \sum_s A_{hrs} D_{hrs} X_{rs} + \sum_l \sum_r \sum_{s'} A_{lrs'} D_{lrs'} X_{rs'} + \sum_m \sum_r \sum_w A_{mrw} D_{mrw} X_{rw}, \end{aligned} \tag{13}$$

$$\begin{aligned} \min Z_3 = & \sum_e \sum_c H_{efc} X_{ec} + \sum_e \sum_{c'} H_{egc'} X_{ec'} + \sum_f \sum_t H_{fht} X_{ft} + \sum_g \sum_{i'} H_{gli'} X_{gt'} \\ & + \sum_g \sum_{k'} H_{gmk'} X_{gk'} + \sum_r \sum_s H_{hrs} X_{rs} + \sum_r \sum_{s'} H_{lrs'} X_{rs'} + \sum_r \sum_w H_{mrw} X_{rw}, \end{aligned} \tag{14}$$

$$\begin{aligned} \min Z_4 = & \sum_e \sum_f \sum_c O_{efc} Q_{efc} X_{ec} + \sum_e \sum_g \sum_{c'} O_{egc'} Q_{egc'} X_{ec'} + \sum_f \sum_h \sum_t O_{fht} Q_{fht} X_{ft} \\ & + X_{EM} \sum_g \sum_l \sum_{i'} O_{gli'} Q_{gli'} X_{gt'} + X_{EM} \sum_g \sum_m \sum_{k'} O_{gmk'} Q_{gmk'} X_{gk'} \\ & + \sum_h \sum_r \sum_s O_{hrs} Q_{hrs} X_{rs} + \sum_l \sum_r \sum_{s'} O_{lrs'} Q_{lrs'} X_{rs'} \\ & + \sum_m \sum_r \sum_w O_{mrw} Q_{mrw} X_{rw} + \sum_r \sum_e \sum_s O_{res} Q_{res} X_{rs} \\ & + \sum_r \sum_e \sum_{s'} O_{res'} Q_{res'} X_{rs'} + \sum_r \sum_e \sum_w O_{rew} Q_{rew} X_{rw} \end{aligned} \tag{15}$$

供应商提供的 N-p 零件数量等于制造商生产非个性化产品需要的零件数量

$$\sum_e \sum_f \sum_c Q_{efc} X_{ec} - \sum_f \sum_h \sum_t Q_{fht} X_{ft} = 0, \quad \forall e \in E, f \in F. \tag{16}$$

供应商提供的 p 零件数量等于制造商生产个性化产品需要的零件数量

$$\begin{aligned} \sum_e \sum_g \sum_{c'} Q_{egc'} X_{ec'} - \sum_g \sum_l \sum_{i'} Q_{gli'} X_{gt'} - \sum_g \sum_m \sum_{k'} Q_{gmk'} X_{gk'} = 0, \\ \forall e \in E, g \in G, l \in L, m \in M. \end{aligned} \tag{17}$$

N-p 零件与 p 零件的限制为

$$\sum_e X_{ec} + \sum_{e'} X_{ec'} = 1, \quad \forall e \in E. \tag{18}$$

非个性化产品的限制和个性化产品的限制

$$\sum_f X_{ft} = 1, \quad \forall f \in F, \tag{19}$$

$$\sum_g X_{gt'} + \sum_g X_{gk'} = 1, \quad \forall g \in G. \tag{20}$$

可回收非个性化零件与个性化零件的限制

$$\sum_r X_{rs} = 1, \quad \sum_r X_{rs'} = 1, \quad \sum_r X_{rw'} = 1, \quad \forall r \in R. \tag{21}$$

二元决策变量约束

$$X_{ec}, X_{ec'}, X_{ft}, X_{gt'}, X_{gk'}, X_{rs}, X_{rs'}, X_{rw} \in \{1, 0\}, \quad \forall e \in E, f \in F, g \in G, r \in R. \tag{22}$$

客户运输至回收中心的产品数量等于回收率和制造商运输至客户的产品数量之积

$$r_c \sum_f \sum_h \sum_t Q_{fht} + r_c \sum_g \sum_l \sum_{t'} Q_{gl't'} + r_c \sum_g \sum_m \sum_{k'} Q_{gmk'} = \sum_h \sum_r \sum_s Q_{hrs} + \sum_l \sum_r \sum_{s'} Q_{lrs'} + \sum_m \sum_r \sum_w Q_{mrw},$$

$$\forall f \in F, h \in H, t \in T, r \in R, s \in S, g \in G, l \in L, t' \in T', s' \in S', m \in M, k \in K', w \in W. \quad (23)$$

客户运输至回收中心的产品数量等于回收中心运输至供应商的产品数量

$$\sum_h \sum_r \sum_s Q_{hrs} X_{rs} + \sum_l \sum_r \sum_{s'} Q_{lrs'} X_{rs'} + \sum_m \sum_r \sum_w Q_{mrw} X_{rw} = \sum_e \sum_r \sum_s Q_{res} + \sum_e \sum_r \sum_{s'} Q_{res'} + \sum_e \sum_r \sum_w Q_{rew},$$

$$\forall h \in H, r \in R, s \in S, e \in E, l \in L, s' \in S', m \in M, w \in W. \quad (24)$$

供应商运往制造商的零件数量不超过供应商的供应量

$$\sum_e \sum_f \sum_c Q_{efc} X_{ec} + \sum_e \sum_g \sum_{c'} Q_{egc'} X_{ec'} - S_i \leq 0, \quad \forall e \in E, f \in F, g \in G. \quad (25)$$

供应商运往制造商的零件数量必须满足制造商的需求量

$$D_n - \sum_e \sum_f \sum_c Q_{efc} X_{ec} - \sum_e \sum_g \sum_{c'} Q_{egc'} X_{ec'} \leq 0, \quad \forall e \in E, f \in F, g \in G. \quad (26)$$

## 2 模型处理

### 2.1 模型鲁棒处理

考虑上述 SCN 中零件供需的不确定性,本文提出一种具有约束保护水平的鲁棒优化方法<sup>[23]</sup>,假定不确定参数在盒式不确定集内扰动,定义不确定供应零件数量  $\widetilde{S}_i \in [\overline{S}_i - \hat{S}_i, \overline{S}_i + \hat{S}_i]$ , 不确定需求量  $\widetilde{D}_n \in [\overline{D}_n - \hat{D}_n, \overline{D}_n + \hat{D}_n]$ ,  $\overline{S}_i, \overline{D}_n$  为不确定参数的名义值,  $\hat{S}_i, \hat{D}_n$  为偏离名义值的最大扰动范围。本文根据鲁棒优化理论,得到鲁棒对等式:

$$\sum_e \sum_f \sum_c Q_{efc} X_{ec} + \sum_e \sum_g \sum_{c'} Q_{egc'} X_{ec'} - (\overline{S}_i - z_i \Gamma_i - \sum_i \gamma_i) \leq 0,$$

$$\forall z_i + \gamma_i \geq \hat{S}_i, \quad z_i \geq 0, \quad \gamma_i \geq 0, \quad \forall e \in E, f \in F, g \in G, \quad (27)$$

$$(\overline{D}_n - z_n \Gamma_n - \sum_n \gamma_n) - \sum_e \sum_f \sum_c Q_{efc} X_{ec} - \sum_e \sum_g \sum_{c'} Q_{egc'} X_{ec'} \leq 0,$$

$$\forall z_n + \gamma_n \geq \hat{D}_n, z_n \geq 0, \quad \gamma_n \geq 0, \quad \forall e \in E, f \in F, g \in G. \quad (28)$$

### 2.2 模型多目标处理

本文所设置的 SCN 的运输成本最小化、处理成本最小化、运营成本最小化以及碳排放成本最小化彼此之间是存在冲突的函数关系,若只关注其中一个目标,则会影响到其它目标成本函数。寻求相对最优解是一个比较有难度的过程。为此,针对本文中设定的多目标函数,通过 LP 指标法将多目标求解问题变换成单目标求解问题来获得最优解,LP 指标法的具体数学表达式为

$$Lp = \left[ \sum_{i=1}^k \lambda_i^p [f_i - f_i^*]^p \right]^{\frac{1}{p}}. \quad (29)$$

其中  $p$  为对应目标函数的权重,  $p \in [1, \infty]$  且  $p \in \mathbf{Z}$ , 通过改变参数  $p$  的值可以得到不同的有效解,对应最常见的值是  $p=1, 2$  和  $\infty$ , 本文模型中  $p$  取值为 1;  $f_i^*$  表示各个子目标函数  $f_i$  的对应的理想解,即  $f_i^* = \min(f_i)$ ;  $\lambda_i$  表示赋予各个子目标的权重,且  $\lambda_i$  属于  $(0, \infty)$ 。本文主要考虑整个 SCN 的成本,通过上述内容可以将原来的多目标数学模型进行等价转换为单目标数学模型:

$$\min Z^* = \omega_1 \left( \frac{Z_1 - Z_1^*}{Z_1^*} \right) + \omega_2 \left( \frac{Z_2 - Z_2^*}{Z_2^*} \right) + \omega_3 \left( \frac{Z_3 - Z_3^*}{Z_3^*} \right) + \omega_4 \left( \frac{Z_4 - Z_4^*}{Z_4^*} \right). \quad (30)$$

其中,  $Z_1^*, Z_2^*, Z_3^*$  与  $Z_4^*$  分别为在不考虑其他目标函数的情况时,获得的单目标函数最优值。式(31)表示目标函数  $Z_1, Z_2, Z_3$  和  $Z_4$  值不超过其自身能接受的最大水平值。  $K_1, K_2, K_3$  与  $K_4$  分别为目标函数  $Z_1, Z_2, Z_3$  和  $Z_4$  能接受的最大水平值。

$$\begin{cases} Z_1 \leq K_1, & Z_2 \leq K_2 \\ Z_3 \leq K_3, & Z_4 \leq K_4 \end{cases} \quad (31)$$

### 3 求解方法

#### 3.1 编码处理

鉴于 SCN 设计问题具有多层次和多周期等复杂特性,本文选择矩阵实数编码方法。假设种群规模为  $Q$ ,第  $Q$  代种群  $W_Q = \{K_1, K_2, \dots, K_P\}$ ,其中  $K_j$  表示第  $Q$  代的第  $j$  个个体,  $j \in [1, P]$ ,  $Q \in [1, t_{\max}]$ ;定义  $K_j = (C_{ab})_{m \times n}$ ,  $C_{ab}$  为矩阵元素,  $m, n$  分别为设施种类与相应设施参数,除此之外,矩阵  $K_j$  的大小和 SCN 内的设施种类与对应设施参数有关,并且矩阵元素  $C_{ab}$  主要反映与各设施种类的产品数量占比关系。例如  $K_j$  为一个  $7 \times 14$  阶的矩阵,则表示该 SCN 模型有 7 个设施种类,各设施的数量最多设置为 14。

#### 3.2 原始野狗算法

野狗算法(dingo optimization algorithm, DOA)是通过模拟澳大利亚野狗的群体攻击、迫害和食腐策略进行寻优,该算法拥有寻优能力强与收敛速度快的优势,被广泛应用于函数寻优和工程优化等问题,但还未应用于 SCN 设计问题中。

##### (1)种群的初始化

DOA 以模仿野狗狩猎行为进行优化,初始种群规模为

$$\vec{x}_i(t) = lb_i(t) + r_1(ub_i(t) - lb_i(t)), \quad (32)$$

其中,  $t$  为迭代次数;  $\vec{x}_i(t)$  为当前寻优个体;  $lb_i$  和  $ub_i$  各自表示  $\vec{x}_i$  的下界与上界,  $r_1 \in [0, 1]$  且均匀产生。

##### (2)3 种狩猎策略

群体攻击策略。野狗种群在捕食袋鼠等大型猎物时,它们会成群地寻找猎物所在位置并围追堵截,该策略可描述为

$$\vec{x}_i(t+1) = \beta_1 \sum_{k=1}^{n_a} \frac{[\varphi_k(\vec{x}) - \vec{x}_i(t)]}{n_a} - \vec{x}_*(t). \quad (33)$$

其中,  $n_a \in [2, S/2]$  且为逆序中产生的随机整数,  $S$  为寻优个体的规模;  $\varphi_k(\vec{x})$  为执行群体攻击的寻优个体子集,  $\varphi \in X$ ,  $X$  为随机产生的寻优个体;  $\vec{x}_*(t)$  是上一次迭代时找到的最佳寻优个体,  $\beta_1$  是在  $[-2, 2]$  中均匀产生的随机数,其表示比例因子并能改变野狗轨迹的大小。

迫害策略。当野狗在狩猎兔子等小型动物时,野狗种群会一直追击这些猎物直至将其捕获为止,此时野狗种群的行为可描述为

$$\vec{x}_i(t+1) = \vec{x}_*(t) + \beta_1 e^{\beta_2(\vec{x}_{r_2}(t) - \vec{x}_i(t))}, \quad (34)$$

其中,  $\beta_2 \in [-1, 1]$ ;  $r_2$  是从 1 至最大野狗种群规模区间中产生的随机数;  $\vec{x}_{r_2}(t)$  是随机抽取的第  $r_2$  个野狗种群,  $i \neq r_2$ 。

食腐策略。食腐策略是指野狗任意行走于栖息地寻找腐肉吃的行为,该策略可描述为

$$\vec{x}_i(t+1) = \frac{1}{2} [e^{\beta_2 \vec{x}_{r_2}(t)} - (-1)^\sigma \vec{x}_i(t)], \quad (35)$$

其中,  $\sigma$  是随机生成的二进制数,  $\sigma \in \{0, 1\}$ 。

##### (3)寻优策略判断

针对 DOA 的 3 个策略,判断方法为

$$\begin{cases} r_3 \geq P, & \text{食腐策略} \\ r_3 < P \text{ 且 } r_4 < Q, & \text{群体攻击策略} \\ r_3 < P \text{ 且 } r_4 \geq Q, & \text{迫害策略} \end{cases} \quad (36)$$

其中,  $r_3, r_4 \in [0, 1]$  且均匀产生;  $P, Q$  表示野狗种群实施相应策略的概率,分别取固定值  $P=0.5, Q=0.7$ 。

##### (4)生存策略

澳大利亚野狗主要因非法狩猎而濒临灭绝,野狗存活率

$$c(i) = \frac{F_{\max} - F(i)}{F_{\max} - F_{\min}}, \quad (37)$$

其中,  $c(i)$  为第  $i$  个野狗的存活率,  $c(i) \in [0, 1]$ ;  $F_{\max}$  和  $F_{\min}$  分别表示适应度函数的最大值和最小值;  $F(i)$  表示第  $i$  个野狗种群当前的适应度函数值。

### 3.3 改进野狗算法

原始 DOA 算法本身存在一些不足, 当迭代次数与问题维度不断增加时, 该算法就会在求解过程中出现寻优能力不够稳定以及收敛精度和速度不够理想的问题, 故本文提出以下改进。

#### (1) 动态调整策略概率值

原始 DOA 算法中, 野狗种群实施相应策略的概率为固定值, 导致其收敛速度较慢, 本文通过动态调整其固定值进行改进:

$$P = 1 / (1 + e^{(\lambda_1(t - \lambda_2))}), \tag{38}$$

$$Q = \lambda_3^t. \tag{39}$$

其中,  $t$  为野狗优化算法的迭代次数,  $\lambda_1, \lambda_2$  和  $\lambda_3$  为参数, 经过多次实验, 本文最终分别取值为  $-0.6, 25$  和  $0.9$ 。

#### (2) 基于莱维飞行理论改进群体攻击策略

莱维飞行策略是一种特殊的随机游走策略, 该策略通过让原始 DOA 算法在长短距离间随机变化, 从而降低算法陷入局部最优的概率, 提高算法的全局寻优能力, 故本文采用莱维飞行策略改进原始 DOA 算法中的群体攻击策略, 用以改善算法的全局搜索性能。转换式(33), 得到

$$\vec{x}_i(m+1) = \beta_1 \sum_{k=1}^{n_a} \frac{[\varphi_k(m) - \vec{x}_i(m)] \otimes \text{Levy}}{n_a} - \vec{x}_*(m). \tag{40}$$

IDOA 具体算法流程如图 2 所示。

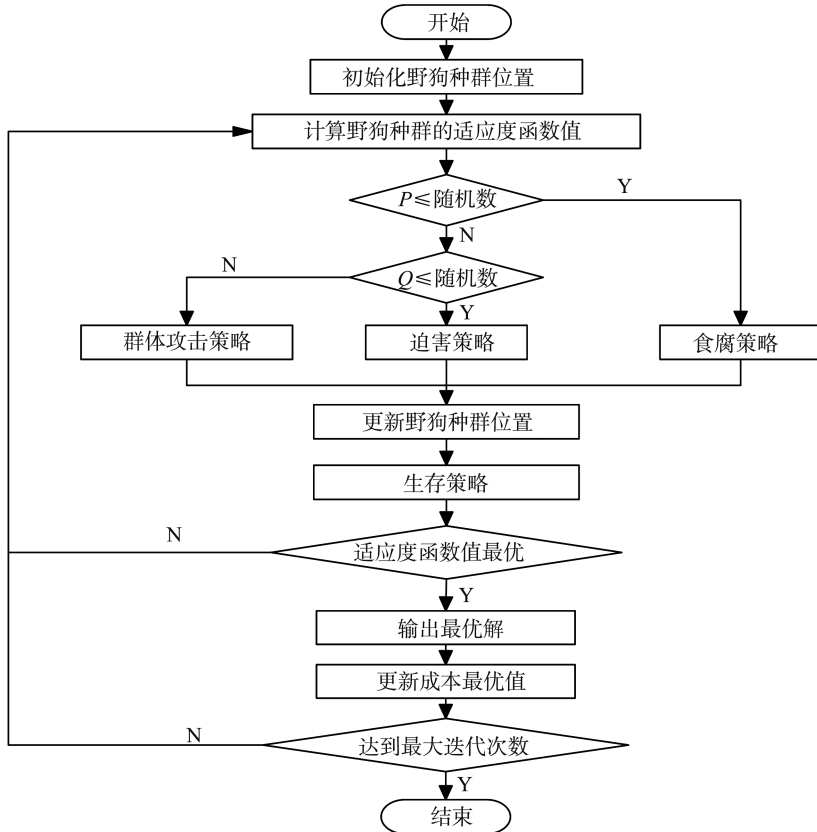


图 2 IDOA 算法流程  
Fig.2 Algorithm flow of IDOA

## 4 算法验证

为了验证 IDOA 算法求解问题的有效性, 本文选择了 6 种多目标算法 DOA、遗传算法 (genetic

algorithm, GA)、鲸鱼算法 (whale optimization algorithm, WOA)、灰狼算法 (grey wolf optimizer, GWO)、正弦余弦算法 (sine cosine algorithm, SCA) 和粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 作为 IDOA 的比较算法, 并通过求解 4 个基准测试函数进行仿真优化比较实验。所提算法和基准函数都在 MATLAB 2020a 版本实现, 除去各算法的特殊参数设置外, 设置种群规模为 100, 最大迭代数为 1 000 次, 为保证算法的优化仿真比较实验的公平性, 每个测试函数运行 30 次, 测试函数信息如表 3 所示, 各算法收敛结果对比图如图 3 所示。

表 3 测试函数信息  
Table 3 Test function information

测试函数模型	维度	测试函数模型	维度
$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100, 100]$	$F_3(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	$[-100, 100]$
$F_2(x) = \sum_{i=1}^n  x_i  + \prod_{i=1}^n  x_i $	$[-10, 10]$	$F_4(x) = \max\{ x_i , 1 \leq i \leq n\}$	$[-100, 100]$

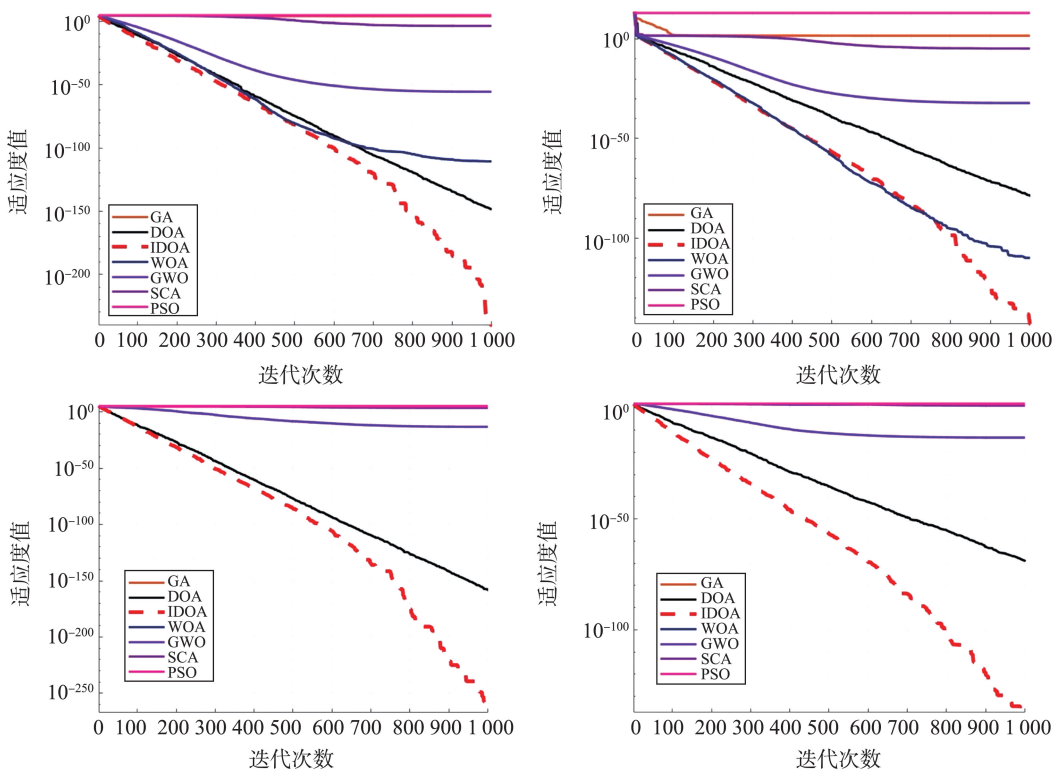


图 3 函数 F1—F4 的收敛曲线图

Fig.3 Convergence diagram of F1—F4

由图 3 中可知, IDOA 算法相较于其他算法有寻优能力强、收敛速度快的优势。通过运行结果计算出各算法输出结果的平均值  $\mu$  与标准差  $\sigma$ , 具体结果如表 4 所示。

表 4 各算法运行结果的平均值与标准差

Table 4 Average and standard deviation of running results of each algorithm

函数	项目	IDOA	GA	DOA	WOA	GWO	SCA	PSO
F1	$\mu$	<b><math>3.57 \times 10^{-262}</math></b>	$1.47 \times 10^4$	$3.43 \times 10^{-140}$	$1.08 \times 10^{-108}$	$1.44 \times 10^{-55}$	$3.56 \times 10^{-3}$	$6.68 \times 10^4$
	$\sigma$	0	$7.51 \times 10^3$	$1.88 \times 10^{-139}$	$5.86 \times 10^{-108}$	$4.68 \times 10^{-55}$	$1.12 \times 10^{-2}$	$5.49 \times 10^3$
F2	$\mu$	<b><math>3.23 \times 10^{-139}</math></b>	$4.50 \times 10$	$3.98 \times 10^{-85}$	$2.78 \times 10^{-108}$	$4.72 \times 10^{-33}$	$6.30 \times 10^{-6}$	$1.45 \times 10^{12}$
	$\sigma$	$1.77 \times 10^{-138}$	$1.05 \times 10$	$2.18 \times 10^{-84}$	$1.52 \times 10^{-107}$	$4.56 \times 10^{-33}$	$1.15 \times 10^{-5}$	$3.46 \times 10^{12}$
F3	$\mu$	<b><math>6.19 \times 10^{-257}</math></b>	$4.99 \times 10^4$	$2.06 \times 10^{-112}$	$2.58 \times 10^4$	$1.18 \times 10^{-13}$	$3.09 \times 10^3$	$1.43 \times 10^5$
	$\sigma$	0	$1.38 \times 10^4$	$1.13 \times 10^{-111}$	$9.88 \times 10^3$	$4.25 \times 10^{-13}$	$2.92 \times 10^3$	$3.56 \times 10^4$
F4	$\mu$	<b><math>3.71 \times 10^{-132}</math></b>	$7.23 \times 10$	$1.11 \times 10^{-90}$	$3.40 \times 10$	$1.82 \times 10^{-14}$	$1.28 \times 10$	$8.66 \times 10$
	$\sigma$	$2.03 \times 10^{-131}$	$1.03 \times 10$	$6.09 \times 10^{-90}$	$2.85 \times 10$	$2.26 \times 10^{-14}$	9.48	3.39

表中加粗的数据为最优结果, 从表 4 中可以看出, 在 4 个测试函数中, IDOA 算法的求解精度与求解速

度远远高于其他算法,表现出色。综上所述,本文对原始 DOA 算法的改进效果明显。

仅根据算法的平均值和标准差并不能够全面评价算法的性能,表 5 采用 Wilcoxon 秩和检验对 IDOA 算法进行实验,判断该算法与其他算法的差异性,检验水准  $\alpha=0.05$ ,  $P<0.05$  为差异有统计学意义。

表 5 测试函数 Wilcoxon 秩和检验  $P$  值  
Table 5 Wilcoxon rank sum test of  $P$ -value test function

函数	GA	DOA	WOA	GWO	SCA	PSO
F1	$3.30 \times 10^{-11}$	$7.83 \times 10^{-3}$	$3.30 \times 10^{-11}$	$3.30 \times 10^{-11}$	$3.30 \times 10^{-11}$	$3.30 \times 10^{-11}$
F2	$2.98 \times 10^{-11}$	$1.06 \times 10^{-1}$	$2.98 \times 10^{-11}$	$2.98 \times 10^{-11}$	$2.98 \times 10^{-11}$	$2.98 \times 10^{-11}$
F3	$9.40 \times 10^{-12}$	$7.24 \times 10^{-4}$	$9.40 \times 10^{-12}$	$9.40 \times 10^{-12}$	$9.40 \times 10^{-12}$	$9.40 \times 10^{-12}$
F4	$6.53 \times 10^{-11}$	$7.37 \times 10^{-1}$	$6.53 \times 10^{-11}$	$6.53 \times 10^{-11}$	$6.53 \times 10^{-11}$	$6.53 \times 10^{-11}$

由表 5 可知:IDOA 算法除与 DOA 算法在测试函数 F2 和 F4 中的  $P>0.05$ ,存在性能相当情况之外,其他的  $P<0.05$ ,表明了 IDOA 算法与其他算法均存在显著性差异,进一步验证了该算法的独特性。

考虑到表 4 和表 5 中的测试函数数据统计仅能看出不同算法在同一测试函数上的性能表现。为了更直观地展示全部测试函数的综合排名,采用 Friedman 检验对 7 种算法的 30 次仿真实验得到的各测试函数的平均值和标准差进行综合排名记录,记录结果如表 6 所示。

表 6 Friedman 统计结果  
Table 6 Friedman statistical results

算法	IDOA	GA	DOA	WOA	GWO	SCA	PSO
排名	1.679 48	6.153 84	2.397 43	3.269 23	3.141 02	4.692 30	6.666 66

从表 6 中可以看出, IDOA 算法以平均排名 1.679 48 排名第一, DOA 算法以平均排名 2.397 43 排名第二, GWO 算法以平均排名 3.141 02 排名第三。IDOA 算法和其他算法相比,排名明显更好,证明了本文对原始野狗算法改进的有效性。

## 5 算例验证

### 5.1 数值分析

结合式(1),本文提供一个评估区间对  $B_{UDP}$  和  $B_{UDG}$  进行分类,  $N$  表示在产品中可选择的普通个性化零件和非个性化零件数量之和,  $N=10$  为尺度 1,  $N=20$  为为尺度 2,  $N=30$  为为尺度 3。个性化产品的  $B_{UDP}$  和  $B_{UDG}$  在 3 个尺度上的等级如表 7 所示。  $B_{UDP}$  的等级通过普通个性化零件在可选择的个性化零件  $n$  中的占比  $v$  表示,  $k$  表示可选择的绿色个性化零件最大数量,  $x$  表示绿色个性化零件数量。  $B_{UDG}$  的等级表示绿色个性化零件在可选择个性化零件中的占比。例如,在尺度 1 中,当绿色个性化零件的使用程度达到 40% 时,表示在一个  $p$  产品中可选择绿色个性化零件的最大数量为 2。  $B_{UDP}$  和  $B_{UDG}$  的值由客户决定。为确保数据的高可靠性,本文使用超几何分布理论来获得  $B_{UDP}$  和  $B_{UDG}$  的区间范围,并根据客户的选择,找到各区间中各  $B_{UDP}$  和  $B_{UDG}$  的准确值。  $B_{UDP}$  和  $B_{UDG}$  随着  $N$ 、 $n$ 、 $k$  和  $x$  的值变化而改变。

表 7 3 个尺度中  $B_{UDP}$ 、 $B_{UDG}$  的等级  
Table 7 The level of  $B_{UDP}$  and  $B_{UDG}$  in the 3 scales

尺度	$N$	$B_{UDP}$			$B_{UDG}$		
		$n$	$v/\%$	$k$	$n$	$v/\%$	$k$
1	10		20	1		40	2
		5	40	2	5	60	3
			60	3		80	4
2	20		20	2		40	4
		10	40	4	10	60	6
			60	6		80	8
3	30		20	3		40	6
		15	40	6	15	60	9
			60	9		80	12

通过式(1)–(10)可得  $B_{UDP}$  和  $B_{UDG}$  值,计算结果分别如表8和表9所示。

表8表示3个尺度中的  $B_{UDP}$ ,在尺度1中, $N=10$ 表示在产品中可选择的普通个性化零件和非个性化零件数量之和最大为10; $n=5$ 表示产品中普通个性化零件最大数量为5; $u=0.1, k=1$ 时,表示客户在产品中可选择的普通个性化零件最大数量为1,此时根据式(2)可得  $B_{UDP}=0.5$ ,当尺度2和3中的  $N$  较大时,则应用式(3)获得  $B_{UDP}$ 。同理,表9表示各尺度中的  $B_{UDG}$ 。以尺度3为例,在所有  $u$  值范围内, $B_{UDG}$ 呈正态分布。如当  $u=0.3$  时, $B_{UDG}$ 值分布在峰值0.218两侧,如图4所示。当  $k$  相同时,随着  $x$  的增加,更多的  $B_{UDG}$  逐渐趋近于0, $B_{UDG}$ 集中分布在正态分布图像的底部。

表8 3个尺度中  $B_{UDP}$  值  
Table 8  $B_{UDP}$  values in 3 scales

尺度	$N$	$n$	$u$	$k$	$x$									
					1	2	3	4	5	6	7	8	9	
1	10	5	0.1	1	0.500									
			0.2	2	0.550	0.22								
			0.3	3	0.416	0.416	0.083							
2	20	10	0.1	2	0.387	0.193								
			0.2	4	0.268	0.301	0.201	0.088						
			0.3	6	0.121	0.233	0.266	0.200	0.102	0.036				
3	30	15	0.1	3	0.343	0.266	0.128							
			0.2	6	0.131	0.230	0.250	0.187	0.103	0.025				
			0.3	9	0.030	0.091	0.170	0.218	0.206	0.147	0.081	0.034	0.011	

表9 3个尺度中  $B_{UDG}$  值  
Table 9  $B_{UDG}$  values in 3 scales

尺度	$N$	$n$	$u$	$k$	$x$								
					1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	10	5	0.2	2	0.550	0.220							
			0.3	3	0.416	0.416	0.083						
			0.4	4	0.238	0.476	0.238	0.023					
2	20	10	0.2	4	0.268	0.301	0.201	0.088					
			0.3	6	0.121	0.233	0.266	0.200	0.102	0.036			
			0.4	8	0.040	0.120	0.214	0.250	0.200	0.111	0.042	0.010	
3	30	15	0.2	6	0.131	0.230	0.250	0.187	0.103	0.025			
			0.3	9	0.030	0.091	0.170	0.218	0.206	0.147	0.081	0.034	0.011
			0.4	12	0.004	0.021	0.063	0.126	0.185	0.206	0.177	0.118	0.061

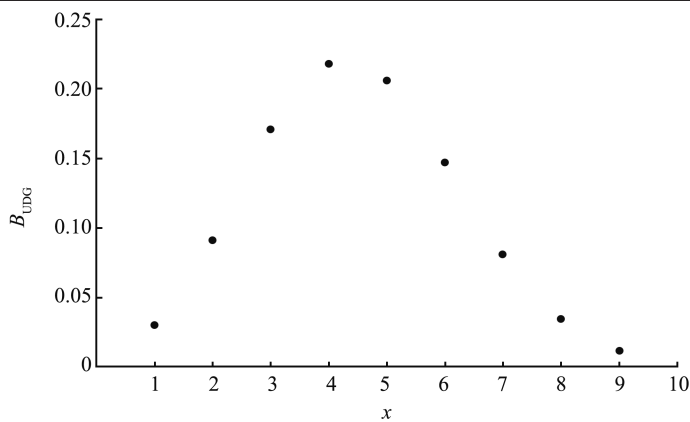


图4 当  $u=0.3$  时,  $B_{UDG}$  的正态分布图像  
Fig.4 When  $u=0.3$ , the normal distribution image of  $B_{UDG}$

### 5.2 鲁棒性能测试

针对客户选择普通个性化零件与绿色个性化零件数量不同的情况生成了2种情景,即情景1和情景2。通过比较平均运输成本、平均处理成本、平均运营成本、平均碳排放成本以及平均总成本来验证本文所设计

的鲁棒优化模型的稳定性与可行性。SCN 具体参数设置参考文献[24],如表 10 所示。同时为了避免偶然性,本文设计 3 种不同规模的 SCN 模型,网络规模具体参数如表 11 所示。基于表 11 鲁棒控制系数  $\Gamma$  取 10,不确定参数的扰动系数  $\omega = \hat{D}_n / \bar{D}_n = \hat{S}_i / \bar{S}_i$  取值为 5%。

表 10 相应参数设置

Table 10 Corresponding parameter setting

参数	取值范围
$B_{efc}, B_{egc'}, B_{fnt}, B_{gl'}, B_{gmk'}, B_{hrs}, B_{lrs'}, B_{mrw}, B_{re}$	1.00~2.00
$A_{ec}, A_{ec'}, A_{fnt}, A_{gl'}, A_{gmk'}, A_{hrs}, A_{lrs'}, A_{mrw}$	2.00~3.00
$H_{ec}, H_{ec'}, H_{fnt}, H_{gl'}, H_{gk'}, H_{rs}, H_{rs'}, H_{rw}$	1.00~2.00
$O_{efc}, O_{egc'}, O_{fnt}, O_{gl'}, O_{gmk'}, O_{hrs}, O_{lrs'}, O_{mrw}, O_{res}, O_{res'}, O_{rev}$	0.15~0.20
$r_c$	0.30~0.45

表 11 模型相应设施参数设置

Table 11 Model corresponding facility parameter Settings

规模	$E$	$F$	$G$	$L$	$M$	$N$	$R$
1	3	5	5	1	3	3	3
2	5	7	7	1	5	5	5
3	10	14	14	1	10	10	10

情景 1:  $B_{UDP}$  和  $B_{UDG}$  均低于 50%;情景 2:  $B_{UDP}$  值高于 50%,  $B_{UDG}$  值低于 50%。基于表 7—9,情景 1 中  $B_{UDP}$  和  $B_{UDG}$  如表 12、13 所示,情景 2 中  $B_{UDP}$  如表 15 所示,  $B_{UDG}$  与情景 1 中相同,通过式(1)可得情景 1 和情景 2 的  $X_{EM}$  值分别如表 14 和表 16 所示。本文提供一个评估间隔为  $(0 < X_{EM} < 0.5)$  和  $(0.5 \leq X_{EM})$ ,其中当  $0 < X_{EM} < 0.5$  时,表示产品为普通个性化产品,并记为“O”;当  $0.5 \leq X_{EM}$  时,表示产品为高级个性化产品,并记为“A”。

表 12 情景 1 中  $B_{UDP}$  的值

Table 12  $B_{UDP}$  values in scenario 1

尺度	$k$	$B_{UDP}$	$x$					
			1	2	3	4	5	6
1	1	$B_{UDP}(1)$	0.500					
	2	$B_{UDP}(2)$	0.550	0.220				
2	2	$B_{UDP}(3)$	0.387	0.193				
	4	$B_{UDP}(4)$	0.268	0.301	0.201	0.088		
3	3	$B_{UDP}(5)$	0.343	0.266	0.128			
	6	$B_{UDP}(6)$	0.131	0.230	0.250	0.187	0.103	0.025

表 13 情景 1 中  $B_{UDG}$

Table 13  $B_{UDG}$  values in scenario 1

尺度	$B_{UDG}$	$x$					
		1	2	3	4	5	6
1	$B_{UDG}(1)$	0.550	0.220				
2	$B_{UDG}(2)$	0.268	0.301	0.201	0.088		
3	$B_{UDG}(3)$	0.131	0.230	0.250	0.187	0.103	0.025

表 14 情景 1 中的  $X_{EM}$

Table 14  $X_{EM}$  in scenario 1

尺度	$X_{EM}$	$x$					
		1	2	3	4	5	6
1	$B_{UDP}(1) + B_{UDG}(1)$	1.050(A)	0.220(O)				
	$B_{UDP}(2) + B_{UDG}(1)$	1.100(A)	0.440(O)				
2	$B_{UDP}(3) + B_{UDG}(2)$	0.655(A)	0.494(O)	0.201(O)	0.088(O)		
	$B_{UDP}(4) + B_{UDG}(2)$	0.536(A)	0.602(A)	0.402(O)	0.176(O)		
3	$B_{UDP}(5) + B_{UDG}(3)$	0.474(O)	0.496(O)	0.378(O)	0.187(O)	0.103(O)	0.025(O)
	$B_{UDP}(6) + B_{UDG}(3)$	0.262(O)	0.460(O)	0.5(A)	0.374(O)	0.206(O)	0.05(O)

表 15 情景 2 中的  $B_{UDP}$  值  
Table 15  $B_{UDP}$  values in scenario 2

尺度	$k$	$B_{UDP}$	$x$								
			1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	3	$B_{UDP}(1)$	0.416	0.416	0.083						
2	6	$B_{UDP}(2)$	0.121	0.233	0.266	0.200	0.102	0.036			
3	9	$B_{UDP}(3)$	0.030	0.091	0.170	0.218	0.206	0.147	0.081	0.034	0.011

表 16 情景 2 中的  $X_{EM}$   
Table 16  $X_{EM}$  in scenario 2

尺度	$X_{EM}$	$x$									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	
1	$B_{UDP}(1)+B_{UDG}(1)$	0.966(A)	0.636(A)	0.083(O)							
2	$B_{UDP}(2)+B_{UDG}(2)$	0.389(O)	0.534(A)	0.467(O)	0.288(O)	0.102(O)	0.036(O)				
3	$B_{UDP}(3)+B_{UDG}(3)$	0.161(O)	0.321(O)	0.42(O)	0.405(O)	0.309(O)	0.172(O)	0.081(O)	0.034(O)	0.011(O)	

在情景 1 和  $X_{EM}$  值为 1 的条件下,通过式 (11) — (28) 可得鲁棒模型与确定性模型中各个目标函数的对比情况如表 17 所示。由表 17 可知,鲁棒模型相较于确定模型具有明显的优势,总成本函数的平均函数值下降了 34.37%。

表 17 需求不确定条件下鲁棒模型与确定模型的对比情况

Table 17 Comparison of robust model and deterministic model under uncertain demand conditions

规模	模型	目标 1/元	目标 2/元	目标 3/元	目标 4/元	总目标/元
1	鲁棒优化模型	4 266.69	7 208.50	4 108.38	582.98	16 166.55
	确定性模型	5 886.35	9 836.03	5 287.75	695.80	21 705.93
2	鲁棒优化模型	4 140.43	7 193.14	4 407.23	551.97	16 292.77
	确定性模型	6 266.23	9 671.98	6 028.64	691.39	22 658.24
3	鲁棒优化模型	4 228.30	7 472.26	4 254.66	520.15	16 475.37
	确定性模型	5 898.39	10 132.57	5 970.16	687.88	22 689.00

### 5.3 敏感性分析

为验证鲁棒控制系数  $\Gamma$  对模型鲁棒性的影响,在情景 1 和  $X_{EM}=1$  的条件下,以大规模零件 SCN 作为研究对象,因此鲁棒控制系数  $\Gamma \in [0, 38]$ , 不确定参数的扰动系数  $\omega = \hat{D}_n / \bar{D}_n = \hat{S}_i / \bar{S}_i$ , 取值为 2%, 5%, 10%, 20%, 采用 IDOA 算法求解得不同鲁棒控制系数和不同扰动下的函数目标值,其结果由图 5 可知,函数目标值随鲁棒控制系数的升高而增大,从而提高模型的鲁棒性,鲁棒模型的各个目标成本值相较确定模型 ( $\Gamma=0$ ) 会增加,即若要维持零件 SCN 的鲁棒则需要付出相应的鲁棒代价,鲁棒性越强,所需付出的鲁棒代价也越大。另外,不确定参数扰动幅度增大,也会使网络鲁棒代价进一步提高。在模型趋近于绝对鲁棒时 ( $\Gamma=38$ ), 鲁棒成本开始趋于稳定,此时不确定参数的扰动范围仍然会对各目标函数值产生影响。因此在实践中,决策者可结合实际情况对鲁棒控制系数进行灵活调节,用适当的鲁棒成本来换取系统更加稳定的运行,从而达到系统鲁棒性与经济性之间的协调。

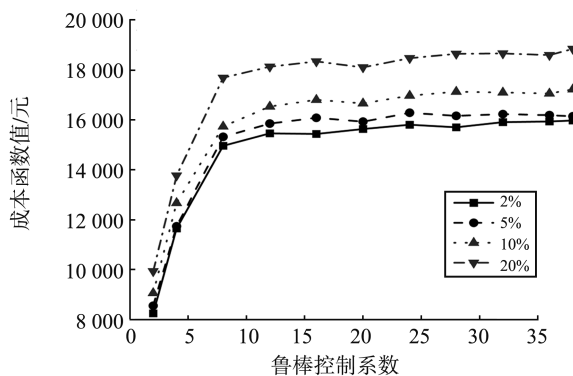


图 5 大规模中鲁棒控制系数和扰动系数与目标函数的关系曲线

Fig.5 Relation curve between large-scale Robust control coefficient and disturbance coefficient and objective function

## 5.4 模型求解

为综合评价采用 IDOA 的性能,将其与目前解决该类问题较主流的 GA、WOA 以及 DOA 在 MATLAB R2020a 上运行并进行比较。MATLAB 软件的运行计算机环境为:处理器为 i7-10710U,内存 16 GB,操作系统为 Windows10。各个成本参数设置如表 10 所示,将种群规模设置为 100,最大迭代限制为 500 次。

### (1) 单目标求解

根据所建立的可持续和个性化闭环供应链模型,探求供应和需求不确定的情况下供应链运输成本、碳排放成本、运营成本和处理成本存在的差异与矛盾。根据上述表 10 中给定的参数,在  $X_{EM}=1$  与规模为 1 的情景 1 中,分别采用 IDOA 算法与其他 3 种对比算法,得到各子目标函数的最优值。首先以最小 SCN 运输成本为目标。将 SCN 成本函数  $Z_1$  作为决策的主目标函数进行求解,计算结果如表 18 所示。

表 18 以  $Z_1$  为目标的计算结果  
Table 18 Calculation results with  $Z_1$  as the target

算法	$Z_1$ /元	$Z_2$ /元	$Z_3$ /元	$Z_4$ /元
IDOA	<b>3 989.45</b>	7 346.87	4 435.76	663.85
DOA	4 327.46	7 435.64	4 519.56	667.67
WOA	4 135.62	7 439.62	4 545.34	672.23
GA	4 003.77	7 476.31	4 590.45	674.45

由表 18 所知,在回收率和需求已知确定的情况下,当  $Z_1$  作为主决策函数时, IDOA 算法所求的 4 个结果相较于其他算法最优。

以最小化 SCN 处理成本为目标。将 SCN 处理成本函数  $Z_2$  作为决策目标函数进行求解,具体如表 19 所示。

表 19 以  $Z_2$  为目标的计算结果  
Table 19 Calculation results with  $Z_2$  as the target

算法	$Z_1$ /元	$Z_2$ /元	$Z_3$ /元	$Z_4$ /元
IDOA	4 452.76	<b>6 835.49</b>	4 445.91	598.78
DOA	4 529.35	7 138.48	4 587.06	600.03
WOA	4 607.06	7 059.82	4 525.34	603.30
GA	4 652.73	7 213.23	4 567.37	669.35

由表 19 所知,当  $Z_2$  作为主决策函数时, IDOA 算法所求的 4 个结果相较于其他算法最优。

以最小化 SCN 运营成本为目标。将 SCN 运营成本函数  $Z_3$  作为决策目标函数进行求解,具体表 20 所示。

表 20 以  $Z_3$  为目标的计算结果  
Table 20 Calculation results with  $Z_3$  as the target

算法	$Z_1$ /元	$Z_2$ /元	$Z_3$ /元	$Z_4$ /元
IDOA	4 567.76	7 438.20	<b>4 002.36</b>	587.23
DOA	4 682.29	7 447.48	4 131.48	592.36
WOA	4 575.86	7 575.82	4 125.27	599.50
GA	4 660.39	7 564.23	4 215.63	609.72

由表 20 所知,当  $Z_3$  作为主决策函数时, IDOA 算法所求的 4 个结果相较于其他算法最优。

以最小化 SCN 碳排放成本为目标。将 SCN 碳排放成本函数  $Z_4$  作为决策目标函数进行求解,具体如表 21 所示。由表 21 所知,当  $Z_4$  作为主决策函数时, IDOA 算法所求的 4 个结果相较于其他算法最优。

表 21 以  $Z_4$  为目标的计算结果  
Table 21 Calculation results with  $Z_4$  as the target

算法	$Z_1$ /元	$Z_2$ /元	$Z_3$ /元	$Z_4$ /元
IDOA	4 454.52	7 442.85	4 356.46	<b>514.78</b>
DOA	4 642.46	7 547.48	4 462.37	524.46
WOA	4 657.37	7 568.35	4 426.36	532.64
GA	4 732.59	7 663.26	4 561.61	542.46

(2) 多目标求解

针对目标函数通过式(11)—(28)采用 IDOA 得到 2 种情景下的计算结果分别如表 22、表 23 所示。

表 22 情景 1 中模型的最优解  
Table 22 Optimal solution of the model in scenario 1

尺度	$X_{EM}$	$Z_1/\text{元}$	$Z_2/\text{元}$	$Z_3/\text{元}$	$Z_4/\text{元}$	$Z/\text{元}$
1	1.050	4 152.76	7 222.36	4 252.84	524.32	16 152.28
	0.220	4 249.23	5 448.62	3 822.54	555.76	14 076.15
	1.100	4 073.69	7 366.58	4 271.80	535.24	16 247.31
	0.440	3 994.00	5 961.79	4 227.99	531.39	14 715.17
2	0.655	4 113.86	6 825.59	4 187.06	529.78	15 656.29
	0.201	4 058.68	5 392.85	4 027.36	556.52	14 035.41
	0.088	4 168.79	5 240.00	4 028.75	523.85	13 961.39
	0.536	4 207.06	6 218.77	4 156.28	535.21	15 117.32
	0.602	4 770.51	7 551.83	4 467.37	560.03	17 349.74
	0.402	4 682.29	6 445.01	4 454.00	548.78	16 130.08
	0.176	4 053.70	5 772.25	4 299.41	539.80	14 665.16
	0.474	4 366.13	6 431.39	4 145.91	536.35	15 479.78
3	0.496	4 671.98	6 954.32	4 417.15	539.56	16 583.01
	0.378	4 283.35	6 105.61	4 332.28	541.59	15 262.83
	0.187	4 316.98	5 817.04	4 230.25	550.68	15 004.95
	0.103	4 669.30	6 329.35	4 983.14	538.09	16 519.88
	0.260	4 322.24	5 677.06	4 106.98	547.13	14 653.41
	0.460	4 191.43	6 392.78	4 261.67	541.29	15 387.17
	0.500	4 256.13	6 509.76	4 212.32	543.01	15 521.22
	0.374	4 229.84	6 082.93	4 190.50	535.47	15 108.74
	0.200	4 128.51	5 790.04	4 252.91	546.40	14 717.86
	0.050	4 161.71	5 658.25	4 389.72	532.30	14 741.98

表 23 情景 2 中模型的最优解  
Table 23 Optimal solution of the model in scenario 2

尺度	$X_{EM}$	$Z_1/\text{元}$	$Z_2/\text{元}$	$Z_3/\text{元}$	$Z_4/\text{元}$	$Z/\text{元}$
1	0.966	4 162.27	6 885.30	4 355.10	565.61	15 641.28
	0.636	4 264.40	6 406.34	3 883.95	571.92	15 126.61
	0.083	3 989.73	4 628.88	4 234.02	536.74	13 389.37
2	0.389	4 095.83	5 919.05	4 174.16	527.52	14 716.56
	0.543	4 240.76	6 267.49	4 296.39	556.41	15 361.05
	0.288	3 979.56	6 204.95	4 261.87	535.83	14 982.21
	0.102	4 476.08	6 141.98	4 698.21	538.77	15 855.04
	0.036	4 251.74	5 469.01	4 243.21	546.66	14 510.62
	0.160	4 081.76	5 502.06	4 198.63	545.65	14 328.10
3	0.321	4 260.62	6 010.65	4 297.75	545.55	15 114.57
	0.420	4 202.32	6 265.47	4 255.85	541.71	15 265.35
	0.405	4 286.46	6 302.05	4 203.35	532.51	15 324.37
	0.306	3 946.12	5 881.70	4 589.98	550.69	14 968.41
	0.172	4 121.07	6 001.41	4 221.89	537.72	14 882.09
	0.081	4 262.74	5 088.27	4 012.57	538.26	13 901.84
	0.034	4 284.28	5 058.78	4 131.41	549.81	14 024.28
	0.011	4 352.49	4 962.55	4 210.71	528.44	14 054.19

在每种情景下,根据不同的  $X_{EM}$  都可以得到 4 个目标函数的实验结果。例如,在表 22 中,当尺度为 1 和  $X_{EM}=1.05$  时,SCN 运输成本、处理成本、运营成本、碳排放成本以及总成本的实验结果分别为 4 152.76、7 222.36、

4 252.84、524.32、16 152.28。同时,通过表 22 和表 23 可以快速识别产品的不同个性化等级所对应的 SCN 的各种相关成本。

在情景 1 和  $X_{EM} = 1$  的情况下,通过式(11)~(28)采用 IDOA、DOA、WOA 和 GA 对所提模型分别进行求解计算,其具体结果如表 23 所示,各类算法仿真迭代变化曲线如图 6 所示。从表 24 可知,在 3 种规模下的计算结果中,IDOA 获得最优解的能力均超过了 DOA、WOA 与 GA,从而说明了 IDOA 求解本文多目标问题的可行性与优越性。

表 24 3 种规模下各算法的最优解  
Table 24 The optimal solution of each algorithm under three scales

规模	算法	$Z_1$ /元	$Z_2$ /元	$Z_3$ /元	$Z_4$ /元	$Z$ /元
1	IDOA	4 116.01	7 238.79	4 126.72	531.88	16 013.40
	DOA	4 429.17	7 101.71	4 094.29	576.52	16 201.69
	WOA	4 286.32	7 127.18	4 162.60	547.05	16 123.15
	GA	4 107.37	7 215.81	4 189.04	537.07	16 049.29
2	IDOA	4 083.66	7 289.70	4 215.11	545.28	16 133.75
	DOA	4 119.28	7 415.37	4 302.59	539.60	16 376.84
	WOA	4 229.19	7 232.92	4 263.34	541.32	16 266.77
	GA	4 181.06	7 289.79	4 178.00	543.78	16 192.63
3	IDOA	4 095.16	7 360.70	4 225.35	547.34	16 228.55
	DOA	4 044.55	7 410.87	4 383.86	535.77	16 375.05
	WOA	4 291.09	7 200.92	4 293.71	542.15	16 327.87
	GA	4 110.49	7 351.60	4 322.47	538.12	16 322.68

计算结果还表明,IDOA 算法在小规模的算例上的优化效果不太明显,其最优解与寻优能力还有一定的提升空间。但随着网络规模的扩大,IDOA 算法的优化效果相比于其他 3 种算法更加显著,尤其是在大规模网络中最为显著,由此也验证了本文模型和算法的有效性。

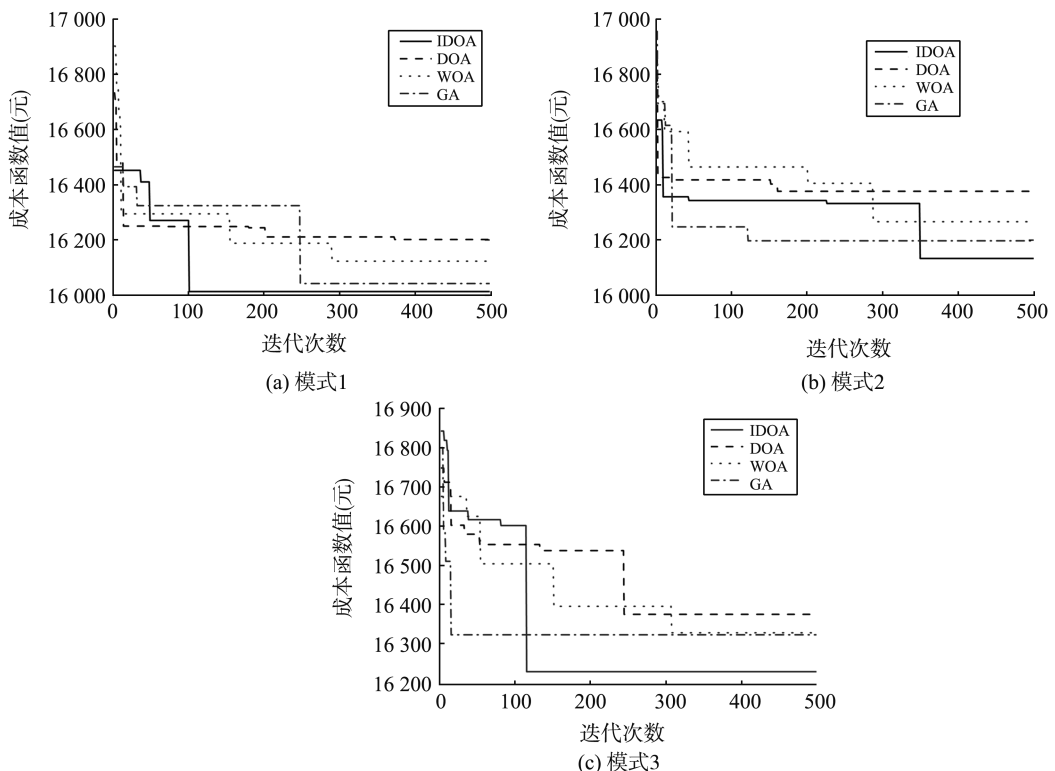


图 6 3 种模式中成本随迭代次数的变化曲线

Fig.6 Cost variation curve with the number of iterations in 3 modes

由图 6(a)可知,IDOA 的收敛速度和寻优精度均得到明显提升,且能有效避免局部最优。图 6(b)、(c)中 DOA、WOA 和 GA 的收敛速度虽然超过了 IDOA,但均陷入了局部最优。仿真结果表明 IDOA 的性能大

幅度提升,优于目前主流算法。

## 6 结束语

针对碳中和背景下可持续和个性化新能源汽车零件 SCN 设计问题,本文创建供应链产品个性化评价机制,基于该机制以最小化网络运输成本、处理成本、运营成本和碳排放成本为目标,考虑零件供应和需求的不确定性,构建多目标鲁棒优化模型,具体结论如下:

(1) 在原始 DOA 算法的基础上,动态调整算法执行策略的概率值,同时将种群群体攻击策略与莱维飞行策略结合,以提高算法的求解效率,通过求解 Benchmark 测试函数和案例仿真对比,结果表明 IDOA 算法相较于其他对比算法具有收敛速度快、寻优能力强等特点,为求解非线性规划问题提供了理论参考。

(2) 在案例仿真中,通过 IDOA 算法求解 2 种情景下 SCN 数学模型,在满足消费者的个性化需求的同时决策者可快速识别不同个性化等级产品所对应的 SCN 相关成本,并对鲁棒模型与确定性模型进行求解对比,结果显示鲁棒模型相较于确定性模型可以大幅度降低 SCN 相关成本,这为企业带来了实际市场竞争中的优势,使其能够以较低的成本为消费者提供高质量的服务。

(3) 通过敏感性分析对比,结果显示 SCN 成本随着鲁棒控制系数与扰动水平提高而增大,因此在现实中决策者可以根据实际情况,通过适当的鲁棒成本,使 SCN 具有较高的稳定性,实现鲁棒性与经济性的有效协调。

现实中新能源汽车闭环 SCN 问题涵盖更多的不确定性因素,本文考虑了供应和需求的不确定性,下一步的研究方向将考虑新能源汽车 SCN 中的污染物排放对环境的影响,以确保所研究问题更贴切现实。

### 参考文献:

- [1] 孟炯,张杨,曾波. 基于个性化需求的产品竞争供应链结构选择[J]. 中国管理科学,2019,27(12):67-76.  
MENG Jiong, ZHANG Yang, ZENG Bo. Study on structure selection of product competition supply chain based on individualized demand[J]. Chinese Journal of Management Science, 2019, 27(12):67-76.
- [2] YANG C H, XU T T, YANG R X, et al. Multi-agent single-objective negotiation mechanism of personalized product supply chain based on personalized index[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2018, 10(10):1-10.
- [3] 姜明,李洪心,刘德海. 基于电子商务 B2B 平台的个性化定制产品供应链治理结构重复博弈分析[J]. 运筹与管理,2020,29(8):45-51.  
JIANG Ming, LI Hongxin, LIU Dehai. Repeated game model of supply chain governance for personalized customization products based on E-commerce B2B platform[J]. Operations Research and Management Science, 2020, 29(8):45-51.
- [4] 锁立赛,姚建明,周佳辉. 基于顾客需求偏好的面向无人零售终端的供应链资源整合优化研究[J]. 中国管理科学,2021,29(10):84-95.  
SUO Lisai, YAO Jianming, ZHOU Jiahui. Research on the integration and optimization of supply chain resources for unmanned retail terminals based on customer demand preference[J]. Chinese Journal of Management Science, 2021, 29(10):84-95.
- [5] 吴钢,潘雪伟,朱卫东,等. 面向汽车业大规模个性化定制的模式与技术[J]. 机械设计与研究,2021,37(1):165-169, 176.  
WU Gang, PAN Xuewei, ZHU Weidong, et al. Research on model and system for mass personalization customization in the automotive industry[J]. Machine Design & Research, 2021, 37(1):165-169, 176.
- [6] SIISKONEN M, MORTENSEN N H, MALMQVIST J, et al. Adapting discrete goods supply chains to support mass customisation of pharmaceutical products[J]. Concurrent Engineering, 2021, 29(4):309-327.
- [7] 吴桥,王可丽,何艳宾. 个性化定制下制造商与供应商合作策略演化研究[J]. 供应链管理,2022(7):15-25.  
WU Qiao, WANG Keli, HE Yanbin. Research on the evolution of the cooperation strategy between manufacturers and suppliers under personalized customization[J]. Supply Chain Management, 2022(7):15-25.
- [8] 刘畅,姚建明. 社区团购场景下供应链末端配送资源整合优化研究[J]. 管理学报,2022,19(8):1231-1239.  
LIU Chang, YAO Jianming. Optimization of supply chain terminal resources integration under the community group purchase scenario[J]. Chinese Journal of Management, 2022, 19(8):1231-1239.
- [9] CHEN C, DUAN Y R, LI G P. Adoption of personalized pricing in a supply chain[J]. Managerial and Decision Economics, 2022, 43(7):2715-2728.

- [10] 金贵阳,陈罡,孙平范,等. 针织毛衫柔性供应链关键技术及实践[J]. 针织工业,2023(10):10-14.  
JIN Guiyang, CHEN Gang, SUN Pingfan, et al. Key technologies and practice of knitted cardigan flexible supply chain[J]. Knitting Industries, 2023(10):10-14.
- [11] 王静,王小艺,兰翠芹,等. 服装个性化定制中信息技术的应用与展望[J]. 丝绸,2024,61(1):96-108.  
WANG Jing, WANG Xiaoyi, LAN Cuiqin, et al. Application and prospect of information technology in personalized clothing customization[J]. Journal of Silk, 2024, 61(1):96-108.
- [12] KUITI M R, GHOSH D, GOUDA S, et al. Integrated product design, shelf-space allocation and transportation decisions in green supply chains[J]. International Journal of Production Research, 2019, 57(19):6181-6201.
- [13] AMBEKAR S, PRAKASH A, PATYAL V S. Role of culture in low carbon supply chain capabilities [J]. Journal of Manufacturing Technology Management, 2019, 30(1):146-179.
- [14] MOGALE D G, CHEIKHROUHOU N, TIWARI M K. Modelling of sustainable food grain supply chain distribution system: a bi-objective approach[J]. International Journal of Production Research, 2020, 58(18):5521-5544.
- [15] QU S J, YANG H, JI Y. Low-carbon supply chain optimization considering warranty period and carbon emission reduction level under cap-and-trade regulation[J]. Environment, Development and Sustainability, 2021, 23(12):18040-18067.
- [16] 赵新奇,陈晓春,陈彦彤. 考虑消费者绿色行为的药品回收供应链协调研究[J]. 科学决策,2022(3):101-111.  
ZHAO Xinqi, CHEN Xiaochun, CHEN Yaotong. Study of the coordination of pharmaceutical recycling supply chain considering green consumer behavior[J]. Scientific Decision Making, 2022(3):101-111.
- [17] XIA T S, WANG Y Y, LV L X, et al. Financing decisions of low-carbon supply Chain under Chain-to-Chain competition [J]. International Journal of Production Research, 2023, 61(18):6153-6176.
- [18] 徐浩鑫,于天阳,关志民,等. 不同权力结构下考虑制造商失望规避行为的低碳供应链决策研究[J]. 运筹与管理,2023, 32(2):45-52.  
XU Haoxin, YU Tianyang, GUAN Zhimin, et al. Research on low-carbon supply chain decisions considering manufacturers' disappointment aversion behaviors under different power structures[J]. Operations Research and Management Science, 2023, 32(2):45-52.
- [19] 邵举平,周将军,孙延安. “碳中和”背景下基于演化博弈与双层规划的供应链减排动力研究[J]. 运筹与管理,2023,32(12):79-85.  
SHAO Juping, ZHOU Jiangjun, SUN Yan'an. Research on the driving force of supply chain emission reduction based on evolutionary game and bilevel programming under the background of “carbon neutral” [J]. Operations Research and Management Science, 2023, 32(12):79-85.
- [20] 姚凡军,肖汉,高野,等. 碳配额交易政策下考虑消费者偏好和成员行为的供应链微分博弈研究[J]. 中国管理科学, 2024,32(1):231-241.  
YAO Fanjun, XIAO Han, GAO Ye, et al. A differential game study of supply chain considering consumers' green preference and member's behavior under cap-and-trade policy[J]. Chinese Journal of Management Science, 2024, 32(1):231-241.
- [21] 王道平,常敬雅,郝玫. 碳交易政策下基于技术投资的供应链纵向合作动态减排研究[J]. 控制与决策,2024,39(5):1654-1664.  
WANG Daoping, CHANG Jingya, HAO Mei. Research on dynamic emission reduction of supply chain vertical cooperation based on technology investment under carbon trading policy[J]. Control and Decision, 2024, 39(5):1654-1664.
- [22] 邹浩,秦进,杨鹏,等. 碳交易下考虑双重行为偏好的低碳供应链定价决策[J/OL]. 计算机集成制造系统. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.tp.20230506.1558.008.html>.  
ZOU Hao, QIN Jin, YANG Peng, et al. Low carbon supply chain pricing decision considering dual behavior preference under carbon trading[J/OL]. Computer Integrated Manufacturing Systems. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.tp.20230506.1558.008.html>.
- [23] 董海,高秀秀,魏铭琦. 基于优化布谷鸟搜索算法的两阶段应急供应链网络建模与求解[J]. 统计与决策,2022,38(7):184-188.  
DONG Hai, GAO Xiuxiu, WEI Mingqi. Modeling and solution of two-stage emergency supply chain network based on optimized cuckoo search[J]. Statistics & Decision, 2022, 38(7):184-188.
- [24] ANUDARI C, YUN Y. Supply chain network design model considering supplier and route disruptions: hybrid genetic algorithm approach[J]. Journal of the Korean Society of Supply Chain Management, 2021, 21(1):37-53.