

低碳环境下闭环供应链网络设计多目标鲁棒模糊优化问题

李 进[†]

(1. 浙江工商大学 管理工程与电子商务学院, 杭州 310018; 2. 浙江工商大学 现代商贸研究中心, 杭州 310018)

摘 要: 针对低碳环境下多级闭环供应链网络设计的战略定位和配置问题, 综合考虑网络参数的模糊性以及多产品流, 以供应链网络的总成本和总碳排放最小为目标, 建立多目标鲁棒模糊优化模型. 该模型将机会约束的最低置信水平作为决策变量, 实现目标函数期望值、最优鲁棒性和可行鲁棒性之间的有效平衡. 最后, 设计一种基于必要性测度的交互式 ε 约束模糊求解方法, 并通过算例验证所提模型和算法的有效性和可行性.

关键词: 闭环供应链; 网络设计; 模糊规划; 鲁棒优化; 低碳

中图分类号: F252; X323 文献标志码: A

Multi-objective robust fuzzy optimization problem for closed-loop supply chain network design under low-carbon environment

LI Jin[†]

(1. School of Management Engineering and E-Commerce, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China; 2. Contemporary Business and Trade Research Center, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: To cope with the strategic location and configuration problem of multi-stage closed-loop supply chain network design under low-carbon environment, a multi-objective robust fuzzy optimization model is developed by considering the fuzzy parameters and multiple product flows. This model aims to minimize the total costs and total carbon emissions of the supply chain network. It also regards the lowest conservatism level of the chance constraints as decision variables, and achieves an effective balance among the expected value of the objective function, optimality robustness and feasibility robustness. Finally, an interactive ε -constraint fuzzy solution approach based on the necessity measure is proposed, and a numerical example is given to illustrate the effectiveness, and feasibility of the proposed model and algorithm.

Keywords: closed-loop supply chain; network design; fuzzy programming; robust optimization; low carbon

0 引 言

随着环境污染的加剧,政府和消费者对企业的环境和社会责任提出了更高的要求^[1]. 近年来,供应链网络设计问题得到了广泛的研究. 学者们按照网络的物流流向,将供应链网络设计问题划分为正向网络设计^[2]、逆向网络设计^[3]和闭环网络设计^[4-5],并进行了相关研究. 全球化的供应链导致网络中节点数量和节点间运输的大幅增加,从而产生了更多的温室气体和碳排放. 为此,研究低碳闭环供应链设计是有效解决当前严峻环境问题的一种重要途径.

现有文献从不同角度对低碳和环保供应链网络设计问题进行了研究,研究的问题包括:环境投资决

策对供应链网络设计问题的影响^[6]、有容量限制和灵活存储分配的绿色物流设施定位问题^[7]、碳限额与碳税等各种碳规制政策下需求不确定下的供应链网络设计^[8]等. 另外一个重要的科学问题是不确定环境下的低碳闭环供应链网络设计问题,当前对不确定供应链网络设计问题研究的主要数学规划方法有随机规划^[9]、模糊规划^[10-11]和鲁棒优化^[12]. 随机规划方法缺少对历史统计数据精确性和问题高复杂性的考虑,而模糊规划则在解决缺少参数真实值的不确定性问题具有优势. 将模糊规划与鲁棒优化方法相结合,可以更好地应对闭环供应链网络设计中的不确定性和可靠性问题. 鲁棒模糊优化方法一方面充分考虑

收稿日期: 2016-12-02; 修回日期: 2017-03-06.

基金项目: 浙江省社科规划课题成果 (18NDJC180YB); 浙江省自然科学基金项目 (LY17G020005, LZ14G020001, LQ14E050001); 国家自然科学基金项目 (71302035, 71672179); 高校人文社科基地浙江工商大学现代商贸研究中心和现代商贸流通体系建设协同创新中心项目 (15SMGK07D); 教育部人文社科项目 (15YJC630083); 浙江省科技厅公益项目 (2016C33172).

作者简介: 李进 (1980—), 男, 副教授, 从事物流管理、网络设计与优化等研究.

[†]通讯作者. E-mail: jinli@mail.zjgsu.edu.cn

了供应链网络设计中可能存在的模糊性因素,符合供应链决策的实际情况;另一方面,相比一般的随机规划和模糊规划方法,鲁棒模糊优化能够有效地应对模糊参数的变化和扰动,解决目标函数和约束条件参数的不确定性,保证供应链网络设计的稳定性和可靠性.为此,有必要利用鲁棒模糊优化方法研究低碳闭环供应链网络设计问题.

综上,现有闭环供应链网络设计问题的研究大多关注经济成本,对于低碳维度的探讨还很缺乏;另一方面,现实供应链活动中存在较多的不确定性,一些研究已采用随机规划和模糊规划方法开展了供应链网络设计问题的研究,而从供应链可靠性的角度针对鲁棒模糊性的研究较少.为此,本文将同时考虑碳排放和鲁棒模糊性,研究低碳闭环供应链网络设计的鲁棒模糊规划问题,探讨参数模糊性的影响,构建低碳闭环供应链网络设计的多目标鲁棒模糊优化模型.该模型将综合考虑战略层的设施定位与配置决策和战术层的多产品流决策;此外,该模型除了考虑经济成本目标外,还将最小化碳排放作为环境目标,低碳目标中的碳排放来源包括设施建设、设施中产品的生产、回收等不同处理流程以及网络节点间的运输等.最后,对于提出的模型,本文还将探索一种交互式 ϵ 约束求解方法,并给出算法的设计思想和流程.

1 模型的建立

1.1 问题描述

本文研究一个低碳环境下的多层级、多产品的闭环供应链网络,如图1所示.正向网络由制造工厂和客户构成,其中制造工厂制造新产品并对回收产品进行再制造,产成品直接销往客户点;逆向网络由客户、回收中心和制造工厂构成,其中回收中心从客户处对已消费的产品进行回收,并检验和测试回收产品,根据检验结果将可再制造的产品送往制造工厂,将废弃物进行填埋、焚烧和丢弃等处理.

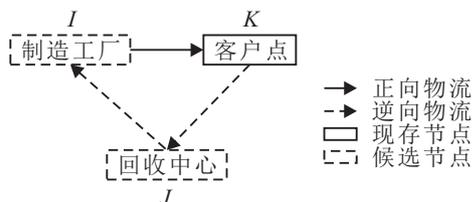


图1 低碳环境下的闭环供应链网络结构

客户点具有已知且固定的位置,对每类产品的需求都是已知的.销往某一客户点的产品或其部件在消费后仍从该客户点回收.假设产品回收再利用的运输费用小于该产品再制造节约的生产费用.设施容量具有最大限制.本文采用梯形模糊数对客户点

的需求量、产品的单位生产成本等模糊参数进行表示.本文需要决定所建立的制造工厂、回收中心的位置和数量,确定网络节点间的产品流,满足所有客户的需求,并最终实现闭环供应链网络设计的总成本和总碳排放最小化.

1.2 参数和变量说明

1) 参数.

I 为制造工厂候选节点的集合, J 为回收中心候选节点的集合, K 为客户节点的集合, P 为产品类型的集合;

\tilde{a}_p 为产品 p 的单位模糊生产费用, \tilde{b}_{ikp} 为从制造工厂 i 运送产品 p 到客户点 k 每千米的单位模糊运输费用, \tilde{c}_{kjp} 为从客户点 k 运送产品 p 到回收中心 j 每千米的单位模糊运输费用, \tilde{d}_{jip} 为从回收中心 j 运送产品 p 到制造工厂 i 每千米的单位模糊运输费用, f_i 为制造工厂 i 的固定建设费用, g_j 为回收中心 j 的固定建设费用, \tilde{m}_p 为回收再利用产品 p 的单位模糊可节约生产费用;

$\tilde{\alpha}_{ip}$ 为制造工厂 i 能够制造产品 p 的模糊容量值, $\tilde{\beta}_{ip}$ 为制造工厂 i 能够再制造产品 p 的模糊容量值, $\tilde{\gamma}_{jp}$ 为回收中心 j 进行回收和检验的产品 p 的模糊容量值;

t_{ik} 为制造工厂 i 到客户点 k 的运输距离,类似的距离还有 t_{kj} 和 t_{ji} ;

\tilde{q}_{kp} 为客户点 k 在产品 p 上的模糊需求量, r_{kp} 为从客户点 k 回收的产品 p 的量;

em_{ip} 为制造工厂 i 制造/再制造一个产品 p 的二氧化碳排放量, ec_i 为制造工厂 i 建设产生的二氧化碳排放量, er_j 为回收中心 j 建设产生的二氧化碳排放量, et_{jp} 为回收中心 j 对回收产品 p 每处理一个的二氧化碳排放量, ev 为每辆车每千米的二氧化碳排放量;

vc 为运输车辆的容量.

其中: $i \in I, j \in J, k \in K, p \in P$.

2) 决策变量.

x_{ikp} 为从制造工厂 i 运送产品 p 到客户点 k 的数量;

y_{kjp} 为从客户点 k 运送产品 p 到回收中心 j 的数量;

z_{jip} 为从回收中心 j 运送产品 p 到制造工厂 i 的数量;

u_i 为0-1变量,若建立制造工厂在候选节点 i ,则 $u_i = 1$,否则 $u_i = 0$;

v_j 为0-1变量,若建立回收中心在候选节点 j ,则

$v_j = 1$, 否则 $v_j = 0$.

其中: $i \in I, j \in J, k \in K, p \in P$.

1.3 模糊规划模型

本文利用期望值方法对目标函数中的不确定参数进行建模, 采用必要性测度^[13]对机会约束规划进行建模. 建立如下的机会约束多目标模糊规划模型 M_1 :

$$\begin{aligned} \min E[Z_1] = & \sum_{i \in I} f_i u_i + \sum_{j \in J} g_j v_j + \\ & \sum_{i \in I} \sum_{k \in K} \sum_{p \in P} (E[\tilde{a}_p] + E[\tilde{b}_{ikp}] t_{ik}) x_{ikp} + \\ & \sum_{k \in K} \sum_{j \in J} \sum_{p \in P} E[\tilde{c}_{kjp}] t_{kj} y_{kjp} + \\ & \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} \sum_{p \in P} (E[\tilde{d}_{jip}] t_{ji} - E[\tilde{m}_p]) z_{jip}, \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \min Z_2 = & \sum_{i \in I} \sum_{k \in K} \sum_{p \in P} (t_{ik} x_{ikp} / vc) ev + \\ & \sum_{k \in K} \sum_{j \in J} \sum_{p \in P} (t_{kj} y_{kjp} / vc) ev + \\ & \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} \sum_{p \in P} (t_{ji} z_{jip} / vc) ev + \\ & \sum_{i \in I} ec_i u_i + \sum_{j \in J} er_j v_j + \\ & \sum_{i \in I} \sum_{k \in K} \sum_{p \in P} em_{ip} x_{ikp} + \\ & \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} \sum_{p \in P} et_{jp} z_{jip}. \end{aligned} \quad (2)$$

$$\text{s.t. Nec} \left\{ \sum_{i \in I} x_{ikp} \geq \tilde{q}_{kp} \right\} \geq \delta_{kp}, \quad \forall k, p; \quad (3)$$

$$\text{Nec} \left\{ \sum_{k \in K} x_{ikp} \leq u_i \tilde{\alpha}_{ip} \right\} \geq \varphi_{ip}, \quad \forall i, p; \quad (4)$$

$$\text{Nec} \left\{ \sum_{j \in J} z_{jip} \leq u_i \tilde{\beta}_{ip} \right\} \geq \eta_{ip}, \quad \forall i, p; \quad (5)$$

$$\text{Nec} \left\{ \sum_{k \in K} y_{kjp} \leq v_j \tilde{\gamma}_{jp} \right\} \geq \theta_{jp}, \quad \forall j, p; \quad (6)$$

$$\sum_{j \in J} y_{kjp} = r_{kp}, \quad \forall k, p; \quad (7)$$

$$\sum_{i \in I} z_{jip} = (1 - \lambda_p) \sum_{k \in K} y_{kjp}, \quad \forall j, p; \quad (8)$$

$$\sum_{j \in J} y_{kjp} \leq \sum_{i \in I} x_{ikp}, \quad \forall k, p; \quad (9)$$

$$\sum_{j \in J} z_{jip} \leq \sum_{k \in K} x_{ikp}, \quad \forall i, p; \quad (10)$$

$$x_{ikp}, y_{kjp}, z_{jip} \geq 0, u_i, v_j \in \{0, 1\}, \quad \forall i, j, k, p. \quad (11)$$

其中: 目标函数(1)表示最小化总的期望成本, 包括制造工厂和回收中心的固定建设成本、从制造工厂到

客户点的产品生产期望成本和运输期望成本、从客户点到回收中心的运输期望成本、从回收中心到制造工厂的回收可节约生产期望成本和运输期望成本; 目标函数(2)表示最小化总的二氧化碳排放量, 包括网络中各节点间运输、制造工厂和回收中心设施建设以及产品在设施中进行各种处理时产生的二氧化碳; 式(3)表示所有客户点对不同产品需求得到满足的必要性测度不小于 $\delta_{kp} \in [0, 1]$; 式(4)~(6)确保制造工厂和回收中心满足容量约束的必要性测度不小于 φ_{ip} 、 η_{ip} 和 θ_{jp} , 且 $\varphi_{ip}, \eta_{ip}, \theta_{jp} \in [0, 1]$, 这些约束也说明只能在建立的制造工厂和回收中心运送产品; 式(7)表示所有客户点的回收产品都能够被收集; 式(8)表示在回收中心处每种产品的流守恒约束; 式(9)和(10)表示在客户点和制造工厂的正向流总是不小于逆向流; 式(11)表示对应决策变量的非负约束和0-1约束.

1.4 鲁棒模糊优化模型

由于目标函数(1)和约束条件(3)~(6)中含有模糊参数, 需要转化成清晰等价形式进行计算. 假设 $\tilde{\xi}$ 为梯形模糊数, 即 $\tilde{\xi} = (\tau_1, \tau_2, \tau_3, \tau_4)$, $\tau_1 \leq \tau_2 \leq \tau_3 \leq \tau_4$, 则 $\tilde{\xi}$ 的期望值为 $E[\tilde{\xi}] = (\tau_1 + \tau_2 + \tau_3 + \tau_4)/4$, 其必要性分布为^[14]

$$\text{Nec}\{\tilde{\xi} \leq \tau\} = \begin{cases} 0, & \tau \in (-\infty, \tau_3]; \\ \frac{\tau - \tau_3}{\tau_4 - \tau_3}, & \tau \in (\tau_3, \tau_4]; \\ 1, & \tau \in (\tau_4, +\infty); \end{cases} \quad (12)$$

$$\text{Nec}\{\tilde{\xi} \geq \tau\} = \begin{cases} 1, & \tau \in (-\infty, \tau_1]; \\ \frac{\tau_2 - \tau}{\tau_2 - \tau_1}, & \tau \in (\tau_1, \tau_2]; \\ 0, & \tau \in (\tau_2, +\infty). \end{cases} \quad (13)$$

根据式(12)和(13), 有如下定理成立.

定理1 若 $\tilde{\xi}$ 为梯形模糊数, $\tilde{\xi} = (\tau_1, \tau_2, \tau_3, \tau_4)$, 且 $\tau_1 \leq \tau_2 \leq \tau_3 \leq \tau_4$, 则对于给定的置信水平 $\alpha \in [0.5, 1]$, 有

$$\text{Nec}\{\tilde{\xi} \leq \tau\} \geq \alpha \Leftrightarrow \tau \geq (1 - \alpha)\tau_3 + \alpha\tau_4, \quad (14)$$

$$\text{Nec}\{\tilde{\xi} \geq \tau\} \geq \alpha \Leftrightarrow \tau \leq \alpha\tau_1 + (1 - \alpha)\tau_2. \quad (15)$$

证明 由 $\text{Nec}\{\tilde{\xi} \leq \tau\}$ 的必要性分布式(14), 对于 $\alpha \in [0.5, 1]$, 有

1) $\text{Nec}\{\tilde{\xi} \leq \tau\} \geq \alpha \Rightarrow \tau \geq \tau_4$ (此时 $\text{Nec}\{\tilde{\xi} \leq \tau\} = 1$) 或 $\frac{\tau - \tau_3}{\tau_4 - \tau_3} \geq \alpha$. 若 $\tau \geq \tau_4$, 由于 $\tau_3 \leq \tau_4$, 则有 $\tau \geq \tau_4 \geq (1 - \alpha)\tau_3 + \alpha\tau_4$; 若 $\frac{\tau - \tau_3}{\tau_4 - \tau_3} \geq \alpha$, 则有 $\tau \geq (1 - \alpha)\tau_3 + \alpha\tau_4$.

2) 若 $\tau \geq (1 - \alpha)\tau_3 + \alpha\tau_4$, 则 $\frac{\tau - \tau_3}{\tau_4 - \tau_3} \geq \alpha$ 成立,

即 $\text{Nec}\{\tilde{\xi} \leq \tau\} \geq \alpha$.

综上,式(14)成立. 同理也可证明式(15)成立. \square

根据梯形模糊数的期望值可将模型 M_1 的目标函数(1)转化为如下的清晰等价形式:

$$\begin{aligned} \min E[Z_1] = & \sum_{i \in I} f_i u_i + \sum_{j \in J} g_j v_j + \\ & \sum_{i \in I} \sum_{k \in K} \sum_{p \in P} [(a_{p1} + a_{p2} + a_{p3} + a_{p4})/4 + \\ & (b_{ikp1} + b_{ikp2} + b_{ikp3} + b_{ikp4})t_{ik}/4]x_{ikp} + \\ & \sum_{k \in K} \sum_{j \in J} \sum_{p \in P} [(c_{kjp1} + c_{kjp2} + c_{kjp3} + \\ & c_{kjp4})t_{kj}/4]y_{kjp} + \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} \sum_{p \in P} [(d_{jip1} + \\ & d_{jip2} + d_{jip3} + d_{jip4})t_{ji}/4 - \\ & (m_{p1} + m_{p2} + m_{p3} + m_{p4})/4]z_{jip}. \end{aligned} \quad (16)$$

利用式(14)和(15)可将模型 M_1 的机会约束转化为清晰等价形式. 在此基础上,根据鲁棒优化的思想^[12]建立低碳闭环供应链网络设计的多目标鲁棒模糊优化模型,所建立的模型 M_2 如下:

$$\begin{aligned} \min Z = & E[Z_1] + \delta(Z_{\max} - E[Z_1]) + \\ & \omega_1 \sum_{k \in K} \sum_{p \in P} [q_{kp4} - (1 - \delta_{kp})q_{kp3} - \delta_{kp}q_{kp4}] + \\ & \omega_2 \sum_{i \in I} \sum_{p \in P} u_i [\varphi_{ip}\alpha_{ip1} + (1 - \varphi_{ip})\alpha_{ip2} - \alpha_{ip1}] + \\ & \omega_3 \sum_{i \in I} \sum_{p \in P} u_i [\eta_{ip}\beta_{ip1} + (1 - \eta_{ip})\beta_{ip2} - \beta_{ip1}] + \\ & \omega_4 \sum_{j \in J} \sum_{p \in P} v_j [\theta_{jp}\gamma_{jp1} + (1 - \theta_{jp})\gamma_{jp2} - \gamma_{jp1}]. \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \min Z_2 = & \sum_{i \in I} \sum_{k \in K} \sum_{p \in P} (t_{ik}x_{ikp}/vc)ev + \\ & \sum_{k \in K} \sum_{j \in J} \sum_{p \in P} (t_{kj}y_{kjp}/vc)ev + \\ & \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} \sum_{p \in P} (t_{ji}z_{jip}/vc)ev + \\ & \sum_{i \in I} ec_i u_i + \sum_{j \in J} er_j v_j + \\ & \sum_{i \in I} \sum_{k \in K} \sum_{p \in P} em_{ip} x_{ikp} + \\ & \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} \sum_{p \in P} et_{jp} z_{jip}. \end{aligned} \quad (18)$$

$$\text{s.t. } Z_{\max} = \sum_{i \in I} f_i u_i + \sum_{j \in J} g_j v_j + \sum_{i \in I} \sum_{k \in K} \sum_{p \in P} (a_{p4} +$$

$$\begin{aligned} & b_{ikp4}t_{ik})x_{ikp} + \sum_{k \in K} \sum_{j \in J} \sum_{p \in P} c_{kjp4}t_{kj}y_{kjp} + \\ & \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} \sum_{p \in P} (d_{jip4}t_{ji} - m_{p4})z_{jip}; \end{aligned} \quad (19)$$

$$\sum_{i \in I} x_{ikp} \geq (1 - \delta_{kp})q_{kp3} + \delta_{kp}q_{kp4}, \forall k, p; \quad (20)$$

$$\sum_{k \in K} x_{ikp} \leq u_i [\varphi_{ip}\alpha_{ip1} + (1 - \varphi_{ip})\alpha_{ip2}], \forall i, p; \quad (21)$$

$$\sum_{j \in J} z_{jip} \leq u_i [\eta_{ip}\beta_{ip1} + (1 - \eta_{ip})\beta_{ip2}], \forall i, p; \quad (22)$$

$$\sum_{k \in K} y_{kjp} \leq v_j [\theta_{jp}\gamma_{jp1} + (1 - \theta_{jp})\gamma_{jp2}], \forall j, p; \quad (23)$$

$$\delta_{kp}, \varphi_{ip}, \eta_{ip}, \theta_{jp} \in [0.5, 1], \forall i, j, k, p; \quad (24)$$

$$\sum_{j \in J} y_{kjp} = r_{kp}, \forall k, p; \quad (25)$$

$$\sum_{i \in I} z_{jip} = (1 - \lambda_p) \sum_{k \in K} y_{kjp}, \forall j, p; \quad (26)$$

$$\sum_{j \in J} y_{kjp} \leq \sum_{i \in I} x_{ikp}, \forall k, p; \quad (27)$$

$$\sum_{j \in J} z_{jip} \leq \sum_{k \in K} x_{ikp}, \forall i, p; \quad (28)$$

$$x_{ikp}, y_{kjp}, z_{jip} \geq 0, u_i, v_j \in \{0, 1\}, \forall i, j, k, p. \quad (29)$$

其中:目标函数(17)最小化如下几个部分:第1部分是目标函数(1)的期望值;第2部分是目标函数(2)的悲观值 Z_{\max} 与期望值之间的差额, σ 是权重,用以控制解向量的最优鲁棒性;第3部分是机会约束中不确定参数与其悲观值之间的差额, $\omega_s (s = 1, 2, 3, 4)$ 是对带有不确定参数机会约束可能偏差的惩罚项,控制解向量的可行鲁棒性.

可以看出,当模型中的技术系数 ($\tilde{\alpha}_{ip}$, $\tilde{\beta}_{ip}$ 和 $\tilde{\gamma}_{jp}$) 是不确定参数时,模型 M_2 的机会约束和目标函数是非线性的,这将增加计算的复杂性. 本文拟通过定义新的辅助变量和增加一些约束条件的方法将非线性模型转化成线性模型. 为此,定义如下辅助变量:

$$\pi_{ip} = u_i \varphi_{ip}, \pi'_{ip} = u_i \eta_{ip}, \pi''_{jp} = v_j \theta_{jp},$$

$$\pi_{ip}, \pi'_{ip}, \pi''_{jp} \geq 0, \forall i, j, p.$$

非线性约束(20)可以转化成如下线性约束:

$$\sum_{k \in K} x_{ikp} \leq \pi_{ip}\alpha_{ip1} + (1 - \pi_{ip})\alpha_{ip2}, \forall i, p; \quad (30)$$

$$\pi_{ip} \leq M u_i, \forall i, p; \quad (31)$$

$$\pi_{ip} \geq M(u_i - 1) + \varphi_{ip}, \forall i, p; \quad (32)$$

$$\pi_{ip} \leq \varphi_{ip}, \forall i, p; \quad (33)$$

其中 M 是一个足够大的正整数. 式 (31)~(33) 确保了当 $u_i = 0$ 时, 辅助变量 $\pi_{ip} = 0$; 当 $u_i = 1$ 时, 辅助变量 $\pi_{ip} = \varphi_{ip}$. 同理, 可将非线性约束 (21)~(23) 转化成线性约束.

不同于模糊规划模型 M_1 , 鲁棒模糊优化模型 M_2 将机会约束最低的置信水平作为决策变量, 该变量基于模型的目标函数和约束进行优化. 因此, 在模型 M_2 中, 决策者不需要决定机会约束置信水平的最优值, 其最优值能够通过模型求解获得, 模型 M_2 是一种能够主动管理参数不确定性的方法. 而且, 在机会约束的数量增加时, 模型 M_2 仍然能够在不采用非常复杂耗时的模拟试验过程下, 比较容易地寻找到不同置信水平的最优值.

2 交互式模糊算法

对于所建立的多目标模糊规划模型, 本文提出一种交互式 ε 约束模糊求解方法. 常用的求解多目标规划问题的方法主要有先验式、后验式和交互式. 其中, 交互式方法较为灵活和有效, 它能够以一种交互和渐进的方式根据决策的偏好调整每个目标的满意度, 引导算法最终寻找到决策者最为满意的最优解. 而 ε 约束方法能够通过调整目标函数约束的 ε 获得不同的最优解, 适合非凸问题的求解.

本文对 ε 约束方法进行了如下改进:

1) 利用字典序优化构建支付矩阵, 保证了帕累托最优解的产生;

2) 为了保证只产生有效解, 引入松弛变量将目标函数约束转换成等式约束^[14].

本文采用的交互式方法有如下优点:

1) 决策者可以在每次迭代后选择多个帕累托最优解;

2) 为了减少搜索空间, 对决策者选择的解的目标函数增加上界约束;

3) 算法的终止条件取决于决策者对解的满意度, 不用限制算法迭代的次数.

交互式 ε 约束模糊求解方法的详细步骤如下.

Step 1: 根据模糊参数的期望值、式 (14) 和 (15), 将模糊目标函数和机会约束转化成清晰等价形式.

Step 2: 利用字典序优化构建模型 M_2 的目标函数的支付矩阵. 字典序优化方法的执行步骤如下: 首先, 优化目标函数 (17) (具有最高优先级), 有 $\min Z_1 = Z_1^*$; 然后, 增加约束 $Z_1 = Z_1^*$, 优化目标函数 (18), 得到

$\min Z_2 = Z_2^*$; 最后, 将目标函数 (18) 作为单一目标进行优化, 得到 $\min Z_2 = Z_2^*$, 对应的目标函数 (17) 的值为 Z_1^* . 则构建的支付矩阵为 $\begin{bmatrix} Z_1^* & Z_2^* \\ Z_1^* & Z_2^* \end{bmatrix}$.

Step 3: 根据支付矩阵计算得到目标函数 (18) 的变化范围长度 $r = Z_{21}^* - Z_2^*$.

Step 4: 基于目标函数 (18) 的变化范围长度, 设定网格点的数量为 g .

Step 5: 将目标函数 (18) 作为约束, 对于每个网格点, 求解如下问题 P:

$$\begin{aligned} \min Z_1(X) - \rho s / r, \\ \text{s.t. } X \in S, Z_2(X) + s = \varepsilon. \end{aligned}$$

其中: $\varepsilon = Z_2^* + (i \times r) / g$, i 为迭代计数器, 是一个正的极小数 (取值在 10^{-6} 到 10^{-3}); X 为解向量; S 为解的可行域.

Step 6: 决策者按照偏好选择帕累托最优解, 若决策者对所选择的解满意, 则当前解为最优解, 算法终止, 否则决策者选择出其最偏好的 n 个解, 增加目标函数 (18) 的上界约束以缩小搜索空间, 并转入 **Step 2**. 第 $i + 1$ 次迭代的上界为

$$\text{UB}^{(i+1)} = \max_{j=1,2,\dots,n} [Z_j^{(i)} + a^i (Z^{\max} - Z_j^{(i)})].$$

其中: $Z_j^{(i)}$ 是第 i 次迭代得到的第 j 个偏好解对应的目标函数 (18) 的值; Z^{\max} 为在整个帕累托解空间上搜索到的目标函数 (18) 的最大值; $a^i \in [0, 1]$ 为控制解空间搜索的收敛系数, a^i 越大则解空间的搜索越慢, 越需要更多的迭代次数收敛于最优偏好解.

模型 M_2 为混合 0-1 整数线性规划问题, 传统的求解方法有分支定界法和割平面法, 由于其是一类非多项式可解的问题, 对于大规模的问题应采用列生成和进化算法等. 假设单目标情况下该问题的计算复杂度为 $O(t)$, 由于只有两个目标函数, 采用字典序优化计算支付矩阵需要的时间为 $O(2t)$; 针对目标函数 (18) g 个网格点求解问题 P 的计算时间为 $O(gt)$; 决策者选择帕累托最优解根据常用的冒泡排序或插入排序算法, 计算时间不超过 $O(|S|^2)$; 由于 $|S| \ll t$, 一次交互的计算总时间为 $O(2t + gt)$; 若决策者交互选择的次数为 q , 则总的处理时间不超过 $O(qgt)$, 表明该算法可以通过调节网格点数量和交互次数控制计算时间复杂性.

3 算例

某生产复印机和扫描仪等办公电器的制造商对所在地区的 2 种产品进行制造/再制造和回收, 为了更好地满足顾客的需求, 该制造商计划重新设计其

闭环供应链网络. 制造商在该地区拥有50家客户区域、10个候选制造工厂和15个候选回收中心. 借鉴Fleischmann等^[15]的基准测试用例, 结合实际企业应用数据的调研, 设置相关成本数据参数, 客户区域的需求正比于所在服务区域的人数, 车辆每千米的碳排放通过该车辆每千米的平均油耗与碳排放因子的乘积得到, 设施建设与产品制造回收中的碳排放采用ECO-it1.4软件及数据库估算得到^[11]. 本文根据上述方法设置与实际应用较符合的参数均值, 为了产生大量在该均值附近一定范围内波动的数据, 利用均匀分布随机产生各参数值. 均匀分布能够确保各参数值产生的机会相等, 避免数据过于集中. 与碳排放目标相关的确定参数设置见表1, 与经济目标相关的确定参数和模糊参数采用相同的方法设置, 限于篇幅, 不具体列出. 选用的运输货车的容量 $vc = 100$.

表1 与碳排放目标相关的参数设置

参数	均值	参数的产生分布
ev	550	$U(505, 595)$
ec_i	2.1×10^6	$U(2.0 \times 10^6, 2.2 \times 10^6)$
em_{ip}	350	$U(340, 360)$
er_j	8.3×10^5	$U(8.1 \times 10^5, 8.5 \times 10^5)$
et_{jp}	95	$U(80, 110)$

表2 算法计算结果比较

测试用例	A_1				A_2				A_3			
	WF	F_1 / 千万元	F_2 / 百吨	CPU / s	WF	F_1 / 千万元	F_2 / 百吨	CPU / s	WF	F_1 / 千万元	F_2 / 百吨	CPU / s
1	21.96	25.15	17.18	71	20.12	21.68	17.78	36	19.46	20.22	18.31	22
2	19.96	22.91	15.53	80	19.41	21.37	16.46	34	18.15	19.21	16.55	26
3	25.03	31.45	15.40	81	23.17	27.87	16.11	41	19.74	21.35	17.32	30
4	20.29	23.13	16.03	68	19.10	20.53	16.95	32	18.88	20.04	17.15	20
5	29.44	35.38	20.53	70	26.54	30.14	21.13	34	24.00	25.57	21.64	26
6	27.33	32.60	19.42	76	24.19	27.33	19.47	42	21.39	22.64	19.52	34
7	30.32	41.16	14.05	84	21.20	25.32	15.01	38	19.28	21.45	16.02	24
8	26.15	33.56	15.03	95	22.30	26.38	16.18	36	20.02	21.69	17.51	28
Ave	25.06	30.67	16.65	78	22.00	25.08	17.39	37	20.12	21.52	18.00	26
Std	3.99	6.46	2.25	-	2.57	3.51	2.01	-	1.83	1.96	1.82	-

由表2可知: 算法 A_3 和 A_2 的加权目标函数值比算法 A_1 分别平均减少了24.58%和13.89%, 说明采用字典序优化构建支付矩阵能够提高求解质量, 寻找到算法更优解; 算法 A_2 的计算时间比算法 A_1 有大幅提高, 表明采用字典序优化有利于减少算法执行时间; 算法 A_1 的加权目标函数值比算法 A_2 平均减少了9.39%, 计算时间也更短, 说明在算法中采用交互式方法和目标函数约束转换可以改进求解性能, 提高收敛速度; 算法 A_3 的计算结果比算法 A_2 和 A_1 具有更

小的标准差, 表明算法 A_3 具有更好的求解可靠性和鲁棒性, 由于各测试用例的参数值都是按照均匀分布随机产生的, 较小的标准差也说明了所建立的模型在应对参数值波动上能够保持较好的鲁棒性.

3.1 算法比较与分析

本文利用LINGO11.0对其中的混合整数规划模型进行求解, 编写了算法程序, 计算机的CPU配置为i5-5200U 2.20 GHz PC(4.00 GB SDRAM). 经初步数值实验, 对于交互式 ε 约束模糊求解方法, 设定 $g = 15, n = 3$.

为了验证交互式 ε 约束模糊求解方法的有效性, 并说明字典序优化、交互式和目标函数约束转换对算法的影响, 本文将交互式 ε 约束算法(记为 A_3)与传统的仅采用 ε 约束的求解算法(记为 A_1)和采用了字典序优化的 ε 约束算法(记为 A_2)进行算法比较. 由于本文研究的是多目标问题, 为了更好地比较, 通过对多目标加权得到加权目标函数, 设置目标函数(17)的权重为0.6, 目标函数(18)的权重为0.4. 在交互式 ε 约束算法的执行过程中, 决策者将选择加权目标函数最小的解并设定, 若后续20次迭代没有找到更好解, 则算法终止.

根据表1利用均匀分布随机产生8组测试用例, 各算法的计算结果如表2所示. 其中: F_1 为目标函数(17)的值, F_2 为目标函数(18)的值, WF为加权目标函数值, CPU为计算运行时间, Ave为计算结果的平均值, Std为计算结果的标准差.

3.2 确定模型和鲁棒模型比较分析

在给定一组测试用例的基础上, 对确定模型和鲁棒模型进行比较研究. 首先求解仅包含确定性参数的模型 M_1 , 为了方便, 将不确定参数的均值设定为确定参数, 可以得到确定模型的目标函数(1)的最优值

为 1.71×10^8 元, 目标函数(2)的最优值为 1.49×10^3 吨. 然后, 研究带有不确定参数的鲁棒模糊优化模型, 表3给出了利用交互式 ε 约束求解方法得到的10次迭代计算结果.

表3 鲁棒模糊优化模型的计算结果

$\varepsilon/10^9$	目标函数(17)/(10 ⁸ 元)	目标函数(18)/(10 ³ 吨)
1.751 63	15 578.10	1.751 6
1.760 69	1 092.84	1.760 7
1.768 39	8.19	1.768 4
1.777 03	6.88	1.777 0
1.785 66	4.95	1.785 7
1.792 70	4.01	1.792 7
1.801 16	2.62	1.801 2
1.808 79	2.05	1.805 8
1.817 93	2.05	1.805 8
1.825 64	2.05	1.805 8
1.834 07	2.04	1.826 9

由表3可知, 鲁棒模糊优化目标函数(17)的最优值比确定模型增加了19.30%, 目标函数(18)的最优值增加了17.56%, 表明考虑不确定性会带来经济成本和碳排放的增加, 即为了应对闭环物流网络建设中产品生产成本、运输费用以及设施容量等的不确定性, 确保最终设计的网络具有更好的可靠性和鲁棒性, 这会导致企业经济成本的增加, 也会产生更多的碳排放. 从表3可以进一步看出, 当碳排放的减少超过一定的临界值时(如本例中的 1.8012×10^3 吨), 会导致经济成本的快速增加, 这对于企业来说, 在临界值范围内可以以较低的经济成本取得较大的碳排放降低.

3.3 鲁棒模糊优化模型的敏感性分析

对于鲁棒模糊优化模型 M_2 , 本文研究模型参数变化的敏感性分析. 表4和表5分别给出了鲁棒模糊优化模型在 σ 和 $\omega_i (i = 1, 2, 3, 4)$ 分别取不同值时的目标函数均值、机会约束置信水平的最小值和计算软件的运行时间(CPU).

表4 权重系数 σ 的敏感性分析 ($\omega_i = 1000$)

	CPU/s	E[Z ₁]	E[Z ₂]	δ_{kp}	φ_{ip}	η_{ip}	θ_{jp}
$\sigma = 0.3$	22	2.00×10^8	1.83×10^3	1	1	1	1
$\sigma = 0.6$	23	2.04×10^8	1.83×10^3	1	1	1	1
$\sigma = 0.9$	21	2.06×10^8	1.83×10^3	1	1	1	1

表5 惩罚系数 ω_i 的敏感性分析 ($\sigma = 0.6$)

	CPU/s	E[Z ₁]	E[Z ₂]	δ_{kp}	φ_{ip}	η_{ip}	θ_{jp}
$\omega = 100$	22	2.04×10^8	1.83×10^3	1	1	1	1
$\omega = 10\ 000$	24	2.04×10^8	1.83×10^3	1	1	1	1
$\omega = 1\ 000\ 000$	32	2.04×10^8	1.83×10^3	1	1	1	1

从表4可以看出, 随着 σ 的增加, 目标函数(17)的值增大, 同时目标函数(18)的值没有发生改变, 机会约束完全得到满足. 从表5可以看出, 随着 $\omega_i (i = 1, 2, 3, 4)$ 的增加, 两个目标函数值均保持不变, 最小置信水平也保持不变且为1, 因此惩罚系数值的改变没有对目标函数值产生影响. 由此可见, 以上参数变化对模型 M_2 的影响较小, 说明模型 M_2 具有较好的鲁棒性和可靠性.

3.4 模糊规划模型和鲁棒优化模型比较分析

为了说明鲁棒优化模型 M_2 在处理不确定参数上的鲁棒性和求解方法的有效性, 本文将模糊规划模型 M_1 和鲁棒优化模型 M_2 进行对比分析. 利用均匀分布随机产生10组测试用例, 为了简化表示, 采用 (X^*, Y^*) 表示清晰等价模型求解得到的解向量, 不考虑目标函数(2)和(18) (其不包含不确定参数), 则简化的评价模型如下:

$$\min Z = fY^* + cX^* + \psi_1 V + \psi_2 V';$$

$$\text{s.t. } AX^* + V \geq d,$$

$$BX^* = 0, UX^* \leq WY^* + V'V, V' \geq 0.$$

其中: f 为固定成本向量; c 为可变成本向量; d 为需求向量; w 为设施容量向量; A, B, U 为系数矩阵; V 和 V' 为决策变量, 表示不同测试实例下机会约束的违背量; ψ_1 和 ψ_2 为权重系数.

分别取模糊规划模型 M_1 的机会约束置信水平 $\alpha = 0.7, 0.8, 0.9$, 在不同测试用例下将模型 M_1 的解与模型 M_2 的解利用上述评价模型进行计算, 并采用平均值和标准差作为评价指标, 求解结果见表6.

表6 模型 M_1 与模型 M_2 的求解结果对比 10^6 元

测试用例	模型 M_1			模型 M_2
	$\alpha = 0.7$	$\alpha = 0.8$	$\alpha = 0.0$	
1	112.67	112.68	112.69	112.65
2	113.48	113.49	113.49	113.50
3	602.95	594.20	590.55	586.73
4	113.06	113.06	113.06	113.07
5	1364.10	1360.35	1356.70	1352.85
6	110.37	110.38	110.37	110.37
7	342.57	338.83	335.08	331.34
8	111.91	111.91	111.92	111.92
9	853.35	849.61	845.85	842.11
10	2385.70	2381.87	2378.21	2374.35
Ave	611.02	608.64	606.79	604.89
Std	752.12	750.72	749.38	747.97

从表6可以看出, 在10组测试用例下, 模型 M_2 能够产生比模型 M_1 更小的目标函数平均值和标准差, 因此, 鲁棒优化模型 M_2 优于模糊规划模型 M_1 , 在处理不确定参数上具有更好的鲁棒性和可靠性.

4 结论

研究低碳闭环供应链网络设计问题可以为有效且低成本的控制碳排放提供决策支持和方法指导. 本文针对不确定环境下集成正向和逆向物流的多层级、多产品的, 涉及制造工厂、客户和回收中心的多级闭环供应链网络设计问题, 建立了低碳闭环供应链网络设计的机会约束多目标模糊规划模型. 该模型不仅考虑了供应链网络设计中最小化总成本和总二氧化碳排放这两个指标, 还综合考虑了供应链网络参数的模糊性和多产品流等特点. 将此模型作为基础模型, 为了研究不确定参数对低碳闭环供应链网络设计的影响, 利用鲁棒模糊规划方法与机会约束规划方法相结合, 建立了相应的鲁棒模糊优化模型. 鲁棒模型能够处理目标函数和约束的不确定性, 实现对机会约束置信水平的优化, 并且可以合理地平衡目标期望值、最优鲁棒性和可行鲁棒性. 此外, 本文还设计了一种交互式 ε 约束模糊求解方法对建立的模型进行求解. 最后, 通过一个制造商的算例, 验证了模型和算法的有效性和可行性. 结果分析表明, 对于决策者而言, 应对低碳闭环供应链网络的不确定性会带来成本和碳排放的上升; 经济目标与低碳目标之间存在替换关系, 降低碳排放会导致经济成本的增加; 鲁棒优化模型能够有效地控制低碳闭环供应链网络的参数不确定性.

参考文献(References)

- [1] Lash J, Wellington F. Competitive advantage on a warming planet[J]. *Harvard Business Review*, 2007, 85(3): 94.
- [2] 马卫民, 李彬, 徐博, 等. 考虑节点中断和需求波动的可靠供应链网络设计问题[J]. *系统工程理论与实践*, 2015, 35(8): 2025-2033.
(Ma W M, Li B, Xu B, et al. Reliable supply chain network design under facility disruption and demand uncertainty[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2015, 35(8): 2025-2033.)
- [3] Francas D, Minner S. Manufacturing network configuration in supply chains with product recovery[J]. *Omega*, 2009, 37(4): 757-769.
- [4] Chen Y T, Chan F T S, Chung S H. An integrated closed-loop supply chain model with location allocation problem and product recycling decisions[J]. *Int J of Production Research*, 2015, 53(10): 3120-3140.
- [5] 赵晓敏, 黄培清. SM两级闭环供应链系统建模与仿真研究[J]. *管理科学学报*, 2011, 14(5): 29-42.
(Zhao X M, Huang P Q. Modeling and simulation on a SM closed-loop supply chain system[J]. *J of Management Sciences in China*, 2011, 14(5): 29-42.)
- [6] Wang F, Lai X F, Shi N. A multi-objective optimization for green supply chain network design[J]. *Decision Support Systems*, 2011, 51(2): 262-269.
- [7] Harris I, Mumford C L, Naim M M. A hybrid multi-objective approach to capacitated facility location with flexible store allocation for green logistics modeling[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2014, 66: 1-22.
- [8] Mart J M C, Tancrez J S, Seifert R W. Carbon footprint and responsiveness trade-offs in supply chain network design[J]. *Int J of Production Economics*, 2015, 166: 129-142.
- [9] Ramezani M, Bashiri M, Tavakkoli-Moghaddam R. A new multi-objective stochastic model for a forward/reverse logistic network design with responsiveness and quality level[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2013, 37(1): 328-344.
- [10] Demirel N, Özceylan E, Paksoy T, et al. A genetic algorithm approach for optimizing a closed-loop supply chain network with crisp and fuzzy objectives[J]. *Int J of Production Research*, 2014, 52(12): 3637-3664.
- [11] 李进. 基于可信性的低碳物流网络设计多目标模糊规划问题[J]. *系统工程理论与实践*, 2015, 35(6): 1482-1492.
(Li J. Credibility-based multi-objective fuzzy programming problem for low-carbon logistics network design[J]. *System Engineering — Theory & Practice*, 2015, 35(6): 1482-1492.)
- [12] Mulvey J M, Vanderbei R J, Zenios S A. Robust optimization of large-scale systems[J]. *Operations Research*, 1995, 43(2): 264-281.
- [13] Inuiguchi M, Ramik J. Possibilistic linear programming: A brief review of fuzzy mathematical programming and a comparison with stochastic programming in portfolio selection problem[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2000, 111(1): 3-28.
- [14] 刘宝碁, 彭锦. 不确定理论教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
(Liu B D, Peng J. A course in uncertainty theory[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.)
- [15] Fleischmann M, Beullens P, Bloemhof-Ruwaard J M, et al. The impact of product recovery on logistics network design[J]. *Production and Operations Management*, 2001, 10(2): 156-173.

(责任编辑: 齐 霁)