



中国机械工程
China Mechanical Engineering(中国机械工程)
ISSN 1004-132X,CN 42-1294/TH

《中国机械工程》网络首发论文

题目: 预防维护下装配线平衡的多目标重启变邻域搜索算法
作者: 赵联鹏, 唐秋华, 张子凯, 蒙凯
收稿日期: 2020-07-17
网络首发日期: 2021-03-22
引用格式: 赵联鹏, 唐秋华, 张子凯, 蒙凯. 预防维护下装配线平衡的多目标重启变邻域搜索算法. 中国机械工程.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.th.20210319.1804.022.html>



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。

预防维护下装配线平衡的多目标重启 变邻域搜索算法

赵联鹏^{1,2} 唐秋华^{1,2} 张子凯^{1,2} 蒙 凯^{1,2}

1. 武汉科技大学冶金装备及其控制教育部重点实验室, 武汉, 430081

2. 武汉科技大学机械传动与制造工程湖北省重点实验室, 武汉, 430081

摘要：针对预防维护下的装配线平衡问题，提出一种带有重启策略的多目标变邻域搜索算法，以优化正常工作、设备维护情形下的节拍与工序调整。鉴于该问题特性，算法结合启发式与随机方法得到较优初始解；设计并筛选出寻优能力较强且具有互补性的四类邻域算子及其搜索策略。为促进 Pareto 前沿推进，提出一种具有自适应能力的重启算子，以便根据问题规模调整重启代数阈值、参考寻优进程扩大搜索空间。所提算法机制简单且无固定参数，实验结果表明其能够获得具有竞争性的非支配解集，且对实际生产具有一定的指导意义。

关键词：装配线平衡；预防维护；变邻域搜索；Pareto 优化；自适应重启

中图分类号：TH186; TP301.6

Multi-objective Restarted Variable Neighborhood Search Algorithm for Assembly Line Balancing Considering Preventive Maintenance

ZHAO Lianpeng^{1,2} TANG Qiuhua^{1,2} ZHANG Zikai^{1,2} MENG Kai^{1,2}

1. Key Laboratory of Metallurgical Equipment and Control Technology, Wuhan University of
Science and Technology, Wuhan, 430081

2. Hubei Key Laboratory of Mechanical Transmission and Manufacturing Engineering,
Wuhan University of Science and Technology, Wuhan, 430081

Abstract: Aiming at the assembly line balancing problem considering preventive maintenance, a multi-objective variable neighborhood search algorithm with restart strategy is proposed to optimize task adjustment and cycle times under normal work and equipment maintenance scenarios. In view of the characteristics of the problem, the proposed algorithm combines heuristics and stochastic methods to obtain a better initial solution; four types of neighborhood operators with strong optimization ability and complementarity are designed, selected and effectively combined for better exploration and exploitation. In order to promote the advancement of Pareto front, a restart operator with adaptive capability is proposed to adjust the iteration threshold according to the scale of the problem and to expand gradually the search space based on the optimization process. The proposed algorithm is simple and has no fixed parameters. Experimental results show that the algorithm can obtain a set of non-dominated solutions with competing performance, and shows some instructive significance for actual production.

Key words: assembly line balancing; preventive maintenance (PM); variable neighborhood search (VNS); pareto optimization; self-adaptive restart

0 引言*

装配流水线常用于汽车、电器等产品的大批量生产，是制造型企业最基本的生产单元。装配

线的平衡程度直接影响着制造系统的效率，关乎产品质量以及生产成本的高低，因此使装配线达到平衡状态至关重要。装配线平衡问题(Assembly Line Balancing Problem, ALBP)就是将所有基本工作单元分派到各个工作站，以使每个工作站在节拍(即相邻两产品通过装配线尾端的间隔时间)内

收稿日期：2020-07-17

基金项目：国家自然科学基金资助项目(51875421)。

都处于繁忙状态。该问题自被提出以来就受到学者广泛关注, Boysen 等^[1]又根据求解目标将其分为四类, 并衍生出了一系列变体问题以及相关理论, 其求解方法多样, 可分为精确算法^[2]、启发式算法^[3]以及元启发式算法^[4]。

由于设备损耗、不确定性因素的存在, 所以在实际生产时机器会出现故障, 又因为装配线生产过程具有连续特征, 故障一旦出现便会导致生产过程中断, 故需要对机器进行维护。设备维护通常分为纠正性维护(Corrective Maintenance, CM)和预防性维护(Preventive Maintenance, PM)。前者在设备发生故障后进行维修, 属于事后维护; 后者利用机器诊断、定期检查等技术对设备状态进行监测, 并有针对性地安排维修, 该方法可以将机器故障事先排除, 提高设备的可靠性, 减少或者避免停机损失^[5]。

预防维护现已成为制造型企业普遍采用的设备维护方式。预防维护与车间调度的相互影响很大, 集成预防维护和车间调度的研究近年来也大幅增加。Alireza 等^[6]将预防维护与柔性流水车间调度进行集成优化, 提出了融合遗传算法与模拟退火算法的元启发式, 以最小化最大完工时间。Wang 等^[7-8]提出多目标禁忌搜索以及四种启发式算法, 分别求解预防维护与两阶段混合流水车间、双机流水车间集成调度问题。同样, 在已知预防维护计划前提下, 也应考虑基于预防维护情形的装配线平衡, 以便在设备维护时迅速做出生产调整。面向该问题, 蒙凯等^[9-10]建立多目标优化模型, 并提出了改进多目标灰狼算法与改进鲸群优化算法两种群智能算法。Zhang 等^[11]针对考虑预防维护的 U 型装配线平衡问题, 提出改进多目标 JAYA 算法。总体来说, 针对预防维护下的装配线平衡研究相对较少, 并且求解方法主要集中在群智能算法的改进。仍然有必要对预防维护下的装配线平衡问题进行深入研究, 特别是面向问题独有特征的分析; 同时应拓展如局部搜索等求解方法, 以结合问题本质特征, 快速有效求解问题。

为此, 本文提出多目标重启变邻域搜索算法(Multi-objective Restarted Variable Neighborhood Search Algorithm, MORVNS), 探索面向预防维护下装配线平衡问题属性的邻域结构特征与 Pareto 前沿推进方法; 并且将其与基本变邻域搜索算法、改进多目标灰狼算法以及另外四种经典算法进行比较, 以评估所提算法的有效性和优越性。

1 问题描述

1.1 预防维护下的装配线平衡

相比正常工作, 预防维护会使得工作工位减少、生产节拍增加以及工序调整, 这时需根据工序间优先关系确定操作序列, 同时将相应工序重新分配到不同的工位, 并保证正常工作和预防维护两种情形下的生产效率。如图 1 所示, 某案例具有 12 道工序和 4 个工位, 并已知其各工序间优先关系, 图 1(b)中情形 1 表示正常工作时工序安排; 情形 2 是对 2 号工位进行预防维护时的工序分配。由于工位 2 需要进行预防维护, 则工序[5 3 6 9]需要进行调整。

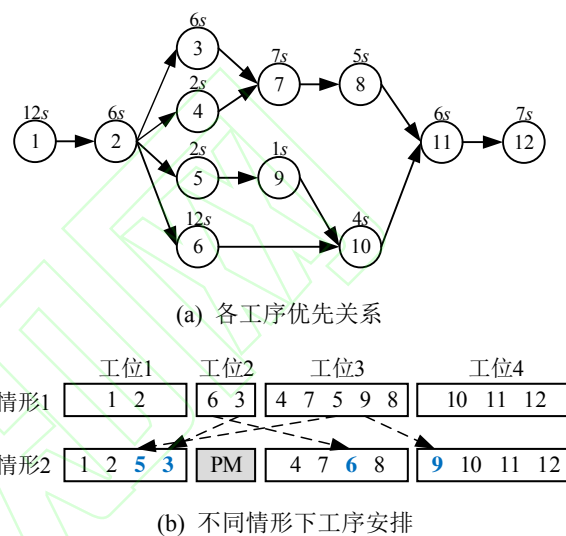


图 1 两种情形下的调整与不同

Fig.1 Adjustment and differences in two scenarios

由此可以看出, 正常生产和预防维护情形下的任务分配既具有一定的相同性, 同时又具有极强的差异性。其中, 相同性体现在: 不同情形下的工序分配都必须满足优先关系; 各工位时间不能大于当前情形下的生产节拍。差异性主要体现在以下三个方面:

(1) 预防维护情形下, 至少有一个工位被维护, 被维护工位没有生产能力, 其他工位都能够参与生产。考虑到工位维护会改变生产状态, 所以会导致一定时间的生产中断。为缩短该调整时间, 每次维护时最好暂停尽可能少的工位;

(2) 预防维护下参与生产的工位减少, 意味着该情形下的生产节拍不会小于正常工作时的生产节拍;

(3) 预防维护工位的工序需调整到其他工位, 而且其他工位上的工序也可能被调整, 以达到负载均衡的目的。因此工序调整数尽量少, 以减少调整时间并更好保持生产连续性。

1.2 多目标优化模型

预防维护下的装配线平衡优化正常工作、维

护情形下的节拍与工序调整三个目标，基于此构建多目标优化模型，并做出以下假设：

- (1) 已知各个工序的操作时间与优先关系；
- (2) 各道工序必须并且只能被加工一次；
- (3) 在每一个工位上都能够加工所有工序；
- (4) 装配线是生产单一产品的单边直线型；
- (5) 不考虑工序准备时间与工件移动时间；
- (6) 每次计划必须且只能维护一个工位。

模型中， n 为工序数； m 为工位数； I 是工序集合， $I=\{1, 2, \dots, n\}$ ， $i, k \in I$ ； J 是工位集合， $J=\{1, 2, \dots, m\}$ ， $j, l \in J$ ， l 为需要维护的工位序号； C 是所有工作情形集合， $C=\{0, 1, \dots, m\}$ ， $\omega \in C$ ，当 $\omega=0$ 时为正常情形， $\omega=l$ 时为对第 l 号工位预防维护的情形； $P_{n \times n}$ 为优先关系矩阵，若工序 i 为 k 的直接前序， $P_{ik}=1$ ，否则 $P_{ik}=0$ ； t_i 为第 i 道工序的加工时间； CT_ω 是 ω 情形下的生产节拍； PA_ω 为正常工作切换到 ω 情形下的工序调整数量，当 $\omega=0$ 时 $PA_\omega=0$ ； $X_{ij\omega}$ 是决策变量，表示在 ω 情形下，若工序 i 分配到工位 j 上 $X_{ij\omega}=1$ ，否则 $X_{ij\omega}=0$ 。

基于上述定义，该问题多目标优化模型的目标函数可以表示为

$$z_1 = \min CT_{\omega=0} \quad (1)$$

$$z_2 = \min CT_{\omega=l} \quad (2)$$

$$z_3 = \min PA_{\omega=l} \quad (3)$$

其中，式(1)与式(2)分别表示最小化正常工作以及预防维护情形下的生产节拍；式(3)表示最小化由正常工作切换到某种预防维护情形时产生的工序调整数量，其计算依据式(4)：

$$PA_{\omega=l} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \left| \frac{X_{ij[\omega=l]} - X_{ij[\omega=0]}}{2} \right| \quad (4)$$

式(4)通过把预防维护与正常工作情形下每个工位上的工序分配相比较，来计算该预防维护情形下的工序调整总量，以便进行生产准备。

多目标优化模型的约束条件可以表示为

$$\sum_{j=1}^m X_{ij\omega} = 1 \quad (5)$$

$$\sum_{j=1}^m j \cdot (X_{ij\omega} - X_{kj\omega}) \leq 0, P_{ik} = 1 \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^n X_{ij\omega} \geq 1, j \neq l \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^n X_{i[\omega=l]} = 0 \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^n X_{ij\omega} \cdot t_i \leq CT_\omega \quad (9)$$

其中，式(5)为工序分配约束，表示每道工序都必须分配到一个工位并且只能分配一次；式(6)为工序优先关系约束，表示只有当某工序的所有紧前工序全部完成后才能对其进行分配；式(7)与式(8)为工位分配约束，表示工位不被维护时应至少被分配一道工序，进行维护的工位不应该被分配任何一道工序，因此被维护工位上的操作时间为零；式(9)为节拍约束，表示在情形 ω 下任何一个工位上所有工序的总操作时间都不能大于生产节拍。

2 多目标重启变邻域搜索算法

变邻域搜索算法^{[12]1-4}是一种经典的局部搜索算法。因其结构简单、易于实现且参数较少等优点，自提出以来就被广泛应用于生产调度、路径规划等组合优化问题，它通过对多邻域进行特定形式的搜索以找到问题的满意解。装配线平衡问题是典型的 NP-hard 问题，当问题规模较大时需要运用近似算法对其进行求解，在该问题研究领域，变邻域搜索算法已被应用于优化双边装配线平衡问题^[13-14]中工人数量、线长以及生产节拍。

基本变邻域搜索算法设计扰动算子来避免陷入局部最优。本文所提算法设计重启算子以替代扰动算子作为跳出局部最优的手段，并对多种邻域结构的选择、组合与搜索策略进行研究。

2.1 初始化与解码

2.1.1 初始解的生成

预防维护下装配线平衡问题的可行解包括正常工作、设备维护情形下的工序安排以及工序调整三部分，解的表达采用满足优先关系的实数编码^[9]。在局部搜索算法中，初始解通常由随机或启发式方法获得，从一个性能较优的初始解出发能够更快找到满意解。

考虑多目标和装配线平衡问题的特性，本文所研究问题的初始解利用启发式规则与随机编码相结合的方式生成。首先按照最短操作时间规则(SPT)^[15]、最长操作时间规则(LPT)^[16]、优先位置权重规则(RPW)^[17]、分别混合最短与最长操作时间和优先位置权重规则、随机编码生成六种操作排序方案，由此得到 36 个性能不同的待选初始解。然后，利用“擂台赛法则”^[18]依据待选初始解的目标函数值进行非支配排序，找出位于 Pareto 前沿上的解，并计算前沿上各个解与其他解之间的

距离, 最终选出距离之和最大的解作为初始解。

2.1.2 固定工位下的动态迭代解码

在求解预防维护下装配线平衡问题中的不同工作情形下的生产节拍时, 其本质是求解第二类装配线平衡问题(ALBP-II), 即在给定工位数时最小化生产节拍。当操作排序方案确定后需要把各工序分配到各工位并获得该操作序列下的最小生产节拍。由于每种生产情形下工位数目固定, 又因同一序列的分配方案有多种, 故不能采用增加工位的方式进行解码, 所以选择固定工位下的动态迭代解码方法。基于某一情形下的工序操作序列, 具体解码步骤如下:

(1) 依据式(10)计算该操作序列下的理论最小生产节拍:

$$CT_E = \frac{\sum_{i=1}^n t_i}{m} \quad (10)$$

并令当前节拍 $CT=CT_E$;

(2) 按照当前节拍 CT 将该序列中的操作依次分配到各工作站, 直至分配到第 $(m-1)$ 号工作站满足当前节拍要求, 然后将剩余操作全部依次分配给第 m 号工作站;

(3) 计算此时每个工位上的总操作时间 T_j 与 T'_j , 后者的计算公式为式(11):

$$T'_j = T_j + t_{l(j+1)} \quad (11)$$

其中, $t_{l(j+1)}$ 表示此时第 $(j+1)$ 个工位上的第一道工序的操作时间;

(4) 令 $CT'=\max T_j$, $CT''=\min T'_j$, 若 $CT \leq CT''$, 那么 CT'' 就是该操作序列下的最优生产节拍, 此时的分配方案也为该操作序列下的最佳分配方案; 若 $CT > CT''$, 那么, 令当前节拍 $CT=CT''$, 并重复步骤(2)-(4)。

针对每种情形, 固定待维护工位和可工作工位, 运行上述解码, 可获得三个目标值(CT_0 , PA_l , CT_l)。其中, CT_0 为正常工作情形下的生产节拍; CT_l 为对 l 号工位进行维护的情形下的生产节拍; PA_l 为两种情形切换时的工序调整数量。

2.2 接收准则

新解的接收准则是若该解能支配当前 Pareto 前沿解集中的某些解, 或者与其中所有解互不支配, 那么就将该解放入前沿解集并删除被其支配的所有解, 否则丢弃该解。在新解与当前非支配解集中的所有解互不支配时, 则将其保留在前沿解集中, 但不认为前沿解集获得实质性推进。只有当前 Pareto 前沿解集中全部或者部分解被新解

支配时才认为其发生实质性推进。

2.3 变邻域搜索算子

在对多邻域进行搜索时, 若邻域结构数量太多会增加计算的时间成本, 反之将会导致对解空间探索不完全, 最终遗失满意解。因此, 在进行算法设计时必须考虑以下三点内容^{[12]1-2}:

(1) 设计恰当数量并且针对问题属性的邻域结构;

(2) 确定所采用的多种邻域结构的排列组合形式;

(3) 采用面向问题属性寻优能力最好的搜索策略。

在本文所提算法中, 对上述内容进行深入研究, 并最终使算法展现出相对较好的性能。

2.3.1 邻域结构的选择

针对装配线平衡问题, 现已有发展成熟且性能良好的邻域结构譬如互换算子、后插算子以及前插算子。在搜索阶段, 通常为了追求运行速度而忽略邻域解的可行性, 一般采取修复机制使不可行解转换为可行解, 这种设计方法不仅降低了产生可行解的概率又增加了计算复杂度。修复机制如同设备管理中的纠正性维护, 本文在设计邻域算子时运用预防维护思想, 选取互换、后插与前插三种邻域结构, 并根据工序优先关系设计一次互换与多次互换、一次后插与多次后插、一次前插与多次前插六个算子以生成可行邻域解, 并且避免各算子邻域空间出现重叠现象, 消除重复操作带来的时间损失。

同时, 本文设计了一种新型邻域结构, 称为重排式邻域算子。已知某一操作序列, 随机选择其中任意两个位置, 分别以近前端、近后端为起止点截取子序列, 并根据子序列中各操作之间的优先关系形成部分优先关系矩阵, 基于此对子序列进行重新排列得到新序列, 如图 2 所示:

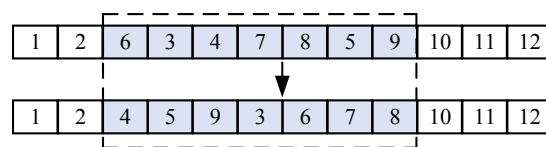


图 2 重排式邻域算子实例

Fig.2 Examples of rearranged neighborhood operators

该例中起点为 3、终点为 9, 初始子序列包含七个操作为[6 3 4 7 8 5 9], 根据优先关系重新排列之后得到新的子序列[4 5 9 3 6 7 8], 对应的由初始序列[1 2 6 3 4 7 8 5 9 10 11 12]得到新的可行邻域解序列[1 2 4 5 9 3 6 7 8 10 11 12]。

2.3.2 邻域结构的排序

所提算法采用四类七个邻域结构，除重排式邻域结构之外，实现了互换、后插与前插算子的邻域解空间完全没有交叉部分。而重排式邻域结构由于随机性大，所以邻域解空间与其他三类算子的解空间有部分重叠，在其余算子探索不到的解空间，该结构起一定的补足作用。

大量实验证明，根据工序优先关系实现的四类邻域结构性能由优到劣依次为重排、互换、后插和前插，在邻域搜索阶段多种邻域结构按此顺序进行排列，以保证尽快找到满意解。

2.3.3 搜索策略的选择

多邻域结构的搜索方式通常有三种，分别是每次迭代随机选择一种邻域结构进行探索的随机邻域搜索(Stochastic Neighborhood Search, SNS)策略、交替进行的变邻域搜索策略和对多种邻域结构全部探索的全局邻域搜索(Global Neighborhood Search, GNS)策略。

面向预防维护下装配线平衡问题，邻域搜索策略采用交替搜索。理论上，假设选取 K 种不同的邻域结构，在每次迭代时随机搜索策略的计算复杂度为 1，该策略时间成本最低；全局邻域搜索策略的计算复杂度为 K ，时间成本最高；而采用交替搜索策略时计算复杂度在区间 $[1, K]$ 内，时间成本也在其他两种策略之间。三种搜索策略在本文所研究问题上展现出的性能也将通过实验算例进行验证说明。

当邻域结构选择、组合以及搜索策略确定之后，随即实现重启前的变邻域搜索阶段(Variable Neighborhood Search Before Restart, VNSBS)，使它在算法中承担重启前的探索工作，并依据接收准则对新解进行判断。其伪代码如图 3 所示：

Procedure: VNSBS

```

1: Input:  $S, N_k (k=1, 2, \dots, K), POS$ 
2: Begin:
3:    $d\_count=0;$ 
4:   For  $k=1$  to  $K$  do
5:      $S'=N_k(S);$ 
6:     If  $\exists s \in POS: S' \succ s$  then
7:        $POS \leftarrow C_{POS} \cup S';$ 
8:        $S \leftarrow S'$  and  $d\_count=0;$ 
9:       break
10:    Else If  $\forall s \in POS: s \succ S'$  then
11:       $d\_count \leftarrow d\_count+1;$ 
12:    Else
13:       $POS \leftarrow POS \cup S';$ 
14:       $d\_count \leftarrow d\_count+1;$ 
15:    End If
16:  End For
17: Output:  $S, POS, d\_count$ 
    
```

图 3 重启前变邻域搜索伪代码

Fig.3 Pseudocode of VNSBS

其中， S 为被探索解； S' 是邻域解； N_k 表示第 k 种邻域结构； POS 为当前 Pareto 前沿解集； C_{POS} 表示解 s 在 POS 中的相对补集，是由 POS 中所有不同于 s 的解组成的集合； d_count 用来记录前沿解集连续未发生实质性推进的代数。

2.4 重启算子

由于接收准则的本质是贪心策略，所以算法容易陷入局部最优。基本变邻域搜索算法(BVNS)采用扰动算子在每次寻优前对被探索解进行扰动得到中间解，从而获得全新的邻域解空间并进行探索，从而达到跳出局部最优的目的。但扰动具有随机性，中间解性能有时会劣于当前解，所以增加了寻优过程的波动性。

为跳出局部最优，实现 Pareto 前沿解集的推进并同时保证算法稳定性，本文设计一种新型的重启算子来替代扰动算子，并通过大量实验证明其有效性和优越性。

2.4.1 自适应阈值

非支配解集连续未获得实质性推进的代数是判断何时重启的关键，把它作为重启算子的启动阈值，记为 gen 。阈值的确定至关重要，倘若其取值过小，将导致频繁执行重启算子并错过满意解；如果取值过大，就会迟迟不重启从而无法跳出局部最优，浪费宝贵的 CPU 时间^[19]。

在算法运行过程中，解的性能会随着寻优次数的增加逐渐变优，因此在寻优后期相比前期更容易陷入局部最优；针对不同规模的装配线平衡问题，陷入局部最优的可能性与工序数 n 、工位数 m 、操作时间不同的工序个数 a_{di} 以及优先关系约束强度 C_s 有关。在确定上述因素与重启阈值的函数关系之后，当前寻优代数自适应重启阈值 gen 依据式(12)、(13)以及(14)确定：

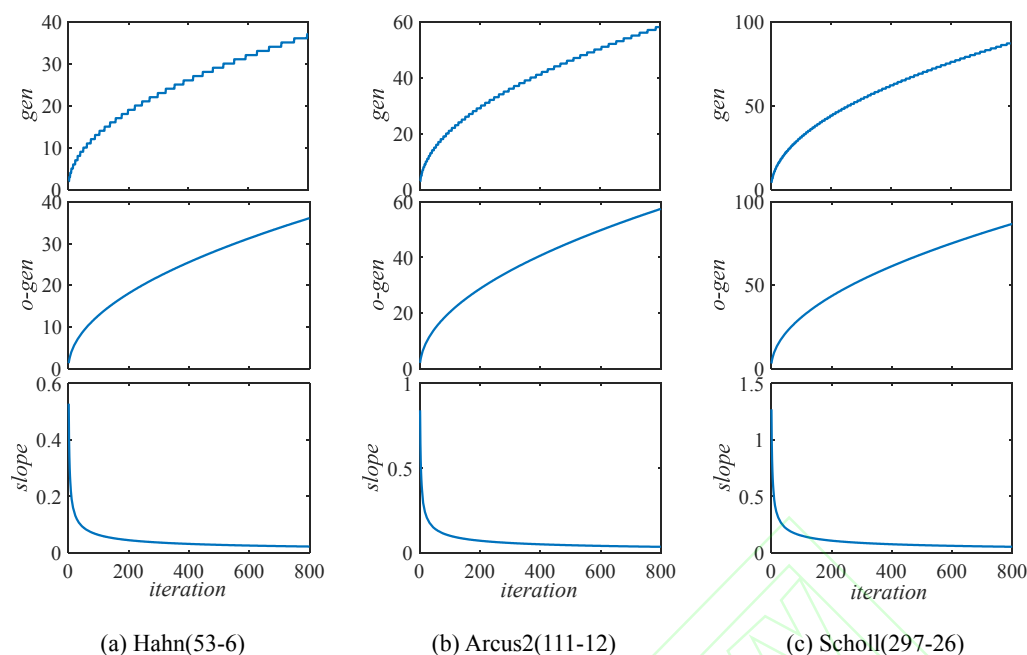
$$gen = \text{Round}(\sqrt{0.3 \cdot iteration \cdot F}) \quad (12)$$

$$F = \frac{9 \cdot m \cdot a_{di}}{n \cdot C_s} \quad (13)$$

$$C_s = \frac{2 \cdot P_s^2}{n \cdot (n-1)} \quad (14)$$

其中， P_s 是优先关系矩阵中所有紧前约束的个数； $iteration$ 为当前寻优代数。

以基准案例 Hahn 中 53 工序 4 工位、Arcus2 中 111 工序 12 工位以及 Scholl 中 297 工序 26 工位情况为例，重启算子中自适应阈值 gen 随着算法迭代次数 $iteration$ 动态变化曲线如图 4 所示：

图4 不同规模案例 gen 值曲线Fig.4 Curve of the value of gen of different scales cases

其中, $o-gen$ 为关于此时迭代次数的实际阈值函数; $slope$ 为 $o-gen$ 的一阶导数值, 代表曲线 $o-gen$ 上每一点切线斜率的变化趋势。图4显示, 随着迭代次数 $iteration$ 的增加, $o-gen$ 曲线的斜率不断减小, 并且在寻优前期下降迅速, 而中后期趋于缓慢, 这说明前期非支配解集能够快速向真实前沿推进, 中后期逐渐接近真实前沿。因此 $o-gen$ 的增长趋势在不断减缓, 并且向上取整后得到的每个 gen 值持续代数增加。自适应 gen 值曲线动态变化符合算法在求解过程中陷入局部最优的趋势。

2.4.2 自适应邻域结构

当 $d_count > gen$ 时, 执行重启算子, 在当前非支配解集中随机选择一候选解并记录此时重启时间节点 t_r , 并执行重启后的变邻域搜索(Variable Neighborhood Search After Restart, VNSAS)对候选解进行探索。与 VNSBS 阶段不同的是该阶段的多种邻域结构是自适应的, 每一次执行重启更新该阶段的邻域结构规模时依据式(15):

$$K_M = \text{Round}\left(\frac{t_r}{T_t} \cdot K\right) \quad (15)$$

式中, K_M 随寻优进程动态变化, 表示当前时间节点重启执行后的邻域搜索阶段的邻域规模; T_t 是算法寻优总时间; K 为全部邻域结构的个数。

随着寻优进程的推移, 该阶段的邻域空间是不断扩大的, 从开始时只有一个性能最优的重排式邻域解空间逐步扩展到全邻域解空间。这是因为在寻优前期, 重启之后要立即把探索重点放在更容易产生满意解的邻域空间中以快速跳出局部

最优, 到中后期非支配解集中的解已接近满意解, 此时要把探索重点放在更广阔的邻域空间, 防止满意解丢失。

2.4.3 基于空间距离的选择策略

在执行完毕重启算子与重启后的变邻域搜索后, 可以获得最新的 Pareto 前沿解集。此时, 为确保进入下一次重启前的变邻域搜索阶段的候选解具有良好的多样性, 本文基于空间距离最大策略从当前非支配解集中选择候选解。

每个解的适应度值(CT_0 , PA_l , CT_l)都可视为三维空间中的一个点。显然, Pareto 前沿解集中与所有解距离之和最大的解就是位于最不拥挤区域的解, 即为当前解集中多样性最好的解, 选此作为候选解进入下一次重启之前的变邻域搜索阶段。至此, 多目标重启变邻域搜索算法执行完毕, 其伪代码如图5所示:

Algorithm: MORVNS

```

1: Input:  $n, m, C, P_{n \times n}, t_i$ 
2: Begin:
3:   Generate an initial  $S$ ;
4:    $POS = \{S\}$ ;
5:    $d\_count = 0$ ;
6:   While  $runtime < T_t$  do
7:     For  $iteration = 1$  to  $\beta$  do
8:        $gen = g(n, m, P_{n \times n}, t_i)$ ;
9:        $(S, POS, d\_count) = \text{VNSBS}(S)$ ;
10:      If  $d\_count > gen$  then
11:         $(S, POS, d\_count) = \text{VNSAS}(S)$ ;
12:         $S = \text{DIS}(POS)$ ;
13:      End If
14:    End For
15:  End While
16: Output:  $POS$ 

```


图 5 多目标重启变邻域搜索算法伪代码

Fig.5 Pseudocode of MORVNS

其中, β 是足够大的正整数; g 为阈值 gen 的生成函数; DIS 为基于空间距离的候选解选择函数。

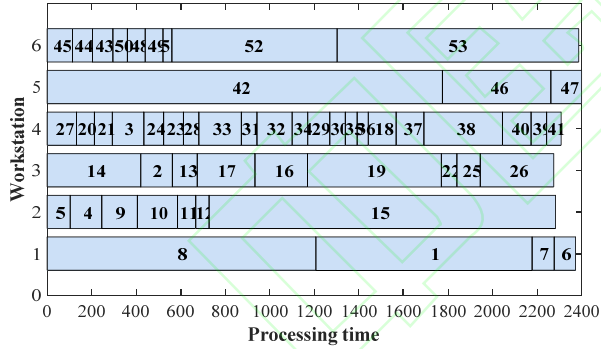
3 实验分析

本文设计三组实验以分别证明重启算子、交替搜索策略以及多目标重启变邻域搜索算法(MORVNS)的有效性和优越性。

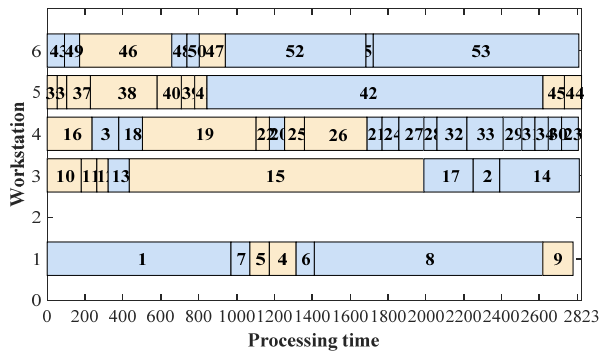
所提算法与该部分涉及到的所有对比算法均采用 MATLAB R2018a 编程, 并都在同一电脑上运行, 电脑配置为: Intel(R) Core(TM) i5-6200U CPU @2.30GHZ 2.40GHZ and 4.00GB RAM; 该问题中预防维护情形全部基于装配线平衡问题标杆案例生成, 且每次计划随机选择一个工位进行维护, 标杆案例数据全部来自装配线平衡专业网站: <https://assembly-line-balancing.de/>; 算法对比时, 选取 30 个案例进行实验, 每个案例运行八次, 算法终止条件设置为 $runtime \geq \frac{\rho \cdot n^2}{1000}$, 其中 $\rho=10$ 。

3.1 案例分析

以案例 Hahn 中 53 工序 6 工位情况的运行结果来说明预防维护下装配线平衡多目标优化模型的优势, 其甘特图(Gantt chart)如图 6 所示:



(a) 案例 Hahn(53-6)正常工作时最佳工序安排



(b) 案例 Hahn(53-6)预防维护时最佳工序安排

图 6 案例 Hahn(53-6)不同情形下的工序安排

Fig.6 Tasks arrangement of Hahn in different scenarios

其中, 横轴表示每个工位上的工序操作时间, 纵轴表示工位序号; 图 6(a)表示正常工作情形下的工序安排, 图 6(b)表示对 2 号工位进行维护时的工序安排。

由图 6 可知, 该方案目标值为(2400, 23, 2823), 说明正常工作时的生产节拍为 2400 个单位时间; 对工位 2 维护情形时的生产节拍为 2823 个单位时间; 状态切换时对 23 道工序进行了调整。若不考虑预防维护, 当某工位发生故障时需要对其进行纠正性维护, 此时整条线处于停工状态。假设对一个工位维护的时间为 x 个小时, 产线的产值为 a 万元/时, 则直接损失 $a \cdot x$ 万元。当考虑预防维护来进行装配线平衡时, 维护与生产在相同时刻进行, 则损失仅为工序调整所需时间与成本, 因调整时间远小于工位维护时间、随行夹具以及各装置调整成本, 也远远小于工位维护成本。由此可见, 与不考虑预防维护的装配线平衡相比, 将预防维护提前考虑, 能有效保证生产连续性、降低维护时的损失。

3.2 有效性分析

为全面评价算法的性能, 本文选取世代距离(GD)、逆世代距离(IGD)和超体积率(HVR)三个评价指标来判断算法所得 Pareto 前沿解集的优劣^[20]。

(1) 收敛性评价指标 GD 用来衡量算法所求得的近似前沿解集 S_i 与真实 Pareto 前沿解集之间的逼近程度。 $GD(S_i)$ 值越小, 说明 S_i 与真实前沿逼近程度就越高, 收敛性越好。其计算根据式(16)和(17):

$$GD(S_i) = \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^{|S_i|} dt_j^2}}{|S_i|} \quad (16)$$

$$dt_j = \min_{n=1}^{|TP|} \sqrt{\sum_{m=1}^k \left[\frac{f_m(x_j) - f_m(x_n)}{f_m^{\max} - f_m^{\min}} \right]^2} \quad (17)$$

式(16)中, dt_j 为 S_i 中第 j 个解与 TP 的最小欧氏距离。式(17)中, TP 为所有算法所得近似前沿解集并集的非支配解集; k 为问题中目标个数; f_m^{\max} 与 f_m^{\min} 分别为真实前沿中第 m 个目标的最大值和最小值。

(2) 逆世代距离 IGD 同时评价解集收敛性与分布性, 通过衡量真实前沿逼近 S_i 的程度来判断 S_i 的优劣。 $IGD(S_i)$ 越小, 说明 S_i 的综合性能越好。其计算根据式(18)和(19):

$$IGD(S_i) = \frac{\sum_{j=1}^{|TP|} dt_j}{|TP|} \quad (18)$$

$$dt_j = \min_{n=1}^{|S_i|} \sqrt{\sum_{m=1}^k \left[\frac{f_m(x_j) - f_m(x_n)}{f_m^{\max} - f_m^{\min}} \right]^2} \quad (19)$$

式(18)中, dt_j 为 TP 中第 j 个解与 S_i 的最小欧氏距离。式(19)中, f_m^{\max} 与 f_m^{\min} 分别为 S_i 中第 m 个目标的最大值和最小值。

(3) 综合性评价指标 HVR 通过计算 S_i 与参考点 R 形成的超体积占真实前沿 TP 与参考点 R 形成的超体积的比率。参考点 R 应该被所有的解支配, 将所有解进行归一化之后, 选取(1,1,1)为参考点。 $HVR(S_i)$ 值越接近 1, 说明 S_i 的综合性能越好。其计算根据式(20)和(21):

$$HVR(S_i) = \frac{HV(S_i)}{HV(TP)} \quad (20)$$

$$HV(S) = \text{VOL} \left(\bigcup_{x \in S} \prod_{k=1}^m [f_k(x), R] \right) \quad (21)$$

式(21)中, HV 表示解集 S 与参考点 R 围成的超体积; $\text{VOL}(\cdot)$ 表示勒贝格测度。

3.2.1 搜索策略有效性

为验证多邻域结构搜索时交替搜索策略的有效性, 将 MORVNS 与多目标重启随机邻域搜索算法(MORSNS)以及多目标重启全局邻域搜索算法(MORGNS)进行对比实验。为确保实验的公平性, 三种算法均采用所设计重启算子、相同的邻域结构和排列方式以及初始解生成策略。

三种采用不同搜索策略的算法分别对 30 个标杆案例进行八次对比实验, 所有基准案例所得结果 GD 、 IGD 以及 HVR 的均值的 95%置信区间图如图 7 所示:

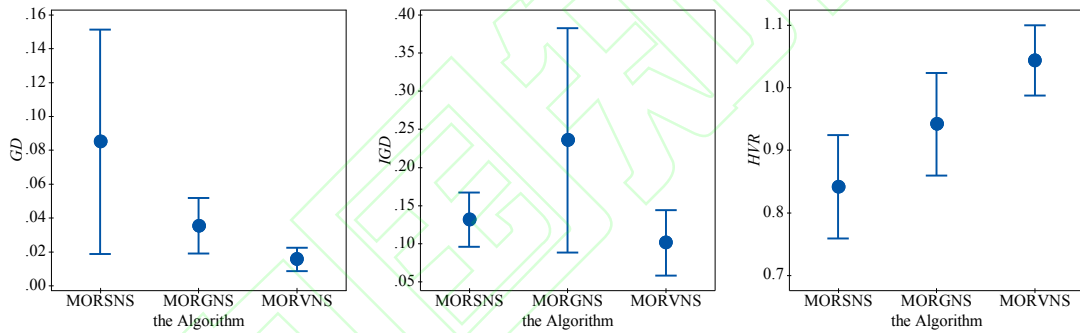


图 7 三种算法 30 个案例的 GD 、 IGD 与 HVR 均值的 95%置信区间图

Fig.7 95% Confidence interval for means of GD 、 IGD and HVR in 30 cases of three algorithms

从图 7 可以看出, 算法 MORVNS 所获得的非支配解集相比算法 MORSNS 和 MORGNS 所获得的非支配解集在 GD 、 IGD 以及 HVR 三个评价指标上都具有良好的表现。这说明多种邻域结构的交替搜索策略的性能优于随机邻域搜索以及全局邻域搜索策略。

3.2.2 重启算子有效性

为了证明重启算子的有效性, 将所提多目标

重启变邻域搜索算法(MORVNS)与多目标基本变邻域搜索算法(MOBVNS)进行对比实验。同样为确保实验的公平性, MORVNS 与 MOBVNS 均采用相同初始解生成方法和搜索策略、邻域结构及其组合方式, 并且在 MOBVNS 中根据性能较好的重排式邻域结构设计扰动算子。

两种算法对比结果通过 30 个案例的 GD 、 IGD 与 HVR 均值的 95%置信区间图显示, 如图 8:

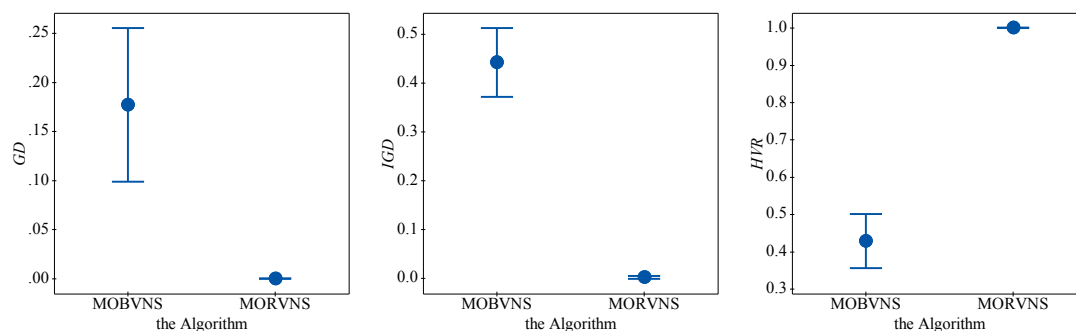


图 8 两种算法 30 个案例的 GD 、 IGD 与 HVR 均值的 95%置信区间图

Fig.8 95% Confidence interval for means of GD 、 IGD and HVR in 30 cases of two algorithms

从图 8 中可以看出, MORVNS 得到的 Pareto 前沿解集在收敛性、多样性以及综合性能都显著优于 MOBVS 得到的非支配解集, 因此, 为跳出局部最优所设计的重启算子是有效的。

3.3 综合性能分析

为了更好地分析所提出算法的综合性能, 将所提多目标重启变邻域搜索算法(MORVNS)与改进多目标灰狼算法(IMOGWO)^[9]和多目标粒子群算法(MOPSO)、多目标模拟退火算法(MOSA)、多目标禁忌搜索算法(MOTS)、带精英策略的快速非支配排序遗传算法(NSGA-II)^[21]进行对比实验。其中, MOSA 与 MOTS 两种局部搜索算法均采用和所提算法中的相同的邻域结构以及初始解生成方式。

在实验进行之前, 运用 Minitab 18 中田口实验方法确定各个算法之中的参数, 由于所提算法参数自适应, 所以不对其进行参数校验。各对比算法参数校验结果如表 1 所示。

表 1 各算法参数校验结果

Tab.1 Parameter values of tested algorithms

参数	水平	取值
MOPSO		
粒子数量	40, 60, 80, 100, 120	80
IMOGWO		
种群规模	50, 70, 90	90
交叉概率	0.3, 0.5, 0.7	0.7
MOSA		
初始温度	0.5, 0.75, 1	0.5
冷却速率	0.9, 0.95, 0.98	0.95
降温前代数	300, 400, 500	300
MOTS		
禁忌表长度	30, 50, 70, 90, 110	90
NSGA-II		
种群规模	90, 120, 150	150
交叉概率	0.4, 0.6, 0.8	0.4
变异概率	0.04, 0.06, 0.08	0.06

在各对比算法参数确定之后, 对 30 个案例进行实验得到的结果如表 2 所示, 所选取的评价指标 GD 、 IGD 以及 HVR 的均值的 95%置信区间如图 9 所示:

表 2 各测试算法实验结果

Tab.2 Experimental results of various test algorithms

Problem	m	MOPSO			IMOGWO			MOSA			MOTS			NSGA-II			MORVNS		
		GD	IGD	HVR	GD	IGD	HVR	GD	IGD	HVR	GD	IGD	HVR	GD	IGD	HVR	GD	IGD	HVR
Gunther-35	7	0.32	0.58	0.40	0.16	0.60	0.63	0.24	0.47	0.71	0.10	0.77	0.94	0.15	0.23	0.48	0.00	0.14	0.99
Gunther-35	9	0.41	0.76	0.33	0.16	0.37	0.54	0.19	0.35	0.66	0.15	0.43	0.81	0.12	0.14	0.66	0.03	0.15	0.90
Gunther-35	10	0.30	0.65	0.16	0.09	0.44	0.41	0.17	0.52	0.61	0.15	0.38	0.63	0.04	0.15	0.73	0.01	0.10	1.02
Gunther-35	12	1.64	0.82	0.24	0.95	0.61	0.45	0.59	0.52	0.71	0.81	0.72	0.93	0.24	0.22	1.04	0.05	0.04	0.97
Hahn-53	4	0.09	0.25	0.85	0.01	0.15	0.80	0.02	0.04	0.98	0.01	0.04	0.93	0.04	0.29	0.89	0.00	0.01	1.00
Hahn-53	6	0.04	0.20	0.58	0.05	0.35	0.43	0.02	0.11	0.87	0.02	0.12	0.69	0.01	0.08	0.77	0.01	0.02	1.00
Hahn-53	7	0.25	0.45	0.61	0.11	0.34	0.57	0.04	0.18	0.85	0.03	0.16	0.91	0.08	0.59	0.63	0.00	0.00	1.00
Hahn-53	9	2.14	1.90	0.66	1.53	-	0.73	1.00	0.50	0.69	0.40	0.53	0.97	1.42	0.23	0.91	0.00	0.00	1.00
Hahn-53	10	0.21	0.26	0.65	0.05	-	0.83	0.46	0.23	0.77	0.55	0.15	0.75	0.13	0.20	0.84	0.00	0.00	1.00
Tonge-70	5	0.26	0.54	0.57	0.19	0.32	0.86	0.10	0.30	0.64	0.10	0.42	0.88	0.04	0.16	1.00	0.00	0.01	1.06
Tonge-70	7	0.31	0.65	0.30	0.11	0.68	0.72	0.15	0.36	0.55	0.13	0.27	0.47	0.10	0.12	0.87	0.00	0.01	1.03
Tonge-70	8	0.23	0.53	0.26	0.12	0.34	0.46	0.12	0.35	0.61	0.10	0.38	0.52	0.03	0.12	0.89	0.00	0.01	0.98
Tonge-70	11	0.22	0.66	0.28	0.11	0.34	0.48	0.08	0.45	0.53	0.08	0.31	0.36	0.03	0.13	0.95	0.00	0.02	1.00
Tonge-70	12	0.21	0.94	0.18	0.13	0.49	0.46	0.11	0.68	0.45	0.11	0.44	0.53	0.04	0.11	0.94	0.01	0.09	0.93
Lutz3-89	8	0.11	0.31	0.43	0.04	0.33	0.57	0.04	0.21	0.67	0.04	0.29	0.67	0.04	0.22	0.64	0.01	0.03	0.97
Lutz3-89	10	0.24	0.50	0.39	0.17	0.49	0.39	0.08	0.41	0.67	0.07	0.25	0.84	0.08	0.24	0.76	0.00	0.02	0.96
Lutz3-89	11	0.24	0.64	0.30	0.19	0.50	0.48	0.10	0.39	0.54	0.08	0.40	0.64	0.07	0.40	0.66	0.00	0.00	1.05

Lutz3-89	13	0.18	0.46	0.41	0.07	0.60	0.67	0.09	0.44	0.67	0.08	0.37	0.74	0.05	0.27	0.78	0.00	0.08	1.14
Arcus2-111	5	0.21	0.64	0.36	0.10	0.23	0.67	0.07	0.45	0.59	0.08	0.34	0.58	0.04	0.16	0.79	0.00	0.00	1.00
Arcus2-111	7	0.20	0.71	0.25	0.13	0.31	0.39	0.07	0.39	0.49	0.09	0.32	0.55	0.06	0.36	0.52	0.00	0.01	1.00
Arcus2-111	9	0.13	0.87	0.24	0.06	0.52	0.39	0.05	0.45	0.49	0.06	0.32	0.35	0.02	0.24	0.63	0.00	0.00	1.00
Arcus2-111	10	0.28	1.26	0.12	0.16	0.73	0.45	0.10	0.47	0.36	0.09	0.49	0.38	0.06	0.51	0.53	0.00	0.02	0.96
Arcus2-111	12	0.20	1.08	0.16	0.12	0.63	0.38	0.07	0.37	0.44	0.08	0.48	0.47	0.05	0.19	0.59	0.00	0.03	1.01
Barthold-148	6	0.55	0.90	0.33	0.92	0.36	0.37	0.31	0.42	0.59	0.20	0.52	0.41	0.32	0.32	0.71	0.00	0.00	1.00
Barthold-148	8	0.50	0.61	0.32	0.24	0.34	0.60	0.17	0.40	0.55	0.16	0.47	0.64	0.13	0.22	0.78	0.00	0.00	1.00
Barthold-148	10	0.47	0.86	0.29	0.14	0.25	0.71	0.18	0.29	0.75	0.15	0.40	0.79	0.04	0.12	1.01	0.00	0.14	0.96
Barthold-148	13	0.33	1.00	0.20	0.15	0.46	0.54	0.12	0.37	0.50	0.14	0.30	0.61	0.02	0.06	0.89	0.01	0.22	0.89
Scholl-297	26	0.40	1.38	0.14	0.17	0.59	0.43	0.13	0.63	0.34	0.17	0.66	0.40	0.07	0.66	0.40	0.01	0.05	1.22
Scholl-297	28	0.31	1.10	0.27	0.13	0.35	0.52	0.10	0.52	0.37	0.11	0.75	0.35	0.04	0.19	0.64	0.00	0.12	1.13
Scholl-297	29	0.24	1.40	0.12	0.17	0.89	0.40	0.13	0.65	0.39	0.13	0.68	0.35	0.04	0.35	0.63	0.00	0.08	1.32

注：“-”表示非支配解集中有不多于两个解；加粗数据表示案例中性能较好的指标值。

为了更好地将统计结果在区间图中进行展示，MOSA、MOTS 以及 MORVNS 暂时分别表达为在图 9 中特意将算法名称 MOPSO、IMOGWO、PSO、IGWO、SA、TS 与 RVNS。

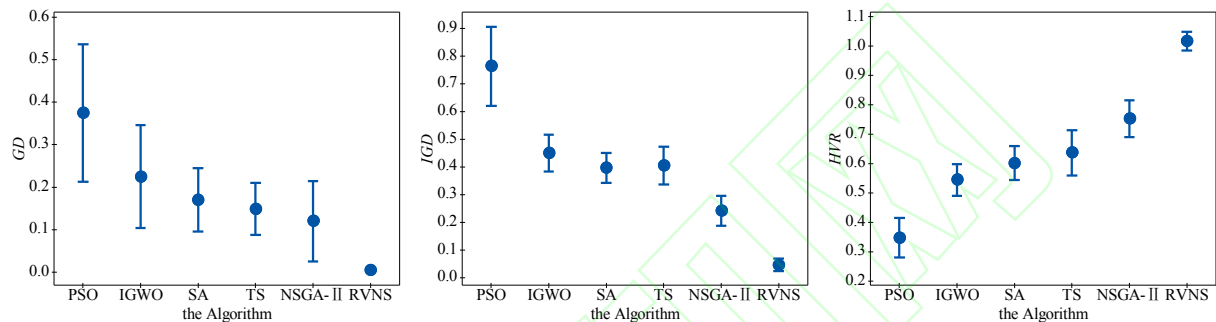


图 9 各测试算法 30 个案例的 GD 、 IGD 与 HVR 均值的 95%置信区间图

Fig.9 95% Confidence interval for means of GD 、 IGD and HVR in 30 cases of all test algorithms

分析表 2 与图 9 可知，所提算法 MORVNS 获得的非支配解集相比其余测试算法所得的非支配解集的 GD 值与 IGD 值更接近于 0、 HVR 值更接近于 1。这说明所提算法在解决预防维护下装配线平衡多目标优化问题上具有出众的表现，所得非支配解集拥有较好的收敛性以及多样性。

以大规模标杆案例 Scholl 中具有 297 工序 26 工位的情况为例说明所有测试算法获得的 Pareto 解集在三维空间中的分布状态，如图 10 所示：

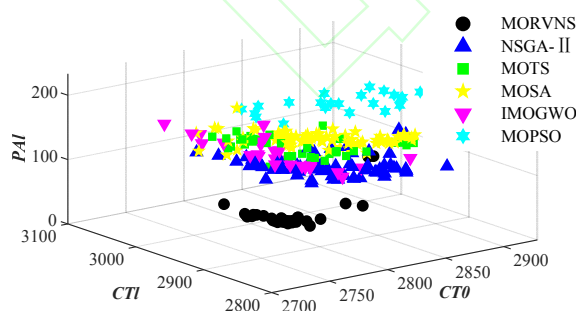


图 10 Pareto 前沿在三维空间中的分布

Fig.10 Distribution of Pareto front in 3D space

分析图 10 可知，MORVNS 得到的非支配解集在一定程度上能够支配改进多目标灰狼算法以及其余四种经典多目标算法得到的前沿解集，并在收敛性较好的基础上能获得数量较多的满意解。综上所述，所提算法获得的前沿解集具有较好的综合

性能，因此所提 MORVNS 能够获得具有竞争性的 Pareto 前沿解集。

4 总结

本文以最小化设备正常工作、预防维护情形下的生产节拍以及工序调整为目标，构建预防维护下装配线平衡的多目标优化数学模型，并提出多目标重启变邻域搜索算法来解决该问题，所提算法具有以下特点：

- (1) 实现四类能够直接生成可行解的邻域算子，并根据各算子性能对其进行组合排序；
- (2) 探索多邻域结构搜索策略，并从理论与实验两方面验证交替搜索为最有效的搜索方式；
- (3) 设计重启策略跳出局部最优，并以自适应重启阈值作为判断是否重启的条件；
- (4) 参考寻优进程逐渐扩大重启后的邻域空间，并基于空间距离选择进入下次重启前的待探索解，从而有针对性地对特定解与特定邻域空间进行重点搜索。

实验证明所提算法能获得综合性能较好的非支配解集。决策者可以在不同性能且具有竞争性的多个非支配解之中进行选择，更好地指导实际生产。后续工作将对预防维护与其它类型以及更符合现场的装配线平衡问题进行集成，并考虑成

本、能耗和负载等多个目标。

参考文献:

- [1] Boysen N , Flidner M , Scholl A . A classification of assembly line balancing problems[J]. European Journal of Operational Research, 2007, 183(2): 674-693.
- [2] Vila M , Pereira J . A branch-and-bound algorithm for assembly line worker assignment and balancing problems[J]. Computers & Operations Research, 2014, 44: 105-114.
- [3] Hossein B , Alavidoust M H , Fazel Z M H , et al. An enhanced NSGA-II algorithm for fuzzy bi-objective assembly line balancing problems[J]. Computers & Industrial Engineering, 2018, 123: 189-208.
- [4] Zacharia P T , Nearchou A C . A meta-heuristic algorithm for the fuzzy assembly line balancing type-E problem[J]. Computers & Operations Research, 2013, 40(12): 3033-3044.
- [5] 吴爱华, 张绪柱, 王平, 等. 生产计划与控制[M]. 北京: 机械工业出版社, 2013: 366-368.
Wu Aihua , Zhang Xuzhu , Wang Ping , et al. Production planning and control[M]. Beijing: CHINA MACHINE PRESS, 2013: 366-368.
- [6] Alireza K , Fariborz J , Morteza B . Integrating sequence-dependent group scheduling problem and preventive maintenance in flexible flow shops[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 77(1-4): 173-185.
- [7] Wang S , Liu M . Two-stage hybrid flow shop scheduling with preventive maintenance using multi-objective tabu search method[J]. International Journal of Production Research, 2014, 52(5-6): 1495-1508.
- [8] Wang S , Liu M . Two-machine flow shop scheduling integrated with preventive maintenance planning[J]. International Journal of Systems Science, 2016, 47(3): 1-19.
- [9] 蒙凯, 唐秋华, 张子凯, 等. 基于改进多目标灰狼算法的装配线平衡与预防维护集成优化[J]. 北京: 计算机集成制造系统, 2019 [2020-5-27]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.tp.20190812.1025.016.html>
Meng Kai , Tang Qiuhua , Zhang Zikai , et al. Integrated optimization of assembly line balance and preventive maintenance via improved multi-objective grey wolf algorithm[J]. Beijing: Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019 [2020-5-27]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.tp.20190812.1025.016.html>
- [10] Meng Kai , Tang Qiuhua , Zhang Zikai , et al. An improved lexicographical whale optimization algorithm for the type-II assembly line balancing problem considering preventive maintenance scenarios[J]. IEE ACCESS, 2020(8): 30421-30435.
- [11] Zhang Zikai , Tang Qiuhua , Han Dayong , et al. An enhanced multi-objective JAYA algorithm for U-shaped assembly line balancing considering preventive maintenance scenarios[J]. International Journal of Production Research, 2020[2020-9-07]. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1804639>
- [12] Mladenovi N , Hansen P . Variable neighborhood search[J]. Computers & Operations Research, 1997, 24(11):1097-1100.
- [13] 杨武成, 程文明. 求解考虑顺序相关调整时间的双边装配线平衡问题的变邻域搜索算法[J]. 广州: 工业工程, 2019(5): 68-74.
Yang Wucheng , Cheng Wenming . A Variable neighborhood search algorithm for aolving two-sided assembly line balancing problem with sequence-dependent setup times[J]. Guangzhou: Industrial Engineering Journal, 2019(5): 68-74.
- [14] Lei Deming , Guo Xiuping . Variable neighborhood search for the second type of two-sided assembly line balancing problem[J]. Computers & Operations Research, 2016, 72: 183-188.
- [15] Iskander P W . A survey of scheduling rules[J]. Operations Research, 1977, 25(1): 45-61.
- [16] Lee C Y . Machine scheduling with an availability constraint[J]. Journal of Global Optimization, 1996, 9(3-4): 395-416.
- [17] Steven N , Tava L O . Production and operations analysis[M]. Long Grove: Waveland Press, 2015(7): 528-535.
- [18] 郑金华, 蒋浩, 邝达, 等. 用擂台赛法则构造多目标 Pareto 最优解集的方法[J]. 北京: 软件学报, 2007, 18(6): 1287-1297.
Zhen Jinhua , Jiang Hao , Kuang Da , et al. An approach of constructing multi-objective pareto optimal solutions using arena's principle[J]. Beijing: Journal of Software, 2007, 18(6): 1287-1297.
- [19] Michele Ciavotta P D , Minella G , Rubén Ruiz . Multi-objective sequence dependent setup times

- permutation flowshop: A new algorithm and a comprehensive study[J]. European Journal of Operational Research, 2013, 227(2): 301-312.
- [20] 胡涵, 李振宇. 多目标进化算法性能评价指标综述[J]. 武汉: 软件导刊, 2019(9).
Hu Han , Li Zhenyu . A survey of performance indicators for multi-objective evolutionary algorithms[J]. Wuhan: Software Guide, 2019(9).
- [21] 雷德明, 严新平. 多目标智能优化算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 19-120.
Lei Deming , Yan Xinping . Multi-objective intelligent optimization algorithm and its application[M]. Beijing: <http://www.sciencep.com>, 2009: 19-120.
- 作者简介: 赵联鹏, 男, 1997 年生, 硕士研究生。主要研究方向为智能算法与生产调度。E-mail: zhaolpie@163.com。唐秋华(通信作者), 女, 1970 年生, 教授、博士研究生导师。研究方向为生产过程规划与调度、制造过程监测与控制、现代优化方法与算法。参编著作 3 部、手册 1 部, 发表论文百余篇。E-mail: tangqiuhua@wust.edu.cn。