文章编号:1674-2974(2025)06-0106-14 DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2025181

考虑功能性故障返工的装配过程调度建模优化

陆志强†,张映泽
(同济大学 机械与能源工程学院, 上海 201804)

摘 要:针对大型工业产品装配过程中由功能性检测引发的链状返工问题导致项目工期延长的情况,建立考虑功能性故障返工的复杂装配过程调度问题优化模型,以最小化项目工期期望为目标函数建立整数规划模型;基于支持向量机质量缺陷概率预测模型和贝叶斯网络建立人员分配决策与后验返工概率之间的映射关系;设计双层遗传禁忌搜索算法(HGA-TS),上层基于作业列表拓扑序列优化作业执行顺序,下层基于随机键编码优化人员配置,再转化为资源流编码局部搜索优化,生成前摄式调度计划.模型实验的结果显示,优先为后验概率较高的装配作业分配高等级资源,能够有效降低功能性故障的返工概率.对比实验也验证了HGA-TS在解决该问题上的有效性.

关键词:项目调度;人员配置;遗传算法;禁忌搜索;质量控制
中图分类号:F273 **文献标志码**:A

Modeling and Optimization of Assembly Process Scheduling Considering Functional Fault Rework

LU Zhiqiang†,ZHANG Yingze
(School of Mechanical Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: Aiming at the problem of project duration extension caused by chain rework due to functional inspection in large industrial components assembly process, a complex assembly process scheduling problem optimization model considering functional fault rework is established, and an integer programming model is established with the objective function of minimizing project duration expectation. Based on the support vector machine quality defect probability prediction model and bayesian network, the mapping relationship between personnel allocation decision and posterior rework probability is established. A hierarchic genetic tabu search algorithm (HGA-TS) is designed. The upper layer optimizes the job execution sequence based on the job list topology sequence, the lower layer optimizes the personnel allocation based on random key, and then converts it into resource stream coding local search optimization to generate proactive scheduling plan. The experimental results of the model show that giving priority to high-level resources for assembly jobs with high posterior probability can reduce the probability of functional fault rework. The algorithm comparison experiment proves the effectiveness of HGA-TS in solving this problem.

* **收稿日期**:2024-01-20
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61473211), National Natural Science Foundation of China(61473211)
作者简介:陆志强(1968—),男,江苏太仓人,同济大学教授,博士生导师
† 通信联系人,E-mail: zhiqianglu@tongji.edu.cn

Key words: project scheduling; personnel allocation; genetic algorithms; tabu search; quality control

质量缺陷是导致装配过程不确定的重要因素，由其引发的返工会对装配流程造成干扰，导致实际装配过程与预定的调度计划产生偏差，从而增加企业变动成本. 此外，人员技能水平也是导致装配质量缺陷的一个重要原因[1-2]. 研究揭示，操作技能的不足以及技能水平低下、专业人员数量有限是返工返修的系统性影响因素[3-4]. 大型工业产品总装实质上是对复杂系统的集成过程，不同于单作业不合格导致自身返工，功能性故障返工在装配线末端对装配产品各功能系统进行检测[5-6]，涉及多作业返工的复杂情形. 功能性故障返工呈现出检测信息滞后、返工位置不确定、多作业链状返工等特点. 因此，本文将探讨人员资源技能水平及其分配利用导致不确定性质量缺陷发生的功能性故障返工调度问题，旨在为装配线提供经济有效的调度计划.

大型工业产品的总装过程满足作业优先顺序及可更新资源约束，因此可以被抽象为资源受限项目调度问题(resource constrained project scheduling problem，RCPSP)及其拓展问题[7]. 针对人员资源的项目调度问题，Yannibelli 等[8]认为复杂装配过程中存在人员技能水平差异问题，各作业设有最低技能水平要求，当且仅当分配的人员达到最低要求时才允许执行作业. Wang 等[9]将此类问题定义为考虑多技能水平的资源受限项目调度问题(multi-skill resource constrained project scheduling problem，MSRCPSP)，对作业调度和资源分配同时进行决策. Maghsoudlou 等[10]认为资源分配会导致各作业完工质量不同，造成不同程度的返工，建立最小化作业执行成本及返工概率的多目标数学优化模型. 任逸飞等[11]将技能水平分级并将技能和资源分为关键和辅助两类，考虑作业执行时间因分配的关键资源技能水平而变. 处理不确定性问题的常用方法包括前摄式调度和反应式调度，其中前摄式调度是通过插入缓冲等方式预先制定具有一定鲁棒性的模板计划，Vonder 等[12]根据作业执行时间的方差确定缓冲大小，并将缓冲插入最大需求作业前. Lamas 等[13]提出基于置信水平的鲁棒性评价方法，并为抽样平均近似模型设计分支定界方法. 反应式调度是在偏差实际发生后依据预先设定的规则对模板计划进行调整，例如经典的右移策略与完全重调度.

子系统质量问题会导致整体功能性故障，上游作业质量缺陷将被传导至下游作业[14]，并通过质量溯源获得返工子网. Zhu 等[15]将其定义为考虑功能性检测缺陷的复杂装配过程调度问题，并利用故障树分析法确定返工场景与发生概率，基于预选择策略构建以最小化解鲁棒性和质量鲁棒性为目标的数学优化模型. 针对装配过程中不确定性造成的返工问题，Deblaere 等[16]在多模式 RCPSP 的基础上，提出多种专用精确反应式调度算法和用于修复中断调度的禁忌搜索启发式算法，解决作业执行时间和资源中断两个扰动因素导致返工的单机调度问题. 廖怡娜等[17]以最小化项目工期和作业开始时间变动性加权和为目标，提出预调度集合与面向 3 种返工情形的修复算法. Wang 等[18]提出一种基于连续时间马尔可夫决策过程的数学模型来解决带随机返工的 RCPSP. Ju 等[19]采用基于作业组合的并行 SGS 安排作业，并采用自适应步长的改进布谷鸟搜索算法对调度结果进一步优化，以降低资源闲置. 邓浩男[20]把返工约束转化为标准作业，将不确定性问题转化为确定性问题求解，同时提出预选择策略与质检加工树结合的方法确定作业调度顺序. Zheng 等[21]结合作业列表和资源列表，提出基于作业-资源列表的编码方式并提出教学优化算法，同时设计基于排列和资源的局部搜索策略，提升算法局部搜索能力. 胡雪君等[22]引入资源转移成本，用资源流编码方式表示可行解，根据问题特征设计改进的资源流重构邻域算子.

由于复杂装配过程中作业之间互相影响，所以通常使用偏差传递的方式描述质量相关因素及作业之间的关联对最终装配质量的影响. 江平宇等[23]在节点之间引入质量特征建立误差传递网络，并使用支持向量机建立多工序质量预测模型. 针对多作业装配过程的故障诊断和溯源，Jun 等[24]将贝叶斯网络故障分析应用于状态维护方面，将传感器收集到的现场数据用于故障推理和敏感度分析.

综上所述，现有文献对质量偏差传递的机理已有较深入的研究，但对人员等外部因素对装配偏差的影响缺乏考虑. 过去装配现场对数据获取及处理

的能力有限，对于不确定性事件往往只能事后被动响应处理；而如今物联网、人工智能等新技术的出现为建立装配质量与质量影响因素间的关联提供技术支持，使事前主动改善资源配置以降低质量缺陷的发生率成为可能. 对于装配过程中不确定性质量缺陷导致返工的调度问题，现有研究通常假设各作业结束后立即进行质量检测，且单个作业不合格仅造成自身返工，但是在实际装配过程中也存在功能性故障返工的情形. 针对上述不足，本文将装配调度计划、资源配置和质量管理有机统一，研究人员分配决策下正向质量偏差传递及逆向故障溯源过程，以最小化项目工期期望为优化目标，建立合理有效的前摄式调度计划，提高产品质量和装配效率.

1 问题描述及数学模型

1.1 问题描述

总结已有文献，本文认为造成装配质量缺陷发生的影响因素包括装配人员技能水平及分配，以及装配质量耦合传递效应. 为减少返工工期，本文以最小化项目工期与返工工期期望总和 Z 为目标，结合质量缺陷概率预测模型，考虑功能性故障不确定返工条件，构建“模型”+“数据”双驱动的数学优化模型，建立前摄式调度计划，技术路线如图1所示.

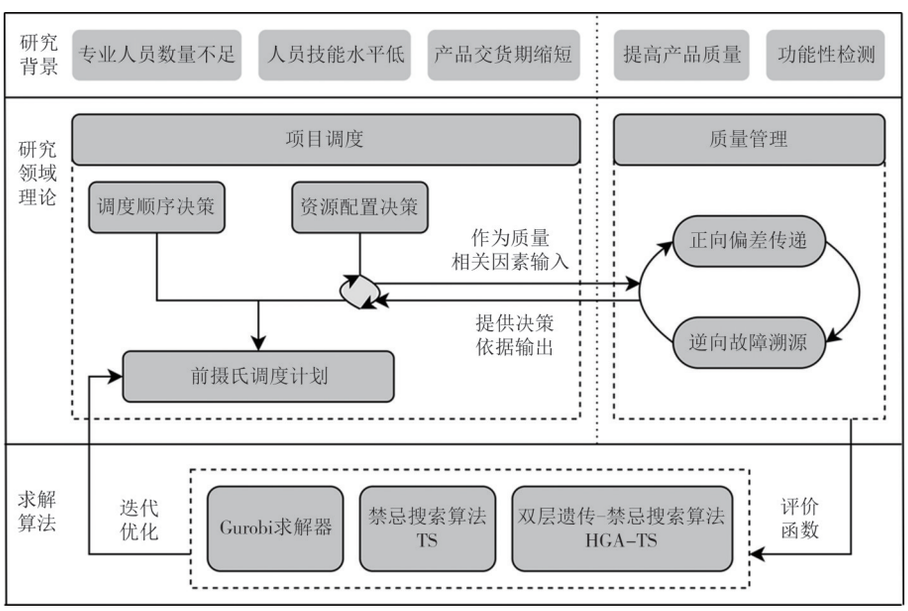


图1 技术路线图

Fig.1 Technology roadmap

由图2两种故障返工对比图可知，单作业返工是指在每个作业后检测是否合格，对不合格作业立即返工，而功能性故障返工则是在多个装配作业完成后整体检测，对故障点对应的不合格作业及其后向作业均进行返工，返工作业链根据原有拓扑关系生成.

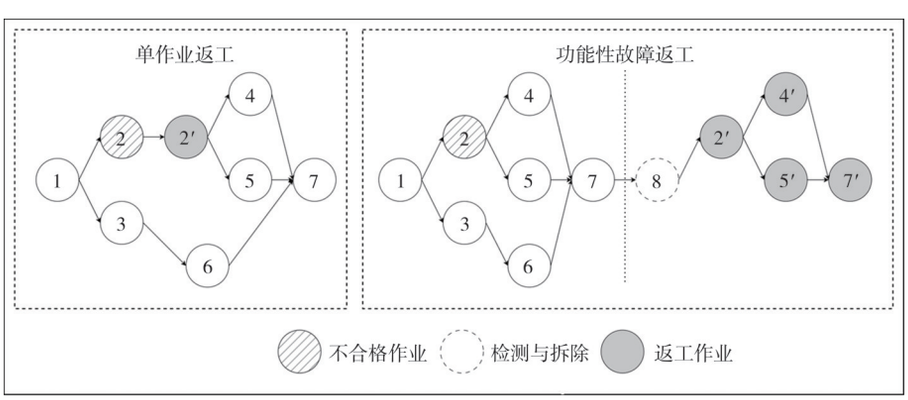


图2 单作业返工与功能性故障返工示意图

Fig.2 Single job rework and functional fault rework diagram

返工作业链组成返工场景集合ϑ，每个场景$\theta \in \vartheta$的后验概率ω_θ通过集成故障树分析和贝叶斯网络(fault tree analysis-bayesian network，FTA-BN)逆向推导获得.假设返工过程资源充足，t_θ表示返工场景θ的关键链时长，返工关键链是指从返工开始到返工结束的最长的路径,关键链长度为该路径上的作业时长之和.对于后向作业多、返工作业链长的作业，降低其对功能性故障发生的影响程度,可以显著降低返工工期期望$\sum_{\theta \in \vartheta} \omega_\theta t_\theta$.

本文使用的符号定义如表1所示.

表1　数学模型符号定义

Tab.1　Symbol definition of mathematical model

符号	说明
I	原项目作业集合$(i = 1, 2, \cdots, n)$
P_i	作业i的所有紧前作业集合
M	作业模式集合$(m \in M)$
K	资源种类集合$(k \in K)$
L	资源等级集合$(l \in L)$
r_{ik}	作业i对资源k的需求量
R_{kl}	等级l资源k的持有数量
ϑ	发生功能性故障的返工场景集合$(\theta \in \vartheta)$
ω_θ	场景θ的后验概率
s_i	作业i的开始时间
t_θ	场景θ下的返工时长
Q_i	作业i质量
Q_i^{pre}	对作业i影响最大紧前作业质量
d_i	作业i的实际作业时长
d_{im}	作业i以模式m执行的作业时长
x_{ij}	0-1变量，若作业i与j之间存在先后约束或资源流动则为1，否则为0
f_{ijkl}	整数变量，作业i与j之间等级l资源k的流动量

复杂装配过程简述如下:原装配项目以节点式网络$G(I, E)$表示,其中:I为项目网络G中节点的集合，包含n个作业,作业1和n为虚作业;E为项目网络中弧的集合,代表作业之间的顺序约束.通过额外的作业顺序约束替换作业之间的资源约束,经由Bruni等[25]提出的充分选择决策X,将$G(I, E)$转化为$G(I, E \cup X)$.其中,可更新资源为k、资源等级为l的资源持有数量为R_{kl},作业i对资源k的需求量为r_{ik}.f_{ijkl}表示作业i与作业j之间等级为l的k资源的流动量,$f_{ijkl} > 0$表示资源存在转移关系.令作业i对等级l的资源用量总和为$F_{il} = \sum_{k \in K} \sum_{j \in I, j \neq i} f_{ijkl}$.作业$i \in I$有$m$种执行模式,分别对应作业时长$d_{im}$.装配人员技能水平高,则装配熟练,作业以时长较短的模式执行,技能水平加权均值为$\sum_{l \in L} l \cdot F_{il} / \sum_{l \in L} F_{il}$,其值属于$(s_{m-1}, s_m]$,实际作业时长$d_i = d_{im}$.

装配质量偏差传递关系如图3所示，作业i的装配质量Q_i受分配人员技能水平l_i、紧前作业$j \in P_i$装配质量Q_j及其余影响程度有限的不确定性因素rand影响.装配质量偏差传递过程具有高度非线性化特点，装配质量与影响因素之间无法显式表达，因此本文使用在非线性预测领域具有较好实用性[26]的支持向量回归(support vector regression，SVR)建立预测模型，映射关系表示为$\widetilde{Q_i} = G(F_{il}, Q_i^{\text{pre}}, \text{rand})$.

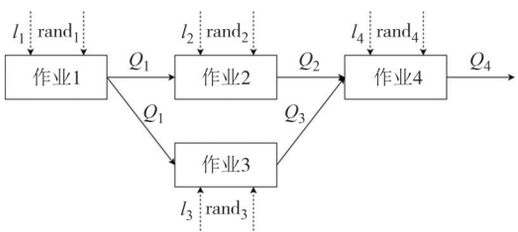


图3　装配质量偏差传递示意图

Fig.3　Assembly quality deviation transfer diagram

1.2　数学模型

数学模型建立如下:

$$\min Z = s_n + \sum_{\theta \in \vartheta} \omega_\theta t_\theta \tag{1}$$

$$\sum_{j \in I, j \neq i} \sum_{l \in L} f_{jikl} = \sum_{j \in I, j \neq i} \sum_{l \in L} f_{ijkl} = r_{ik}, \tag{2}$$

$$\forall i \in I \backslash \{1, n\}, \forall k \in K$$

$$\sum_{j \in I, j \neq 1} f_{1,j,k,l} = \sum_{j \in I, j \neq n} f_{j,n,k,l} = R_{kl}, \forall k \in K, \forall l \in L \tag{3}$$

$$f_{ijkl} \leqslant \Lambda \cdot x_{ij}, \forall (i, j) \in X, \forall k \in K, \forall l \in L \tag{4}$$

$$x_{ij} = 1, \forall (i, j) \in E \tag{5}$$

$$x_{ij} + x_{ji} \leqslant 1, \forall (i, j) \in X, i < j \tag{6}$$

$$x_{ip} \geqslant x_{ij} + x_{jp} - 1, \forall (i, j) \in X, i \neq j \neq p \tag{7}$$

$$d_i = \begin{cases} d_{i1}, 0 < \dfrac{\sum_{l \in L} l \cdot F_{il}}{\sum_{l \in L} F_{il}} \leqslant s_1 \\ d_{i2}, s_1 < \dfrac{\sum_{l \in L} l \cdot F_{il}}{\sum_{l \in L} F_{il}} \leqslant s_2 \\ \cdots \\ d_{im}, s_{m-1} < \dfrac{\sum_{l \in L} l \cdot F_{il}}{\sum_{l \in L} F_{il}} \leqslant s_m \end{cases}, \tag{8}$$

$$\forall i \in I \backslash \{1, n\}, \forall m \in M$$

$$d_i = 0, \forall i \in \{1, n\} \tag{9}$$

$$s_j \geqslant s_i + d_i - \Lambda \cdot \left(1 - x_{ij}\right), \forall \left(i,j\right) \in E \cup X, i \neq j \tag{10}$$

$$s_i = 0, \forall i \in \{1\} \tag{11}$$

$$\widetilde{Q_i} = G\left(F_{il}, Q_i^{\text{pre}}, \text{rand}\right), \forall i \in I \backslash \{1\}, \forall l \in L \tag{12}$$

$$Q_i = 0, \forall i \in \{1\} \tag{13}$$

$$\omega_\theta = H_\theta\left(Q_1, Q_2, \cdots, Q_n\right), \forall \theta \in \vartheta \tag{14}$$

$$x_{ij} \in \{0,1\}, \forall \left(i,j\right) \in E \cup X, i \neq j \tag{15}$$

$$f_{ijkl} \in Z^+, \forall \left(i,j\right) \in E \cup X, \forall k \in K, \forall l \in L \tag{16}$$

式(1)为目标函数，式(2)~式(14)为约束条件，式(15)和式(16)为决策变量.式(1)中返工作业的原项目工期为一定值s_n，不随返工场景变化.式(2)表示对于任意作业i，其输入的等级l资源k的资源量等于其输出量，且各等级资源输入量之和等于该作业对不同种类的资源k的需求量r_{ik}.式(3)表示各资源在项目开始时从资源池出发，项目结束时返回资源池，其总量不发生改变.式(4)表示资源流决策变量f_{ijkl}与顺序决策变量x_{ij}之间的关系，其中Λ为一足够大的正数，若有资源从作业i输送至作业j，即$f_{ijkl} \neq 0$，则$x_{ij} = 1$，添加有向边$\left(i,j\right)$，表现为在作业i与作业j之间添加新的作业顺序约束.式(5)表示原始作业网络中的作业顺序约束.式(6)和式(7)用于防止$G\left(I, E \cup X\right)$发生循环现象.式(8)表示作业时长由作业模式决定，而作业模式由投入的资源等级及数量决定.式(10)表示作业间的执行顺序需要满足$G\left(I, E \cup X\right)$的拓扑结构.式(12)~式(14)建立后验概率$\omega_\theta$和资源配置之间的非线性映射关系.

2 算法描述

本文算法设计如下：建立装配质量缺陷概率预测模型，用于计算人员分配决策下各作业后验概率ω_θ，作为适应度函数参数参与算法迭代过程.HGA-TS设计如下：以双层遗传算法为框架，上层为基于作业列表拓扑序列的调度顺序优化，下层为基于随机键编码的人员配置优化；最后通过资源流编码方式禁忌搜索算法局部搜索，改善解的质量.

2.1 装配质量缺陷概率预测模型

装配质量缺陷概率预测模型以技能水平、紧前作业质量偏差为输入，以当前作业质量偏差为输出，通过SVR建立装配过程质量偏差传递网络；再以前述因素为输入，质量等级为输出，基于SVR模型预测结果和质量偏差传递顺序，通过支持向量分类器(support vector classifier，SVC)预测装配质量等级先验概率；最后经贝叶斯网络推导后验概率ω_θ.

SVR构造如下：对$i \in I$，记$\boldsymbol{S}_i = \left\{\left(\boldsymbol{X}_{iw}, \boldsymbol{Y}_{iw}\right)\right\}(w = 1, 2, \cdots, W)$.输入向量$\boldsymbol{X}_{iw} = \left\{F_{il}, Q_i^{\text{pre}}, \text{rand}\right\}$，$Q_i^{\text{pre}} = \left\{\Delta x_{j1}, \Delta y_{j1}, \Delta z_{j1}, \cdots, \Delta x_{jN}, \Delta y_{jN}, \Delta z_{jN}\right\}$表示对当前作业影响最大紧前作业$j(j \in P_i)$在$N$个关键点检测得到的相对于名义坐标的三维坐标偏差值组成的集合，影响最大紧前作业j定义为N个关键点偏差平方和最大$\left[\max \sum_{n=1}^{N}\left(\Delta x_{jn}{}^2 + \Delta y_{jn}{}^2 + \Delta z_{jn}{}^2\right)\right]$的作业；输出向量$\boldsymbol{Y}_{iw} = \left\{\Delta x_{i1}, \Delta y_{i1}, \Delta z_{i1}, \cdots, \Delta x_{iN}, \Delta y_{iN}, \Delta z_{iN}\right\}$表示以$\boldsymbol{X}_{iw}$为输入向量时作业$i$三维偏差值集合.引入多回归输出，将原有多输入多输出样本集合$\left(\boldsymbol{X}_{iw}, \boldsymbol{Y}_{iw}\right)$拆分为$3 \times N$个多输入单输出的子样本集合$\left(\boldsymbol{X}_{iw}, \Delta x_{i1}\right), \left(\boldsymbol{X}_{iw}, \Delta y_{i1}\right), \cdots, \left(\boldsymbol{X}_{iw}, \Delta z_{iN}\right)$，构造与输出维度相对应的$3 \times N$个超平面.

SVC构造如下：记$T_i = \left\{\left(\boldsymbol{X}_{iw}, Z_{iw}\right)\right\}$.分类标签$Z_{iw} = \left\{\text{high}_i, \text{medium}_i, \text{low}_i\right\}$表示以$\boldsymbol{X}_{iw}$为输入向量对应装配作业$i$的3种质量等级状态组成的集合.如式(17)和式(18)所示，通过训练完成的SVR质量偏差传递网络计算作业i及其紧前作业$j(j \in P_i)$的偏差平方和，定义作业i与影响最大紧前作业j的N个关键点偏差平方和的比值为δ_i，并依据δ_i的取值划分质量等级，比值越小表明装配前后偏差波动越小，装配质量越高.

$$\delta_i = \frac{\sum_{n=1}^{N}\left(\Delta x_{in}{}^2 + \Delta y_{in}{}^2 + \Delta z_{in}{}^2\right)}{\max \sum_{n=1}^{N}\left(\Delta x_{jn}{}^2 + \Delta y_{jn}{}^2 + \Delta z_{jn}{}^2\right)} \tag{17}$$

$$Z_{iw} = \begin{cases} \{1,0,0\}, & 1 < \delta_i \leqslant \delta_{\text{h}} \\ \{0,1,0\}, & \delta_{\text{h}} < \delta_i \leqslant \delta_{\text{m}} \\ \{0,0,1\}, & \delta_{\text{m}} < \delta_i < \infty \end{cases} \tag{18}$$

由于不确定性因素影响，同样的装配输入可能得到不同的装配质量结果，如式(19)和式(20)所示，本文通过作业i到三个分类超平面的距离计算概率$\text{prob}_{i,*}$，表征实际生产过程中所有可能情形，输出概率向量$\mathbf{prob}_{iw} = \left\{\text{prob}_{i,\text{h}}, \text{prob}_{i,\text{m}}, \text{prob}_{i,\text{l}}\right\}$.如图4所示，结合历史数据训练和测试.

$$\sigma_{i,*} = \frac{1}{1 + \text{e}^{-\boldsymbol{\omega}^{\text{T}} \boldsymbol{X}_{iw} + b}}, \forall * \in \{\text{h}, \text{m}, \text{l}\} \tag{19}$$

$$\mathrm{prob}_{i,*}=\frac{\sigma_{i,*}}{\sigma_{i,\mathrm{h}}+\sigma_{i,\mathrm{m}}+\sigma_{i,\mathrm{l}}},\forall *\in\{\mathrm{h},\mathrm{m},\mathrm{l}\}\quad(20)$$

贝叶斯网络构造如下:结合故障树分析,令$B_a(a=1,2,\cdots,A)$表示贝叶斯网络中的节点,叶节点状态设置为$b_a\in\{0,1\}$,对应是否发生功能性故障;根节点$B_a(a\in A_{\mathrm{R}})$状态设置为$b_a\in\{0,1,2\}$,对应质量等级,并赋予先验概率$P(B_a)$;中间节点$B_a(a\in A_{\mathrm{I}})$状态设置为$b_a\in\{0,1\}$,对应装配部件是否合格.对于贝叶斯网络中的任意两个节点B_i和B_j,若B_j相关于B_i,则称B_i为B_j的父节点并赋予历史数据条件概率$P(B_j|B_i)$定量表示B_i对B_j质量影响强度,由B_i指向B_j建立连接,绘制非循环有向图.记B_a所有父节点组成的集合为$B_{\mathrm{pa}(a)}$,联合概率分布:

$$P(B_1,B_2,\cdots,B_A)=\prod_{a\in A_R\cup A_I\cup\{A\}}P(B_a|B_{\mathrm{pa}(a)})\quad(21)$$

顶事件发生概率:

$$P(B_A=1)=\sum_{B_1,\cdots,B_{A-1}}P(B_1=b_1,\cdots,B_A=1)\quad(22)$$

从叶节点向下推理可得其余节点后验概率,计算当发生功能性故障时,是由节点状态$B_a=b_a(i\in\{A_{\mathrm{R}}\cup A_{\mathrm{I}}\})$对应事件造成的概率:

$$P(B_a=b_a|B_A=1)=\frac{P(B_A=1|B_a=b_a)P(B_a=b_a)}{P(B_A=1)}\quad(23)$$

2.2　遗传禁忌搜索算法

遗传算法(genetic algorithm, GA)和禁忌搜索算法(tabu search, TS)均为元启发式算法.GA可扩展性强,但存在运算时间长、早熟等问题;TS具有强

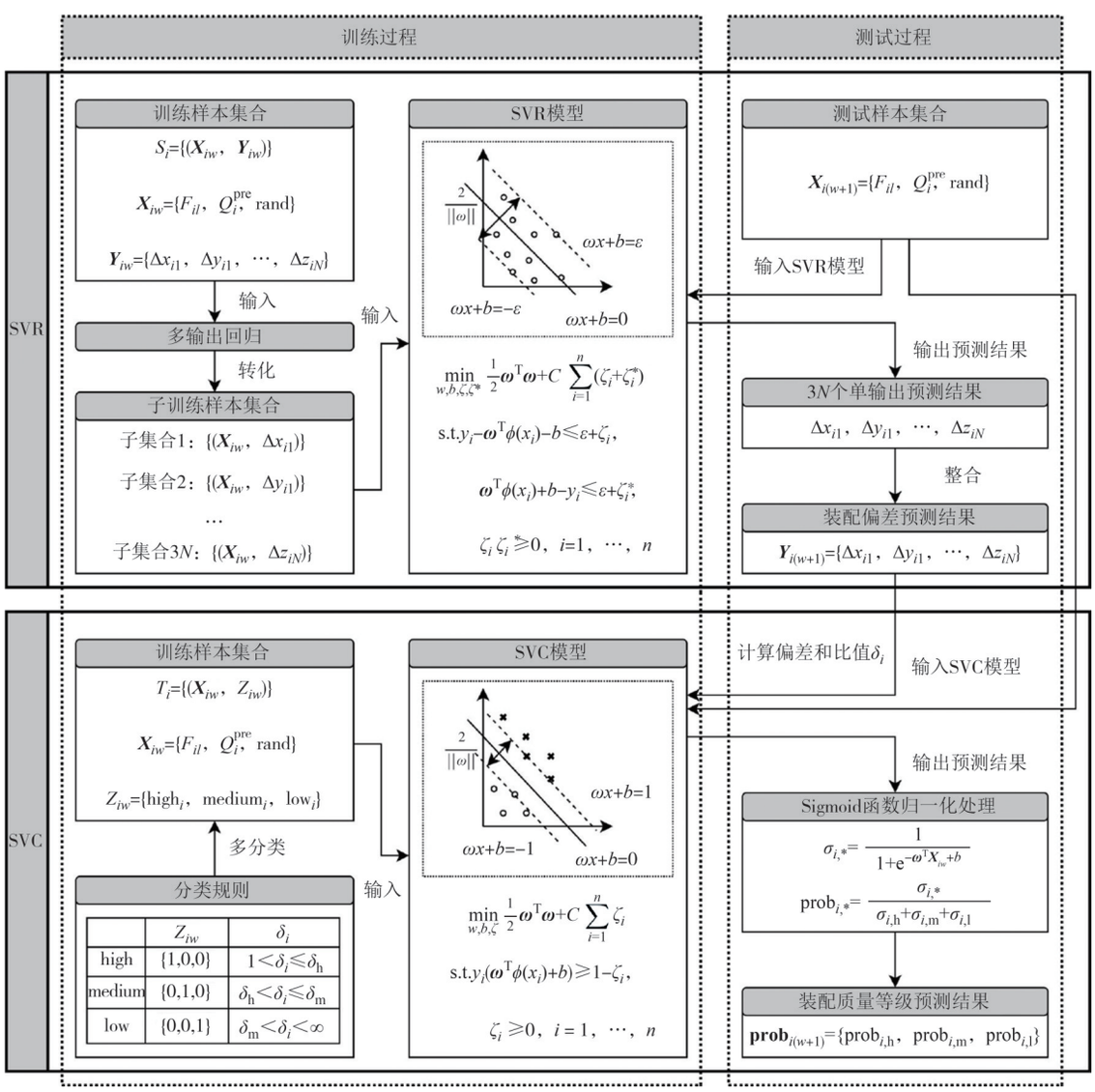


图4　SVR和SVC训练及预测过程

Fig.4　SVR and SVC training and prediction process

“爬山”能力，搜索速度快但对初始解有较强的依赖性. 因此本文将双层嵌套遗传算法(hierarchic genetic algorithm，HGA)与TS结合，设计双层遗传禁忌搜索算法(HGA-TS)，利用GA大规模搜索能力产生一个较好的初始解，再利用TS局部搜索提高解的质量，算法流程如图5所示.

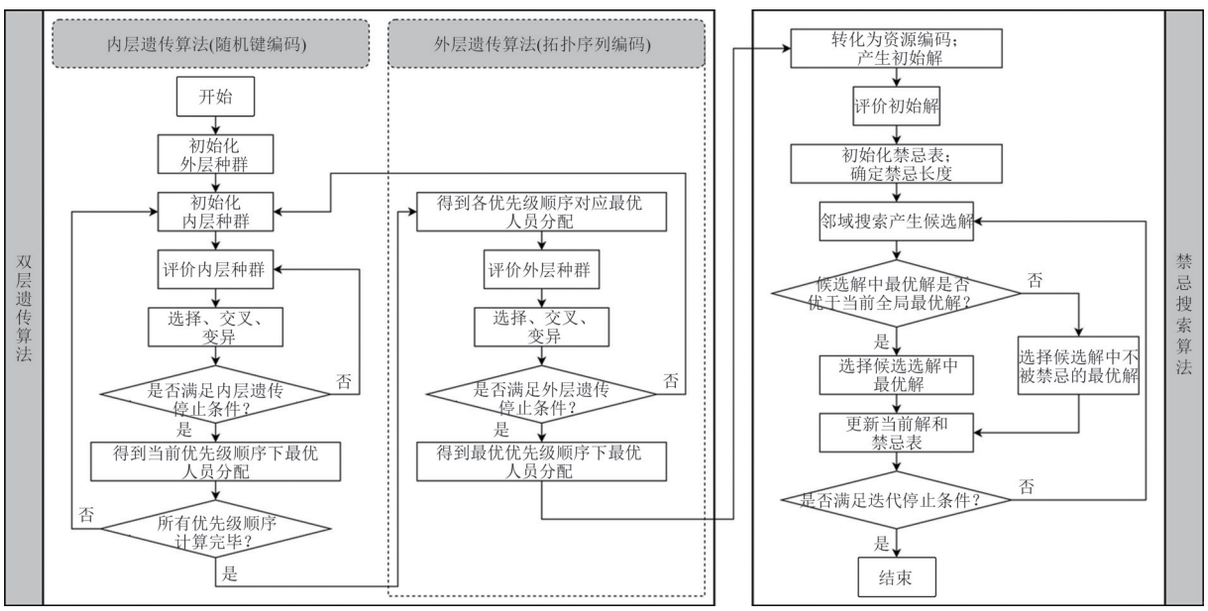


图5 HGA-TS流程图

Fig.5 Hierachic genetic tabu search algorithm flow chart

2.2.1 双层嵌套遗传算法

为了避免迭代过程中解的丢失，设计包含多个复合染色体的复合种群P，如图6所示，一个复合染色体包含一个外层染色体$C_i(i=1,2,\cdots,I)$和一个与之对应的由内层染色体$C_{i,j}(j=1,2,\cdots,J)$构成的内层种群IP_i. C_i给出作业参与调度顺序，优先选择$C_{i,j}$随机数大的等级资源输入，使用串行进度生成机制(serial schedule generation scheme，SSGS)求解调度. 为了使本算法在考虑一般优先级规则普适性的同时扩大搜索范围，本文将几种常见的优先级规则与随机产生拓扑序列结合形成内层种群. 令式(1)工期期望的倒数作为适应度函数，内外层均选用轮盘赌选择并通过随机产生一个新染色体替换原有染色体的方式变异，外层顺序交叉、内层双点交叉. 算法步骤如下：

步骤1：初始化外层染色体$C_i \in P$及其对应的内层染色体$C_{i,j} \in \mathrm{IP}_i$.

步骤2：判断是否达到外层终止迭代条件. 若达到外层终止迭代条件，则退出算法，得到最优外层染色体C_{best}及对应最优内层染色体$C_{\mathrm{best,best}}$，否则执行步骤3.

步骤3：计算各$C_{i,j}$适应度，选择最大适应度作为C_i适应度. 记本代最差外层染色体为C_{worst}. 若迭代中最优染色体丢失，则用上一代C_{best}替换本代C_{worst}. 记本代最优外层染色体为C_{best}.

步骤4：执行外层选择，依据交叉概率pc和变异概率pm决定是否执行交叉和变异操作，得到下一代P.

步骤5：对每个新产生的C_{new}执行步骤6~步骤10，直至所有C_{new}都完成内层迭代后转至步骤11.

步骤6：初始化C_{new}对应的内层染色体$C_{\mathrm{new},j}$.

步骤7：判断是否达到内层终止迭代条件. 若达到内层终止迭代条件，则退出内层迭代并转至步骤5. 否则执行步骤8.

步骤8：计算各$C_{i,j}$适应度. 记本代最差内层染色体为$C_{i,\mathrm{worst}}$. 若迭代中最优染色体丢失，则用上一代$C_{i,\mathrm{best}}$替换本代$C_{i,\mathrm{worst}}$. 记本代最优内层染色体为$C_{i,\mathrm{best}}$.

步骤9：执行内层选择、交叉和变异操作，得到下一代IP_i.

步骤10：重复步骤7~步骤9，直至内层迭代停止.

步骤11：重复步骤2~步骤4，直至外层迭代停止.

2.2.2 禁忌搜索算法

Poppenborg等[27]已经证明对于传统作业列表的编码方式，采用进度生成机制解码有可能会丢失最优解，而资源流编码一定能得到最优解. 因此本文将前述HGA输出的C_{best}和$C_{\mathrm{best,best}}$使用SSGS解码，得

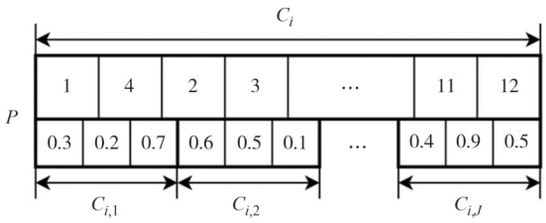
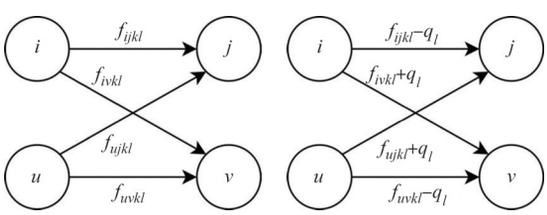


图6　HGA编码示意图

Fig.6　Hierachic genetic algorithm encoding diagram

到资源流动量f_{ijkl}，并将其作为初始解，设计两种邻域算子:重更路径移动邻域算子N_{reroute}和反转路径移动邻域算子N_{reverse}. 不同于HGA只能通过作业列表和随机键间接获得有限种资源转移方式，TS可以直接对节点之间可能存在的额外资源流动x_{ij}和流量大小f_{ijkl}进行搜索.

重更路径移动邻域算子N_{reroute}构造如下:若存在$k \in K, l \in L$使得两条资源弧$(i,j)_{kl}$和$(u,v)_{kl}$满足以下条件:1)$f_{ijkl} > 0, f_{uvkl} > 0$; 2)在$G(I, E \cup X)$中，$u \notin P_j$且$i \notin P_v$，则按照图7所示方法调整，其中$q_l = \{1, \cdots, \min(f_{ijkl}, f_{uvkl})\}$，调整后$f'_{ijkl} = f_{ijkl} - q_l$、$f'_{uvkl} = f_{uvkl} - q_l$、$f'_{ivkl} = f_{ivkl} + q_l$、$f'_{ujkl} = f_{ujkl} + q_l$.



(a)调整前　　(b)调整后

图7　重更路径移动

Fig.7　Rechange path move

反转路径移动邻域算子N_{reverse}构造如下:若存在$k \in K, l \in L$使资源弧$(i,j)_{kl}$满足以下条件:1)作业i与作业j之间不存在直接或间接的优先关系;2)令所有$f_{uikl} > 0$的作业u组成的集合为U_{kl},所有$f_{jvkl} > 0$的作业v组成的集合为V_{kl},满足约束$\sum_{u \in U_{kl}} f_{uikl} \geqslant f_{ijkl}$和$\sum_{v \in V_{kl}} f_{jvkl} \geqslant f_{ijkl}$，则按照图8和图9所示方法调整，其中$q_{a_k l} = f_{ijkl} - \sum_{\lambda=1}^{a_{k-1}} f_{u_\lambda ikl}$，$q_{b_k l} = f_{ijkl} - \sum_{\vartheta=1}^{b_{k-1}} f_{jv_\vartheta kl}$，调整后$f'_{u_{a_k} ikl} = f_{u_{a_k} ikl} - q_{a_k l}$、$f'_{u_{a_k} jkl} = f_{u_{a_k} jkl} + q_{a_k l}$、$f'_{jv_{b_k} kl} = f_{jv_{b_k} kl} - q_{b_k l}$、$f'_{iv_{b_k} kl} = f_{iv_{b_k} kl} + q_{b_k l}$.

为了加快求解速度，本文缩小邻域搜索范围，对邻域算子N_{reroute},选择关键路径上的作业i和j,最大资源调整量$q_l = \min(f_{ijkl}, f_{uvkl})$,得到邻域$N_{\text{reroute}}^{\max,\text{ca}}$. 原邻域算子$N_1 = N_{\text{reroute}} \cup N_{\text{reverse}}$变为$N_2 = N_{\text{reroute}}^{\max,\text{ca}} \cup N_{\text{reverse}}$.

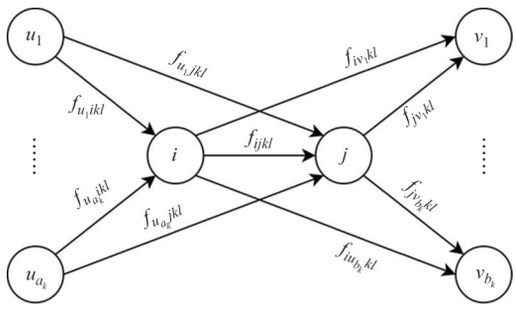


图8　反转路径移动调整前

Fig.8　Reverse path movement before adjustment

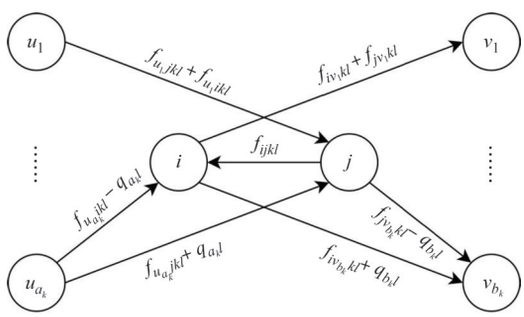


图9　反转路径移动调整后

Fig.9　After the adjustment of the reverse path movement

采用两种禁忌列表:TL_{add}和TL_{drop}. 对于重更路径移动，TL_{add}记录(i,j,k)和(u,v,k)，TL_{drop}记录(i,v,k)和(u,j,k);对于反转路径移动，TL_{add}记录(i,j,k)，TL_{drop}记录(j,i,k). 禁忌长度$t_{\text{add}} = \text{rand}(a) + \alpha \cdot |N_1|$，$t_{\text{drop}} = \text{rand}(b) + \beta \cdot |N_2|$，其中$a$和$b$为两个整数，$\alpha$和$\beta$为区间$[0,1]$的随机数. 算法步骤如下:

步骤1:令初始模板计划为全局最优解S_{best}，其适应度为最优适应度$\text{fit}(S_{\text{best}})$;初始化禁忌列表$\text{TL}_{\text{add}}$和$\text{TL}_{\text{drop}}$为空.

步骤2:判断是否达到终止迭代条件.若达到终止条件,则退出,得到最优模板调度计划.否则执行步骤3.

步骤3:构建当前资源流解S_i的邻域$N_2 = N_{\text{reroute}}^{\max,\text{ca}} \cup N_{\text{reverse}}$，选择不被禁忌邻域解$S_{i,j}$中适应度最小的作为当前邻域最优解$S_{i,\text{best}}$. 若$\text{fit}(S_{i,\text{best}}) < \text{fit}(S_{\text{best}})$则替换全局最优解$S_{\text{best}} = S_{i,\text{best}}$.

步骤4:更新当前解$S_{i+1} = S_{i,\text{best}}$;更新禁忌列表$\text{TL}_{\text{add}}$和$\text{TL}_{\text{drop}}$.

步骤5:重复步骤2~步骤5，直至迭代停止.

3　数值实验

为验证问题模型的有效性，将本文所建考虑后

验概率问题模型与文献[15]所建考虑先验概率问题模型进行实验对比,选择飞机总装过程作为实例分析.为检验本文HGA-TS求解性能,将HGA-TS与商业软件Gurobi及文献[22]设计TS进行实验对比.测试平台处理器采用Intel Core i5-12500H,主频2.50 GHz,内存16 G,Gurobi版本号10.0.1,编程语言Python3.9.导入PSPLIB标准数据库中的算例用于测试,每种规模下生成55个算例.给定作业模式$m=3$,资源种类$k=4$,资源等级$l=3$.质量偏差历史数据通过式(24)生成:

$$\Delta x_{i1}=\left(1+0.1F'_{il}\right)\Delta x_{j1} \tag{24}$$

其中对作业$i\in I$,其影响最大紧前作业$j\in P_i$偏差值Δx_{j1}为随机生成的(0,1)之间的小数,其他质量相关因素作为噪声影响.装配人员平均技能水平$F'_{il}=\mathrm{rand}[1,3]\pm\mathrm{rand}(0,1)$,同理生成$\Delta y_{i1}$至$\Delta z_{iN}$.

3.1 模型有效性对比实验

在实际生产中,减少返工可以为企业带来巨大的经济效益.本文研究认为,后验概率越大的作业,越有可能导致功能性故障发生,应优先给予高等级资源;而文献[15]则认为应该依据作业不合格发生频率决定给予高等级资源的优先顺序.为了验证贝叶斯网络逆向推理挖掘质量关键作业的合理性,本文通过对先验和后验概率大的作业优先给予高等级资源调整人员分配决策,比较调整前后功能性故障发生概率的变化.实验结果如表2所示,表中Gap列表示调整前后故障概率的偏差比例,通过式(25)计算,Avg_x表示先验或后验调整后故障概率均值.

$$\mathrm{Gap}=\frac{\mathrm{Avg}_x-\mathrm{Avg}_{\mathrm{basic}}}{\mathrm{Avg}_{\mathrm{basic}}}\times 100\% \tag{25}$$

实验结果表明,对后验概率大的作业优先给予高等级资源可以降低功能性故障发生概率约1个百分点,而对先验概率大的作业调整效果不显著.这是由于实际生产过程中存在部分质量关键作业,此类作业发生质量问题的频率低,但是一旦出现质量问题则极易造成功能性检测不合格.因此,在实际生产中应对质量关键作业投入更高等级的资源.

表2 功能性故障发生概率变化情况

Tab.2 Changes in probability of functional fault

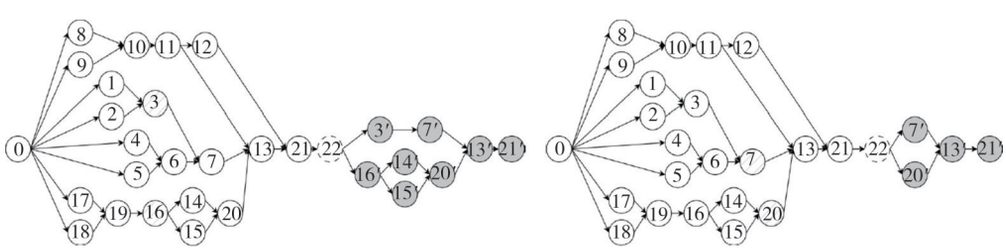
规模	数量	模板故障概率		先验故障概率		后验故障概率	
		Avg	Gap	Avg	Gap	Avg	Gap
10	55	0.295 1	—	0.294 8	0.11%	0.292 0	1.07%
12	55	0.261 4	—	0.261 2	0.07%	0.258 7	1.05%
14	55	0.238 3	—	0.238 1	0.06%	0.236 0	0.97%

3.2 实例分析

大型飞机总装实质上是对飞机复杂系统的集成过程,具有周期长,项目网络结构复杂,涉及资源种类繁多等特点.在飞机总装过程的中后期需要对液压、飞控、电气等复杂系统进行整体功能性检测,对涉及系统功能实现的交联关系测试验证,对不合格系统整体返工.本文选择某型号客机总装项目为实例进行有效性验证.该项目共需要4种技能,分别为结构、电气、飞控和液压能力,项目参数如表3所示.

调用SSGS产生初始模板调度计划,作业0和21为虚作业,表示项目的开始和结束.返工程度对比图如图10所示,人员配置及后验概率对比如表4所示,表中所需资源R1(0,0,1)表示该作业需要1个等级3的结构工人.未区分质量关键作业条件下,功能性故障最有可能由作业3和16导致,两者的后验概率分别为18.0%和16.3%,项目期望工期56.7 d,该返工场景下返工作业链长度为20 d.对质量关键作业优先配置高等级资源,降低其对功能性故障的影响程度,经重调度后,最有可能导致功能性故障的作业变为7和20,两者的后验概率分别为25.5%和19.5%,项目期望工期51.5 d,该返工场景下返工作业链长度为16 d,工期缩短9.2%,返工作业链缩短20%.

实验结果表明,在项目的中前期配置更高等级的资源,可以使可能的故障点后移,降低上游质量缺陷对下游的传递作用,从而缩短返工作业链长度,缩短项目期望工期.



(a)未区分质量关键作业 (b)对质量关键作业优先配置高等级资源

图10 返工程度对比

Fig.10 Comparison of rework degree

表 3　某型号客机总装项目及参数

Tab.3　A certain type of aircraft assembly project and parameters

作业序号	作业名称	所需资源/个				持续时长/d	紧前作业
		R1	R2	R3	R4		
1	机头下部装配	1	2	0	3	3	
2	座舱	1	4	4	0	3	
3	机头部分总装	2	2	2	2	4	1, 2
4	前机身下壁板装配	2	1	1	1	2	
5	前机身上壁板装配	2	0	0	0	2	
6	前机身上、下壁板对合	3	0	0	0	3	4, 5
7	前机身总装	3	2	2	3	6	3, 6
8	后机身下壁板装配	2	1	1	1	2	
9	后机身上壁板装配	2	0	0	0	2	
10	后机身上、下壁板对合	3	0	0	0	3	8, 9
11	后机身总装	3	2	2	3	6	10
12	尾翼在飞机上安装	2	0	3	3	5	11
13	前机身、机身中段、后机身对合	6	5	5	5	10	7, 11, 20
14	机身中段安装左右侧壁	2	0	0	0	2	16
15	机身中段上壁板装配	2	0	0	0	2	16
16	机身中段下部结构装配	3	2	2	3	6	19
17	机翼骨架装配	3	0	3	2	3	
18	外翼骨架装配	1	0	2	1	2	
19	机翼、外翼蒙皮装配	0	0	0	0	1	17, 18
20	机翼和外翼对合	2	0	1	1	2	14, 15

表 4　人员配置及后验概率对比

Tab.4　Staffing and posterior probability comparison

作业序号	未区分质量关键作业					对质量关键作业优先配置高等级资源				
	人员配置/人				ω_θ/%	人员配置/人				ω_θ/%
	R1	R2	R3	R4		R1	R2	R3	R4	
1	0,0,1	0,1,1	0,0,0	0,2,1	4.2	1,0,0	1,0,1	0,0,0	1,1,1	1.6
2	0,1,0	0,1,3	0,1,3	0,0,0	6.9	0,1,0	1,1,2	1,1,2	0,0,0	1.7
3	0,0,2	0,0,2	0,0,2	0,0,2	18.0	0,2,0	1,1,0	0,2,0	1,0,1	1.7
4	1,1,0	0,1,0	0,1,0	0,1,0	4.7	2,0,0	0,1,0	0,0,1	0,1,0	2.0
5	0,0,2	0,0,0	0,0,0	0,0,0	4.2	1,0,1	0,0,0	0,0,0	0,0,0	2.7
6	1,2,0	0,0,0	0,0,0	0,0,0	3.1	0,2,1	0,0,0	0,0,0	0,0,0	1.1
7	1,0,2	2,0,0	2,0,0	1,1,1	1.6	0,1,2	0,1,1	1,0,1	0,1,2	25.5
8	0,1,1	0,0,1	0,0,1	0,0,1	5.7	0,2,0	0,1,0	0,1,0	0,1,0	1.7
9	0,2,0	0,0,0	0,0,0	0,0,0	6.9	2,0,0	0,0,0	0,0,0	0,0,0	2.9
10	2,0,1	0,0,0	0,0,0	0,0,0	2.6	2,0,1	0,0,0	0,0,0	0,0,0	2.1
11	2,1,0	1,1,0	0,1,1	0,1,2	1.8	2,1,0	2,0,0	0,1,1	0,1,2	1.0
12	1,0,1	0,0,0	2,1,0	1,1,1	1.2	0,1,1	0,0,0	1,0,2	2,1,0	7.2
13	2,2,2	2,1,2	2,0,3	2,2,1	2.6	2,2,2	1,2,2	2,0,3	2,2,1	6.3
14	2,0,0	0,0,0	0,0,0	0,0,0	2.1	0,2,0	0,0,0	0,0,0	0,0,0	4.8
15	1,1,0	0,0,0	0,0,0	0,0,0	2.5	0,0,2	0,0,0	0,0,0	0,0,0	8.2
16	0,1,2	0,1,1	0,0,2	0,1,2	16.3	0,1,2	1,0,1	1,1,0	1,1,1	3.9
17	1,0,2	0,0,0	2,1,0	2,0,0	5.9	3,0,0	0,0,0	2,0,1	2,0,0	1.0
18	0,0,1	0,0,0	0,1,1	0,0,1	6.2	1,0,0	0,0,0	1,1,0	0,0,1	2.9
19	0,0,0	0,0,0	0,0,0	0,0,0	1.6	0,0,0	0,0,0	0,0,0	0,0,0	2.7
20	1,1,0	0,0,0	0,1,0	0,0,1	1.4	0,0,2	0,0,0	0,0,1	0,0,1	19.5

3.3 算法性能对比实验

参数取值:HGA 内外层种群大小均为 15,最大迭代次数为 20,连续 5 代最优解不改变则停止迭代,交叉和变异概率 0.9;TS 最大迭代次数为 150,连续 50 代最优解不改变则停止迭代;对于 Gurobi,设置停止条件为当前解与下界之间的偏差达到 5% 或求解时间超过 600 s.

使用 Gurobi Machine Learning 算法建立式(12)至式(14)非线性数学模型映射关系,将四维资源流编码f_{ijkl}展平为一维作为输入,后验概率ω_θ作为输出建立预测模型. 训练集尺寸对实验时长和预测精度均有影响,因此选取 5 种尺寸的训练集进行对比实验. 实验时长为训练时长与 Gurobi 求解时长之和,实验结果分为 Gurobi 结果和用本文设计解码器对输入f_{ijkl}求解得到的真实值结果. 图 11 和图 12 分别表现实验时长和目标函数值随训练集尺寸变化情况,两者均呈现出先减小后增大的趋势. 当训练集样本数量较小时存在欠拟合现象,增大训练集尺寸增加了训练时长,但是更精确的映射关系可以显著降低求解时长并提高解的质量;当训练集样本太大时存在过拟合现象,模型泛化能力差降低了解的质量,且训练时长占比过大导致实验时长增加,因此设定训练集样本数量为 2 000.

两种算法甘特图对比如图 13 所示,TS 及 HGA-TS 目标函数值分别为 31.2 和 27.0. HGA-TS 提高了资源利用率,并给予作业 4、7 和 11 更高等级的资源以缩短其作业时长,压缩原项目工期,进而减少期望工期.

对三种算法进行小规模对比实验,实验结果如表 5 所示,表中 Value 列和 Time 列分别表示对应算法获得的目标函数值和实验时长,Gap 列表示算法相较于 Gurobi 的偏差比例,通过式(26)和式(27)计算,其中Avg_x表示 HGA-TS 或 TS 结果.

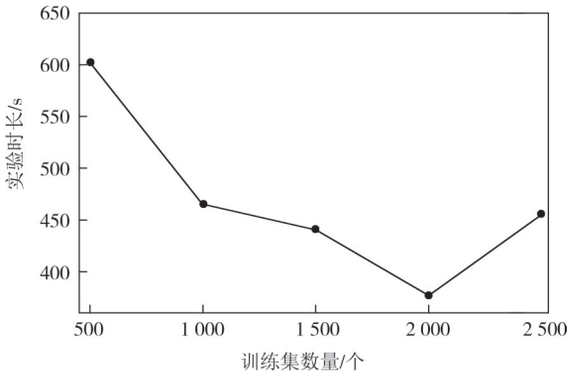


图 11 实验时长随训练集尺寸变化情况

Fig.11 Change of duration with the size of training set

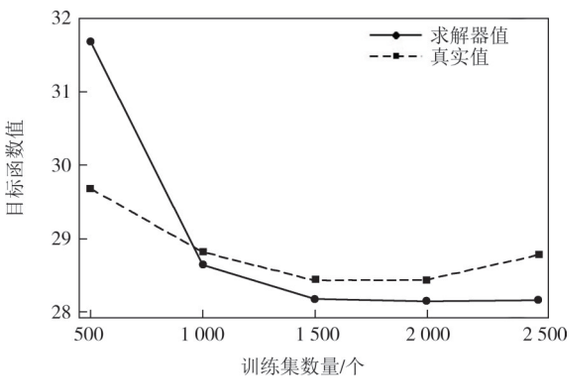


图 12 目标函数值随训练集尺寸变化情况

Fig.12 Change of value with the size of training set

$$\mathrm{Gap}_{\mathrm{Value}}=\frac{\mathrm{Avg}_{\mathrm{Gurobi}}-\mathrm{Avg}_x}{\mathrm{Avg}_x}\times 100\% \tag{26}$$

$$\mathrm{Gap}_{\mathrm{Time}}=\frac{\mathrm{Avg}_x-\mathrm{Avg}_{\mathrm{Gurobi}}}{\mathrm{Avg}_{\mathrm{Gurobi}}}\times 100\% \tag{27}$$

结合图 14~图 16 及表中实验数据可知,TS 求解速度最快,Gurobi 求解速度最慢且实验时长波动大,在复杂案例中,甚至出现 Gurobi 无法在 600 s 内得到可行解的情形;Gurobi 获得的解质量最优,由于本文考虑了人员分配决策,复杂性增强,随机产生的初始解不良,导致 TS 解质量最差;HGA-TS 求解稳定性和

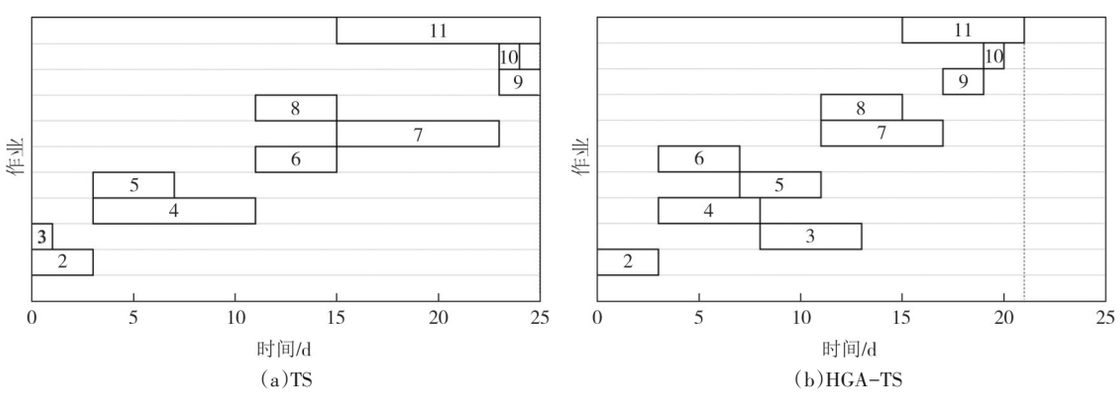


图 13 两种算法甘特图对比

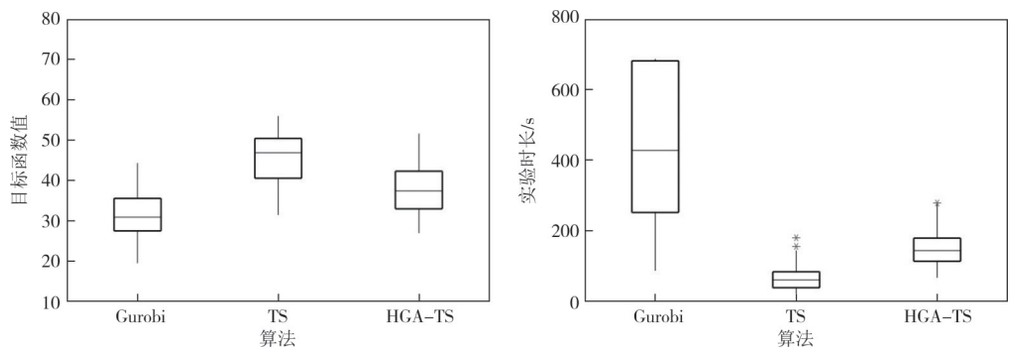
Fig.13 Comparison of two algorithms for Gantt chart

表 5　算法对比实验

Tab.5　Algorithmic comparison experiment

作业规模	实验数量/个	Gurobi				TS				HGA-TS			
		Value		Time		Value		Time		Value		Time	
		Avg	Gap/%	Avg/s	Gap/%	Avg	Gap/%	Avg/s	Gap/%	Avg	Gap/%	Avg/s	Gap/%
10	55	31.3	—	450	—	45.3	30.8	66	81.4	37.5	16.6	150	55.2
12	55	37.0	—	617	—	55.6	33.5	150	70.3	44.7	17.2	241	52.0
14	55	40.2	—	844	—	62.3	35.5	399	50.9	51.0	21.2	616	23.6

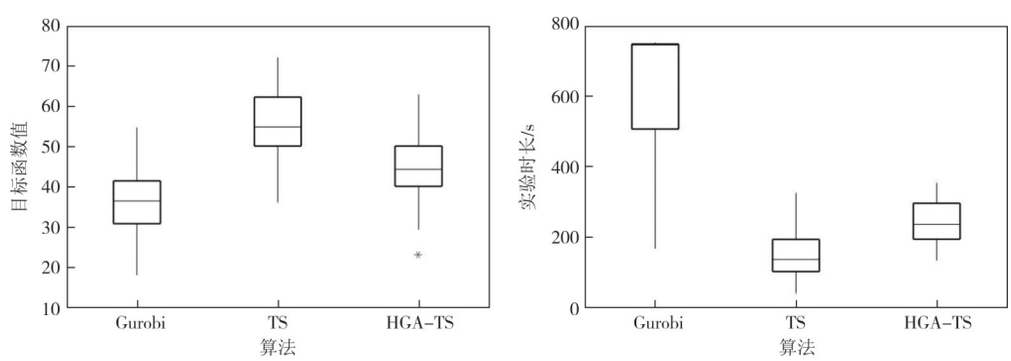
效率较好,其实验时长为HGA运行时长与TS运行时长之和,由于HGA同时对项目调度和人员分配进行搜索,得到的解质量较高,以此作为输入的TS收敛速度较快,因此HGA-TS整体实验时长较短.



(a)目标函数值　　(b)实验时长

图 14　j10 不同算法对比箱线图

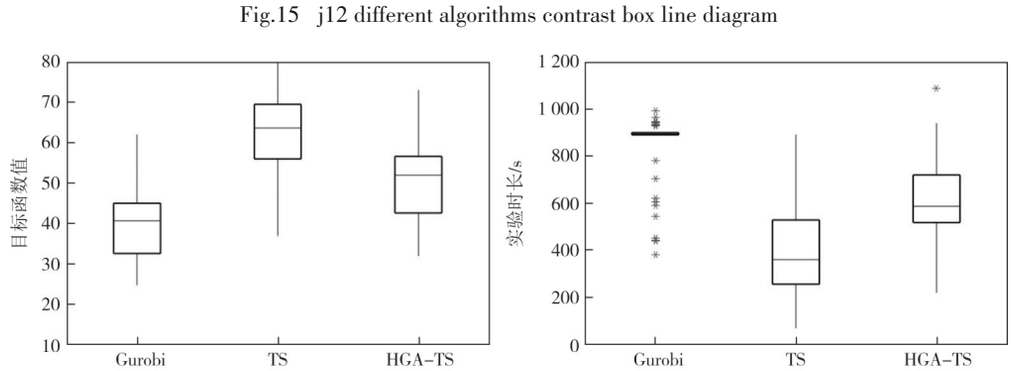
Fig.14　j10 different algorithms contrast box line diagram



(a)目标函数值　　(b)实验时长

图 15　j12 不同算法对比箱线图

Fig.15　j12 different algorithms contrast box line diagram



(a)目标函数值　　(b)实验时长

图 16　j14 不同算法对比箱线图

Fig.16　j14 different algorithms contrast box line diagram

考虑单作业模式下的大规模实验结果如表6所示.在作业规模为30的情况下,HGA-TS在目标函数值和求解时间上均优于Gurobi.在作业规模为60和90的情况下,Gurobi无法在1 800 s和4 800 s的求解时间内得到问题的可行解,HGA-TS在两个评价指标上优于TS 13.8%~21.0%和23.4%~52.8%.以上结果充分表明,相较于文献[22]算法,随着问题复杂程度增加,HGA算法获得初始解的方式更优.

表6 大规模算法对比实验

Tab.6 Large-scale algorithm comparison experiments

作业规模	实验数量/个	Gurobi				TS				HGA-TS			
		Value		Time		Value		Time		Value		Time	
		Avg	Gap/%	Avg/s	Gap/%	Avg	Gap/%	Avg/s	Gap/%	Avg	Gap/%	Avg/s	Gap/%
30	55	70.9	—	418	—	73.9	4.1	199	52.5	70.4	0.7	216	48.3
60	55	—	—	—	—	135.2	—	1 334	—	118.8	—	1 081	—
90	55	—	—	—	—	189.6	—	3677	—	156.6	—	2 406	—

4 结 语

本文通过质量缺陷概率预测模型构建人员与质量之间的映射关系,应用贝叶斯网络推导各作业返工概率,并提出HGA-TS优化求解过程.模型实验验证了质量关键作业挖掘模型的合理性,算法实验结果表明,与传统算法相比,HGA-TS算法在求解质量和计算效率方面均展现出显著优势.在建立预测模型时对偏差传递过程进行了简化处理,后续可以对其他导致质量问题的影响因素进行深入研究,使预测模型更加符合实际.

参考文献

[1] PASQUALE V D, MIRANDA S, NEUMANN W P, et al. Human reliability in manual assembly systems: a systematic literature review[J]. IFAC-PapersOnLine, 2018, 51(11): 675-680.

[2] 陆志强, 朱宏伟, 廖怡娜. 基于质量预测的飞机装配动态调度问题研究[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2020, 47(10): 45-55.
LU Z Q, ZHU H W, LIAO Y N. Dynamic scheduling problem of aircraft assembly based on quality prediction[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2020, 47(10): 45-55. (in Chinese)

[3] 李书云. 基于FFTA-BN的装配式建造过程工序返工致因分析[D]. 长沙: 长沙理工大学, 2022.
LI S Y. Cause analysis of rework in assembly construction process based on FFTA-BN[D]. Changsha: Changsha University of Science & Technology, 2022. (in Chinese)

[4] 战志强. GP公司盘式片包装工序质量改进研究[D]. 济南: 山东大学, 2021.
ZHAN Z Q. Study on quality improvement of disc packaging process in GP company[D]. Jinan: Shandong University, 2021. (in Chinese)

[5] 李涛, 蒋敏, 叶波. 飞机复杂系统总装集成设计初步研究[J]. 航空制造技术, 2021, 64(16): 28-37.
LI T, JIANG M, YE B. Preliminary research on aircraft complex systems integration at final assembly stage [J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2021, 64(16): 28-37. (in Chinese)

[6] 张云飞. 商用车电器功能检测技术分析[J]. 汽车实用技术, 2022, 47(19): 33-36.
ZHANG Y F. Technical analysis of electric appliance function testing of commercial vehicles [J]. Automobile Applied Technology, 2022, 47(19): 33-36. (in Chinese)

[7] 韩建宾. 资源受限的任务调度算法及应用研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2015.
HAN J B. Research on resource-constrained task scheduling algorithm and its application[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2015. (in Chinese)

[8] YANNIBELLI V, AMANDI A. Hybridizing a multi-objective simulated annealing algorithm with a multi-objective evolutionary algorithm to solve a multi-objective project scheduling problem [J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(7): 2421-2434.

[9] WANG L, ZHENG X L. A knowledge-guided multi-objective fruit fly optimization algorithm for the multi-skill resource constrained project scheduling problem [J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2018, 38: 54-63.

[10] MAGHSOUDLOU H, AFSHAR-NADJAFI B, NIAKI S T A. Multi-skilled project scheduling with level-dependent rework risk; three multi-objective mechanisms based on cuckoo search [J]. Applied Soft Computing, 2017, 54: 46-61.

[11] 任逸飞, 陆志强, 刘欣仪, 等. 考虑技能水平的多技能资源约束项目调度[J]. 浙江大学学报(工学版), 2017, 51(5): 1000-1006.
REN Y F, LU Z Q, LIU X Y, et al. Project scheduling problem with hierarchical levels of skills[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2017, 51(5): 1000-1006. (in Chinese)

[12] VONDER S, DEMEULEMEESTER E, HERROELEN W. Proactive heuristic procedures for robust project scheduling: an experimental analysis [J]. European Journal of Operational Research, 2008, 189(3): 723-733.

[13] LAMAS P, DEMEULEMEESTER E. A purely proactive scheduling procedure for the resource-constrained project scheduling problem with stochastic activity durations[J]. Journal of Scheduling, 2016, 19(4): 409-428.

[14] ELLINAS C. he domino effect: an empirical exposition of systemic risk across project networks [J]. Production and Operations Management, 2019, 28(1): 63-81.

[15] ZHU H W, LU Z Q, HU X M. A modified heuristic algorithm for resource constrained multi-project scheduling problem based on inspection and rework [C]//2018 IEEE 14th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). August 20-24, 2018, Munich, Germany. IEEE, 2018: 1058-1063.

[16] DEBLAERE F, DEMEULEMEESTER E, HERROELEN W. Reactive scheduling in the multi-mode RCPSP[J]. Computers & Operations Research, 2011, 38(1): 63-74.

[17] 廖怡娜, 陆志强. 考虑作业返工的资源受限项目调度问题[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(11): 2762-2774.
LIAO Y N, LU Z Q. Resource-constrained project scheduling problem with reworking[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(11): 2762-2774. (in Chinese)

[18] WANG X M, LEUS R, CREEMERS S, et al. A CTMDP-based exact method for RCPSP with uncertain activity durations and rework [C]// Operations Research Proceedings 2017. Cham: Springer International Publishing, 2018: 559-565.

[19] JU R B, NI J, OUYANG L X. Research on model and algorithm for uncertain RCPSP with job reworking [C]//2022 IEEE International Conference on Electrical Engineering, Big Data and Algorithms (EEBDA). February 25-27, 2022, Changchun, China. IEEE, 2022: 1031-1039.

[20] 邓浩男. 考虑存在工件返工的综合调度算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2023.
DENG H N. Research on comprehensive scheduling algorithm considering workpiece rework[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2023. (in Chinese)

[21] ZHENG H Y, WANG L, ZHENG X L. Teaching - learning-based optimization algorithm for multi-skill resource constrained project scheduling problem[J]. Soft Computing, 2017, 21(6): 1537-1548.

[22] 胡雪君, 王建江, 谭跃进, 等. 带有资源转移时间的RCPSP资源流模型及算法[J]. 运筹与管理, 2021, 30(12): 42-50.
HU X J, WANG J J, TAN Y J, et al. Resource flow-based model and algorithms for the RCPSP with resource transfer times[J]. Operations Research and Management Science, 2021, 30(12): 42-50. (in Chinese)

[23] 江平宇, 王岩, 王焕发, 等. 基于赋值型误差传递网络的多工序加工质量预测[J]. 机械工程学报, 2013, 49(6): 160-170.
JIANG P Y, WANG Y, WANG H F, et al. Quality prediction of multistage machining processes based on assigned error propagation network [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(6): 160-170. (in Chinese)

[24] JUN H B, KIM D. A Bayesian network-based approach for fault analysis [J]. Expert Systems with Applications, 2017, 81: 332-348.

[25] BRUNI M E, DI PUGLIA PUGLIESE L, BERALDI P, et al. An adjustable robust optimization model for the resource-constrained project scheduling problem with uncertain activity durations[J]. Omega, 2017, 71: 66-84.

[26] RUI J W, ZHANG H B, ZHANG D L, et al. Total organic carbon content prediction based on support-vector-regression machine with particle swarm optimization[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2019, 180: 699-706.

[27] POPPENBORG J, KNUST S. A flow-based tabu search algorithm for the RCPSP with transfer times [J]. OR Spectrum, 2016, 38(2): 305-334.