

# 基于新型教学优化算法的低碳柔性作业车间调度

雷 德 明<sup>†</sup>

(武汉理工大学 自动化学院, 武汉 430070)

**摘 要:** 针对低碳柔性作业车间调度问题, 提出一种基于新型优化机理的教学优化 (TLBO) 算法, 以同时最小化总碳排放和平均延迟时间. 利用 3 个串对问题的 3 个子问题单独编码, 其主要步骤为教师的自学阶段和教学阶段, 并运用多邻域搜索和全局搜索分别模拟教师的自学和教学活动. 计算实验和结果分析表明, TLBO 对于所研究的问题具有较强的搜索能力.

**关键词:** 柔性作业车间调度; 教学优化算法; 总碳排放; 低碳调度

中图分类号: TP273      文献标志码: A

## Novel teaching-learning-based optimization algorithm for low carbon scheduling of flexible job shop

LEI De-ming<sup>†</sup>

(School of Automation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

**Abstract:** For the low carbon flexible job shop scheduling problem, a teaching-learning-based optimization (TLBO) algorithm with a novel optimization mechanism is presented to minimize total carbon footprint and average tardiness simultaneously. A three-string coding method is used to represent three sub-problems independently. The main steps of TLBO algorithm are a self-learning phase and a teaching phase. Multiple neighborhood search and global search are respectively executed in the above phases. Extensive experiments are conducted and the results demonstrate that the proposed algorithm has strong search abilities for the considered problem.

**Keywords:** flexible job shop scheduling; teaching-learning-based optimization algorithm; total carbon footprint; low carbon scheduling

## 0 引 言

低碳制造作为一种新的可持续制造模式, 受到工业界和学术界的广泛关注. 为了更好地实现低碳生产, 满足国家对制造活动日益严格的节能减排 and 环境保护方面的要求, 需要采取新的策略 (如低碳生产) 调度组织生产. 传统的生产调度多以时间指标为目标, 很少考虑如何降低能耗或减少碳排放, 相应的研究结果难以应用于低碳制造场合. 因此, 有必要研究低碳生产调度以降低制造活动所带来的环境影响和能源消耗.

关于低碳生产调度<sup>[1]</sup>, 早期的工作主要集中在单机环境<sup>[2-4]</sup>. 近几年, 低碳流水车间调度受到广泛关注, 研究的重点是能耗或碳排放与延迟时间等指标的冲突关系<sup>[5-10]</sup>. Fang 等<sup>[5]</sup> 对考虑碳排放和峰值负荷的流水车间调度建模, 并进行了案例研究; Dai 等<sup>[6]</sup>

在柔性流水车间环境下提出了一种遗传模拟退火算法, 并研究了最大完成时间与总能耗之间的冲突关系; Luo 等<sup>[7]</sup> 针对考虑电力消耗成本的混合流水车间调度提出了一种新的蚁群优化算法; Lin 等<sup>[8]</sup> 提出了一种针对加工参数优化和流水车间调度的集成模型和教学优化 (TLBO) 算法, 以最小化最大完成时间和碳排放; Ding 等<sup>[9]</sup> 运用一种改进的多目标迭代贪心算法解决了一种考虑碳排放的置换流水车间调度问题; Mansouri 等<sup>[10]</sup> 关于双机流水车间调度给出了混合整数线性多目标模型和启发式方法, 以最小化最大完成时间和总能耗.

另外, 作业车间环境下的低碳调度研究也有一些进展. Lei 等<sup>[11]</sup> 提出一种动态邻域搜索算法以解决具有区间加工时间的双资源作业车间低碳调度, May 等<sup>[12]</sup> 运用一种多目标遗传算法 (GA) 求解节能作业

收稿日期: 2016-08-08; 修回日期: 2016-10-27.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61573264, 71471151).

作者简介: 雷德明 (1968—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能系统优化与控制等研究.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: deminglei11@163.com

车间调度, Zhang等<sup>[13]</sup>关于作业车间调度给出一种多目标GA以最小化总加权延迟时间和总能耗。

柔性作业车间调度问题(FJSP)广泛存在于各种制造过程中,它受到研究者的广泛关注,出现了大量的研究成果<sup>[14-18]</sup>。只是这些研究中,问题的目标函数以时间指标(如总延迟时间)为主,很少以最小化总能耗或碳排放为目标<sup>[19-20]</sup>,低碳FJSP还未引起重视。

与传统FJSP相比,低碳FJSP增加了能耗或碳排放目标,新目标的引入使得问题的子问题增加为3个,第3个子问题为速度选择,它为加工工件的机器确定合适的加工速度。FJSP的复杂性也随着新子问题的引入而大大增加;另外,现有研究在流水车间和作业车间环境下验证了能耗与延迟时间之间存在冲突关系,但柔性作业车间环境下这两个目标之间的冲突关系未得到证实。

教学优化(TLBO)算法是一种基于群体的新型算法,其主要步骤为教师的教学阶段和学生之间的交互学习阶段。该算法最早由Rao等<sup>[21]</sup>提出,目前已成功应用于生产调度<sup>[22-29]</sup>、无功优化<sup>[30]</sup>和神经网络<sup>[31]</sup>等领域。

本文针对以总碳排放和平均延迟时间为目标的低碳FJSP,提出一种基于新型优化机理的TLBO。该算法通过模拟教师的自学和教学活动来产生新解,与现有TLBO不同,它未考虑学生的交互学习,其主要步骤为教师的自学阶段和教学阶段,并采取多邻域搜索和全局搜索实现这两个阶段。通过计算实验和结果分析,验证了TLBO在求解低碳FJSP方面的优势。

## 1 问题描述

低碳FJSP由 $n$ 个工件、 $m$ 台机器和 $d$ 种加工速度组成。每个工件 $J_i$ 具有 $h_i$ 道工序,工序 $o_{ij}$ 表示工件 $J_i$ 的第 $j$ 道工序, $S_{ij}$ 表示能加工工序 $o_{ij}$ 的所有机器的集合。每台机器具有 $d$ 种加工速度, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_d\}$ 。同一机器加工不同工件的速度可能不同,但针对工序的速度一旦确定,则在该工序的加工过程中保持不变。 $\eta_{ijk}$ 表示工序 $o_{ij}$ 在机器 $M_k$ 上的基本加工时间,当机器 $M_k$ 以速度 $v_l$ 加工工序 $o_{ij}$ 时,相应的加工时间 $p_{ijkl}$ 等于 $\eta_{ijk}/v_l$ ,单位时间的能耗为 $E_{kl}$ 。Ding等<sup>[9]</sup>给出了关于 $p_{ijkl}$ 与 $E_{kl}$ 之间关系的一种假设:对于工序 $o_{ij}$ 以及加工该工序的机器 $M_k$ ,随着加工速度的变大,加工时间 $p_{ijkl}$ 将变小,能耗将增大,即对 $\forall v_l > v_g$ ,有 $1 \leq l, g \leq d, p_{ijkl} < p_{ijk_g}, E_{kl} \times p_{ijkl} > E_{kg} \times p_{ijk_g}$ 。另外,机器除了加工模式外,还有空闲模式,即机器既未停止运行也未加工工件的阶段,空闲阶段单位时间能耗为 $SE_k$ 。

低碳FJSP具有与FJSP相同的约束条件,如每台机器同一时刻只能加工一个工件,每个工件同一时刻只能在一台机器上加工,工序加工不容许中断等。

低碳FJSP由3个子问题组成:机器分配、调度和速度选择,其中机器分配为每道工序分配合适的加工机器,调度为所有工序确定在机器上的加工顺序,速度选择则确定机器加工工序时的速度。问题的目标函数为总碳排放和评价延迟时间:

$$f_1 = \text{TCF} = \varepsilon \int_0^{C_{\max}} \left( \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{h_i} \sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^d E_{kl} y_{ijkl}(t) + \sum_{k=1}^m SE_k z_k(t) \right) dt, \quad (1)$$

$$f_2 = \text{AT} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \max\{C_i - D_i, 0\}. \quad (2)$$

其中:TCF为总碳排放; $\varepsilon$ 为能耗与碳排放量之间的转换系数,通常取0.7559。式(1)中积分部分为总能耗,如果机器 $M_k \in S_{ij}$ 在时刻 $t$ 以速度 $v_l$ 加工,则 $y_{ijkl} = 1$ ,否则 $y_{ijkl} = 0$ ;如果机器 $M_k$ 在时刻 $t$ 处于空闲模式,则 $z_k(t) = 1$ ;否则 $z_k(t) = 0$ 。AT为平均延迟时间。 $D_i$ 和 $C_i$ 分别为工件 $J_i$ 的交货期和完成时间。

对于上述双目标优化问题,最优解是一个集合,且这个最优解集需要通过比较所有解才能确定。当比较一个集合内的两个解(如 $X$ 和 $Y$ )时,对于任意 $i \in \{1, 2\}$ , $f_i(X) \leq f_i(Y)$ 且 $\exists i \in \{1, 2\}$ 满足 $f_i(X) < f_i(Y)$ ,则 $X$ 支配 $Y$ 。如果 $X$ 不受同一集合的任意元素支配,则 $X$ 关于这个集合是非劣的。如果 $X$ 不受搜索空间内的任何解支配,则 $X$ 为Pareto最优解。Pareto前端是所有Pareto最优解的目标向量组成的空间。

## 2 求解低碳FJSP的新型TLBO

TLBO的群体为一组学生或者一个班级的学生,老师为TLBO搜索所得的最好解。TLBO的主要步骤为教学阶段和学生的交互学习阶段,其中教学阶段根据下式在解 $X$ 基础上产生新解 $X_{\text{new}}$ :

$$X_{\text{new}} = X + \alpha(X_{\text{teacher}} - (T_F \times X_{\text{mean}})). \quad (3)$$

其中: $X_{\text{teacher}}$ 表示教师; $T_F$ 表示教学因子,等于1或2; $X_{\text{mean}}$ 表示所有解的平均值; $\alpha$ 表示区间 $[0,1]$ 内均匀分布的随机数。

在交互学习阶段,对于学生 $X_i$ ,新解根据下式在 $X_i$ 基础上产生:

$$X_{\text{new},i} = \begin{cases} X_i + \alpha(X_i - X_j), & f(X_i) < f(X_j); \\ X_i + \alpha(X_j - X_i), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (4)$$

其中: $X_j$ 为随机选择的另一名学生, $X_{\text{new},i}$ 为新产生的 $X_i$ 。

在以上两个阶段中,如果  $X_{\text{new}}$  或  $X_{\text{new},i}$  优于  $X$ , 则  $X_{\text{new}}$  或  $X_{\text{new},i}$  被接受并替代  $X$  或  $X_i$ .

如上所述,TLBO 在一个解的基础上,利用与其他解产生的偏差产生新解,总是不可避免地要结合两个解,没有 GA 变异那样的操作,仅在一个解的基础上获得新解,这样可能导致它难以实现探索与利用之间的良好平衡. 另外,现有 TLBO 通常不考虑教师的自学,而在实际的学校,教师的学习非常重要,教师通过自学可以增加知识、增强能力,从而提高教学水平和技巧,故有必要在 TLBO 中引入教师的自学活动. 而学生的交互学习在许多学校尤其是中小学往往效率较低,不是学生获取知识的主要途径,在这种情形下,可以取消学生的交互学习阶段.

根据上述新的优化机理提出一种新的 TLBO,它主要由教师的自学阶段和教学阶段组成,并将其应用于低碳 FJSP 的求解. 下面详细描述算法的主要步骤.

## 2.1 编码

由于低碳 FJSP 由 3 个子问题组成,本文采用 3 串编码方法分别描述子问题的解. 对于具有  $n$  个工件、 $m$  台机器和  $d$  种速度的低碳 FJSP,其解由一个调度串、一个机器分配串和一个速度选择串组成. 其中:在调度串  $((\theta_1, r_1), (\theta_2, r_2), \dots, (\theta_i, r_i), \dots, (\theta_h, r_h))$  中,二元组  $(\theta_i, r_i)$  对应工序  $o_{\theta_i, r_i}$ , 从而使得调度串对应一个有序工序表,  $\theta_i \in \{1, 2, \dots, n\}, 1 \leq r_i \leq h_{\theta_i}, h = \sum_{i=1}^n h_i$ ; 在机器分配串  $(q_{11}, q_{12}, \dots, q_{1h_1}, \dots, q_{nh_n})$  中,每个元素  $q_{ij} \in S_{ij}$  表示用于工序  $o_{ij}$  加工的一台机器; 在速度选择串  $(z_{11}, z_{12}, \dots, z_{1h_1}, \dots, z_{nh_n})$  中,  $z_{ij}$  表示机器  $q_{ij} \in S_{ij}$  加工工序  $o_{ij}$  时的速度.

对于每个解,其解码过程如下: 1) 将调度串转化为有序工序表,并根据另外两个串为每道工序分配机器,并确定机器的加工速度; 2) 从左到右依次安排有序工序表中的工序,每道工序尽可能早地在所分配的机器上以给定的速度加工,直到所有工序安排完成.

## 2.2 教师的自学阶段

在单目标场合通常只有一名教师,但在多目标场合,由于最优解数量众多,导致教师数量明显增加,这些教师之间彼此非劣,这一点与学校的实际情况比较一致;另外,教师的教学水平和技巧将显著影响其教学效果,故教师要不断学习新知识. 由于教师忙于教学,具有较强的学习能力,大多数情况教师通过自学来获得新知识. 本节采用多邻域搜索模拟教师的自学过程.

假设最多存在  $N$  名教师,他们保留在非劣集合

$\Omega$  中,采用 4 种邻域结构以实现教师的自学. 邻域结构 insert 用于改变教师  $X_{\text{teacher}}$  的调度串  $((\theta_1, r_1), (\theta_2, r_2), \dots, (\theta_i, r_i), \dots, (\theta_h, r_h))$ . 首先随机确定一个元素  $(\theta_j, r_j)$  和一个位置  $k \neq j$ , 并将元素  $(\theta_j, r_j)$  插入到新位置; 然后重新确定所有  $r_i$  以得到新的调度串. 邻域结构 swap 通过互换一些二元组和为每个  $\theta_i$  重新确定新的  $r_i$  来产生新解.

邻域结构 change 通过改变教师  $X_{\text{teacher}}$  的机器分配串来产生新解,其过程如下: 首先确定集合  $\Theta = \{q_{ij} | |S_{ij}| > 1, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, h_i\}$ , 然后从集合  $\Theta$  中随机选择一些元素,假设  $q_{ij}$  被选中,从  $S_{ij}$  中随机选择一台机器替代  $q_{ij}$ . 邻域结构 speed 用来改变一些机器的加工速度,它通过从速度选择串中随机选择一些元素并采用随机方式为这些元素赋值的方式来产生新解. 令  $N_1, N_2, N_3$  和  $N_4$  表示 swap、insert、change 和 speed,  $N_i(X)$  为通过执行  $N_i$  所产生的  $X$  的邻域解集.

## 2.3 教学阶段

在本阶段,学生通过他与教师之间的交互来获得知识,这种方式广泛存在于大多数学校. 在 TLBO 关于调度问题的现有应用中,教师和学生之间的交互主要通过交叉操作来实现<sup>[22-27]</sup>, 本文针对低碳 FJSP 的 3 个子问题,分别应用一种交叉方式来实现教学活动.

第 1 种操作关于调度串,其具体过程如下: 对于学生  $X$  和老师  $X_{\text{teacher}}$  的调度串<sup>[32]</sup>, 从第 1 个位置开始,如果随机数  $\alpha < 0.5$ , 则选择学生  $X$  的第 1 个二元组, 否则选择教师  $X_{\text{teacher}}$  的第 1 个二元组; 假设从  $X$  中选中了二元组  $(\theta_i, r_i)$ , 将该二元组直接添加到子代中, 并从  $X$  和  $X_{\text{teacher}}$  中剔除, 如果  $(\theta_i, r_i)$  位于  $X_{\text{teacher}}$  调度串的第  $g$  位, 则将位于第  $g+1$  位和最后一位之间的所有二元组左移一位, 重复上述过程直到  $X$  和  $X_{\text{teacher}}$  的调度串变空; 最后一个新  $X$  的调度串产生了. 上述操作中,  $X$  和  $X_{\text{teacher}}$  中同一位置上的二元组具有相同的选中概率.

第 2 种操作在两个解的机器分配串之间进行, 对于  $X$  和  $X_{\text{teacher}}$ , 随机选择两个位置  $g_1, g_2 \in [1, h]$ ; 然后, 将位于  $X$  的机器分配串上述两个位置间的机器用  $X_{\text{teacher}}$  中同样位置上的相应机器替代.

第 3 种操作与第 2 种操作类似, 在随机确定两个位置  $g_1, g_2$  后,  $X$  速度选择串中位于这两个位置间的速度由  $X_{\text{teacher}}$  中同样位置上的速度更替.

3 种操作只是用来产生新的  $X, X_{\text{teacher}}$  保持不变, 而且何种操作投入使用由两个概率决定, 具体描述如下: 对于一名教师和一名学生, 如果随机数  $\alpha < \beta$ , 则执行第 1 种操作; 如果  $\alpha \in [\beta, \mu]$ , 则执行

第2种操作;如果 $\alpha > \mu$ ,则执行第3种操作.

通常情况下,调度子问题的求解难度要高于机器分配和速度选择,为了高效率地获得问题的最优解,有必要对调度子问题分配更多的计算资源.因此,对第1种操作以较大的概率执行,通过大量实验,得到 $\beta = 0.7, \mu = 0.85$ .

## 2.4 替代原则和更新策略

在自学阶段,在教师 $X_{\text{teacher}}$ 的基础上产生一个新解 $X_{\text{new}}$ ,如下原则用来决定 $X_{\text{teacher}}$ 能否被 $X_{\text{new}}$ 所替代:如果 $X_{\text{new}}$ 受 $X_{\text{teacher}}$ 支配,则 $X_{\text{teacher}}$ 保持不变;否则利用 $X_{\text{new}}$ 替代 $X_{\text{teacher}}$ .

教学阶段也采用上述原则决定 $X$ 能否被 $X_{\text{new}}$ 替代,如果 $X_{\text{new}}$ 支配 $X$ 或者两个解彼此非受支配,则 $X_{\text{new}}$ 成为新的 $X$ .

教师集 $\Omega$ 采用如下策略更新: $X_{\text{teacher}}$ 或 $X$ 被 $X_{\text{new}}$ 替代后,将 $X_{\text{new}}$ 加入到集合 $\Omega$ 中,然后集合 $\Omega$ 内的所有元素根据Pareto支配关系进行比较,剔除受支配解,如果 $\Omega$ 的实际大小仍大于它的最大大小 $N$ ,则计算 $\Omega$ 内所有元素的拥挤距离<sup>[33]</sup>,剔除那些拥挤距离最小的元素直到 $\Omega$ 的实际大小等于 $N$ .

## 2.5 算法描述

TLBO的具体步骤描述如下:

Step 1: 随机产生初始群体 $P$ ,构造初始教师集 $\Omega$ .

Step 2: 自学阶段. 令 $g \leftarrow 1$ ,对集合 $\Omega$ 中的每一名教师 $X_{\text{teacher}}$ ,重复如下过程 $G$ 次( $G$ 为自学阶段次数):产生新解 $X_{\text{new}} \in N_g(X_{\text{teacher}})$ ,如果替代条件成立,则 $X_{\text{teacher}}$ 被替代并更新教师集 $\Omega$ ;否则 $X_{\text{teacher}}$ 保持不变, $g \leftarrow g + 1$ ,若 $g = 5$ 则 $g \leftarrow 1$ .

Step 3: 教学阶段. 对于每名学生 $X \in P$ ,如果能随机选择一名教师 $X_{\text{teacher}} \neq X$ ,则对 $X$ 和 $X_{\text{teacher}}$ 执行按2.3节方式选定的交叉操作,根据替代原则确定所产生的新解 $X_{\text{new}}$ 能否替代 $X$ .若能替代,则替代 $X$ 并更新教师集 $\Omega$ ;如果无法从集合 $\Omega$ 中找到 $X_{\text{teacher}} \neq X$ ,则直接跳过 $X$ 的学习.

Step 4: 若终止条件未成立,则转到Step 2;否则停止搜索.

Step 5: 输出教师集 $\Omega$ .

终止条件为规定的目标函数估计次数 $\max\_it$ ,在Step 2和Step 3的执行过程中,若满足终止条件,则停止搜索直接跳到Step 5.在Step 3中,如果 $X$ 是集合 $\Omega$ 中唯一的教师,则跳过它的学习;如果集合中存在多名教师,即使 $X$ 在集合 $\Omega$ 中,它也会向其他教师学习.设种群规模为 $N'$ ,算法的时间复杂性为 $O((GN + N')Z)$ , $Z$ 为Step 2和Step 3的循环次数.

不同于现存的TLBO,本文的TLBO未利用学生

的交互学习产生新解,并通过邻域搜索来模拟教师的自学活动,3种交叉操作用于模拟教师与学生之间的教学活动,这样的TLBO包含了全局搜索和局部搜索,并可能维持探索和利用之间的良好平衡;相反,现有的TLBO通常不包含局部搜索,并采取与局部搜索混合的方式来改善其局部搜索能力,因此本文的TLBO具有一些新的特征.

## 3 计算实验

为了测试TLBO在低碳FJSP方面的搜索优势,进行了大量计算实验,这些实验运用Microsoft Visual C++ 6.0编程实现,并运行于具有4.0 G RAM 1.70 GHz CPU的计算机上.

### 3.1 测试实例、性能指标和比较算法

选用了25个测试实例MK1~MK13和DP1~DP12,它们都是FJSP的实例,需要扩展才能用于比较算法在低碳FJSP上的性能差异,主要是增加机器速度和能源消耗信息,具体描述如下.

$V = \{1.00, 1.30, 1.55, 1.80, 2.00\}$ , $E_{kl} = 4 \times v_l^2$ , $SE_k = 1$ ,显然能耗与加工时间满足第2节给出的假设.交货期根据下式计算:

$$D_i = \rho \sum_{j=1}^{h_i} \max_{k=1,2,\dots,m} \{\eta_{ijk}\}. \quad (5)$$

其中: $\rho$ 是一个随机数, $\eta_{ijk}$ 是这些实例未扩展前的加工时间;对于MK1,MK11~MK13, $\rho \in [0.7, 0.9]$ ,对于MK2~MK10, $\rho \in [0.5, 0.7]$ ,对于DP1~DP12, $\rho \in [1, 1.5]$ .

采用如下两个指标评价算法的计算结果.

1) 距离指标 $DI_R$ 用来衡量非劣解集 $\Omega_l$ 中的元素相对于参考集 $\Omega^*$ 的距离,表示为

$$DI_R(\Omega_l) = \frac{1}{|\Omega^*|} \sum_{Y \in \Omega^*} \min\{\phi_{XY} | X \in \Omega_l\}. \quad (6)$$

其中

$$\phi_{XY} = \sqrt{(f_1^*(X) - f_1^*(Y))^2 + \dots + (f_F^*(X) - f_F^*(Y))^2},$$

$\phi_{xy}$ 表示解 $X$ 与参考集 $\Omega^*$ 中元素 $Y$ 在归一化目标空间内的距离, $F$ 为目标函数的个数, $f_i^*$ 为第 $i$ 个归一化目标,归一化方法见文献[3-4];参考集 $\Omega^*$ 由集合 $\bigcup_{l=1}^A \Omega_l$ 中的非劣解组成, $A$ 为算法的个数.

显然, $DI_R(\Omega_l)$ 越小, $\Omega_l$ 所对应的算法越好.

2) 指标 $\rho_l$ 用来衡量 $\Omega_l$ 所提供的非劣解在整个参考集 $\Omega^*$ 中所占的比例.

选用非劣排序遗传算法-II(NSGA-II)和变邻域搜索(VNS)作为比较算法,因为它们简单修改后能够直接应用于低碳FJSP的求解,且它们的良好性

能在以前的应用中已得到验证<sup>[18,35]</sup>. Ahmadi等<sup>[18]</sup>应用NSGA-II解决了具有随机故障的FJSP,采用如下方法将其扩展以求解低碳FJSP:在原有编码方法的基础上增加速度选择部分,问题的解表示为一个四元组串,串中每个元素形如 $(i, j, k, l)$ . 其中: $i$ 为工件编号, $j$ 为工件 $J_i$ 的工序编号, $k$ 为分配给工序 $o_{ij}$ 的机器编号, $l$ 为机器的加工速度. 保留顺序交叉并扩展:采用和处理机器 $k$ 的方法来处理速度;取消随机故障的部分,速度选择子问题的变异操作为speed.

利用上述4种邻域结构构造VNS,过程如下:

1) 随机产生一个初始解 $X$ ,得到初始非劣解集 $\Omega$ ,令 $k \leftarrow 1$ .

2) 重复如下过程直到终止条件成立:随机产生一个解 $Z \in N_k(X)$ ,并与 $X$ 进行比较,如果替代条件成立,则利用 $Z$ 直接替代解 $X$ ,采用3.4节中的方法更新集合 $\Omega$ ,并令 $k \leftarrow 1$ ;否则 $k \leftarrow k + 1$ ;若 $k = 5$ ,则 $k \leftarrow 1$ .

另外,为了测试TLBO的新优化机理对算法性能的影响,将TLBO与基本TLBO(BTLBO)比较,BTLBO的学习阶段与教学阶段比较类似,具体过程如下:对于种群 $P$ 中的每个学生 $X$ ,从 $P$ 中选择另一名学学生 $X' \neq X$ ,它们之间的全局搜索过程与2.3节所描述的发生在 $X$ 和 $X_{teacher}$ 之间的过程相同,产生新解 $X_{new}$ 后,确定 $X$ 能否被 $X_{new}$ 替代,如果能,则更新集合 $\Omega$ .

### 3.2 计算结果及其分析

TLBO具有4个主要参数:最大教师数 $N$ ,种群规模 $N'$ ,自学阶段次数 $G$ ,规定的目标函数估计次数 $\max\_it$ ,对这4个参数的多种设置进行大量对比实验,最后确定如下一组参数值能使TLBO具有更好的性能: $N = 30, N' = 80, G = 6, \max\_it = 10^5$ .

BTLBO的参数设置为: $N = 30, N' = 80, \max\_it = 10^5$ .

NSGA-II的4个参数分别为种群规模100,交叉概率0.8,变异概率0.1,最大代数为 $\max\_it$ 的百分之一. VNS的唯一参数为 $\max\_it = 10^5$ . NSGA-II和VNS的参数是通过大量实验获得的. 由于每代要进行100次目标函数估计,导致NSGA-II总的目标函数估计次数也为 $10^5$ ,即3种算法的目标函数次数相同.

计算结果如表1和表2所示,其中 $\Omega^*$ 由 $\bigcup_{l=1}^4 \Omega_l$ 的非劣解组成, $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3, \Omega_4$ 分别为TLBO、BTLBO、VNS和NSGA-II的非劣解集, $DI_R(\Omega_l)$ 和 $\rho_l$ 分别为 $\Omega_l$ 的两个指标值. 表3给出了算法的计算时间.

如表1~表3所示,VNS无法为参考集 $\Omega^*$ 提供

任何成员,且 $DI_R(\Omega_3)$ 明显偏大,表明它产生的解都远离 $\Omega^*$ 中的元素. TLBO关于18个实例产生了 $\Omega^*$ 中的大多数成员,其中7个实例的整个 $\Omega^*$ 都由TLBO产生. NSGA-II关于7个实例得到了 $\Omega^*$ 的大部分成员,但关于18个实例, $DI_R(\Omega_4)$ 要比 $DI_R(\Omega_1)$ 至少大4.0. 表3表明TLBO的计算时间比VNS和NSGA-II稍长. 总之,TLBO是求解低碳FJSP具有较强竞争力的算法.

表1 4种算法关于指标 $DI_R(\Omega)$ 的计算结果

实例	TLBO	BTLBO	VNS	NSGA-II
MK1	2.343	26.70	24.38	16.66
MK2	0.00	30.58	21.15	11.82
MK3	0.00	24.31	26.38	10.09
MK4	3.962	30.09	25.44	3.667
MK5	0.480	28.11	26.39	6.105
MK6	2.404	34.11	19.37	2.458
MK7	0.00	26.04	14.33	13.15
MK8	7.223	36.29	24.10	3.369
MK9	1.861	31.28	27.10	23.66
MK10	0.286	29.43	28.25	8.755
MK11	7.254	32.38	32.57	5.478
MK12	0.00	22.39	23.23	12.78
MK13	0.00	30.96	17.96	17.66
DP1	1.412	18.48	26.37	3.067
DP2	0.237	18.57	26.19	7.661
DP3	1.918	38.29	29.44	11.25
DP4	5.701	36.10	37.21	9.803
DP5	0.00	33.85	34.51	11.63
DP6	2.812	39.08	32.14	13.01
DP7	0.00	34.26	35.06	11.58
DP8	0.00	41.56	29.84	16.42
DP9	3.304	32.10	33.48	19.69
DP10	2.168	33.11	28.45	3.153
DP11	0.052	39.32	36.29	7.389
DP12	7.705	35.26	27.28	4.068

表2 4种算法关于指标 $\rho$ 的计算结果

实例	TLBO	BTLBO	VNS	NSGA-II
MK1	0.485	0.00	0.00	0.514
MK2	1.000	0.00	0.00	0.00
MK3	1.000	0.00	0.00	0.00
MK4	0.291	0.00	0.00	0.709
MK5	0.575	0.00	0.00	0.425
MK6	0.700	0.00	0.00	0.300
MK7	1.000	0.00	0.00	0.00
MK8	0.205	0.00	0.00	0.795
MK9	0.705	0.00	0.00	0.295
MK10	0.820	0.00	0.00	0.180
MK11	0.153	0.00	0.00	0.847
MK12	1.000	0.00	0.00	0.00
MK13	1.000	0.00	0.00	0.00
DP1	0.587	0.00	0.00	0.413
DP2	0.900	0.00	0.00	0.100
DP3	0.571	0.00	0.00	0.429
DP4	0.361	0.00	0.00	0.639
DP5	1.000	0.00	0.00	0.00
DP6	0.531	0.00	0.00	0.469
DP7	1.000	0.00	0.00	0.00
DP8	1.000	0.00	0.00	0.00
DP9	0.590	0.00	0.00	0.410
DP10	0.339	0.00	0.00	0.661
DP11	0.946	0.00	0.00	0.054
DP12	0.336	0.00	0.00	0.664

表3 4种算法的计算时间对比

实例	TLBO	BTLBO	VNS	NSGA-II
MK1	5.010	5.210	4.672	4.550
MK2	4.341	5.118	4.712	4.519
MK3	12.19	13.27	13.19	10.47
MK4	7.721	8.652	6.582	5.965
MK5	11.47	12.57	10.85	9.318
MK6	10.63	11.66	10.35	8.914
MK7	9.571	10.68	8.145	7.012
MK8	24.82	26.43	20.46	17.39
MK9	26.31	28.10	22.57	20.74
MK10	23.99	25.65	21.39	18.34
MK11	22.52	25.81	20.46	17.04
MK12	24.28	26.77	19.49	18.06
MK13	23.49	26.13	19.36	18.22
DP1	18.74	19.33	17.02	15.65
DP2	18.69	19.72	17.51	16.12
DP3	18.61	19.55	17.30	15.98
DP4	17.74	18.68	17.03	15.48
DP5	17.15	18.91	17.35	15.10
DP6	17.44	18.54	17.40	15.38
DP7	29.99	31.26	25.49	23.28
DP8	29.64	31.30	25.37	23.40
DP9	29.75	31.42	25.66	23.21
DP10	29.24	31.09	25.44	23.38
DP11	29.60	31.27	25.78	23.41
DP12	29.75	31.01	25.66	23.54

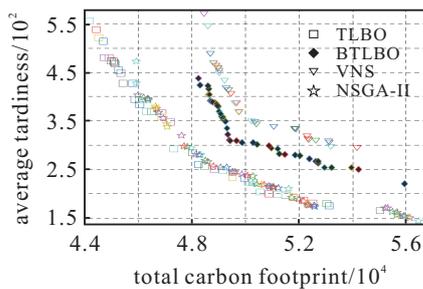


图1 4种算法关于DP1的非劣解的分布情况

图1描述了DP1的非劣解的分布情况.可以看出:总碳排放和平均延迟时间之间存在冲突关系,当碳排放最大时,平均延迟时间最小,反之亦然;从左到右观察每个算法的解的分布可以发现,平均延迟时间随着碳排放的增加而减少.

通过对比BTLBO和TLBO可以发现,新优化机理的引入大大改善了TLBO的性能.如表1和表2所示,TLBO的性能明显优于BTLBO,BTLBO无法为参考集提供任何成员,且BTLBO所获得的解远离参考集中的解. BTLBO由教学阶段和交互学习阶段组成,这些阶段都通过全局互换实现,没有引入局部搜索,从而难以实现探索与利用之间的良好平衡,导致BTLBO的性能低下,这也从反面说明了TLBO中新优化机理的重要性.上述结果验证了TLBO新优化机理的合理性和有效性,新优化机理使全局搜索和局部搜索协调优化,从而维持探索和利用的良好平衡.

### 4 结论

本文研究低碳FJSP,并提出了一种基于新型优化机理的TLBO.该算法利用3个串对问题的3个子

问题单独编码,引入了教师的自学阶段,而取消了学生的交互学习阶段,并运用多邻域搜索和全局搜索分别模拟教师的自学和教学活动.通过TLBO对一系列低碳FJSP的实例进行测试实验,验证了新优化机理的价值和TLBO对低碳FJSP较强的优化能力.

本文工作仅表明所提出的TLBO对低碳FJ-SP的求解是有效的,未来将继续关注该TLBO关于其他调度问题的应用研究,并进一步研究低碳生产调度.

### 参考文献(References)

- [1] Gahm C, Denz F, Dirr M, et al. Energy-efficient scheduling in manufacturing companies: A review and research framework[J]. European J of Operational Research, 2016, 248(1): 744-757.
- [2] Mouzon G, Yildirim M B, Twomey J. Operational methods for minimizing of energy consumption of manufacturing equipment[J]. Int J of Production Research, 2007, 45(18/19): 4247-4271.
- [3] Yildirim M B, Mouzon G. Single-machine sustainable production planning to minimize total energy consumption and total completion time using a multiple objective genetic algorithm[J]. IEEE Trans on Engineering Management, 2012, 59(3): 585-597.
- [4] Shrouf F, Ordieres-Meré J, García-Sánchez A. et al. Optimizing the production scheduling of a single machine to minimize total energy consumption costs[J]. J of Cleaner Production, 2014, 67: 197-207.
- [5] Fang K, Uhan N, Zhao F. et al. A new approach to scheduling in manufacturing for power consumption and carbon footprint reduction[J]. J of Manufacturing Systems, 2011, 30(4): 234-240.
- [6] Dai M, Tang D B, Giret A. et al. Energy-efficient scheduling for a flexible flow shop using an improved genetic-simulated annealing algorithm[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2013, 29(2): 418-429.
- [7] Luo H, Du B, Huang G Q, et al. Hybrid flow shop scheduling considering machine electricity consumption cost[J]. Int J of Production Economics, 2013, 146(2): 423-439.
- [8] Lin W W, Yu D Y, Zhang C Y, et al. A multi-objective teaching-learning-based optimization algorithm to scheduling in turning process for minimizing makespan and carbon footprint[J]. J of Cleaner Production, 2015, 101: 337-347.
- [9] Ding J Y, Song S J, Wu C. Carbon-efficient scheduling of flow shops by multi-objective optimization[J]. European J of Operational Research, 2016, 248(3): 758-771.
- [10] Mansouri S A, Aktas E, Besikci U. Green scheduling of a two-machine flowshop: Trade-off between makespan and energy consumption[J]. European J of Operational Research, 2016, 248(3): 772-788.
- [11] Lei D M, Guo X P. An effective neighborhood search for scheduling in dual resource constrained interval job shop with environmental objective[J]. Int J of Production

- Economics, 2015, 159(1): 296-303.
- [12] May G, Stahl B, Taisch M, et al. Multi-objective genetic algorithm for energy-efficient job shop scheduling[J]. Int J of Production Research, 2015, 53(23): 7071-7089.
- [13] Zhang R, Chiong R. Solving the energy-efficient job shop scheduling problem: A multi-objective genetic algorithm with enhanced local search for minimizing the total weighted tardiness and total energy consumption[J]. J of Cleaner Production 2016, 112: 3361-3375.
- [14] Li J Q, Pan Q K, Suganthan P N, et al. A hybrid tabu search algorithm with an efficient neighborhood structure for the flexible job shop scheduling[J]. Int J of Advanced Manufacturing Technology, 2011, 52(5): 683-697.
- [15] Li J Q, Pan Q K, Xie S X. An effective shuffled frog-leaping algorithm for multi-objective flexible job shop scheduling problems[J]. Applied Mathematics and Computation, 2012, 218(18): 9371-9395.
- [16] Li J Q, Pan Q K, Tasgetiren M F. A discrete artificial bee colony algorithm for the multi-objective flexible job-shop scheduling problem with maintenance[J]. Applied Mathematical Modelling, 2014, 38(3): 1111-1132.
- [17] Yuan Y, Xu H. Multiobjective flexible job shop scheduling using memetic algorithms[J]. IEEE Trans on Automation Science and Engineering, 2015, 12(1): 336-353.
- [18] Ahmadi E, Zandieh M, Farrokh M, et al. A multi objective optimization approach for flexible job shop scheduling problem under random machine breakdown by evolutionary algorithm[J]. Computers and Operations Research, 2016, 73(1): 56-66.
- [19] 唐立力. 求解低碳调度问题的改进型候鸟优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(17): 166-171. (Tang L L. Improved migrating birds optimization algorithm to solve low-carbon scheduling problem [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(17): 166-171.)
- [20] 蒋增强, 左乐. 低碳策略下的多目标柔性作业车间调度[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(3): 1023-1031. (Jiang Z Q, Zuo L. Multi-objective flexible job-shop scheduling based on low-carbon strategy[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2015, 21(3): 1023-1031.)
- [21] Rao R V, Savsani V J, Vakharia D P. Teaching-learning-based optimization: A novel method for constrained mechanical design optimization problems[J]. Computers-Aided Design, 2011, 43(3): 303-315.
- [22] Xie Z P, Zhang C Y, Shao X Y, et al. An effective hybrid teaching-learning-based optimization algorithm for permutation flow shop scheduling problem[J]. Advances in Engineering Software 2014, 77: 35-47.
- [23] Xu Y, Wang L, Wang S Y, et al. An effective teaching-learning-based optimization algorithm for the flexible job-shop scheduling problem with fuzzy processing time[J]. Neurocomputing, 2015, 148: 260-268.
- [24] Lin W W, Yu D Y, Zhang C Y, et al. A multi-objective teaching-learning-based optimization algorithm to scheduling in turning process for minimizing makespan and carbon footprint[J]. J of Cleaner Production, 2015, 101: 337-347.
- [25] Shen J N, Wang L, Zheng H Y. A modified teaching-learning-based optimization algorithm for bi-objective re-entrant hybrid flow shop scheduling[J]. Int J of Production Research, 2016, 54(12): 3622-3639.
- [26] Li J Q, Pan Q K, Mao K. A discrete teaching-learning-based optimisation algorithm for realistic flowshop scheduling problems[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2015, 37: 279-292.
- [27] Shao W S, Pi D C, Shao Z S. A hybrid discrete optimization algorithm based on teaching- probabilistic mechanism for no-wait flow shop scheduling[J]. Knowledge-based Systems, 2016, 107: 219-234.
- [28] 于坤杰, 王昕, 王振雷. 基于反馈的精英教学优化算法[J]. 自动化学报, 2014, 40(9): 1976-1983. (Yu K J, Wang X, Wang Z L. Elitist teaching-learning-based optimization algorithm based on feedback[J]. Acta Automation Sinica, 2014, 40(9): 1976-1983.)
- [29] 王凌, 郑环宇. 一种多目标资源受限项目调度问题的教学算法[J]. 控制与决策, 2015, 30(10): 1868-1872. (Wang L, Zheng H Y. A teaching-learning-based optimization algorithm for multi-objective resource constrained project scheduling problem[J]. Control and Decision, 2015, 30(10): 1868-1872.)
- [30] Ghasemi M, Taghizadeh M, Ghavidel S, et al. Solving optimal reactive power dispatch problem using a novel teaching-learning-based optimization problem[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2015, 39: 100-108.
- [31] 张凌波, 宰娜, 顾幸生. 基于改进教学算法优化BP神经网络的催化剂碳含量预测模型[J]. 控制与决策, 2016, 31(9): 1723-1728. (Zhang L B, Zai N, Gu X S. Predictive model for catalyst carbon content based on MTLBO-BP[J]. Control and Decision, 2016, 31(9): 1723-1728.)
- [32] Mattfeld D C, Bierwirth C. An efficient genetic algorithm for job shop scheduling with tardiness objectives[J]. European J of Operational Research, 2004, 155(3): 616-630.
- [33] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [34] Ishibuchi H, Yoshida T, Murata T. Balance between genetic search and local search in memetic algorithms for multi-objective permutation flowshop scheduling[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation 2003, 7(2): 204-223.
- [35] Lei D M. Variable neighborhood search for two-agent flow shop scheduling[J]. Computers and Industrial Engineering, 2015, 80(1): 125-131.