

碳交易下分布式双资源柔性作业车间节能调度

张洪亮, 秦超群, 单冰艳

(安徽工业大学 管理科学与工程学院, 安徽 马鞍山 243032)

[摘要]在碳交易政策的背景下,企业需统筹考虑效率和环境因素,以实现企业效益最大化。文章研究了考虑机器和工人的分布式双资源柔性作业车间节能调度问题和方案,以最短完工时间、最小能耗和碳交易成本为目标,建立了混合整数规划模型。依据此问题多资源约束的特点,研究设计了一种改进麻雀搜索算法,嵌入了“工厂—工序—机器 & 工人”三层编码的主动解码策略,提高了资源利用率。为了扩大搜索空间,在算法中引入了6种局部搜索策略,通过2、3、4个工厂共30组算例,将改进的麻雀搜索算法与其他3种算法进行对比。实验结果表明,改进的麻雀搜索算法优于其他对比的算法,对比结果验证了此改进算法的有效性。

[关键词]碳交易;分布式柔性作业车间;双资源;改进麻雀优化算法

doi:10.3969/j.issn.1673-9477.2024.02.007

[中图分类号]TP18

[文献标识码]A

[文章编号]1673-9477(2024)02-0054-10

由于市场需求逐渐向多品种、小批量转变,柔性作业车间被企业广泛采用。柔性作业车间具有灵活性高、设备利用率高等特点,能满足制造企业应对消费模式变化的需求。此外,随着经济和制造业的全球化,多地区、多工厂的分布式生产模式逐渐成为制造企业的主要生产模式。分布式生产在空间和资源分布上具有多中心的特点,多种资源的限制也成为分布式生产需要关注的因素,如工人资源、机器资源,资源约束成为调度决策中的关键因素。另外,近年来环境问题越来越受到关注。碳交易政策作为应对气候变化的一项重要措施,旨在通过设定碳排放配额和碳排放价格来促使企业减少温室气体排放,激励企业寻找更环保的生产方式,以降低碳排放成本。

本文将在分布式柔性车间调度中考虑多资源的协同分配,实现对资源的更加有效的调度和利用及资源的最大化利用和平衡分配。考虑碳交易在车间调度中的影响,可以激励企业通过合理调度降低碳排放成本,从而对提高企业生产效率、促进环境保护具有重要的实践意义。

一、文献回顾

随着日益激烈的市场竞争,分布式柔性作业车间调度问题(distributed flexible job-shop scheduling problem,简称DFJSP)受到学者广泛关注^[1]。目前

大部分文献^[2-4]研究主要集中在以最大完工时间最少为优化目标的单目标DFJSP,这些研究多采用智能优化算法求解。Giovanni等(2010)^[5]、Lin等(2020)^[6]针对DFJSP分别设计了改进的遗传算法。唐红涛等(2022)^[7]设计了一种改进的灰狼优化算法。孟磊磊等(2021)^[8]设计了一种改进的混合蛙跳算法。针对多目标DFJSP,Lu等(2015)^[9]提出了一种混合遗传算法来求解DFJSP。吴秀丽等(2019)^[10]提出了一种差分进化算法优化以总成本和提前延期惩罚为目标的DFJSP。此外,能耗目标也成为学者们在求解DFJSP时所考虑的因素,Du等(2021)^[11]提出了一种分布估计算法和可变邻域搜索的混合算法,其目标是最大完工时间和最小能耗。Li等(2022)^[12]提出了一种两阶段知识驱动的进化算法优化最大完工时间和最小能耗。Zhu等(2023)^[13]以工期和能耗最小化为优化目标,研究了考虑工序检查的DFJSP。

此外,资源受限的车间调度问题也引起学者们的关注^[14-16],Wu等(2021)^[17]研究了考虑夹具装卸时间的双资源约束柔性车间调度问题。张洪亮等(2023)^[18]考虑了机器和工人两种资源约束对分布式柔性作业车间节能调度问题的影响。李佳磊等(2023)^[19]研究了具有预维护的分布式柔性作业车间调度问题。王凌等(2023)^[20]研究了考虑运输时间的分布式绿色柔性作业车间调度问题。上述研究

[投稿日期]2024-01-06

[基金项目]安徽省哲学社会科学规划项目(编号:AHSKY2022D117)

[作者简介]张洪亮(1979—),男,河北沧州人,博士,副教授,研究方向:生产调度优化。

大多面向单一车间调度问题,极少有研究考虑了车间内部资源受限的分布式柔性作业车间调度问题。因此,本文将分布式双资源柔性作业车间调度问题为研究对象。

随着碳政策的提出,部分学者将其引入生产决策中。黄帝等(2016)^[21]研究了企业动态批量生产、碳排放权交易和减排投资联合决策问题。Foumani 等(2019)^[22]以流水车间问题为背景,分析了碳政策对企业决策的影响。郭钧等(2021)^[23]在碳交易背景下,建立了最大化总利润和最小化碳排放量的混合生产系统决策模型。目前在车间调度问题中考虑碳交易政策的研究极少,在此背景下,考虑碳交易政策的车间调度问题具有较大研究价值。

综上所述,本文将碳交易因素纳入企业调度决策中,在碳交易背景下综合考虑分布式生产、柔性生产和双资源限制因素,研究考虑碳交易政策的分布式双资源柔性作业车间调度问题(distributed dual resources flexible job-shop scheduling problem considering carbon policy, 简称 DDRFJSP-CP)。

二、DDRFJSP-CP 问题描述及建模

(一) 问题描述

分布式双资源柔性作业车间调度问题描述如下:有 f 个工厂,每个工厂可看作一个柔性作业车间;有 n 个待加工的工件 $J = \{J_1, J_2, \dots, J_n\}$,工件 J_i 包含 n_i 道工序,每个工件可在 f 个工厂中的任意一个进行加工;每个工厂中有 m_f 台机器和 w_f 个工人,工件的每一道工序至少可在一台机器上加工,每一台机器至少有一个工人能够操作。由于化石能源燃烧发电释放大量 CO_2 ,目前火力发电仍占据电力供应的主要方式。电能消耗作为化石能源消耗的另一种方式,也伴随着碳排放。在碳交易政策下,企业需考虑碳排放对生产成本的影响。一方面企业须按政策法规对生产过程中产生的碳排放缴纳碳税;另一方面,企业会在一个生产周期内获得一定的碳排放限额,企业生产必须将碳排放控制在限额以下。在碳交易市场中,企业之间可以进行碳排放限额交易,若企业在生产周期内的碳排放配额仍有剩余,可将配额出售给需要购入碳排放配额的企业以获取收益。DDRFJSP-CP 旨在获得一个满足最大完工时间、能耗成本和碳交易成本最小的调度方案。为更加清晰地描述该问题,作出如下假设:所有机器、工人、工件均在 0 时刻可用;工件不可跨工厂加工;一台机器一次最多只能加工一个工件;一个工件任一时刻至多

只能由一台机器加工;一个工人任一时刻至多只能操作一台机器;一台机器任一时刻至多只能由一个工人操作。

(二) 符号定义

为了便于建立数学模型,符号定义表示如表 1。

表 1 符号定义

符号	含义
n	工件数量
m	机器数量
f	工厂数量
w_f	工厂 f 中工人的数量
i, g	工件索引
j, h	工序索引
k	机器索引
l	工厂索引
e	工人索引
n_i	工件 i 的工序数量
O_{ij}	工件 i 的第 j 道工序
t_{ijkl}	工序 O_{ij} 在工厂 l 的机器 k 上由工人 e 操作的加工时间
S_{ijkl}	工序 O_{ij} 在工厂 l 的机器 k 上由工人 e 操作的开始加工时间
E_{ijkl}	工序 O_{ij} 在工厂 l 的机器 k 上由工人 e 操作的结束加工时间
Q	碳限额
PC	碳价
PE	电价
α_e	CO_2 /电能转化率
C_i	工件 i 的完工时间
WP_{kl}	工厂 l 中机器 k 的加工功率
IP_{kl}	工厂 l 中机器 k 的空载功率
x_{ij}^{kel}	机器选择变量。如果工序 O_{ij} 在工厂 l 的机器 k 上由工人 e 操作加工,则 $x_{ij}^{kel} = 1$; 否则, $x_{ij}^{kel} = 0$ 。
y_{ijgh}^{kel}	如果在工厂 l 中由工人 e 操作的机器 k 上 O_{ij} 先于 O_{gh} 加工, $y_{ijgh}^{kel} = 1$; 否则, $y_{ijgh}^{kel} = 0$ 。
$z_{kk'}^{le}$	如果工厂 l 中工人 e 先操作机器 k 再操作机器 k' , 则 $z_{kk'}^{le} = 1$; 否则, $z_{kk'}^{le} = 0$ 。

(三) 数学模型

根据 DDRFJSP-CP 问题描述及相关符号含义解释,建立如下的数学模型:

$$\min F_1 = \max(x_{ij}^{kel} \cdot E_{ijkl}) \quad (1)$$

$$\min F_2 = TE \cdot PE + PC \cdot (TE \cdot \alpha_e - Q) \quad (2)$$

s. t.

$$TE = LE + IE \quad (3)$$

$$x_{ij}^{kel} \cdot (S_{ijkl} + t_{ijkl}) \leq S_{i(j+1)kel} \quad (4)$$

$$S_{ijkl} + t_{ijkl} \leq S_{ghkel} + M \cdot (1 - y_{ijgh}^{kel}) \quad (5)$$

$$K_k^{le} + t_{ijkl} \leq K_k^{le} + M \cdot (1 - z_{kk'}^{le}) \quad (6)$$

$$\sum_{j=1}^{N_i} \sum_{k=1}^{m_l} x_{ij}^{kel} \in \{0, n_i\} \quad (7)$$

$$\sum_{l=1}^f \sum_{k=1}^{m_l} x_{ij}^{kel} = 1 \quad (8)$$

$$LE = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{N_i} \sum_{l=1}^f \sum_{k=1}^{m_l} \sum_{e=1}^{w_l} x_{ij}^{kel} \cdot WP_{kl} \cdot t_{ijkl} \quad (9)$$

$$IE = \sum_{l=1}^f \sum_{k=1}^{m_l} (IP_{kl} \cdot (\max(E_{ijkl} \cdot x_{ij}^{kel}) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{N_i} t_{ijkl} \cdot x_{ij}^{kel})) \quad (10)$$

式(1)和式(2)表示优化目标:最大完工时间和总成本(包括电力能源成本和碳交易成本);式(3)表示能耗由负载能耗与空载能耗组成;式(4)表示同一工件的工序之间的约束;式(5)表示机器一次最多只能加工一个工件;式(6)表示工人不能同时操作两台机器;式(7)表示工件只能在某一个工厂内加工完毕;式(8)表示一道工序只能且必须被加工一次;式(9)和式(10)为计算负载和空载能耗的公式。

三、改进的麻雀搜索算法设计

麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)是一种启发式优化算法,灵感来源于麻雀寻找食物时的行为。SSA 广泛应用于组合优化,在工程领域中如电力系统优化、智能制造调度等方面也得到广泛应用。SSA 模拟了麻雀觅食时的个体行为和群体协作,通过迭代优化寻找最优解。算法中的每个解类似于麻雀个体,解的更新过程模拟了麻雀之间的信息传递和社会行为,个体通过觅食和信息交换更新位置。

相对于传统优化算法,SSA 通过模拟个体的觅食行为和信息传递,通常具有较好的收敛速度和较强的全局搜索能力。同时,SSA 逻辑相对简单,易于实现和理解。但 SSA 仍存在一些缺点,其收敛依赖性强,即在处理复杂问题时,可能受到局部最优解的影响,依赖于种群中的较优解,算法搜索过程需要更多的优化手段。

针对传统 SSA 搜索过程较依赖于全局最优解这一缺陷,本文引入了基于“机器—工人”双资源受限的主动解码策略,以提升资源利用效率,提高解的适

应度。此外本文设计了6种局部搜索策略,以扩大算法的搜索范围,提高算法搜索到优质解的概率。本文所提出的 ISSA(improved sparrow search algorithm)流程如图1所示。

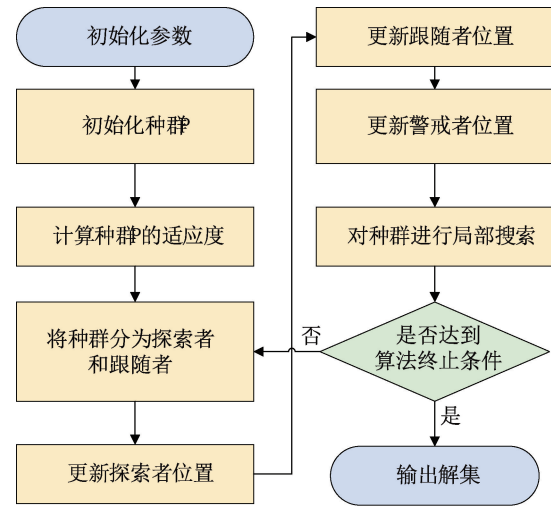


图1 ISSA 算法流程

(一) DDRFJSP-CP 编码

分布式双资源柔性作业车间调度问题可分为四个子问题:工厂选择(factory select,简称 FS)、工序排序(operation sequence,简称 OS)、机器选择(machine select,简称 MS)和工人选择(worker select,简称 WS),它们分别对应编码中的四层编码。由于每一道工序的可选机器与可选工人是确定的,因此本文在编码时将机器编码 MS 与工人编码 WS 合并为 MWS 码,具体规则如图3所示。由于 SSA 算法是连续型算法,编码一般采用小数形式,因此在 DDRFJSP-CP 中,需要将小数编码转化为整数编码便于进行后续的解码。FS 码为 n 个 0—1 之间的随机小数, n 为工件数。将 0—1 按照工厂数 f 均匀划分成 f 个区间,根据每一个编码所处的区间决定工件所在的加工工厂。如图2所示为4个工件、3个工厂的例子,将 0—1 区间划分为3个均匀区间,0.60 在 0.33 至 0.67 之间,属于第2个区间,因此工件1在工厂2内加工。OS 编码为 0—1 之间的随机数组成的长度为 N 的序列, N 为总工序数。首先,将随机数序列与初始工序排列序列位置一一对应,然后,将随机数序列按照升序排列,初始工序码依然按照对应位置进行相应的排序,得到转化为整数的编码。MWS 编码转化规则与 FS 编码相同。

将连续型编码转换为整数编码,便于后续的解码操作。整数编码的含义如图3所示,FS 中的每一个编码表示对应工件的加工工厂;OS 中的编码代表

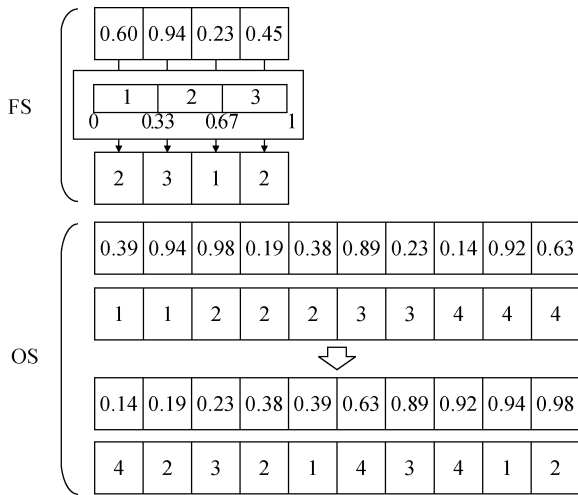


图 2 编码示意图

工件编号,每个编号出现的次数表示该工件的工序编号;MWS 中的编码表示可用“机器 & 工人”组合中的索引。

(二) 基于“机器—工人”的主动解码

解码过程是将编码形式的解转换为工件加工调度方案,其中,解码规则在一定程度上影响着其调度方案的优劣。常规的解码规则是按照工序码的顺序依次将工件安排至对应机器的当前最近可用的空闲时刻。在 DDRFJSP-CP 中,不同工件之间的工序约束和机器、工人空闲时间存在差异,从而导致常规的解码方法会存在大量机器和工人空闲,这样会降低资源利用率,延长完工周期,提高能源成本和碳交易成本。因此本文设计了一种考虑机器与工人两种资源的主动解码规则,具体解码流程如右边所示。

算法 1: 考虑“机器 & 工人”的主动解码流程

- 1: 输入工序码顺序 O_{ij_set} .
- 2: for O_{ij} in O_{ij_set} :
- 3: 获取工序 O_{ij} 的加工机器 (M_{kl}) 和操作工人 W_{el} .
- 4: 获取机器 M_{kl} 和工人 W_{el} 的共同最晚空闲 (I_{ikwl}) 和 O_{ij} 的加工时间 (T_{ijikwl}).
- 5: O_{ij} 的开工时间: $T \leftarrow \max(E_{i(j-1)k'w'l'}, I_{ikwl}) // E_{i(j-1)k'w'l'}$: 工序 $O_{i(j-1)}$ 的完工时间.
- 6: for y in $OM_{kl} // OM_{kl}$: 机器 M_{kl} 上的已有的工序计划.
- 7: $m_idle \leftarrow S_{(y+1)} - E_y // S_{(y+1)}$: 下道工序开工时间. E_y : 工序 y 的完工时间.
- 8: if $m_idle > 0$:
- 9: if $T_{ijikwl} \leq m_idle$ & $T_{ijikwl} \leq S_{(y+1)} - E_{i(j-1)k'w'l'}$:
- 10: $T \leftarrow \max(E_y, \min(E_{i(j-1)k'w'l'}, S_{(y+1)} - T_{ijikwl}))$
- 11: for z in $TW_{el} // TW_{el}$: 工人 e 已安排的加工任务序列.
- 12: $w_idle \leftarrow S_{(z+1)} - E_z // S_{(z+1)}$: 任务 $z+1$ 的开始时间. E_z : 任务 z 的结束时间.
- 13: 计算 w_idle 和 m_idle 的公共空闲时间区间 c_idle .
- 14: if $c_idle \geq T_{ijikwl}$:
- 15: 重置 $T \leftarrow c_idle$ 的左区间.
- 16: 将工序 O_{ij} 安排至 T 时刻并且更新调度生产计划.
- 17: 遍历所有工序之后, 解码完成后输出解码方案.

考虑“机器 & 工人”的主动解码规则能够高效地找出已分配机器和工人的任务序列中的共同空闲时间,提高机器和工人的工作效率,能够有效地缩短工件完工周期,节约能源,降低碳排放。

(三) 发现者位置更新

在麻雀种群中,群体的觅食行为分为两个群体:

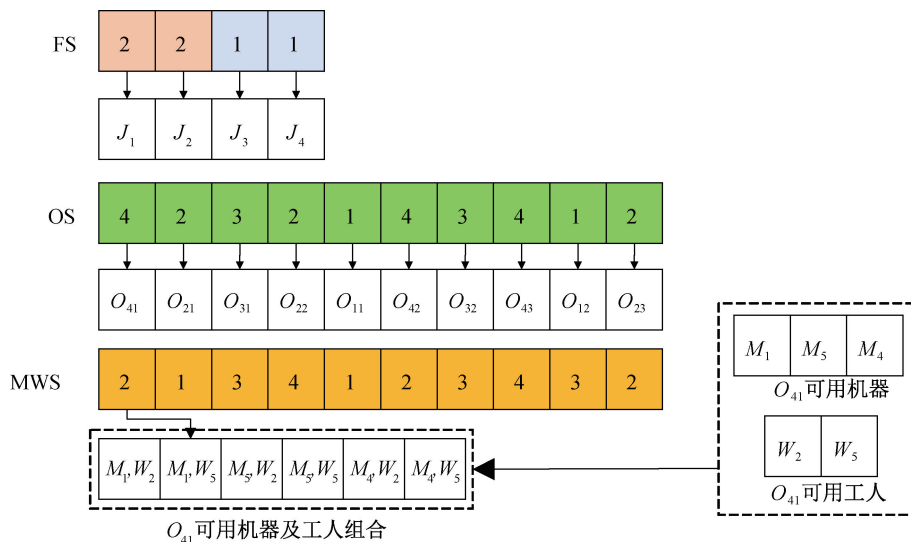


图 3 实数编码转换示意图

发现者和跟随者。在算法流程中,ISSA 模仿麻雀群体中的觅食行为,将算法中的种群按照适应度值排序,前 20% 作为发现者,其余个体作为跟随者。发现者是种群中适应度较高的个体,其作用是将种群向着食物密度高的方向引领。发现者的位置更新公式如下:

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_i^t \cdot e^{-\frac{i}{\alpha \cdot itermax}}, R_2 < ST \\ X_i^t + Q \cdot L, R_2 \geq ST \end{cases} \quad (11)$$

其中, t 为迭代次数; α 为 0—1 之间的随机数; $itermax$ 为最大迭代次数; R_2 表示预警值,取值范围在 [0, 1] 之间; ST 为安全值,取值范围为 [0.5, 1]; Q 表示标准正态分布随机数; L 表示均值为 1 的 $1 \times d$ 维矩阵。

(四) 跟随者位置更新

在整个麻雀种群中,发现者和跟随者的身份是可以相互转换的,但总体比例保持不变。发现者一般是适应度较高的个体,跟随者的适应度相对较低,由于无法获得足够的食物来源,跟随者会寻找其他食物源,扩大搜索范围以获得更多的食物。跟随者位置更新公式如下:

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot e^{-\frac{X_{worst}^t - X_i^t}{\alpha \cdot itermax}}, i > n/2 \\ X_p^{t+1} + |X_i^t - X_p^{t+1}| \cdot \frac{1}{d} \cdot \sum_{j=1}^d rand(-1, 1), others \end{cases} \quad (12)$$

其中, t 表示迭代次数; Q 表示正态分布随机数; i 表示个体在种群中的位置; d 表示解的维度; X_p 表示当前发现者中最优解; X_{worst} 表示全局最差解。

(五) 警戒者位置更新

在麻雀群体中,有一些麻雀扮演警戒者的角色。当捕食者靠近时,处于种群边缘的麻雀即警戒者更容易发现捕食者,警戒者会对种群中的其他个体发出警告并飞向安全区域。警戒者的位置更新公式如下:

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t + \beta \cdot |X_i^t - X_{best}^t|, f_i > f_g \\ X_i^t + k \cdot \frac{|X_i^t - X_{worst}^t|}{f_i - f_w + w}, f_i = f_g \end{cases} \quad (13)$$

其中, t 为迭代次数; β 为服从 0—1 的高斯分布随机数; k 为在 [-1, 1] 范围内的随机数; f_i 为当前个体的适应度值; f_g 为全局最优适应度值; f_w 为全局最差适应度值。

(六) 局部搜索

针对 SSA 优化过程中的收敛性一定程度上较依赖于种群最优解的问题,本文在 ISSA 引入了局部搜索策略,以增强算法的局部搜索能力,提高搜索到优质解的概率。局部搜索策略包括对三层编码 FS、OS、MWS 的搜索,具体搜索规则如下。

LS1: 对于 FS 编码,随机选择一个编码,将其随机替换为另一个工厂编码,形成新的 FS。LS2: 对于 FS 编码,在完工时间最长的工厂内随机选择一个编码,替换为完工时间最短的工厂编码。LS3: 对于 OS 编码,随机挑选两个位置,将两个位置上的编码互换位置,形成新的 OS 编码。LS4: 对于 OS 编码,随机挑选两个位置,将 OS 分为三段,再将第三段插入到第一段和第二段之间,形成新的 OS 编码。LS5: 对于 MWS 码,随机挑选一个位置,将该位置的编码随机替换成另一个可用的“机器—工人”的组合。LS6: 对于 MWS 码,随机挑选一个位置,将该位置的编码随机替换成加工时间最短可用的“机器—工人”的组合。

四、实验分析

本文所有的算法均采用 Python3.8 编译,并在配置为 Intel(R) Core (TM) i7-4790CPU, 3.60 GHz/4GB RAM, 操作系统为 Windows 7 的主机上运行。为了避免实验误差影响实验结果,每组实验运行 10 次,取 10 次运行结果的平均值。

(一) 算例及评价指标

本文所有的算例均由 Brandimarte (1993) 算例^[24]拓展而来,在此基础上考虑了多个工厂 ($f=2, 3, 4$) 的情况。电力价格取 0.865 元/kW·h。机器的负载功率在 $P \in [3, 15]$ kW 范围内,机器空闲功率设定为负载功率的 40%。碳排放价格为 10 元/kg·CO₂, 电能 CO₂ 排放因子 α_e 为 0.7478 kg(CO₂)/kW·h, 碳限额 Q 假设为“算例工序总时间 * 机器加工功率均值 * α_e ”。本文所有算法的种群迭代次数为 100, 最大迭代次数为 500。

为便于比较各算法的求解性能,引入反转世代距离 (inverted generation distance, IGD) 和 C 测度 (set coverage, SC) 作为算法性能评价指标。IGD 值可以综合反映解集的分布性和收敛性,其计算公式 (14) 如下:

$$IGD(PF, PF^*) = \frac{\sum_{s_1 \in PF^*, s_2 \in PF} \min(d(s_1, s_2))}{|PF^*|} \quad (14)$$

其中, PF 是算法得到的帕累托前沿; PF^* 是真正的帕累托前沿; $d(s_1, s_2)$ 是 s_1 和 s_2 的距离; $|PF^*|$ 是帕累托前沿 PF^* 的规模; $IGD(PF, PF^*)$ 越小, 所提算法的求解性能越好。

C 测度计算公式如下:

$$C(PF_1, PF_2) = \frac{|\{sol_2 \in PF_2 \mid \exists sol_1 \in PF_1, sol_1 < sol_2\}|}{|PF_2|} \quad (15)$$

其中, PF_1 和 PF_2 分别为算法 1 和算法 2 得到的帕累托前沿; $|PF_2|$ 是 PF_2 的大小; C 指标值越大, 表示帕累托前沿 PF_1 越好。

(二) 算法对比分析

本文选择 NSGA-II、SPEA2 和 MOEA/D 作为对比算法, 以上三种算法是求解多目标优化问题的经典算法, 具有良好的收敛性和分布性, 广泛应用于求解多目标优化问题。表 2 列出了 ISSA 和其他三种对比算法在每个算例中的 IGD 值, 其中加粗部分表示占优算法。从表 2 可以看出, 与 NSGA-II、SPEA2 和 MOEA/D 相比, 本文所提算法在所有算例的 IGD 值均小于其他三个对比算法, 尤其对于 NSGA-II, ISSA 求解 IGD 值显著小于 NSGA-II, 具有明显的优势。对比 SPEA2 和 MOEA/D, ISSA 在所有 30 组算例中, 得到的 IGD 值均小于 SPEA2 和 MOEA/D。因此, 本文所提的 ISSA 具有良好的收敛性与分布性。

为了进一步验证 ISSA 求解的分布性, 本文将 ISSA 与另外三种对比算法的 C 测度进行比较, 如表 3 所示, 其中加粗部分表示“C(算法 1, 算法 2)”中算法 1 占优。由表 3 可知, ISSA 在工厂数为 2、3、4 的拓展 MK1-10 算例中的求解分布性对比。相较于 NSGA-II、SPEA2 和 MOEA/D, ISSA 在所有 30 组算例中 C 测度均占优, 尤其是与 MOEA/D 比较, ISSA 的 C 测度在所有 30 组算例中有 29 组算例为 1, 占据绝对优势。这表明 ISSA 对于求解 DDRFJSP-CP 问题具有优异分布性。

为了验证上述算法性能对比结果的显著性, 本文将 ISSA 与其他三种对比算法求解的 IGD 值进行统计检验。本文采用 95% 置信区间的 Friedman 检验, 检验结果如表 4 所示。从表 4 中可以看出, 检验结果 p 值为 0, 小于 0.05, 可以说明 ISSA 性能与另外三个算法具有显著差异。另外, ISSA 的秩最小, 且其 IGD 均值、标准差和最值均为四个算法中最小, 表明 ISSA 在求解 DDRFJSP-CP 问题时性能表现稳定, 具有显著优势。

表 2 ISSA 与其他对比算法 IGD 值比较

	ISSA	NSGA-II	SPEA2	MOEA/D
MK2-01	2.43	32.26	17.04	10.99
MK2-02	0.05	34.67	21.99	14.34
MK2-03	90.34	535.39	339.45	90.92
MK2-04	12.51	202.70	75.34	16.19
MK2-05	4.36	86.81	75.62	51.11
MK2-06	41.56	284.26	210.32	63.92
MK2-07	15.76	172.11	121.96	26.98
MK2-08	128.02	483.98	277.57	134.69
MK2-09	330.80	563.07	437.25	512.20
MK2-10	112.04	849.36	745.20	141.76
MK3-01	1.63	35.69	14.50	8.32
MK3-02	3.88	31.60	17.69	12.05
MK3-03	83.71	565.81	311.13	94.17
MK3-04	12.57	119.72	63.93	58.06
MK3-05	9.13	126.45	470.34	68.70
MK3-06	0.00	325.86	241.00	103.89
MK3-07	7.14	324.56	144.28	84.42
MK3-08	78.65	407.60	253.47	132.90
MK3-09	337.88	783.78	405.99	411.37
MK3-10	32.26	920.21	630.84	176.29
MK4-01	0.98	28.56	14.93	15.00
MK4-02	0.53	38.15	24.39	12.06
MK4-03	67.27	408.59	169.14	73.61
MK4-04	9.44	117.56	56.17	21.90
MK4-05	12.42	135.62	127.57	54.29
MK4-06	4.84	279.37	161.58	80.99
MK4-07	40.38	262.23	115.61	51.77
MK4-08	26.82	439.48	262.92	99.69
MK4-09	224.28	737.01	402.64	333.73
MK4-10	33.16	1164.55	623.74	234.93

为了更加直观地观察本文所提 ISSA 与其他三种对比算法的性能差异, 以 MK3-05 为例, 从 4 个算法的帕累托解集中分别随机选取一个解绘制甘特图进行对比。如图 4—图 7 所示, ISSA 求解得到的甘特图在加工时间指标上明显优于其他三种算法, 证明了 ISSA 的优越性。图 4—图 7 上半部分为 F_1 、 F_2 、 F_3 工厂中的工人操作任务序列安排情况, 下半部分为 F_1 、 F_2 、 F_3 工厂的机器加工任务安排情况。机器上的加工任务与工人的操作任务是一一对应的, 因此在安排工序加工时, 需要同时考虑机器与工人的空闲, 将工序安排至对应机器和工人同时空闲的时段加工。在 NSGA-II、SPEA2 和 MOEA/D 的甘特图中, 如图 5—图 7 所示, 常规解码过程将工序安排至对应机器和工人的最晚公共空闲时间上加工, 基于机器和工人双资源约束的限制, 采用常规解码的三种对比算法求得的调度方案会存在更多的空闲时

表3 ISSA 与其他对比算法 C 测度比较

	C(ISSA, NSGA-II)	C(NSGA-II, ISSA)	C(ISSA, SPEA2)	C(SPEA2, ISSA)	C(ISSA, MOEA/D)	C(MOEA/D, ISSA)
MK2-01	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00
MK2-02	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00
MK2-03	0.80	0.00	0.50	0.00	1.00	0.00
MK2-04	1.00	0.00	0.65	0.00	1.00	0.00
MK2-05	0.30	0.00	0.20	0.01	1.00	0.00
MK2-06	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00
MK2-07	1.00	0.00	0.50	0.00	1.00	0.00
MK2-08	0.80	0.00	0.40	0.00	1.00	0.00
MK2-09	0.45	0.11	0.30	0.11	1.00	0.00
MK2-10	0.20	0.10	0.15	0.10	1.00	0.00
MK3-01	1.00	0.00	0.55	0.01	1.00	0.00
MK3-02	0.25	0.00	0.20	0.01	1.00	0.00
MK3-03	0.15	0.13	0.10	0.01	1.00	0.00
MK3-04	0.35	0.00	0.25	0.00	1.00	0.00
MK3-05	0.40	0.08	1.00	0.00	1.00	0.00
MK3-06	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00
MK3-07	0.95	0.00	0.45	0.00	1.00	0.00
MK3-08	0.95	0.50	0.15	0.07	1.00	0.00
MK3-09	0.53	0.15	0.43	0.13	1.00	0.00
MK3-10	0.20	0.17	0.21	0.15	1.00	0.00
MK4-01	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00
MK4-02	1.00	0.00	0.90	0.00	1.00	0.00
MK4-03	1.00	0.00	0.45	0.00	1.00	0.00
MK4-04	1.00	0.00	0.75	0.00	1.00	0.00
MK4-05	0.65	0.05	0.35	0.09	1.00	0.00
MK4-06	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00
MK4-07	0.75	0.00	0.30	0.00	0.95	0.10
MK4-08	0.45	0.00	0.50	0.00	1.00	0.00
MK4-09	0.75	0.67	0.10	0.03	1.00	0.00
MK4-10	0.15	0.05	0.05	0.05	1.00	0.00

表4 ISSA 与对比算法 IGD 值的 Friedman 检验

算法	均值排秩	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
ISSA	1.00	30	57.49	90.36	0.00	337.88
NSGA-II	3.97	30	349.90	303.99	28.56	1164.55
SPEA2	2.93	30	227.79	202.63	14.50	745.20
MOEA/D	2.10	30	106.37	121.12	8.32	512.20
p-value	0.000					

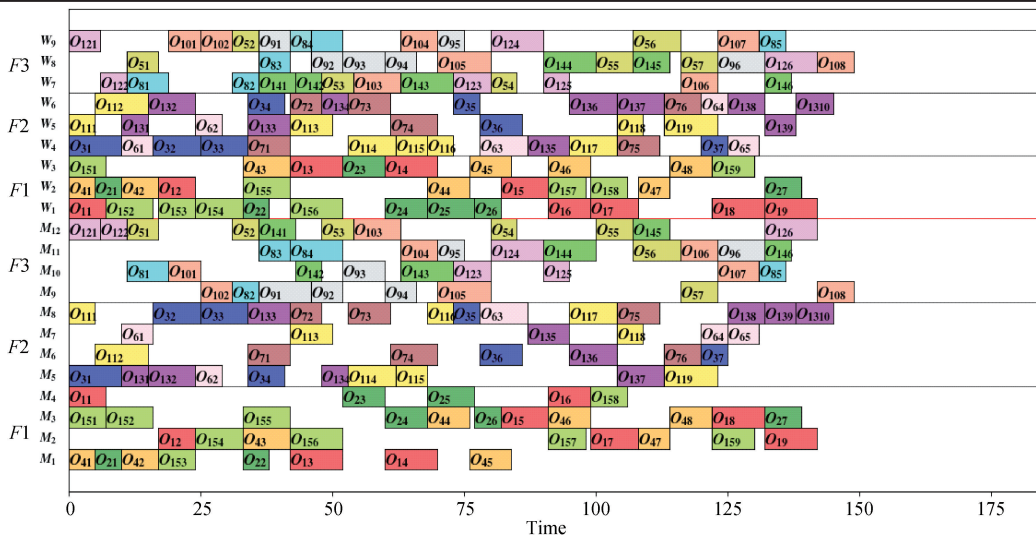


图4 ISSA 求解 MK3-05 甘特图

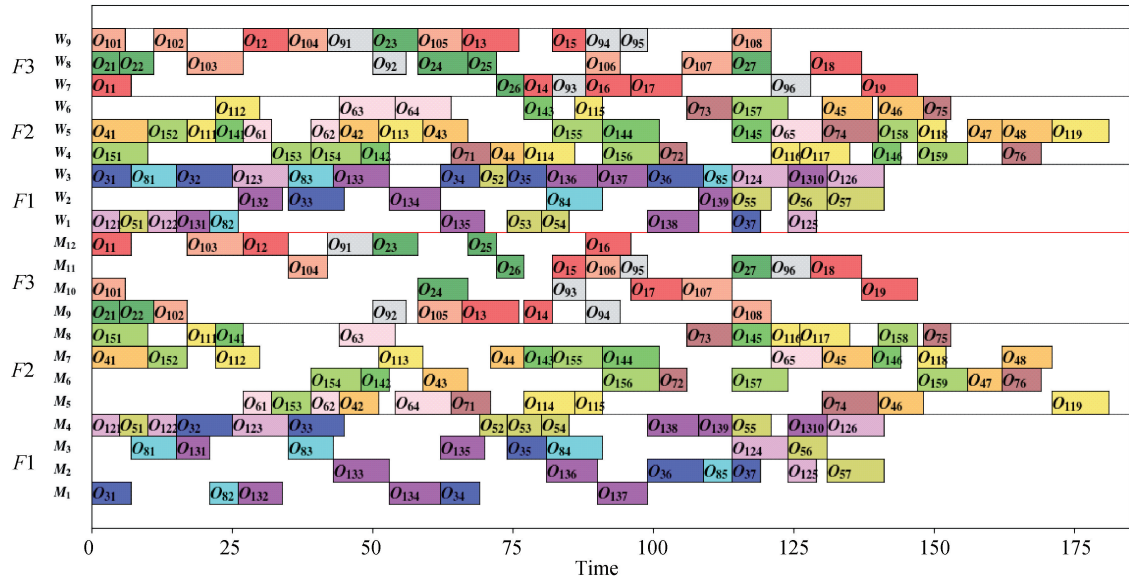


图 5 NSGA-II 求解 MK3-05 甘特图

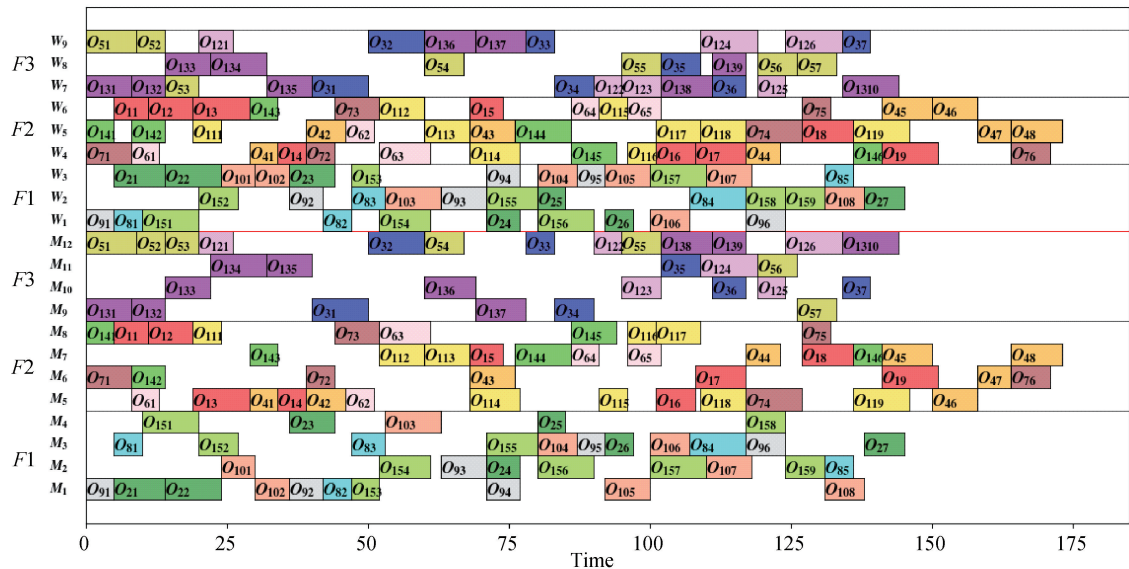


图 6 SPEA2 求解 MK3-05 甘特图

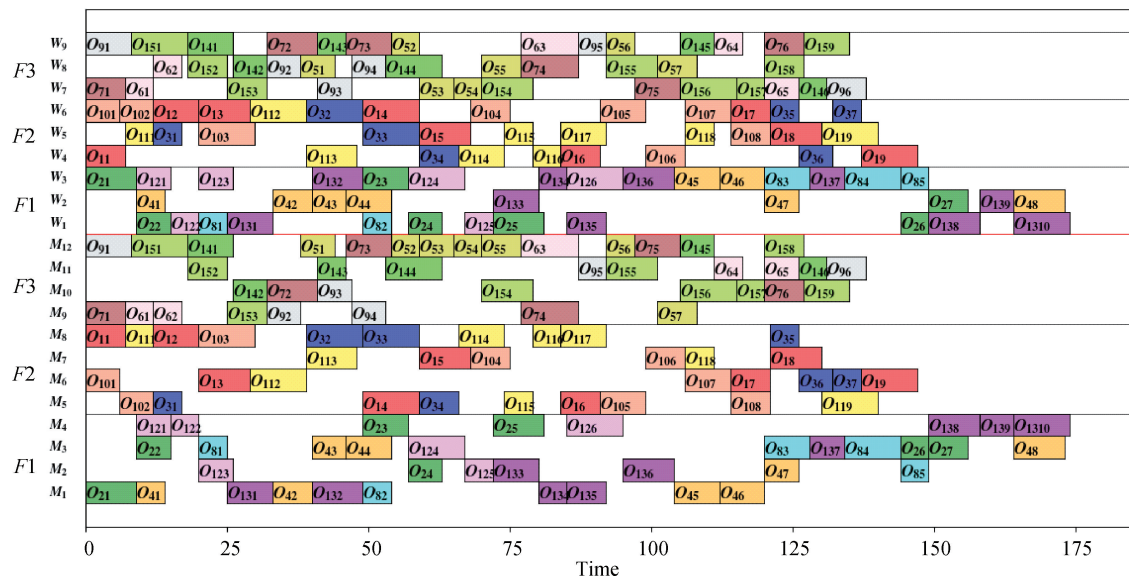


图 7 MOEA/D 求解 MK3-05 甘特图

间,导致资源利用率较低,进而导致完工时间延长和总成本增加。企业在面对资源受限的生产情况时,各种生产资源在时间上可能存在冲突,导致生产过程中资源利用率低下,生产效率降低。生产管理者需要采用科学的方法寻找多种资源共同的空闲时间,将合适的加工任务分配至相应的加工资源上,以提高资源利用率、降低生产成本。

五、结论

本文聚焦于碳交易政策下的分布式双资源柔性作业车间调度问题,以完工时间、能耗和碳交易成本为目标,设计了改进的麻雀搜索算法并进行实验验证,致力于为企业提供高效、节能的调度方案。

在算法改进设计方面,本文提出的改进的麻雀搜索算法,能够更好地解决该问题。基于“工厂—工序—机器 & 工人”三层编码的主动解码策略可以提高资源的利用率,并通过更智能的任务分配规则来优化整个生产过程,在解码过程中搜寻已分配任务序列中机器和工人同时空闲的时段,将工序插入到合适的共同空闲时段,提高了资源利用率,同时缩短了完工时间、降低了能源及碳交易成本。同时本文引入的多种局部搜索策略,涵盖工厂、工序、机器、工人四个层面,能够搜寻资源利用率更高、成本更低的解,以获得更优质的解决方案,扩大了算法的搜索空间,提高了算法全局搜索的效果。

通过对工厂数为2、3、4的MK01-MK10算例进行拓展,得到30组算例,将本文所提算法与NSGA-II、SPEA2和MOEA/D进行了性能对比。结果表明ISSA在解决碳交易政策下的分布式双资源柔性作业车间调度问题上的显著优势。

参考文献

- [1] LI X Y, XIE J, MA Q J, et al. Improved gray wolf optimizer for distributed flexible job shop scheduling problem [J]. *Science China Technological Sciences*, 2022, 65(9): 2105-2115.
- [2] ZIAEE M. A heuristic algorithm for the distributed and flexible job-shop scheduling problem [J]. *The Journal of Supercomputing*, 2013, 67(1): 69-83.
- [3] CHANG H C, LIU T K. Optimisation of distributed manufacturing flexible job shop scheduling by using hybrid genetic algorithms [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2015, 28(8): 1973-1986.
- [4] MENG L L, ZHANG C Y, REN Y P, et al. Mixed-integer linear programming and constraint programming formulations for solving distributed flexible job shop scheduling problem [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2020, 142: 106347.
- [5] GIOVANNI D L, PEZZELLA F. An improved genetic algorithm for the distributed and flexible job-shop scheduling problem [J]. *European Journal of Operational Research*, 2010, 200(2): 395-408.
- [6] LIN C S, LI P Y, WEI J M, et al. Integration of process planning and scheduling for distributed flexible job shops [J]. *Computers & Operations Research*, 2020, 124: 105053.
- [7] 唐红涛,李悦,王磊. 模糊分布式柔性作业车间调度问题的求解算法 [J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2022, 50(6): 81-88.
- [8] 孟磊磊,张彪,任亚平,等. 求解分布式柔性作业车间调度的混合蛙跳算法 [J]. *机械工程学报*, 2021, 57(17): 263-272.
- [9] LU P H, WU M C, TAN H, et al. A genetic algorithm embedded with a concise chromosome representation for distributed and flexible job-shop scheduling problems [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2018, 29(1): 19-34.
- [10] 吴秀丽,刘夏晶. 差分进化算法求解分布式柔性作业车间调度问题 [J]. *计算机集成制造系统*, 2019, 25(10): 2539-2558.
- [11] DU Y, LI J Q, LUO C, et al. A hybrid estimation of distribution algorithm for distributed flexible job shop scheduling with crane transportations [J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2021, 62: 100861.
- [12] LI R, GONG W Y, WANG L, et al. Two-stage knowledge-driven evolutionary algorithm for distributed green flexible job shop scheduling with type-2 fuzzy processing time [J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2022, 74: 101139.
- [13] ZHU K K, GONG G L, PENG N T, et al. Dynamic distributed flexible job-shop scheduling problem considering operation inspection [J]. *Expert Systems With Applications*, 2023, 224: 119840.
- [14] 郭鹏,郝东辉,郑鹏,等. 考虑工人疲劳的双资源柔性作业车间调度优化 [J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2023, 57(9): 1804-1813.
- [15] 王玉芳,陈凡,姚彬彬,等. 改进文化基因算法求解双资源约束柔性作业车间调度问题 [J/OL]. *控制工程*, 2023: 1-15. [2023-12-10] <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20230088>.
- [16] 魏书鹏,唐红涛,李西兴,等. 考虑双资源约束的柔性机械加工车间逆调度问题研究 [J]. *中国机械工程*, 2024, 35(3): 457-471.
- [17] WU X L, PENG J J, XIAO X, et al. Correction to: An effective approach for the dual-resource flexible job shop scheduling problem considering loading and unloading [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2021, 33(4): 1-8.
- [18] 张洪亮,徐静茹,徐公杰. 分布式双资源柔性作业车间节

- 能调度[J]. 系统科学与数学, 2023, 43(6): 1468-1485.
- [19] 李佳磊, 顾幸生. 双种群混合遗传算法求解具有预防性维护的分布式柔性作业车间调度问题[J]. 控制与决策, 2023, 38(2): 475-482.
- [20] 王凌, 王晶晶. 考虑运输时间的分布式绿色柔性作业车间调度协同群智能优化[J]. 中国科学: 技术科学, 2023, 53(2): 243-257.
- [21] 黄帝, 陈剑, 周泓. 配额-交易机制下动态批量生产和减排投资策略研究[J]. 中国管理科学, 2016, 24(4): 129-137.
- [22] FOUMANI M, SMITH-MILES K. The impact of various carbon reduction policies on green flowshop scheduling[J]. Applied Energy, 2019, 249(4): 300-315.
- [23] 郭钧, 王建国, 杜百岗, 等. 考虑碳限额的制造/再制造混合系统生产优化决策[J]. 控制与决策, 2021, 36(9): 2249-2256.
- [24] BRANDIMARTE P. Routing and scheduling in a flexible job shop by tabu search[J]. Annals of Operations Research, 1993, 41: 157-183.

[责任编辑 李 新]

Energy-Efficient Scheduling of Distributed Dual-Resource Flexible Job Shop Under the Background of Carbon Trading Policy

ZHANG Hongliang, QIN Chaoqun, SHAN Bingyan

(School of Management Science and Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan, Anhui 243032, China)

Abstract: In the context of carbon trading policy, enterprises need to consider efficiency and environmental factors integrally to maximize their benefits. In this paper, an energy-saving scheduling problem for distributed dual-resource flexible job shop considering machines and workers is investigated, and a mixed-integer planning model is developed, with the objectives of minimizing the makespan, energy consumption and carbon trading cost. Aiming at the multi-resource constraints of this problem, an improved sparrow search algorithm is designed in this paper, which embeds an active decoding strategy based on the three-layer encoding of “factory-operation-machine&worker” to improve the resource utilization rate. To expand search space, 6 local search strategies are introduced into the algorithm. The improved sparrow search algorithm is compared with the other three algorithms through 30 sets of instances in 2, 3 and 4 factories. The results show that the improved sparrow search algorithm is superior to the other comparison algorithms, and the comparison results verify the effectiveness of this improved algorithm.

Key Words: carbon trading; distributed flexible job shop; dual resources; improved sparrow search algorithm