

控制与决策

Control and Decision

异构负载下单机调度与预测性维修的集成建模

甘婕, 舒坦, 石慧, 赵春晓

引用本文:

甘婕,舒坦,石慧,赵春晓. 异构负载下单机调度与预测性维修的集成建模[J]. *控制与决策*, 2024, 39(3): 1003–1011.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.0943>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

两部件系统视情维修与生产调度的联合优化模型

Joint optimization model for condition-based maintenance and production scheduling of two-component systems

控制与决策. 2021, 36(6): 1377–1386 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1357>

铁路集装箱中心站资源分配与作业调度联合优化

Integrating optimization of resource allocation and handling scheduling in railway container terminal

控制与决策. 2021, 36(12): 3063–3073 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0597>

基于随机系数回归模型的退化过程及维修策略

Degradation process and maintenance planning based on random coefficient regression model

控制与决策. 2021, 36(3): 754–760 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1087>

区间数可重入混合流水车间调度与预维护协同优化

Collaborative optimization of interval number reentrant hybrid flow shop scheduling and preventive maintenance

控制与决策. 2021, 36(11): 2599–2608 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0973>

基于改进多目标优化算法的分布式数据中心负载调度

Multi-objective optimization of energy and performance management in distributed data centers

控制与决策. 2021, 36(1): 159–165 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0702>

异构负载下单机调度与预测性维修的集成建模

甘婕^{1,2†}, 舒坦^{1,2}, 石慧¹, 赵春晓^{1,2}

(1. 太原科技大学 工业与系统工程研究所, 太原 030024;

2. 山西人文社科重点研究基地 装备制造业创新发展研究中心, 太原 030024)

摘要: 在生产调度的过程中, 设备常常因加工不同作业而承受不同负载即异构负载, 设备受异构负载的影响导致其加工每项作业过程中的退化速率不同, 从而影响生产调度与维修计划的排程, 进而带来资源闲置和时间成本增加的问题. 为了解决该问题, 在考虑异构负载影响下, 提出单机调度与预测性维修的联合策略, 以最小总加权期望完成时间为目标构建相应的集成模型. 对单机调度过程中受异构负载影响的设备, 建立基于维纳过程的退化模型, 根据其退化规律, 推导相应设备剩余寿命的累积分布函数. 通过数值实验, 分别针对异构负载与平均负载的情况比较相应集成模型的优化结果, 结果表明了在集成模型中考虑异构负载的必要性, 并通过参数灵敏度分析验证了所建集成模型的有效性.

关键词: 异构负载; 单机调度; 预测性维修; 维纳过程; 剩余寿命预测; 集成模型

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.0943

引用格式: 甘婕, 舒坦, 石慧, 等. 异构负载下单机调度与预测性维修的集成建模[J]. 控制与决策, 2024, 39(3): 1003-1011.

Integrated modeling of stand-alone scheduling and predictive maintenance under heterogeneous loads

GAN Jie^{1,2†}, SHU Tan^{1,2}, SHI Hui¹, ZHAO Chun-xiao^{1,2}

(1. Division of Industrial and System Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China; 2. Research Centre for Innovation and Development of Equipment Manufacturing Industry, Key Research Bases for Humanities and Social Sciences in Shanxi, Taiyuan 030024, China)

Abstract: In the process of production scheduling, equipment often bears different loads due to processing different jobs, that is, heterogeneous loads. Due to the impact of heterogeneous loads, the degradation rate of the equipment in each operation is different, which will affect production scheduling and maintenance planning, resulting in idle resources and increased time costs. To solve this problem, a joint strategy of single machine scheduling and predictive maintenance is formulated considering the impact of heterogeneous loads. On this basis, an integrated model is established to minimize the total weighted expected completion time. A degradation model based on the Wiener process is established for the equipment affected by the heterogeneous load in the single machine scheduling process. And the cumulative distribution function of the remaining useful life of the equipment is derived. Numerical experiments are conducted to compare the optimization results of the corresponding integration models of the conditions of heterogeneous load with the average load respectively, which indicates that it is necessary to consider heterogeneous load in the integration model. And the sensitivity analysis of the parameters verifies the effectiveness of the integrated model.

Keywords: heterogeneous load; single machine dispatching; predictive maintenance; Wiener process; residual life prediction; integration model

收稿日期: 2022-05-27; 录用日期: 2022-11-28.

基金项目: 国家自然科学基金项目(72071183); 山西省高等学校人文社会科学重点研究基地项目(20210102); 山西省自然科学基金面上项目(20210302123206); 山西省高等学校教学改革创新项目(J2020500); 山西省高等学校科技创新项目(2021L322); 太原科技大学研究生联合培养示范基地项目(JD2022010).

责任编辑: 刘士新.

†通讯作者. E-mail: ganj@tyust.edu.cn.

0 引言

生产调度过程中,设备的故障不仅会导致生产过程中断,而且会造成生产作业的损坏,甚至可能发生灾难性事故.如立式数控机床加工中心高速高精定位打孔和深孔攻丝的过程中,丝锥的故障将直接导致材料的损坏及生产进程中断.合理的生产调度和维修活动有助于确保设备持续且安全地运行,因此众多学者对生产调度与预防性维修的集成建模问题进行了研究.

在单机调度与预防性维修(指为预防故障的发生提前进行的维修活动)的集成建模研究中,文献[1]考虑了完美维修的效果,即设备经过维修后其状态恢复全新,以最小化总成本为目标提出了生产计划与预防性维修的集成模型.文献[2-4]在不同约束条件下进行了生产调度与完美预防性维修的联合决策研究.文献[5]对非完美维修进行综述,非完美维修是指在可修复系统中,设备维修后其退化状态回退到之前某一时刻的状态.文献[6]以单位时间总成本最小为优化目标,在可修复系统中考虑非完美维修效果,提出单机调度与预防性维修的联合策略,建立了生产调度、库存持有和维修活动的联合决策模型.文献[7]兼顾生产调度和精准维修,考虑非完美维修效果建立了两者集成的多目标优化模型.

上述针对生产调度与预防维修的集成研究已切实解决了一些问题,但预防性维修存在一定程度的过维修和欠维修的风险,为了降低这种风险,一些学者对预测性维修展开了研究^[8-10].近年来,随着物联网技术、信息技术和人工智能的快速发展,一种更新颖的维修策略——预测性维修(predictive maintenance, PdM)策略逐渐成为研究热点^[8].预测性维修是基于历史数据、模型和其相关领域知识,通过统计或机器学习模型等方法,预测趋势、行为模式和相关性,提前预测可能发生的故障,从而调整维修决策的过程^[9].对于可修设备,预测性维修是保持设备性能和提高设备可用性的有效策略^[10].随着计算机科学、智能工业和智能制造的发展,预测性维修的优势更为突出.

在生产制造业,生产调度与预测性维修的集成研究也变得尤为迫切.文献[10]为了避免预防性维修可能导致的欠维修或过维修提出了一种集成模型,将基于预测信息的预测维修与单机调度相结合,使总预期生产成本最小化.文献[11]以最小化最大延误时间为目标,提出了一种结合生产调度和预测维修的集成模型,并给出数值算例,表明该集成模型的性能优于以往生产调度模型.文献[12]提出了一个将预测性

维修模型与生产调度相整合的整体框架,该框架在NASA的C-MAPSS数据集以及汽车零部件加工中心的真实工业数据上进行验证,结果表明该方法可以捕获和量化设备状态的变化,从而实现预测性维修与生产调度的集成研究.

近些年,随着设备可靠性的要求逐步提高,负载问题作为影响设备退化及其可靠性的一大要素也受到了广泛的关注.文献[13]考虑随机冲击负载影响,以平均费用最低为目标建立了视情维修与备件库存联合决策模型.文献[14]建立了计算复杂载荷下系统可靠性的广义动态可靠性模型,该模型适用于确定性强度退化和随机强度退化过程下的系统可靠性问题,其中强度意味着抵抗失效的能力.文献[15]在文献[14]的基础上考虑离散的外载荷,利用部件失效后载荷分布变化和设备强度损伤情况分析载荷分担效应,进一步改进基于故障率的可靠性建模方法,建立了负载分担系统的可靠性模型.文献[16]基于Wiener过程提出了随机冲击负载影响下的非线性退化设备剩余寿命预测方法,考虑退化漂移可变性和随机冲击对退化率的影响建立随机冲击影响下自适应Wiener过程退化模型,推导出故障首达时间意义下剩余寿命的解析表达式.

在以上负载问题的研究中,学者们做了深入探讨.然而设备往往需要加工不同作业,这将导致设备承受异构负载.例如:数控机床中丝锥在进行作业攻丝时,由于作业的材质、硬度、湿度等不同将使丝锥承受异构负载,导致其退化速率改变.而经典维修模型大多没有考虑异构负载对退化速率的影响.

在生产调度的过程中设备也常因加工不同作业而承受异构负载,从而带来设备退化速率改变的问题.目前多数单机调度与预测维修集成建模的研究中通常只考虑自然退化过程,未考虑不同作业所带来的异构负载对设备退化的影响,但是退化速率的改变在很大程度上会影响设备的性能可靠度,从而影响原有生产调度与维修计划的排程.

为了解决此类问题,本文考虑生产过程中设备承受异构负载的情况,将单机调度与预测性预防维修活动(下文简称预测性维修)进行集成研究.首先,根据所提出异构负载下单机调度与预测性维修的集成策略,以总加权期望完成时间最小为优化目标构建相应的集成模型;然后,研究单机调度过程中受异构负载影响的设备退化模型;最后,以丝锥Eco-U13为案例,通过数值实验验证了在集成建模中考虑异构负载的必要性,并进行了参数的灵敏度分析.

1 问题描述

设备加工不同作业的过程被认为是其承受异构负载的过程,异构负载会导致设备的退化速率(指设备在运行过程中逐渐失去其性能的速率)不同,从而影响设备的失效时刻^[17-19](设备丧失完成规定功能能力的时刻),导致生产调度与维修计划的排程失去合理性。

在以往的研究中,根据单一负载或平均负载下的退化速率建立设备退化模型(设备的退化过程所遵从的某一特定的退化规律),忽略了设备承受异构负载的问题。由此安排的生产调度与预防性维修活动可能会导致过维修(预防性维修的次数过多导致资源的浪费)或欠维修(预防性维修次数过少导致设备发生故障)现象发生。而在一些高精生产活动中存在差之毫厘失之千里的问题,如立式数控机床深孔攻丝的过程中精准掌握攻丝刀具的切削齿退化情况能够降低作业损坏的风险。

1.1 符号定义

1) 下标。

i : 调度作业中待加工作业的作业编号 $i = 1, 2, \dots, n$;

j : 作业自身编号, $j = 1, 2, \dots, n$ 。

2) 决策变量。

x_{ij} : 生产调度的决策变量。

3) 确定性变量。

n : 共有 n 项待加工的作业;

H : 设备的故障阈值;

β : 设备故障概率的阈值下界;

t_{CM} : 设备故障后维修所用时间;

t_{PdM} : 设备预测性维修所用时间;

p_j : 作业 j 的加工时间;

w_j : 作业 j 的权值;

$p_{[i]}$: 调度序列中第 i 项作业的加工时间;

$w_{[i]}$: 调度序列中第 i 项作业的权值。

4) 随机变量。

$z_{[i]}$: 调度序列中第 i 项作业加工前设备的退化状态;

$z_{[i]}$: 调度序列中第 i 项作业完工后设备的退化状态;

$T_{Res[i]}$: 第 i 项作业完工后设备剩余寿命。

1.2 相关假设

针对退化过程非单调的生产系统,考虑异构负载情况下,对单机生产调度与预测性维修的集成建模研究做出如下相关假设:

1) 在异构负载下设备的退化速率改变,但退化机理不变;

2) 设备性能退化量在实际检测过程中的检测误差暂不考虑;

3) 预测性维修与故障后维修均为完美维修;

4) 加工第 1 项作业前时设备状态全新;

5) 设备加工过程中出现的一般故障为软故障(软故障是指设备的退化状态在运行期间已经超过故障阈值,但该故障不会造成设备立刻停机,而是继续退化运行,直到当前作业完工后才进行更换的故障模式);

6) 调度序列中同一位置在同一时刻只能加工一项作业;

7) 单机调度过程中被中断的加工作业不可续。

2 单机调度与预测性维修的集成建模

2.1 单机调度与预测性维修的集成策略

以往有关设备剩余寿命预测的研究中,大多假设设备运行期间的退化速率不变,但在实际的生产过程中,受异构负载影响设备退化速率常会发生改变。

在生产调度的过程中,结合第 $i-1$ 项作业完工后设备的退化状态,考虑异构负载的影响(即加工第 i 项作业可能导致的设备退化速率)进行第 $i-1$ 项作业加工后设备剩余寿命 $T_{Res[i-1]}$ 的预测,由此制定单机调度与预测性维修的集成策略。

第 $i-1$ 项作业完工后,设备退化状态为 $z_{[i-1]}$:

1) 如果 $z_{[i-1]} \geq H$,则进行故障后维修。

2) 如果 $z_{[i-1]} < H$ 且 $P(T_{Res[i-1]} < p_{[i]}) > \beta$,则进行预测性维修。即 $z_{[i-1]} < H$ 时,考虑异构负载影响,第 $i-1$ 项作业完工后设备剩余寿命 $T_{Res[i-1]}$ 小于第 i 项作业加工时间 $p_{[i]}$ 的概率(即设备加工第 i 项作业可能发生故障的概率)高于故障概率的阈值下界 β 时,进行预测性维修。

3) 否则,继续加工下一项调度作业。

2.2 单机调度与预测性维修的集成模型

单机调度决策变量表达式为

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{第 } i \text{ 项调度作业为作业 } j; \\ 0, & \text{otherwise;} \end{cases} \quad i, j = 1, 2, \dots, n. \quad (1)$$

第 i 项调度作业的加工时间为

$$p_{[i]} = \sum_{j=1}^n p_j x_{ij}. \quad (2)$$

第*i*项作业的权值为

$$w_{[i]} = \sum_{j=1}^n w_j x_{ij}. \quad (3)$$

第*i*项作业的期望完成时间 $E(C_{[i]})$,包括前*i*项作业的加工时间和设备的维修时间,即

$$E(C_{[i]}) = E \sum_{k=1}^i (p_{[k]} + t_{M[k]}). \quad (4)$$

其中: $p_{[k]}$ 为第*k*项作业的加工时间, $t_{M[k]}$ 为第*k*项作业加工前维修活动所占用的时间.异构负载下单机调度与预测性维修的集成模型为

$$\min \sum_{i=1}^n w_{[i]} E \sum_{k=1}^i (p_{[k]} + t_{M[k]}). \quad (5)$$

$$\text{s.t. } x_{ij} = 0, 1, j = 1, 2, \dots, n; \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} = 1, j = 1, 2, \dots, n; \quad (7)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1, i = 1, 2, \dots, n; \quad (8)$$

$$t_{M[k]} = I_{(z_{[k-1]} \geq H)} t_{CM} + I_{(z_{[k-1]} < H \& P(T_{Res[k-1]} < p_{[k]}) > \beta)} t_{PdM}. \quad (9)$$

式(5)为优化目标即最小化总加权期望完成时间;式(6)为单机调度决策变量的取值;式(7)和(8)表示调度序列中任意位置只能安排一项加工作业,且每项加工作业只能在一个位置上进行加工;式(9)为第*k*项作业加工前维修活动所占用的时间,其中 $I_{(z_{[k-1]} \geq H)}$ 为故障后维修的指示函数. $I_{(z_{[k-1]} < H \& P(T_{Res[k-1]} < p_{[k]}) > \beta)}$ 为预测性维修的指示函数.

3 设备退化模型

3.1 自然退化模型

Wiener过程是在非单调退化过程中应用最广泛的性能退化模型^[7],但伽马过程、逆高斯过程和维纳过程都是独立增量过程,并已被广泛应用于可靠性领域^[18-19].但伽马过程和逆高斯过程都只适用于建模单调的退化路径,相比之下维纳过程更适用于调度过程中因异构负载导致的非单调退化过程^[20],因此本文选用维纳退化过程描述设备的退化过程.

3.2 异构负载影响下设备退化模型

假设在异构负载条件下,单设备生产系统的自然退化为带线性漂移的Wiener过程,漂移系数仅与负载及初始参数有关;扩散系数不受负载影响;其退化状态为可检测获得的随机物理量.

在设备运行过程中,异构负载在很大程度上影响设备的退化过程.为了模拟相关影响,考虑生产调

度期间设备加工不同作业*j*带来的异构负载问题,引入协变因子 W_j ,使退化模型中漂移系数成为有关协变量的函数,即连接函数 $h(W_j; \gamma)$ ^[20-22].参考文献[20],利用连接函数将异构负载与设备的退化速率建立联系,即:将其作为维纳过程中的漂移系数,由此得到作业的漂移系数表达式为

$$\mu_j = h(W_j; \gamma). \quad (10)$$

其中: μ_j 为作业*j*的漂移系数,反映退化速率; $h(W_j; \gamma)$ 为连接函数(可以是线性关系、幂律关系、指数关系等); γ 为初始漂移系数.由此,在异构负载影响下,第*i*项作业的漂移系数为

$$\mu_{[i]} = \sum_{j=1}^n \mu_j x_{ij}. \quad (11)$$

严格地说,扩散系数 σ 也可以视为协变量的函数,以捕获不同环境下的不同随机动力学.然而,有人认为退化速率通常主导相关系统的退化过程,因此为了简化退化模型,大多数情况下不采用将扩散系数建模为协变量函数的方法^[23].

加工第*i*项调度作业时设备的退化状态模型为

$$Z_{[i]}(t) = \bar{z}_{[i]} + \mu_{[i]}(t - (E(C_{[i-1]}) + t_{M[i]})) + \sigma B(t - (E(C_{[i-1]}) + t_{M[i]})). \quad (12)$$

式(12)分为3部分:

1) $\bar{z}_{[i]}$ 表示第*i*项作业加工前设备的退化状态,有 $\bar{z}_{[i]} = z_{[i-1]}(1 - I_{(z_{[i-1]} < H \& P(T_{Res[i-1]} < p_{[i]}) > \beta}) \text{ or } I_{(z_{[i-1]} \geq H)})$. (13)

2) $\mu_{[i]}(t - (E(C_{[i-1]}) + t_{M[i]}))$ 表示设备在加工第*i*项作业时,其退化过程的平均趋势.

3) $\sigma B(t - (E(C_{[i-1]}) + t_{M[i]}))$ 为布朗运动,表示设备在加工第*i*项作业时其退化过程中的随机变动.

4 设备剩余寿命及概率

在单机调度中,第*i*-1项作业完工后的时刻为 $C_{[i-1]}$,设备的退化量 $z_{[i-1]} < H$,以时刻 $C_{[i-1]}$ 为起始点,则设备的剩余寿命为

$$T_{Res[i-1]} = \inf\{t \geq 0 | Z(t + C_{[i-1]}) \geq H, z_{[i-1]} < H, C_{[i-1]} \geq 0\}. \quad (14)$$

设备在加工每一项作业的过程均可看作是一个维纳退化过程,根据维纳过程的独立增量特性,设备的剩余寿命遵循逆高斯分布^[16],可得到第*i*-1项作业完工后设备剩余寿命 $T_{Res[i-1]}$ 的累积分布函数.

考虑异构负载的影响,设备在加工第*i*-1项作

业时与加工第*i*项作业时所对应的设备退化速率不同,在第*i*-1项作业完工后对设备进行剩余寿命预测时,需要根据加工第*i*项作业时所对应的漂移系数进行预测.由此得到 $T_{Res[i-1]} < p_{[i]}$ 的概率为

$$P(T_{Res[i-1]} < p_{[i]}) = F_{T_{Res[i-1]}}(p_{[i]}|z_{[i-1]}) = \phi\left(\frac{\mu_{[i]}p_{[i]} - (H - z_{[i-1]})}{\sigma\sqrt{p_{[i]}}}\right) + \exp\left(\frac{2\mu_{[i]}(H - z_{[i-1]})}{\sigma^2}\right) \times \phi\left(\frac{-(H - z_{[i-1]}) - \mu_{[i]}p_{[i]}}{\sigma\sqrt{p_{[i]}}}\right), \quad (15)$$

其中 ϕ 为标准正态分布.

5 数值实验

设备在加工过程中受异构负载的影响导致其退化速率不同,例如:丝锥对木制品进行攻丝时,由于加工对象品种、硬度、湿度等不同,加工过程中设备所承受压力、摩擦力以及磨损也不同.

刀具作为生产设备中的重要易损部件,一直受到学术界和工业界的高度关注,刀具的状态不仅影响加工精度和质量,而且影响加工成本,在生产过程中异构负载对刀具状态会造成严重的影响,进而带来产品质量缺陷及高昂生产成本等问题^[15,24].针对此类问题,在数值实验中利用所建模型对异构负载下丝锥的退化过程进行研究.

5.1 实验数据设置

文献[24]指出,丝锥的切削齿磨损是影响其寿命的主要原因,加工过程中一般丝锥的最后一个切削齿磨损最严重,因此本文仅取其最后一个切削齿的磨损值进行丝锥退化趋势研究.为了研究异构负载下单机调度与预测性维修的集成问题,以丝锥Eco-U13为例,借用文献[24]维纳过程的 $\mu = 0.01033$ 、 $\sigma = 2.109 \times 10^{-3}$ 作为初始数据,故障阈值 $H = 0.3$.

随机取10项作业,其权重、加工时间和异构负载的协变量影响因子分别如表1所示.

表1 各作业相关数据

<i>j</i>	w_j	p_j	协变量因子 W_j
1	2	9	0.88
2	3	5	0.76
3	4	4	1.23
4	6	2	3.94
5	7	2	4.45
6	5	1	1.18
7	1	6	1.22
8	9	4	0.83
9	2	2	3.6
10	3	1	1.01

5.2 不同作业下设备的漂移系数

由式(10)可知,漂移系数为有关协变量的函数,协变量因子与漂移系数为比例协变量模型,其关系为线性关系^[25-26].则作业*j*协变量因子与作业*j*漂移系数的关系式为

$$\mu_j = \mu W_j. \quad (16)$$

由式(16),考虑加工不同作业过程中异构负载对设备的影响,得到漂移系数如表2所示.

表2 经协变量因子影响后各作业所对应的漂移系数

<i>j</i>	μ_j
1	0.0090904
2	0.0078508
3	0.0127059
4	0.0407002
5	0.0459685
6	0.0121894
7	0.0126026
8	0.0085739
9	0.037188
10	0.0104333

5.3 平均负载与异构负载下数值实验的对比分析

以往研究中,设备退化过程大多考虑了平均负载,如文献[11]对剩余寿命预测时仅考虑不变的漂移系数.设平均负载下的平均漂移系数为 $\bar{\mu}$,相应地在平均负载下加工第*i*项作业时,设备的退化状态模型为

$$Z_{[i]}(t) = \bar{z}_{[i]} + \bar{\mu}(t - (E(C_{[i-1]}) + t_{M[i]})) + \sigma B(t - (E(C_{[i-1]}) + t_{M[i]})). \quad (17)$$

平均负载下,第*i*-1项作业完工后设备的剩余寿命小于第*i*项作业加工时间 $p_{[i]}$ 的概率为

$$P(T_{Res[i-1]} < p_{[i]}) = F_{T_{Res[i-1]}}(p_{[i]}|z_{[i-1]}) = \phi\left(\frac{\bar{\mu}p_{[i]} - (H - z_{[i-1]})}{\sigma\sqrt{p_{[i]}}}\right) + \exp\left(\frac{2\bar{\mu}(H - z_{[i-1]})}{\sigma^2}\right) \times \phi\left(\frac{-(H - z_{[i-1]}) - \bar{\mu}p_{[i]}}{\sigma\sqrt{p_{[i]}}}\right). \quad (18)$$

在平均负载情况下,单机调度与预测性维修集成模型的目标及单机调度的约束条件与2.2节所建模型目标式(5)~(8)相同,式(9)求解 $t_{M[k]}$ 时,预测性维修指示函数 $I_{(z_{[k-1]} < H \ \& \ P(T_{Res[k-1]} < p_{[k]}) > \beta)}$ 中的 $P(T_{Res[k-1]} < p_{[k]})$ 由式(18)求得.取表2中漂移系数的平均值得到平均负载下的漂移系数 $\bar{\mu} = 0.0197$.

本文采用遗传算法优化求解,其运行参数统一设

置如下:种群大小为20,最大遗传代数为200,交叉概率为0.8,变异概率为0.1,代沟为0.8,仿真次数为20.

将成本等因素折合在时间域上,假设故障更换时间大于预测性维修时间,取故障后维修时间与预测性维修时间分别为15和5.令 $\beta = 10\%$,对比平均负载与异构负载下所建集成模型的优化结果.

5.3.1 同一优化序列下的对比分析

对平均负载下单机调度与预测性维修的集成模型优化求解后,得到调度序列(6 5 8 4 10 3 9 2 1 7),相应优化后的目标值为580.在该序列下经一次实现,得到生产调度与维修示意图如图1所示,其中 P 表示加工下一项作业过程中设备发生故障的概率.

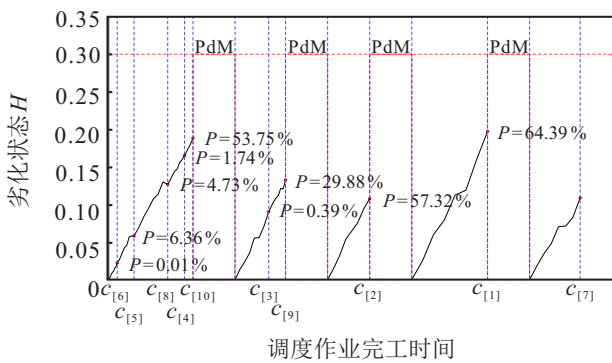


图1 平均负载下生产调度与PdM的一次实现示意图

在图1中,预测性维修进行4次,设备加工第5项作业后, $P = 53.75\%$ 大于 β 需进行预测性维修,同理在设备加工完第7、8、9项作业后, P 值分别为29.88%,57.32%,64.39%,均大于 β ,需进行预测性维修.

在调度序列(6 5 8 4 10 3 9 2 1 7)下,考虑异构负载影响,根据2.2节所建集成模型求解得到目标值为675.经一次实现,生产调度与PdM示意图如图2所示.

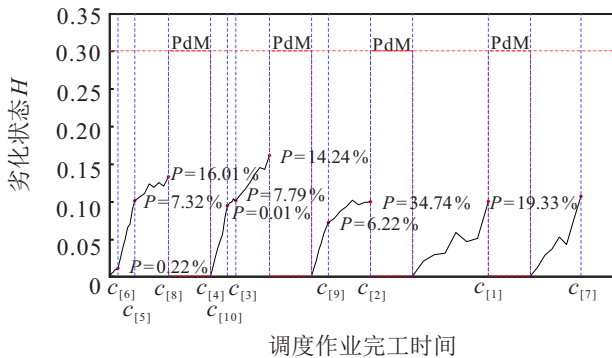


图2 异构负载下生产调度与PdM的一次实现示意图

在图2中,预测性维修进行4次,其中设备加工第3项作业后 $P = 16.01\%$,大于 β ,需进行预测性维修,同理在设备加工完第6、8、9项作业后, P 值分别为14.24%,34.74%,19.33%,均大于 β ,需进行预测性维

修.

比较图1与图2,从 P 的情况看,图1设备在第3项作业完工后 $P = 4.73\%$.而图2设备在第3项作业完工后 $P = 16.01\%$,此时图1设备未进行预测性维修,图2设备进行了预测性维修.在实际情况下,若按图1考虑平均负载情况进行调度与PdM排程,则会使设备产生欠维修现象,增大加工下一项作业时设备产生故障的风险.

从维修位置看,图1设备的第1次维修发生在加工第5项作业之后,而图2设备的第1次维修发生在加工第3项作业后.由退化趋势可以看出,因异构负载问题导致的维修位置不同会影响设备的退化过程,从而可能影响生产调度的顺利进行.

从优化后的目标值看,考虑平均负载下优化得到的目标值为580.然而设备在相同的序列下运行时,若出现异构负载的情况得到的目标值为675,则目标值的差异将导致企业对自身进行成本评估时产生较大误差.可见,设备在加工多种作业时,进行生产调度与预测性维修的排程中考虑异构负载具有一定的必要性.

5.3.2 平均负载与异构负载下优化序列对比分析

对异构负载下单机调度与预测性维修的集成模型进行优化求解后的序列为(6 5 4 10 8 3 2 9 1 7),相应优化后的目标值为575.在该序列下经一次实现,得到生产调度与维修活动的示意图如图3所示.

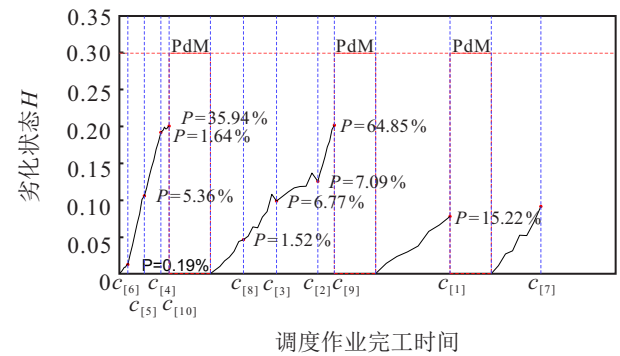


图3 生产调度与PdM的一次实现示意图

图3中,预测性维修进行3次,设备加工第4项作业后, $P = 35.94\%$,大于 β ,需进行预测性维修,同理在设备加工完第8、9项作业后, P 值分别为64.85%、15.22%,均大于 β ,需进行预测性维修.

对比图1和图3,从维修次数看,图1设备在10项作业的调度过程中进行了4次预测性维修,而图3设备进行了3次维修,可以看出在考虑平均负载的情况下存在过维修的情况.从优化结果看,考虑异构负载下优化得到的目标值为575优于平均负载下优化得到的目标值580,表明考虑异构负载下单机调度与预

测性维修的集成模型更具资源应用的合理性.

5.3.3 不同作业规模下目标值的对比分析

设定30、50、100项作业,加工时间为服从1~9均匀分布的随机数;加工作业对应的权值为服从1~9均匀分布的随机整数;漂移系数为服从0~0.03均匀分布的随机数.考虑平均负载下与异构负载下所建集成模型,分别在30、50、100项作业下优化求解得到不同作业规模下的目标值如表3所示.

表3 不同作业规模下目标值表

加工作业数量	30	50	100
平均负载	8 104	24 510	124 387
异构负载	7 996	24 002	115 983

对表3进行分析,当加工作业为30时,平均负载情况下对应的目标值为8 104,异构负载情况下对应的目标值为7 996.相较于平均负载下求解得到的优化目标,异构负载下所建集成模型优化求解得到的目标值降低了108.当加工作业为50时,异构负载下所建集成模型优化求解得到目标值为24 002,相较于平均负载情况下的目标值24 510降低了508.加工作业为100时,异构负载情况下对应的目标值为115 983,相较于平均负载情况下对应的目标值124 387降低了8 404.经比较可以看出,设备在进行生产调度与预测性维修排程过程中,考虑平均负载相较于考虑异构负载下求解得到的优化目标明显更高.在实际生产过程中存在作业的多样性,考虑异构负载更能有效节约维修资源使目标成本更低.

综上所述,在实际生产中加工作业存在多样性,若根据平均负载情况下的设备退化趋势安排维修活动,则会严重影响预防性维修插入的合理性,造成设备的维修资源使用不当,形成过维修和欠维修的情况,从而影响生产调度的顺利进行.因此,在对生产调度与维修集成建模时,应该考虑设备承受的异构负载,根据异构负载下设备的退化特征安排合理的生产调度与设备维修,进而达到节约相关资源的目的.

5.4 灵敏度分析

集成优化中, β 为设备故障概率的阈值下界,对集成模型的优化结果有很大影响.以10项作业为例,不同 β 下得到的最优目标值如表4所示.根据表4数据,通过保形插值拟合得到 β 与目标值的关系图如图4所示.结合表4与图4,选取不同的 β 进行灵敏度分析. β 由0.3降到0.1时,目标值从533增大到539,仅增涨了0.56%.可见,当 β 取0.1时,可以保证在故障率低于10%的情况下(即可靠度稳定在90%以上)

目标值增长幅度较小.当 β 由0.1下降到0.04时,目标值由539增大至623,增涨了15.58%,即可靠度受限程度从90%增涨到96%时,目标值会有小幅度增长.当 β 由0.04降低到0.001时,目标值由623增大至937,其增涨率为50.40%,可见可靠度受限程度从96%增涨到99.9%时,目标值会大幅度增长.因此,企业决策者可结合自身情况权衡目标成本与可靠性需求,从[0.04, 0.1]内选取合适的 β 以保证设备既能满足其可靠性需求又能有效控制生产成本,达到提高企业效益节约成本的目的.

表4 β 对优化结果的影响

β	目标值
0.001	937
0.04	623
0.1	539
0.2	533
0.3	533

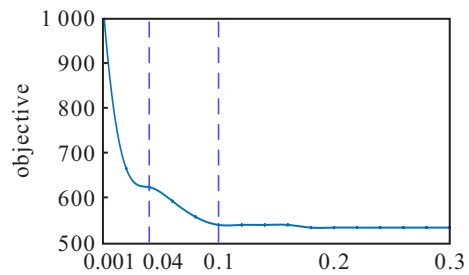


图4 β 的灵敏度分析

6 结 论

本文针对考虑异构负载影响的生产设备退化过程,研究了单机调度与预测性维修的集成建模问题.首先,以总加权期望完成时间最小为优化目标,建立了异构负载下单机调度与预测性维修的集成模型;其次,在单机调度中考虑异构负载影响后设备的退化规律,进行相应的设备剩余寿命计算;最后,以丝锥Eco-U13为例,通过数值实验验证所建模型的适用性和有效性.实验结果表明:在实际加工过程中考虑异构负载具有一定的必要性;考虑异构负载相较于考虑平均负载下进行生产调度与预测性维修的联合优化更具资源应用的合理性;随着作业规模的增大,考虑异构负载相较考虑平均负载下的集成模型优化结果下降幅度更大,进一步表明了加工大规模作业下考虑异构负载的重要性,对预设 β 值的灵敏度分析给出了较合理的 β 取值范围.便于企业决策者权衡成本及可靠性需求,进行有效决策以达到在安全生产的前提

下降低目标成本,进一步表明了所建模型具有潜在的实际应用价值。

本文在异构负载情况下生产调度与预测性维修的集成研究中,只初步考虑了生产调度中的单机调度,而实际生产中多设备的生产模式更为常见,因此在下一步的工作中也将考虑异构负载影响下多设备不同调度模式与预测性维修的集成研究。

参考文献(References)

- [1] Liao G L. Production and maintenance policies for an EPQ model with perfect repair, rework, free-repair warranty, and preventive maintenance[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, 46(8): 1129-1139.
- [2] 崔维伟, 陆志强. 单机系统的生产调度与预防性维护的集成优化[J]. *上海交通大学学报*, 2012, 46(12): 2009-2013.
(Cui W W, Lu Z Q. Integrating production scheduling and preventive maintenance planning for a single machine[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2012, 46(12): 2009-2013.)
- [3] 吴慧, 王冰. 基于预防维护的单机调度问题[J]. *控制与决策*, 2021, 36(2): 395-402.
(Wu H, Wang B. Single-machine scheduling problem with preventative maintenance activities[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(2): 395-402.)
- [4] Kolus A, El-Khalifa A, Al-Turki U M, et al. An integrated mathematical model for production scheduling and preventive maintenance planning[J]. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 2020, 37(6): 925-937.
- [5] Tanwar M, Rai R N, Bolia N. Imperfect repair modeling using Kijima type generalized renewal process[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2014, 124: 24-31.
- [6] Duffuaa S, Kolus A, Al-Turki U, et al. An integrated model of production scheduling, maintenance and quality for a single machine[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2020, 142: 106239.
- [7] Chen X, An Y, Zhang Z, et al. An approximate nondominated sorting genetic algorithm to integrate optimization of production scheduling and accurate maintenance based on reliability intervals[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2020, 54: 227-241.
- [8] 陆宁云, 陈闯, 姜斌, 等. 复杂系统维护策略最新研究进展: 从视情维护到预测性维护[J]. *自动化学报*, 2021, 47(1): 1-17.
(Lu N Y, Chen C, Jiang B, et al. Latest progress on maintenance strategy of complex system: From condition-based maintenance to predictive maintenance[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(1): 1-17.)
- [9] Zonta T, da Costa C A, da Rosa R R, et al. Predictive maintenance in the Industry 4.0: A systematic literature review[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2020, 150: 106889.
- [10] Liu Q, Dong M, Chen F F. Single-machine-based joint optimization of predictive maintenance planning and production scheduling[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2019, 55: 173-182.
- [11] Pan E S, Liao W Z, Xi L F. A joint model of production scheduling and predictive maintenance for minimizing job tardiness[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2012, 60(9): 1049-1061.
- [12] Zhai S, Gehring B, Reinhart G. Enabling predictive maintenance integrated production scheduling by operation-specific health prognostics with generative deep learning[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 61: 830-855.
- [13] 李京峰, 陈云翔, 项华春, 等. 考虑随机冲击影响的多部件系统视情维修与备件库存联合优化[J]. *系统工程与电子技术*, 2022, 44(3): 875-883.
(Li J F, Chen Y X, Xiang H C, et al. Joint optimization of condition-based maintenance and spare part inventory for multi-component system considering random shock effect[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2022, 44(3): 875-883.)
- [14] Zhang J, Zhao Y, Ma X. A new reliability analysis method for load-sharing k -out-of- n : F system based on load-strength model[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2019, 182: 152-165.
- [15] Zhang J, Zhao Y, Ma X. Reliability modeling methods for load-sharing k -out-of- n system subject to discrete external load[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2020, 193: 106603.
- [16] 董青, 郑建飞, 胡昌华, 等. 考虑随机冲击影响的自适应 Wiener 过程剩余寿命预测方法[J]. *航空学报*, 2022, 43(9): 225914.
(Dong Q, Zheng J F, Hu C H, et al. Remaining useful life prediction for adaptive wiener process method with random shock[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(9): 225914.)
- [17] Park C, Padgett W J. Accelerated degradation models for failure based on geometric Brownian motion and gamma processes[J]. *Lifetime Data Analysis*, 2005, 11(4): 511-527.
- [18] Liu J. Maintenance model of aircraft structure based on three-stage degradation process[J]. *Computers &*

- Industrial Engineering, 2021, 157: 107335.
- [19] Bressi S, Santos J, Losa M. Optimization of maintenance strategies for railway track-bed considering probabilistic degradation models and different reliability levels[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2021, 207: 107359.
- [20] Zhang Z, Si X, Hu C, et al. Degradation data analysis and remaining useful life estimation: A review on wiener-process-based methods[J]. European Journal of Operational Research, 2018, 271(3): 775-796.
- [21] Bian L K, Gebraeel N. Stochastic modeling and real-time prognostics for multi-component systems with degradation rate interactions[J]. IIE Transactions, 2014, 46(5): 470-482.
- [22] Gebraeel N, Pan J. Prognostic degradation models for computing and updating residual life distributions in a time-varying environment[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2008, 57(4): 539-550.
- [23] 李晓阳, 姜同敏. 加速寿命试验中多应力加速模型综述[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(5): 828-831.
(Li X Y, Jiang T M. Review of multiple-stress models in accelerated life testing[J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29(5): 828-831.)
- [24] Sun H, Cao D, Zhao Z, et al. A hybrid approach to cutting tool remaining useful life prediction based on the wiener process[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2018, 67(3): 1294-1303.
- [25] Sun Y, Ma L, Mathew J, et al. Mechanical systems hazard estimation using condition monitoring[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(5): 1189-1201.
- [26] 喻勇, 司小胜, 胡昌华, 等. 数据驱动的可靠性评估与寿命预测研究进展: 基于协变量的方法[J]. 自动化学报, 2018, 44(2): 216-227.
(Yu Y, Si X S, Hu C H, et al. Data driven reliability assessment and life-time prognostics: A review on covariate models[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(2): 216-227.)

作者简介

甘婕(1976—), 女, 副教授, 硕士生导师, 博士, 从事智能优化、复杂系统的优化调度和健康管理等研究, E-mail: ganj@tyust.edu.cn;

舒坦(1995—), 男, 硕士生, 从事智能优化、复杂系统的优化调度和健康管理等研究, E-mail: 761362737@qq.com;

石慧(1979—), 女, 教授, 博士, 从事智能信息处理、预测等在工业系统可靠性与设备健康管理中应用等研究, E-mail: 2001040@tyust.edu.cn;

赵春晓(1998—), 女, 硕士生, 从事智能优化、复杂系统的优化调度和健康管理等研究, E-mail: 1325991532@qq.com.