



控制理论与应用

Control Theory & Applications

ISSN 1000-8152, CN 44-1240/TP

《控制理论与应用》网络首发论文

题目：考虑软时间窗限制和模糊旅途时间的生产配送集成调度优化
作者：黄铭，杜百岗，郭钧，李益兵
收稿日期：2022-10-21
网络首发日期：2023-10-07
引用格式：黄铭，杜百岗，郭钧，李益兵. 考虑软时间窗限制和模糊旅途时间的生产配送集成调度优化[J/OL]. 控制理论与应用.
<https://link.cnki.net/urlid/44.1240.TP.20230928.0908.048>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

考虑软时间窗限制和模糊旅途时间的生产配送集成调度优化

黄 铭^{1,2}, 杜百岗^{1,2†}, 郭钧^{1,2}, 李益兵^{1,2}

(1. 武汉理工大学 机电工程学院, 湖北 武汉 430070;

2. 数字制造湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430070)

摘要: 针对考虑软时间窗限制和模糊旅途时间的生产配送集成调度问题, 本文构建了以生产-库存-配送总成本和提前延期加权惩罚时间为双优化目标的混合整数非线性规划模型. 定义了一种模糊加权叠加操作, 进行模糊加权惩罚时间的计算. 基于优化问题结构设计了三阶段解码规则, 其中涉及巡回环的划分, 通过计算巡回环的最佳配送出发时间获得批次制造顺序, 以及采用后向调整策略进行批次和巡回环的协调. 提出了一种自适应变邻域搜索改进的非支配排序遗传算法(NSGA-II-AVNS)求解该问题. 其中根据问题特征设计了5种具有不同搜索性能的邻域结构, 通过自适应选择机制提高优秀邻域结构的执行次数. 并且为避免迭代后期邻域结构选择固化, 提出了邻域结构分值重置操作. 实验结果表明NSGA-II与AVNS的融合, 较好的平衡了算法的探索和开发能力, 是求解该问题的一种极具竞争力的方法.

关键词: 生产配送集成调度; 软时间窗; 模糊旅途时间; 模糊加权叠加; 自适应变邻域搜索; 多目标优化

引用格式: 黄铭, 杜百岗, 郭钧, 等. 考虑软时间窗限制和模糊旅途时间的生产配送集成调度优化. 控制理论与应用, 2023, 40(x): 1 – 10

DOI: 10.7641/CTA.2023.20920

Integrated production and distribution scheduling optimization considering soft time windows and fuzzy travel times

HUANG Ming^{1,2}, DU Bai-gang^{1,2†}, GUO Jun^{1,2}, LI Yi-bing^{1,2}

(1. School of Mechanical and Electronic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan Hubei 430070, China;

2. Hubei Key Laboratory of Digital Manufacturing, Wuhan Hubei 430070, China)

Abstract: A bi-objective mixed integer nonlinear programming model with total cost of production-inventory-distribution and total weighted early and tardy penalty time is developed for the integrated production and distribution scheduling problem considering soft time windows and fuzzy travel times. A fuzzy weighted superposition operation is defined for the calculation of fuzzy weighted penalty times. A three-stage decoding rule is designed based on the structure of the optimization problem, which involves the division of the tour, obtaining the batch manufacturing sequence by calculating the optimal departure time of the tour, and the coordination of batches and tours by a backward adjustment strategy. An improved non-dominated sorting genetic algorithm II based on adaptive variable neighborhood search (NSGA-II-AVNS) is proposed to solve this problem. Five neighborhood structures with different search properties are designed according to the problem features, and adaptive selection of neighborhood structures to increase the number of executions of excellent neighborhood structures. The neighborhood structure score reset operation is proposed to avoid neighborhood structure selection solidification. The experimental results show that the fusion of NSGA-II and AVNS has well-balanced exploration and exploitation capabilities of the algorithm, and it is a very competitive method to solve this problem.

Key words: integrated production and distribution scheduling; soft time windows; fuzzy travel times; fuzzy weighted superposition; adaptive variable neighborhood search; multiobjective optimization

Citation: HUANG Ming, DU Baigang, GUO Jun, et al. Integrated production and distribution scheduling optimization considering soft time windows and fuzzy travel times. *Control Theory & Applications*, 2023, 40(x): 1 – 10

收稿日期: 2022-10-21; 录用日期: 2023-05-10.

†通信作者. E-mail: dbg767@163.com

本文责任编辑: 王凌

国家自然科学基金项目(51705386), 中国国家留学基金项目(201606955091)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (51705386) and the China Scholarship Council (201606955091).

1 引言

生产和配送是供应链管理的重要环节. 传统的生产和配送决策是分开执行的, 时常出现产品提前生产导致库存积压, 或频繁的车辆配送导致较高成本等情况, 故难以保证生产和配送的有效协调^[1]. 因此, 为了降低供应链整体成本、提升服务效率, 设计一个协调的生产配送集成调度方案具有重要的现实意义^[2].

随着市场竞争的日益激烈, 客户对订单交付时间的限制越来越严格^[3]. 由于订单提前交付会导致客户处库存积压, 延期交付则会产生缺货风险, 从而具有软时间窗限制的订单交付逐渐被研究^[4], 这意味着提前和延期交付都会受到惩罚. 其次, 车辆配送受到道路交通状况、天气环境等诸多不确定因素的影响, 实际的旅途时间往往在一定范围内波动^[5]. 由于获取可靠的旅途时间概率分布是一件棘手的任务, 故模糊规划是处理不确定旅途时间的一种实用方法. 此外, 受到模糊旅途时间的影响, 车辆的模糊到达时间会导致订单的惩罚时间也具有模糊性, 进而加深了生产配送集成调度的复杂程度.

本文是生产配送集成调度问题(integrated production and distribution scheduling problem, IPDS)的一个拓展, 其配送阶段为车辆路径问题(vehicle routing problem, VRP). 对于考虑了软时间窗的IPDS研究, 其模型均在确定环境下构建. 其中Mohammadi等^[3]以最小化生产-配送成本和提前延期加权惩罚时间为双优化目标进行模型构建, 设计了混合粒子群优化算法进行模型求解. Liu等^[6]以最小化的配送成本与提前延期加权惩罚成本和为单优化目标, 提出了基于遗传算法的混合多层优化框架求解所提问题. Hou等^[7]以最小化提前延期加权惩罚时间为单目标, 设计了头脑风暴优化算法进行问题求解. 但是这三篇文献均包含一些不合实际的模型假设, 比如它们均采用单行程车辆, 即配送车辆仅能被使用一次. 并且均未考虑库存成本以及不确定环境.

对于不确定环境下IPDS, 大部分研究集中在订单需求的不确定性上. 其中Ghasemkhani等^[8]考虑了模糊订单需求, 构建了模糊机会约束规划模型, 并提出了自适应差分进化算法进行问题求解. Biuki等^[9]采用三角模糊数表征不确定订单需求, 提出一种并行混合遗传-粒子群算法解决该问题. 仅Wang等^[5]考虑了不确定的旅途时间, 并提出了一种鲁棒优化方法来处理不确定性, 但是该文献并未考虑订单的软时间窗限制. 基于上述讨论可知, 在当前文献中尚无同时考虑软时间窗限制和不确定旅途时间的研究, 并且缺少对一些实际因素的考虑, 如: 多行程车辆、库存成本.

本文针对同时考虑软时间窗限制和模糊旅途时间的生产配送集成调度问题, 构建了以生产-库存-配送总成本和提前延期加权惩罚时间为双优化目标的混合整数非线性规划模型. 然后, 定义了一种模糊加权

叠加操作, 进行模糊加权惩罚时间的计算, 并论证了该方法的合理性. 此外, 基于优化问题结构设计了三阶段解码规则. 最后, 设计了基于自适应邻域搜索改进的非支配排序遗传算法(improved non-dominated sorting genetic algorithm II based on adaptive variable neighborhood search, NSGA-II-AVNS)求解该问题. 该算法的主要特点是: 1) NSGA-II和AVNS分别用于增强算法的全局探索和局部开发能力; 2) AVNS采用基于Pareto前沿面更新比率的自适应选择机制进行邻域结构分值的更新, 进而提高优秀邻域结构的执行次数, 引导算法在更有前景的区域进行搜索; 3) 基于问题特征设计的5种邻域结构, 涉及分散搜索、聚集搜索、导向寻优以及兼顾Pareto前沿面均匀性调整等方面; 4) 提出了邻域结构分值重置操作, 从而避免迭代后期邻域结构的选择固化.

2 问题描述、模型及模糊操作

2.1 问题描述

如图1所示, 生产阶段包含多条生产线, 每条生产线以不同的生产节拍生产一种类型的产品. 执行配送任务的车辆路线称为巡回环, 同一巡回环上的零售商订单产品构成一个批次, 巡回环和批次一一对应. 批次内部各产品的生产是连续的, 只有当批次内所有产品均生产完成后, 才能执行该批次的配送. 此外, 如果批次中某一类型的产品生产完成后未立即配送则会产生库存, 其中库存和车辆容量以托盘为核算单位. 最后, 配送阶段被建模为VRP, 定义在整个图 $G = (N, A)$ 上. 其中包含顶点集 $N = \{0, 1, \dots, n\}$, 弧集 $A = \{(k, l) : k, l \in N\}$. 具有充足库存能力的工厂位于顶点0, 零售商集合被描述为 $R = N \setminus \{0, n+1\}$. 通过数量受限的多行程异构车辆将订单交付给一组地理位置分散的零售商. 并且在巡回环执行期间, 车辆连续交付不可等待、停滞.

2.2 参数符号

索引

p

产品类型索引, ($p = \{1, 2, \dots, P\}$).

k, l

零售商索引, ($k, l = \{1, 2, \dots, n\}$).

$0, n+1$

工厂的起始和终止位置.

i, j

批次索引, ($i, j = \{1, 2, \dots, n\}$).

v

配送车辆索引, ($v = \{1, 2, \dots, V\}$).

常量

$D_{k,p}$

零售商 k 对产品 p 的需求量.

PC_p

单位产品 p 的生产成本.

t_p

产品 p 的生产节拍.

O_p

单位产品 p 占据托盘的容量.

Hc

单位托盘在单位时间的库存持有成本.

C_v

配送车辆 v 的最大装载托盘数.

FC_v

配送车辆 v 的固定成本.

VC_v

配送车辆 v 单位时间的可变成本.

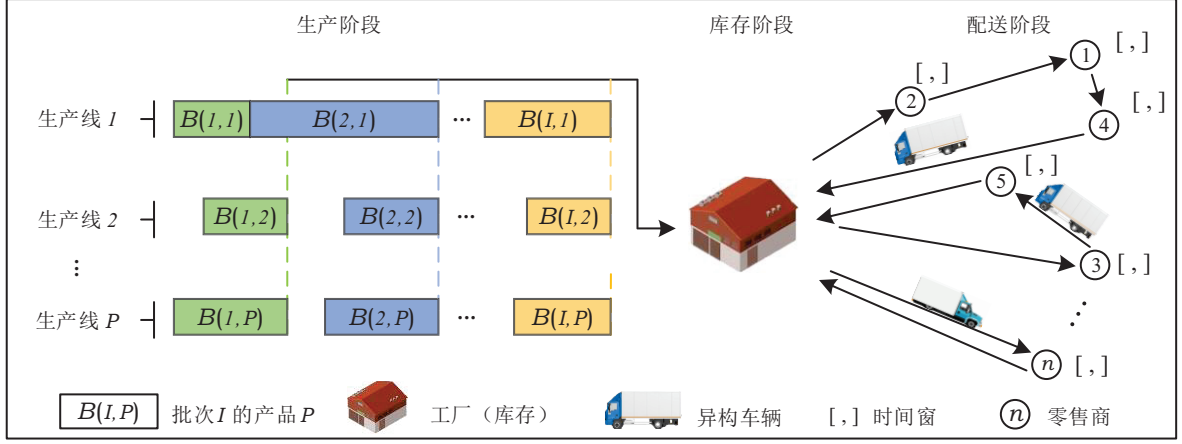


图 1 生产配送集成调度示意图

Fig. 1 Illustration of integrated production and distribution scheduling

$\widetilde{T}_{k,l}$	零售商 k 到零售商 l 的模糊旅途时间.
$\widetilde{T}_{0,k}; \widetilde{T}_{k,n+1}$	工厂与零售商 k 之间的模糊旅途时间.
$[e_k, l_k]$	零售商 k 的配送时间窗.
Rd	单位托盘产品的延期惩罚率.
Re	单位托盘产品的提前惩罚率.
M	足够大的数.
中间变量	
$T_{c_p,B(i)}$	批次 $B(i)$ 中产品 p 的生产完成时间.
\widetilde{a}_k	零售商 k 订单的模糊到达时间.
\widetilde{wpt}_k	零售商 k 订单的模糊加权惩罚时间.
$S_{B(i),B(j)}$	如果同一车辆上配送完成批次 $B(i)$ 后紧接配送批次 $B(j)$ 则为 1, 否则为 0.
决策变量	
$T_{s_p,B(i)}$	批次 $B(i)$ 中产品 p 的生产开始时间.
$\widetilde{Td}_{B(i)}$	批次 $B(i)$ 的模糊出发时间.
$E_{B(i)}$	如果批次 $B(i)$ 存在则为 1, 否则为 0.
$G_{k,B(i)}$	如果零售商 k 的订单产品在批次 $B(i)$ 内生产则为 1, 否则为 0.
$Y_{v,B(i)}$	如果配送车辆 v 进行批次 $B(i)$ 的配送则为 1, 否则为 0.
$X_{k,l}$	如果零售商 k 被访问完成后紧接访问零售商 l 则为 1, 否则为 0.

2.3 数学模型

混合整数非线性规划模型(MINLP)描述如下:

$$\begin{aligned}
 \text{Min} \sum_{p=1}^P \left[P_{c_p} \sum_{k=1}^n D_{k,p} \right] &+ Hc \sum_{i=1}^n \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^n \\
 &\left[G_{k,B(i)} D_{k,p} O_p \left(\widetilde{Td}_{B(i)} - T_{c_p,B(i)} \right) \right] + \\
 &\sum_{v=1}^V \left\{ Fc_v \sum_{i=1}^n Y_{v,B(i)} + Vc_v \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^n \left[G_{k,B(i)} \right. \right. \\
 &\left. \left. Y_{v,B(i)} \left(X_{0,k} \widetilde{T}_{0,k} + \sum_{l=1}^{n+1} X_{k,l} \widetilde{T}_{k,l} \right) \right] \right\}, \quad (1)
 \end{aligned}$$

$$\text{Min} \sum_{k=1}^n \left[\widetilde{wpt}_k \sum_{p=1}^P (D_{k,p} O_p) \right], \quad (2)$$

$$\begin{aligned}
 T_{s_p,B(i)} + t_p \sum_{k=1}^n G_{k,B(i)} D_{k,p} &= T_{c_p,B(i)} \\
 \forall p \in \{1, \dots, P\}; \forall i \in \{1, \dots, n\}, \quad (3)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 T_{c_p,B(i-1)} &\leq T_{s_p,B(i)} + M(1 - E_{B(i)}) \\
 \forall p \in \{1, \dots, P\}; \forall i \in \{2, \dots, n\}, \quad (4)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 T_{c_p,B(i)} &\leq \widetilde{Td}_{B(i)} \\
 \forall p \in \{1, \dots, P\}; \forall i \in \{1, \dots, n\}, \quad (5)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \widetilde{Td}_{B(i)} &= \sum_{k=1}^n \left(\widetilde{a}_k - \widetilde{T}_{0,k} \right) X_{0,k} G_{k,B(i)} \\
 \forall i \in \{1, \dots, n\}, \quad (6)
 \end{aligned}$$

$$\sum_{l=1}^n X_{k,l} \left(\widetilde{a}_k + \widetilde{T}_{k,l} - \widetilde{a}_l \right) = 0 \quad \forall k \in \{1, \dots, n\}, \quad (7)$$

$$\begin{aligned}
 \sum_{l=1}^n \left(\widetilde{a}_l + \widetilde{T}_{l,n+1} \right) X_{l,n+1} G_{l,B(i)} &\leq \widetilde{Td}_{B(i)} + M(1 - \\
 S_{B(i),B(j)} \quad \forall i \in \{1, \dots, n-1\}; \forall j \in \{i+1, \dots, n\}, \quad (8)
 \end{aligned}$$

$$\sum_{l=1}^n X_{0,l} = \sum_{i=1}^n E_{B(i)}, \quad (9)$$

$$\sum_{k=1}^n X_{k,n+1} = \sum_{i=1}^n E_{B(i)}, \quad (10)$$

$$\sum_{k=0}^n X_{k,l} = 1 \quad \forall l \in \{1, \dots, n\}, \quad (11)$$

$$\sum_{l=1}^{n+1} X_{k,l} = 1 \quad \forall k \in \{1, \dots, n\}, \quad (12)$$

$$\begin{aligned}
 e_k &\leq e_l + M(1 - X_{k,l}) \\
 \forall k \in \{1, \dots, n\}; \forall l \in \{1, \dots, n\}, \quad (13)
 \end{aligned}$$

$$\sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^n G_{k,B(i)} D_{k,p} O_p \leq C_v + M(1 - Y_{v,B(i)}) \quad (14)$$

$$\forall v \in \{1, \dots, V\}; \forall i \in \{1, \dots, n\},$$

$$1 - M(1 - E_{B(i)}) \leq \sum_{k=1}^n G_{k,B(i)} \leq M E_{B(i)} \quad (15)$$

$$\forall i \in \{1, \dots, n\},$$

$$1 - M(1 - E_{B(i)}) \leq \sum_{v=1}^V Y_{v,B(i)} \leq M E_{B(i)} \quad (16)$$

$$\forall i \in \{1, \dots, n\},$$

$$\sum_{i=1}^n G_{k,B(i)} = 1 \quad \forall k \in \{1, \dots, n\}, \quad (17)$$

$$\sum_{v=1}^V Y_{v,B(i)} \leq 1 \quad \forall i \in \{1, \dots, n\}, \quad (18)$$

$$G_{k,B(i)} \geq G_{l,B(i)} + X_{k,l} - 1 \quad \forall k \in \{1, \dots, n\}; \quad (19)$$

$$\forall l \in \{1, \dots, n\}; \forall i \in \{1, \dots, n\},$$

$$G_{l,B(i)} \geq G_{k,B(i)} + X_{k,l} - 1 \quad \forall k \in \{1, \dots, n\}; \quad (20)$$

$$\forall l \in \{1, \dots, n\}; \forall i \in \{1, \dots, n\},$$

$$E_{B(i+1)} \leq M E_{B(i)} \quad \forall i \in \{1, \dots, n-1\}, \quad (21)$$

$$E_{B(i)}; G_{k,B(i)}; Y_{v,B(i)}; X_{k,l} \in \{0, 1\}, \quad (22)$$

$$Ts_{p,B(i)}; \widetilde{Td}_{B(i)} \geq 0.$$

目标函数(1)代表总成本包括: 生产、库存和配送成本。目标函数(2)代表提前延期加权惩罚时间。约束(3)-(4)表示生产线上批次生产的时间约束。约束(5)表示批次的配送时间限制。约束(6)-(7)表示车辆执行巡回环任务的时间约束。约束(8)表示同一车辆配送紧接的两个巡回环的时间约束。约束(9)-(10)表示巡回环以工厂作为起始和终止节点。约束(11)-(12)表示零售商只被访问一次和离开一次。约束(13)表示巡回环上零售商访问顺序约束。约束(14)表示车辆装载容量限制约束。约束(15)-(16)表示只有该批次存在, 该批次才能包含零售商订单并被车辆配送。约束(17)-(18)表示零售商订单仅存在于一个批次内, 并且一个批次仅能由一车辆执行配送。约束(19)-(20)表明在巡回环中零售商 k 后紧接访问零售商 l , 如果零售商 k 由车辆 v 交付, 则零售商 l 也将由车辆 v 交付, 反之亦然。约束(21)确保只有当前批次存在时, 才可能存在下一批次。最后, 约束(22)定义了变量的取值范围。

2.4 三角模糊数

鉴于三角模糊数(triangle fuzzy number, TFN)被广泛应用于解决不确定性的车间调度^[10-11]和车辆路径问题中^[12], 本文采用TFN表征旅途时间的不确定性。将模糊旅途时间表示为 $\tilde{T} = (T_1, T_2, T_3)$, 其中 T_1 、 T_2 、 T_3 分别表示最短、最有可能、最长的旅途时间。并且本文使用了四种通用模糊操作,

即Sakawa等^[13]提出加法操作、取大操作, 以及Lei^[14]提出的期望操作、比较操作。

2.5 模糊加权叠加操作

由于订单的模糊加权惩罚时间涉及提前惩罚和延期惩罚两个加权分量的叠加, 导致真实的模糊集合范围并非TFN, 从而难以使用上述的通用模糊操作进行计算。并且, 目前尚未有研究涉及此类模糊数的内部叠加操作。因此, 本文定义了如下的模糊加权叠加操作进行模糊加权惩罚时间的计算:

假设零售商 k 订单的模糊到达时间和软时间窗分别为 $\widetilde{a_k} = (a_1, a_2, a_3)$, $[e_k, l_k]$ 。当时间节点 a_t 到达时, 违反软时间窗的惩罚时间 pt_k^t 可由公式(23)表示。 $pt_k^t < 0$ 表示提前到达, $pt_k^t > 0$ 表示延期到达。故模糊惩罚时间为 $\widetilde{pt_k} = (pt_k^1, pt_k^2, pt_k^3)$ 。由于提前和延期惩罚率分别为 Re 和 Rd , 通过公式(24)可得出加权惩罚时间 wpt_k^t 。进而可计算得出 $wpt_k^1, wpt_k^2, wpt_k^3$ 。

$$pt_k^t = a_t - \min\{\max\{e_k, a_t\}, l_k\}, \quad (23)$$

$$wpt_k^t = \frac{|pt_k^t| - pt_k^t Re}{2} + \frac{|pt_k^t| + pt_k^t Rd}{2}. \quad (24)$$

本文给出如下两种模糊加权惩罚时间的重构方式, 表示为 $\widetilde{wpt_{k,1}}$ 和 $\widetilde{wpt_{k,2}}$ 。通过推论1的证明, 本文采用 $\widetilde{wpt_{k,1}}$ 表示订单的模糊加权惩罚时间。

$$\widetilde{wpt_{k,1}} = (\min\{wpt_k^1, wpt_k^2, wpt_k^3\}, wpt_k^2, \max\{wpt_k^1, wpt_k^2, wpt_k^3\}), \quad (25)$$

$$\widetilde{wpt_{k,2}} = (\min\{wpt_k^1, wpt_k^2, wpt_k^3\}, \text{mid}\{wpt_k^1, wpt_k^2, wpt_k^3\}, \max\{wpt_k^1, wpt_k^2, wpt_k^3\}). \quad (26)$$

推论 1 模糊加权惩罚时间 $\widetilde{wpt_{k,1}}$ 比 $\widetilde{wpt_{k,2}}$ 覆盖更多的真实模糊集合范围。

证明: 首先分为如下两部分:

1) 当 $pt_k^1 > 0$ (或 $pt_k^3 < 0$), 由于 $pt_k^1 < pt_k^2 < pt_k^3$, 可知 $\widetilde{wpt_k} = pt_k^t Rd$ (或 $\widetilde{wpt_k} = |pt_k^t| Re$), 所以 $\widetilde{wpt_{k,1}} = \widetilde{wpt_{k,2}} = \{wpt_k^1, wpt_k^2, wpt_k^3\}$ (或 $\{wpt_k^3, wpt_k^2, wpt_k^1\}$), 故 $\widetilde{wpt_{k,1}}$ 和 $\widetilde{wpt_{k,2}}$ 均为真实的模糊集合范围。

2) 当 $pt_k^1 < 0 < pt_k^3$, 此时真实的模糊集合范围不规则, 需要重构TFN。分如下两种情况讨论。(图2中假设 $Re = Rd = 1$, 其取值不影响讨论结果。)

2.1) 当 $pt_k^1 < 0 < pt_k^2$, 与 pt_k^1 对应的 wpt_k^1 分三种情况 即 $wpt_k^1 < wpt_k^2$, $wpt_k^2 < wpt_k^1 < wpt_k^3$, $wpt_k^1 > wpt_k^3$ 。如图2(a)-(c)所示, 将 $t < 0$ 的隶属度函数 $\mu(t)$ 翻折至 $t > 0$ 后, 与原本的 $t > 0$ 部分的函数曲线进行线性相加, 形成真实模糊集合范围(图中红色线条 $\mu_r(t)$ 与坐标轴包围区域)。在这三种情况下, $t = wpt_k^2$ 均可获得最大的 $\mu_r(t)$, 所以 $(wpt_k^2, 1)$ 在真实模糊集合范围内, 而 $(\text{mid}\{wpt_k^1, wpt_k^2, wpt_k^3\}, 1)$ 则可能在真实模糊集合范围外(例如:图2(b)-(c))。因此, $\widetilde{wpt_{k,1}}$ 比 $\widetilde{wpt_{k,2}}$ 覆盖了更多的真实模糊集合范围。

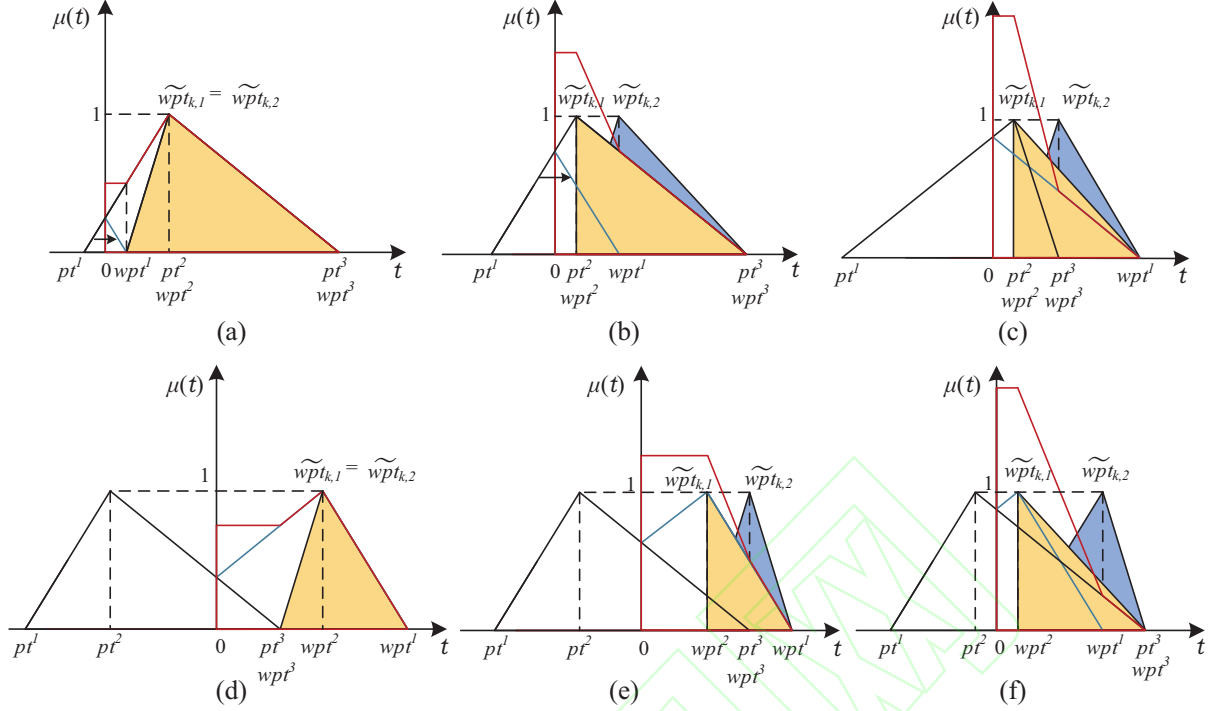


图 2 模糊加权惩罚时间的描述

Fig. 2 Description of fuzzy weighted penalty time

2.2) 当 $pt_k^2 < 0 < pt_k^3$, 与 pt_k^3 对应的 wpt_k^3 分三种情况即 $wpt_k^3 < wpt_k^2$, $wpt_k^2 < wpt_k^3 < wpt_k^1$, $wpt_k^3 > wpt_k^1$ 见图 2 (d)-(f) 所示. 同理可得, $t = wpt_k^2$ 仍然可获得最大的 $\mu_r(t)$. 因此, $\widetilde{wpt}_{k,1}$ 比 $\widetilde{wpt}_{k,2}$ 覆盖了更多的真实模糊集合范围.

推论 1 得证.

3 NSGA-II-AVNS 算法

本算法涉及内、外双层优化. 内层优化为根据零售商订单的车辆选择方案获得与之对应的最佳生产配送集成调度计划, 见第 3.1 节. 外层优化为车辆选择方案的迭代寻优, 见第 3.2-3.3 节.

3.1 编码与解码

本文采用整数编码的形式, 每个个体代表一种车辆选择方案. 在 n 个零售商、 V 个异构车辆构成的问题中, 每个个体包含 n 个编码位置, 每个位置存储该零售商订单所选择的车辆编号 v .

如图 3 示例所示, 个体的解码涉及三个阶段. 首先, 在阶段 1 中采用巡回环划分算法获取巡回环. 即获得批次的订单组成. 然后, 在阶段 2 中通过计算巡回环的最佳配送出发时间, 获取批次制造顺序. 最后, 在阶段 3 中采用后向调整策略, 进行批次和巡回环的协调, 从而获得编码个体对应的生产配送集成调度计划.

阶段 1: 根据车辆选择方案, 需将由同一车辆配送的订单划分进入不同的巡回环(即多行程). 其中将由同一车辆配送的订单按其软时间窗下限由小到大排序, Rs_m^v 代表排序后由车辆 v 配送的第 m 个订单.

N_v 代表由车辆 v 配送的订单数量, O_c 是当前巡回环 h 累计占据的托盘数. 表 1 给出了基于车辆装载容量和软时间窗限制的巡回环划分算法.

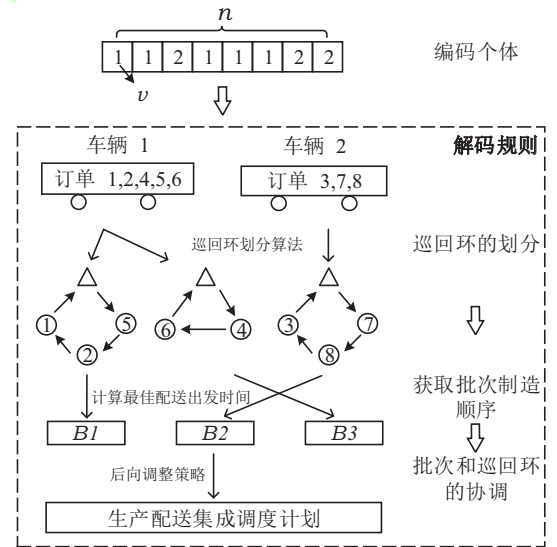


图 3 编、解码示例图

Fig. 3 Example of encoding and decoding

阶段 2: 获取各巡回环(批次)的最佳配送出发时间 $T_{B(i)}^{best}$. 由期望操作得到旅途期望时间并结合订单的软时间窗, 可得到如图 4 所示的零售商 k 订单的惩罚时间函数 PT_k . 其中 d_k^1, d_k^2 分别是与软时间窗下、上限 e_k, l_k 相对应的出发时间节点, 即车辆在区间 $[d_k^1, d_k^2]$ 内出发时, 零售商 k 的惩罚时间为 0.

当巡回环包含多个订单时, 整个巡回环的惩罚时

间函数 PT_{tour} 是其所包含订单的惩罚时间函数 PT_k 的线性和. 故 PT_{tour} 是以各订单的出发时间节点 d_k^1, d_k^2 为分段点的分段线性函数. 由推论2可知, PT_{tour} 的最小值应在分段点处获得或者在相邻分段点组成的区间上获得. 因此, 根据模糊加权叠加操作, 获取每个分段点出发时产生的模糊加权惩罚时间, 然后根据比较操作选出巡回环的最佳配送出发时间.

表 1 巡回环划分算法

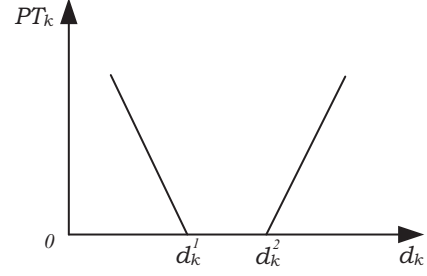
Table 1 Tour division algorithm

Algorithm 1 巡回环划分算法	
1. 输入:	$Rs_m^v, N_v, Oc, h, C_v, [e_k, l_k], D_{k,p}, O_p, \widetilde{a}_k$;
2. 输出:	$X_{k,l}$, 各巡回环的订单组成;
3. For	$v \in \{1, \dots, V\}$ do;
4. $O_c = 0; h = 1$;	
5. For	$m \in \{1, \dots, N_v\}$ do
6. $O_c = O_c + \sum_{p=1}^P (D_{Rs_m^v, p} O_p)$;	
7. If	$O_c > C_v$ then
8. 将	Rs_m^v 放入下一巡回环;
9. 更新	$O_c = \sum_{p=1}^P (D_{Rs_m^v, p} O_p)$; $h = h + 1$;
10. Else	
11. 以当前巡回环 h 中的第一个订单的软时间窗上限作为起始时间.	
12. $\widetilde{a}_{Rs_m^v}^{curr}$ 代表从起始时间开始计算, 将订单 Rs_m^v 放入当前巡回环时, Rs_m^v 的模糊到达时间.	
13. $\widetilde{a}_{Rs_m^v}^{next}$ 代表从起始时间开始计算, 将订单 Rs_m^v 放入下一巡回环时, 车辆 v 返回工厂后再立即配送 Rs_m^v 的模糊到达时间.	
14. If	$E(\widetilde{a}_{Rs_m^v}^{curr}) < e_{Rs_m^v}$ and $E(\widetilde{a}_{Rs_m^v}^{next}) < l_{Rs_m^v}$ and $m \neq N_v$ then
15. 将	Rs_m^v 放入下一巡回环;
16. 更新	$O_c = \sum_{p=1}^P (D_{Rs_m^v, p} O_p)$; $h = h + 1$;
17. Else	
18. 将	Rs_m^v 放入当前巡回环;
19. Endif	
20. Endif	
21. Endfor	
22. Endfor	

推论 2 PT_{tour} 的最小值应在分段点处获得或者在相邻分段点组成的区间上获得.

证明: 假设巡回环中包含 M 个零售商订单, 则对应至多 $2M$ 个出发时间节点. 用 d_m 表示从小到大排序的巡回环出发时间节点. PT_{tour} 的最小值必存在于 $[d_1, d_{2M}]$ 上. 根据闭区间上连续函数的性质, PT_{tour} 的最小值只能在端点、驻点和不可导点处获得. 并且对于分段线性函数, 不可导点一定是分段点. 如果驻点存在, 也必然存在以分段点为端点的区间上. 因此, PT_{tour} 的最小值必在 $[d_1, d_{2M}]$ 内的分段点处获得. 如果在相邻的分段点 d_m, d_{m+1} 同时得到 PT_{tour} 的最小值, 由于 PT_{tour} 为分段线性函数, 则在 $[d_m, d_{m+1}]$ 上均可获得 PT_{tour} 的最小值. 推论2得证.

阶段3: 根据各巡回环的订单组成、最佳配送出发时间和批次制造顺序, 采用后向调整策略, 将个体解码为具体的生产配送集成调度计划.

图 4 零售商 k 订单的惩罚时间函数Fig. 4 Penalty time function for retailer k order

后向调整策略流程: 首先, 从时间节点0开始, 批次按制造顺序连续排列, 从而获得各批次中各类产品的最早生产完成时间. 然后, 按批次制造顺序, 根据批次的最大生产完成时间 $\max\{T_{c1, B(i)}, \dots, T_{cP, B(i)}\}$ 和最佳配送出发时间 $Td_{B(i)}^{best}$, 以及该批次所对应巡回环的前一巡回环的返厂时间 $\widetilde{Tr}_{B(i)}^v$ 采用加法和取大操作更新各批次的模糊出发时间 $\widetilde{Td}_{B(i)}$ 和该批次内各订单的模糊到达时间 \widetilde{a}_k . 最后, 按照逆制造顺序对批次进行后向调整, 综合 $\widetilde{Td}_{B(i)}$ 和各生产线一批次的生产开始时间 $Ts_{p, B(j)}$ 来确定各批次的生产时间, 从而获得生产配送集成调度计划.

3.2 基于问题特征设计的自适应邻域搜索策略

由Hansen等^[15]提出的变邻域搜索(variable neighborhood search, VNS)被广泛应用于算法设计中, 其性能很大程度上取决于邻域结构的选择和设计^[16]. 本文采用自适应选择机制并结合问题特征进行了邻域结构的选择和设计, 从而使得搜索过程更具有针对性, 贴合所研究问题的求解. 另外, 为了避免迭代后期邻域结构选择固化, 提出了邻域结构分值重置操作将各邻域结构分值重置为初始分值, 以拓展迭代后期AVNS的搜索范围.

$$as = \begin{cases} 0, & r = 0, \\ 1, & 0 < r \leq 10\%, \\ 2, & 10\% < r \leq 30\%, \\ 3, & 30\% < r \leq 50\%, \\ 4, & 50\% < r \leq 100\%. \end{cases} \quad (27)$$

自适应选择机制: 首先, 为5种邻域结构分配分值(初始分值均为1). 其次, 采用轮盘赌策略进行邻域结构的选择. 令 W_q 为邻域结构 q 的分值, 则各邻域结构的执行概率为 $w_q / \sum_{q=1}^5 w_q$. 然后, 结合双目标优化的特征, 以Pareto前沿面上新增非支配解的百分比 r (更新比率)作为分值自适应更新依据. 显然 r 越大, 说明所执行 q 的搜索性能越好. 因此, 在每次迭代后, 根据公式(27)得出所执行邻域结构分值的增加值 as 后更新 W_q , 进而影响下次迭代时邻域结构的选择. 该机制将邻域结构的搜索性能与Pareto前沿面改进直接关联,

有利于Pareto前沿面的不断拓展。

基于问题特征的邻域结构(neighborhood structure, NS)设计: 首先, 考虑到本问题为整数编码, 设计了NS1、NS2进行分散搜索和聚集搜索, 分别用于提高算法的探索和开发能力。其次, 由于本问题采用异构车辆配送, 所以根据批次的规模选择合适容量的车辆至关重要。为了提高配送车辆的装载率以降低配送成本, 设计了NS3对解进行导向寻优。最后, 为了获得更加均匀的Pareto前沿面, 基于拥挤度距离^[17]设计了NS4、NS5, 使得搜索结果趋向于均匀分布。

NS1、NS2: 随机选择部分编码位置, 根据当前Pareto前沿面上所有个体在该位置车辆序号, 更改所选位置为出现频率最低的车辆序号(NS1)、更改所选位置为频率最高的车辆序号(NS2);

NS3: 计算各巡回环的负载率(实际装载托盘数与最大装载托盘数的比值), 负载率越小被选中的概率越大。为所选巡回环中的订单随机更换车辆序号;

NS4: 将Pareto前沿面个体按拥挤度距离由大到小排列, 在前50%里随机选择一个个体作为目标个体。找到当前个体与目标个体车辆序号不同的位置, 随机选择其中的部分位置更换成与目标个体相同的车辆序号;

NS5: 选择Pareto前沿面上的拥挤度距离最小的个体作为远离个体。找到当前个体与远离个体选用车辆序号相同的位置, 随机选择其中的部分位置更换成与远离个体不同的车辆序号;

3.3 NSGA-II-AVNS算法流程

算法的具体流程如下:

步骤1: 设定算法的参数, 并采用随机的方式生成初始种群, 以保证初始种群的分散性和多样性。并执行解码流程, 计算得出个体的适应度值。

步骤2: 执行遗传操作: 二元锦标赛选择、两点交叉以及基于小概率的多点变异操作生成子代种群。

步骤3: 初步合并父子种群, 针对当前Pareto前沿面上的所有解, 执行AVNS生成邻域解集。

步骤4: 结合邻域解集更新Pareto前沿面, 根据Pareto前沿面更新比率, 更新邻域结构分值。然后判断是否达到设定的分值重置迭代次数, 如果恰好达到, 则重置所有邻域结构分值为1。

步骤5: 合并父子种群和邻域解集, 采用精英保留策略修剪种群生成下一次迭代的种群。

步骤6: 储存Pareto前沿面个体。如果满足终止条件则算法结束, 否则转至步骤2。

4 数值实验分析

4.1 实例数据集的生成

本节将评估NSGA-II-AVNS的算法性能。所有实验均使用MATLAB2020a实现, 并在Intel Core i5-1035G1-CPU 1.00GHz和16.0 GB RAM上运行。由于

所研究问题目前还没有可以进行性能比较的基准实例。因此, 本文参考Yagmur等^[18]提出的实例生成方法, 设计了一个包含27个不同规模实例的数据集, 以进行公平比较。实例(P - V - n)由生产线数量 P , 配送车辆数量 V , 零售商数量 n 组合形成。实例数据集的详细数据见<https://www.huangm.cn/cn/zip/Fuzzy-IPDS-Dateset.zip>。

4.2 对比算法选取和评价指标

选取相关文献算法NSGA-II^[19]、SADE^[8]、HGAPSO^[9], 以及基于所提出的AVNS改进经典算法MODE、MOEA/D^[20]形成的MODE-AVNS、MOEA/D-AVNS进行对比实验。仅调整对比算法的编、解码使其适应本问题的求解。

为了全面评价算法性能, 本文分别从基数、扩散性、收敛性和分布性四个维度选取了4个评价指标: ER^[21]、DM^[22]、IGD^[23]、HV^[24]。其中指标ER评估算法的基数, 表征算法所获解集的错误率。ER值越低越好。指标DM用于评估扩散性和分布性, 较小的DM表示算法所获得的Pareto前沿面上的个体是否更均匀、更广泛。指标IGD和HV采用两种不同的方式评估收敛性和分布性。IGD需要真实的Pareto前沿面, 由所有算法获得的参考Pareto前沿面来表示。而HV仅需要确定一个参考点 r , 通常设置为每个目标的最差值。

4.3 参数设计

NSGA-II-AVNS有4个重要参数: 交叉概率 CR 、变异概率 MU 、邻域结构执行的次数 CI 和邻域结构分值重置时迭代百分比 RS 。采用正交表 $L_{16}(4^4)$ 进行正交实验设计(design of experiment, DOE)决定各参数取值。参数水平设置为: $CR = 0.5, 0.6, 0.7, 0.8$; $MU = 0.1, 0.2, 0.3, 0.4$; $CI = 2, 4, 6, 8$; $RS = 0.5, 0.6, 0.7, 0.8$ 。并结合4个评价指标, 得出最佳算法参数: $CR = 0.7, MU = 0.3, CI = 2, RS = 0.5$ 。同理, 对其余对比算法进行DOE, 使其参数设置为最佳。

4.4 MINLP模型验证

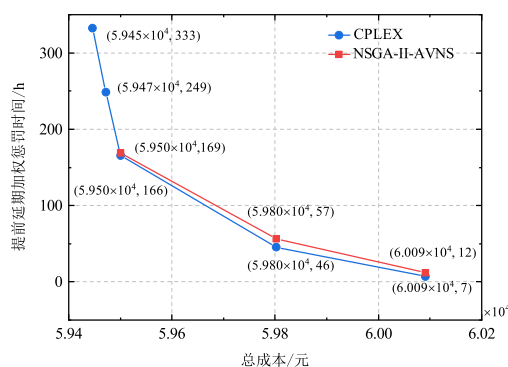


图5 Pareto前沿面对比

Fig. 5 Comparison of Pareto fronts

本节通过求解器软件CPLEX 12.9.0验证所提MINLP模型的有效性. 首先, 将MINLP模型中的非线性项线性化. 然后, 采用 ϵ -constraint方法^[25]进行多目标优化, 其中将网格点数设置为4以获得真实的Pareto前沿面. 由于两个目标均为TFN, 故采用期望操作将其映射为函数值后进行优化. 由于针对实例3-4-20, CPLEX求解器无法在2个小时内获取真实的Pareto前沿面, 故生成实例3-4-5用于模型验证, 算法对比实验结果展示于图5. 结果表明, NSGA-II-AVNS所获得Pareto前沿面逼近真实的Pareto前沿面,

但由于NSGA-II-AVNS解码中的巡回环划分算法, 使得优化解与最优解仍存在较小差距.

4.5 对比实验结果与分析

基于所提实例数据集进行对比实验. 各算法均独立运行10次, 将其在各评价指标上获得的最好结果储存于表2. 表中的加粗字体表示该算法在此评价指标上获得最佳值. 针对指标ER、DM、IGD、HV, NSGA-II-AVNS分别在26、22、24、24个实例上获得最佳值. 并且在指标DM上, NSGA-II仅获得4个实例的最佳值, 其余对比算法不超过1个. 并且随着实例规

表 2 各算法的评价指标对比结果

Table 2 Computational results of the algorithm on evaluation indicators

测试实例	NSGA-II-AVNS		NSGA-II		SADE		HGAPSO		MODE-AVNS		MOEA/D-AVNS	
	ER	DM	ER	DM	ER	DM	ER	DM	ER	DM	ER	DM
3-4-20	0.286	35.738	0.706	59.361	0.571	376.603	0.885	71.506	0.500	46.964	0.625	205.123
3-5-20	0.364	51.984	0.885	54.116	0.800	308.353	0.905	117.434	0.455	125.046	0.857	389.085
3-6-20	0.632	58.506	0.941	94.783	0.667	351.764	0.950	141.442	0.636	85.815	0.857	262.440
4-4-20	0.417	50.957	0.923	135.518	0.900	177.217	0.929	79.936	0.800	129.366	1.000	427.466
4-5-20	0.286	96.855	1.000	36.810	1.000	160.475	0.571	182.265	0.625	55.583	0.400	524.195
4-6-20	0.200	33.606	0.857	58.490	1.000	162.742	0.833	221.100	0.400	173.512	1.000	315.224
5-4-20	0.476	53.753	0.636	83.946	1.000	398.988	0.846	107.152	0.667	68.739	0.857	148.009
5-5-20	0.211	105.081	1.000	75.350	1.000	181.415	0.917	165.922	0.600	141.206	0.889	214.526
5-6-20	0.500	72.595	0.833	104.724	1.000	331.473	1.000	151.075	0.727	85.521	1.000	291.575
3-4-25	0.500	33.901	0.875	34.739	1.000	390.925	1.000	75.640	0.889	44.955	1.000	104.638
3-5-25	0.261	26.320	1.000	78.225	1.000	397.725	1.000	80.526	1.000	153.077	1.000	206.854
3-6-25	0.233	85.063	0.750	38.657	1.000	148.826	1.000	68.383	1.000	155.825	1.000	293.734
4-4-25	0.636	102.655	1.000	51.426	1.000	1560.243	1.000	146.611	1.000	168.951	0.750	108.565
4-5-25	0.810	26.745	1.000	108.497	1.000	260.175	1.000	234.456	1.000	176.251	0.933	326.054
4-6-25	0.500	160.327	1.000	172.664	1.000	1427.945	1.000	131.893	1.000	177.387	0.778	608.721
5-4-25	0.883	185.949	0.992	233.661	1.000	1517.142	0.978	364.278	0.960	281.648	1.000	732.335
5-5-25	0.930	86.141	0.994	200.691	1.000	65535.000	0.990	602.165	0.946	273.414	1.000	708.138
5-6-25	0.406	48.866	1.000	79.578	1.000	522.317	1.000	61.202	0.700	51.048	0.571	249.605
3-4-30	0.462	43.935	0.905	57.871	1.000	278.278	1.000	188.038	1.000	241.955	1.000	154.432
3-5-30	0.214	86.898	1.000	97.608	1.000	341.358	1.000	222.169	1.000	313.368	1.000	177.667
3-6-30	0.522	110.031	1.000	127.455	1.000	322.011	1.000	242.073	0.800	292.163	1.000	133.200
4-4-30	0.435	34.611	1.000	76.908	1.000	157.258	1.000	245.969	0.917	524.094	1.000	88.322
4-5-30	0.290	81.926	1.000	192.928	1.000	890.521	1.000	306.014	1.000	180.565	0.889	168.336
4-6-30	0.348	56.099	1.000	162.973	1.000	648.685	1.000	109.496	1.000	371.243	1.000	251.220
5-4-30	0.300	37.123	1.000	57.720	1.000	485.525	1.000	87.112	0.600	216.263	1.000	56.349
5-5-30	0.241	39.019	1.000	50.066	1.000	476.041	1.000	193.568	1.000	98.274	1.000	206.093
5-6-30	0.375	45.782	0.931	96.619	1.000	666.037	1.000	199.576	1.000	135.303	0.023	50.374
测试实例	NSGA-II-AVNS		NSGA-II		SADE		HGAPSO		MODE-AVNS		MOEA/D-AVNS	
	IGD	HV	IGD	HV	IGD	HV	IGD	HV	IGD	HV	IGD	HV
3-4-20	78.835	0.953	163.585	0.944	590.612	0.876	165.024	0.937	93.378	0.952	348.623	0.915
3-5-20	110.570	0.959	152.505	0.950	907.371	0.836	150.585	0.960	191.859	0.940	321.774	0.954
3-6-20	121.791	0.975	238.389	0.950	900.468	0.874	259.490	0.954	154.840	0.969	238.194	0.966
4-4-20	215.867	0.959	201.138	0.975	1194.467	0.797	262.082	0.950	282.369	0.983	305.875	0.930
4-5-20	286.317	0.965	268.203	0.941	1406.731	0.839	286.105	0.975	201.137	0.961	440.968	0.953
4-6-20	548.397	0.967	389.557	0.907	787.908	0.882	611.574	0.950	759.388	0.967	869.797	0.920
5-4-20	145.110	0.938	241.789	0.909	678.967	0.822	289.999	0.908	229.998	0.918	388.248	0.878
5-5-20	178.868	0.956	289.108	0.900	1117.562	0.791	411.806	0.899	203.938	0.932	628.618	0.886
5-6-20	303.384	0.966	424.475	0.906	710.103	0.898	422.123	0.853	405.704	0.937	639.106	0.862
3-4-25	166.206	0.892	535.875	0.810	1052.220	0.655	635.364	0.742	385.828	0.776	694.558	0.728
3-5-25	329.463	0.931	1079.899	0.789	1853.724	0.655	624.570	0.802	930.013	0.779	749.695	0.774
3-6-25	298.760	0.943	2396.809	0.748	3816.991	0.608	1503.448	0.765	937.390	0.785	1048.221	0.798
4-4-25	290.616	0.944	532.930	0.892	2272.547	0.758	618.797	0.869	655.242	0.877	464.928	0.930
4-5-25	168.293	0.982	679.366	0.881	3540.527	0.738	418.637	0.911	555.354	0.893	497.811	0.909
4-6-25	283.124	0.984	1116.036	0.908	4140.291	0.807	638.382	0.941	762.732	0.927	648.068	0.962
5-4-25	447.230	0.909	700.164	0.876	2303.076	0.720	830.576	0.846	674.511	0.877	1013.862	0.829
5-5-25	461.073	0.884	804.011	0.836	2790.814	0.658	1021.561	0.819	629.956	0.863	844.431	0.821
5-6-25	213.078	0.951	761.627	0.912	3177.915	0.726	635.679	0.884	346.310	0.949	805.324	0.910
3-4-30	293.080	0.928	698.820	0.833	2253.843	0.606	1217.859	0.737	988.528	0.743	1206.156	0.773
3-5-30	335.449	0.897	916.387	0.764	3019.674	0.531	1408.260	0.703	1563.727	0.782	1088.618	0.746
3-6-30	313.695	0.914	1377.804	0.767	3672.889	0.599	1785.169	0.601	1206.793	0.699	1143.902	0.696
4-4-30	153.477	0.949	983.467	0.823	2673.977	0.697	860.092	0.816	1005.356	0.797	819.756	0.809
4-5-30	186.016	0.900	1725.929	0.746	4379.206	0.559	1605.500	0.665	1044.545	0.794	821.315	0.879
4-6-30	274.707	0.953	1478.359	0.794	4834.597	0.637	1463.994	0.798	1362.156	0.827	749.916	0.842
5-4-30	222.017	0.901	1218.049	0.755	2705.272	0.581	1533.326	0.757	1718.764	0.781	1149.423	0.767
5-5-30	288.161	0.917	1393.312	0.768	3456.788	0.591	1669.595	0.733	1459.549	0.782	1202.867	0.730
5-6-30	712.707	0.950	1608.991	0.821	5985.035	0.608	2387.330	0.758	2135.323	0.794	1556.720	0.922

5 结论

本文考虑了带软时间窗限制和模糊旅途时间的生产配送集成调度问题,并针对生产-库存-配送总成本和提前延期加权惩罚时间进行优化.定义了一种模糊加权叠加操作,进行模糊加权惩罚时间的计算.提出一种基于问题特征设计的NSGA-II-AVNS算法求解该问题,其中AVNS有效增强了算法的寻优能力.数值实验结果表明,NSGA-II-AVNS在基数、扩散性、收敛性和分布性上显著优于对比算法.并且该算法中NSGA-II和AVNS高效协作,使得算法的探索 and 开发能力得到了较好的平衡.未来的研究工作将考虑每条生产线可以生产多种类型的产品,以及生产线上产品的切换设置操作,这都将为生产配送集成调度带来新的复杂性.

参考文献:

- [1] Darvish M, Coelho L C. Sequential versus integrated optimization: Production, location, inventory control, and distribution. *European Journal of Operational Research*, 2018, 268(1): 203 – 214.
- [2] Sun R J, Qian B, Hu R, et al. Hybrid three-dimensional estimation of distribution algorithm for vehicle distribution with two-dimensional loading constraints and distributed production integrated scheduling problem. *Control Theory & Applications*, 2022, 39(x): 1 – 10.
(孙蓉洁, 钱斌, 胡蓉, 等. 混合三维EDA求解带二维装载约束的车辆配送与分布式生产集成调度问题. 控制理论与应用, 2022, 39(x): 1 – 10.)
- [3] Mohammadi S, Al-e-Hashem S M J M, Rekik Y. An integrated production scheduling and delivery route planning with multi-purpose machines: A case study from a furniture manufacturing company. *International Journal of Production Economics*, 2020, 219: 347 – 359.
- [4] Zhang X Y, Hu R, Qian B. Hyper-heuristic estimation of distribution algorithm for solving vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery and soft time windows. *Control Theory & Applications*, 2021, 38(9): 1427 – 1441.
(张烜炎, 胡蓉, 钱斌. 超启发式分布估计算法求解带软时间窗的同时取送货车辆路径问题. 控制理论与应用, 2021, 38(9): 1427 – 1441.)
- [5] Wang D, Zhu J, Wei X, et al. Integrated production and multiple trips vehicle routing with time windows and uncertain travel times. *Computers & Operations Research*, 2019, 103: 1 – 12.
- [6] Liu H T, Guo Z X, Zhang Z Z. A hybrid multi-level optimisation framework for integrated production scheduling and vehicle routing with flexible departure time. *International Journal of Production Research*, 2021, 59(21): 6615 – 6632.
- [7] Hou Y, Fu Y, Gao K, et al. Modelling and optimization of integrated distributed flow shop scheduling and distribution problems with time windows. *Expert Systems with Applications*, 2022, 187: 115827.
- [8] Ghasemkhani A, Tavakkoli-Moghaddam R, Rahimi Y, et al. Integrated production-inventory-routing problem for multi-perishable products under uncertainty by meta-heuristic algorithms. *International Journal of Production Research*, 2022, 60(9): 2766 – 2786.
- [9] Biuki M, Kazemi A, Alinezhad A. An integrated location-routing-inventory model for sustainable design of a perishable products supply chain network. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 260: 120842.
- [10] Zheng X C, Gong W Y. An improved artificial bee colony algorithm for fuzzy flexible job-shop scheduling problem. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(6): 1284 – 1292.
(郑小操, 龚文引. 改进人工蜂群算法求解模糊柔性作业车间调度问题. 控制理论与应用, 2020, 37(6): 1284 – 1292.)
- [11] Guo J, Zhong J C, Du B G, et al. Multi-objective optimization method of remanufacturing reprocessing shop scheduling with fuzzy processing time. *Control and Decision*, 2020, 35(06): 1497 – 1504.
(郭钧, 钟精诚, 杜百岗, 等. 考虑模糊作业时间的再制造加工车间多目标调度方法. 控制与决策, 2020, 35(06): 1497 – 1504.)
- [12] Fan H M, Li D, Kong L, et al. Optimization for time dependent vehicle routing problem with fuzzy demand. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(5): 950 – 960.
(范厚明, 李荡, 孔靓, 等. 模糊需求下时间依赖型车辆路径优化. 控制理论与应用, 2020, 37(5): 950 – 960.)
- [13] Sakawa M, Mori T. An efficient genetic algorithm for job-shop scheduling problems with fuzzy processing time and fuzzy due date. *Computers & Industrial Engineering*, 1999, 36(2): 325 – 341.
- [14] Lei D. A genetic algorithm for flexible job shop scheduling with fuzzy processing time. *International Journal of Production Research*, 2009, 48(10): 2995 – 3013.
- [15] Hansen P, Mladenovic N. Variable neighborhood search: Principles and applications. *European Journal of Operational Research*, 2001, 130(3): 449 – 467.
- [16] Liao Z W, Gong W Y, Wang L. A hybrid swarm intelligence with improved ring topology for nonlinear equations (in Chinese). *Sci Sin Inform*, 2020, 50: 396 – 407.
(廖作文, 龚文引, 王凌. 基于改进环拓扑混合群体智能算法的非线性方程组多根联解. 中国科学: 信息科学, 2020, 50: 396 – 407.)
- [17] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6: 182 – 197.
- [18] Yagmur E, Kesen S E. Bi-objective coordinated production and transportation scheduling problem with sustainability: formulation and solution approaches. *International Journal of Production Research*, 2023, 61(3): 774 – 795.
- [19] Ganji M, Kazemipoor H, Hadji Molana S M, et al. A green multi-objective integrated scheduling of production and distribution with heterogeneous fleet vehicle routing and time windows. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 259: 120824.
- [20] Zhang Q F, Li H. MOEA/D: A Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2007, 11(6): 712 – 731.
- [21] Audet C, Bibeon J, Cartier D, et al. Performance indicators in multiobjective optimization. *European Journal of Operational Research*, 2021, 292(2): 397 – 422.
- [22] Zheng K, Yang R-J, Xu H, et al. A new distribution metric for comparing Pareto optimal solutions. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2016, 55(1): 53 – 62.
- [23] Coello C A, Cortés N C. Solving Multiobjective Optimization Problems Using an Artificial Immune System. *Genetic Programming and Evolvable Machines*, 2005, 6(2): 163 – 190.
- [24] Zitzler E, Deb K, Thiele L. Comparison of Multiobjective Evolutionary Algorithms: Empirical Results. *Evolutionary Computation*, 2000, 8(2): 173 – 195.
- [25] Mavrotas G. Effective implementation of the ϵ -constraint method in Multi-Objective Mathematical Programming problems. *Applied Mathematics and Computation*, 2009, 213(2): 455 – 465.

作者简介:

黄 铭 (1999-), 男, 河北邢台人, 硕士研究生, 目前研究方向为复杂系统调度与智能优化, E-mail: huangming98@163.com;

杜百岗 (1987-), 男, 湖南桃源人, 副教授, 硕士生导师, 目前研究方向为制造过程管理与优化, E-mail: dbg767@163.com;

郭 钧 (1982-), 男, 湖北武汉人, 副教授, 硕士生导师, 目前研究方向为智能制造优化决策技术与应用, E-mail: junguo@whut.edu.cn;

李益兵 (1978-), 男, 安徽桐城人, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为智能制造与车间调度, E-mail: ahlyb@whut.edu.cn.