

基于改进 SA 算法在智能制造生产 调动模型研究

余娜, 何国荣, 李培东, 马驰

(杨凌职业技术学院, 陕西 杨凌 712100)

摘要: 智能制造生产调动是一个复杂的多目标优化问题, 传统的生产调动方法多采用启发式方法, 在面对复杂的制造环境, 传统方法可能会出现早熟收敛或搜索精度下降的问题; 因此为了解决这些问题, 研究构建了基于改进 SA 算法的智能制造生产调动模型; 首先对 SA 算法进行了优化, 其次利用优化后的算法构建了生产调动模型, 最后通过仿真实验去验证模式算法的性能; 实验结果表明, 在数据集中, 真实值、模型方法和传统方法的平均完成时间分别为 85.33 min、89.92 min 和 93.81 min, 其中模型方法与真实值的差距仅为 4.59 min; 这说明模型方法可以用于解决现有生产模式存在拖期的情况, 及时完成生产任务; 模型算法能够为智能制造生产调动提供新的思路。

关键词: 模拟退火算法; 智能制造; 任务调度; 应用

Research on Production Mobilization Model Based on Improved SA Algorithm in smart Manufacturing

YU Na, HE Guorong, LI Peidong, MA Chi

(Yangling Vocational and Technical College, Yangling 712100, China)

Abstract: Smart manufacturing production mobilization is a complex multi-objective optimization problem. Traditional production mobilization methods mostly use heuristics, and in the face of complex manufacturing environments, traditional methods may have the problems of premature convergence or reduced search accuracy; Therefore, in order to solve these problems, A smart manufacturing production mobilization model based on the improved SA algorithm is constructed; Firstly, the SA algorithm is optimized; Secondly, the optimized algorithm is used to construct the production mobilization model. Finally, the performance of the model algorithm is verified through the simulation experiments. The experimental results show that the average completion time of the real value, model method and traditional method are 85.33 min, 89.92 min and 93.81 min respectively in the dataset, and the difference between model method and real value is only 4.59 min. This indicates that the model method can be used to solve the situation of delay in the existing production models and complete the production tasks in time. The model algorithm can provide a new idea for smart manufacturing production mobilization.

Keywords: simulated annealing algorithm; smart manufacturing; task scheduling; application

0 引言

智能制造工业生产调动是指在制造过程中, 通过对设备、生产环境、生产流程等方面的优化, 实现制造系统的高效运行和质量提升。智能制造工业生产调动是一个复杂的多目标优化问题, 主要涉及到设备、生产环境、生产流程等方面的优化。随着智能制造技术的不断发展, 生产调动已经成为智能制造领域的重要研究方向之一^[1]。智能制造工业生产调动的研究背景主要有制造环境复杂、资源配置困难、生产需求多样和智能技术的应用^[2]。其中制造环境复杂是指随着智能制造技术的不断发展, 制造环境日益复杂, 不仅仅需要考虑设备的配置问题, 还要考虑如何保证生产过程中的质量和稳定性。资源配置困难是指在智能

制造工业中, 设备、生产环境、生产流程等方面都需要进行优化, 以实现资源的最优配置。生产需求多样是指在智能制造工业中, 生产需求多样, 不仅需要满足单一产品的需求, 还要满足多产品、多批次的需求。智能技术应用是指随着人工智能技术的不断发展, 智能制造技术已经开始应用于生产调动领域^[3]。

综上所述, 智能制造工业生产调动的研究背景非常复杂, 需要综合考虑多个方面的因素, 以实现制造系统的高效运行和质量提升。许多学者也着手研究如何利用人工智能算法解决智能制造工业生产调动问题^[4]。国外学者主要从算法设计、算法性能提升和交叉学科研究等方面进行生产调动研究。Shang C 等人回顾了应用于工业过程监测、控

收稿日期: 2023-05-22; 修回日期: 2023-05-31。

基金项目: 杨凌职业技术学院 2020 年院内基金项目(ZK20-43)。

作者简介: 余娜(1992-), 女, 硕士, 讲师。

引用格式: 余娜, 何国荣, 李培东, 等. 基于改进 SA 算法在智能制造生产调动模型研究[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(11): 293-298.

制和优化的数据分析和机器学习的最新进展，特别关注机器学习模型的可解释性和功能性。通过分析实际需求与当前研究现状之间的差距，确定了机器人学习模型在智能制造中的重要意义^[5]。国内学者潘俊峰等人提出了一种基于深度学习和多 Agent 协作的智能制造任务调动方法，用于求解离散型任务调动问题^[6]。然而，目前国内在任务调动领域的研究仍存在一些不足之处。例如：现有研究大多集中在某一具体的生产调动上，缺乏对整个制造系统的研究；同时现有研究方法大多基于传统知识和经验，缺乏对新情况和新技术的研究等^[7]。近年来，模拟退火算法（SA, simulated annealing）因其良好的全局搜索能力和快速的收敛速度而备受关注。它是一种通过模拟退火过程来寻找最优解的优化算法。因此，研究基于改进 SA 算法应用于智能制造工业生产调动优化中的可行性和优势进行分析，并构建模型，旨在为智能制造工业生产调动提供一种新的研究思路。

1 基于改进 SA 算法的智能制造工业车间生产调动模型构建

1.1 基于 SA 算法的智能制造工业的调动任务优化

SA 是一种基于随机抽样的优化算法。它通过模拟自然界中热力学过程的退火机制来寻找最优解，具有很高的全局搜索能力和快速的收敛速度。在金属加工锻造行业中，所谓的退火，就是将一种金属材料，加热到熔化的程度，再进行降温处理，让它慢慢冷却，最后变成一种规则的晶体^[8-9]。SA 法是模拟金属退火处理的一种随机搜索法，能够用于解决组合优化问题。但是，该方法在求解时，不仅采用了随机搜索的方式，还引入了金属退火这一自然规律，使其在求解时不受初值的影响，并具有渐进收敛性，能够迅速求解出最优解，并被证实为一种基于概率 1 的全局优化方法^[10]。研究以局部搜索算法为切入点，在每次运算时，随机产生一个新的状态，并按照概率算法标准，以一定的概率接收到新的状态，从而使算法获得全局最优解。

在智能制造企业中，生产调度任务的优化是一个非常具有意义的研究课题。智能制造工业指的是运用人工智能、物联网、大数据等技术，实现工业生产的智能化和数字化，从而提升生产效率和产品质量。调度任务优化是智能制造领域的一项重要课题，涉及到生产计划制定、资源配置、装备调度等诸多因素。在传统的调度优化方法中，常用的优化算法是遗传算法和粒子群优化算法。该方法具有良好的全局寻优能力和快速的收敛性，但是也存在易陷入局部极值等问题。该方法采用了局部寻优策略，对局部最优解进行了不断地调整，最终达到了全局最优。为了解决容易陷入局部最优的问题，研究对 SA 算法进行了研究，发现 SA 算法不仅具有很强的鲁棒性，而且还具有很强的局部搜索能力，相对于其它的优化搜索方法，它在解决组合优化问题方面有很多独特的特征和优势^[12-13]。首先，SA 算法可以在不同的退火温度下进行求解，并且可以进行一定的恶意求解，从而避免了陷入局部极值问题。其次，SA 算法在

修正时，按照对退火温度的需求，将退火过程分为相应的阶段，而在各个阶段中，相应的选择和选择的标准温度值都是不一样的。同时，该算法的迭代次数越多，温度越低。此时函数的选择需要根据对应的收敛速度，温度下降的函数可用公式（1）计算。

$$T_k = \frac{T_0}{\ln(1+k)} \tag{1}$$

公式（1）中， T_0 表示算法开始时的温度； k 表示算法中的迭代次数。由于函数随着温度的变化出现了缓慢下降，为了快速地模拟算法温度下降函数的计算，通过优化，可用公式（2）表示。

$$T_k = \frac{T_0}{1+\alpha k} \tag{2}$$

公式（2）中， α 表示退火过程中的温度下降系数。研究从分子的热力学特性出发，利用物质中高能分子的存在几率较低的特点，使得低温区的求解几率较高，从而使获得最佳求解的几率较高。在高温区，气温迅速降低，并随时间逐渐减小，此时的目标函数可用公式（3）计算。

$$f(x_k), 1 \leq k \leq n \tag{3}$$

公式（3）中， n 表示样本数量。目标函数与退火过程中系统熵是相对应的，目标函数是一个关于 x_k 的函数， $f(x_k)$ 在解空间中存在着最小值或最大值，而该最值所对应的解，就是命题的最优解。可用公式（4）表示。

$$\Delta f = f(x_k) - f(x_{k-1}) \tag{4}$$

公式（4）中， $\Delta f \leq 0$ 表示目标函数是最优解；当 $\Delta f > 0$ 表示目标函数接收了恶化解。SA 算法的基本流程图如图 1 所示。

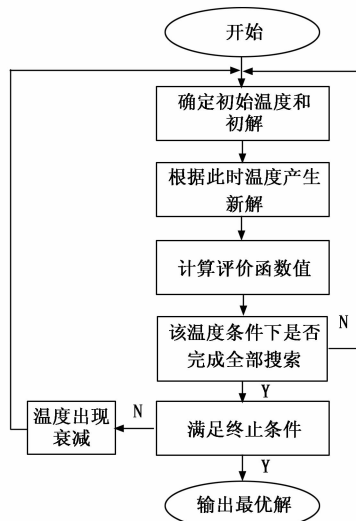


图 1 SA 算法的基本流程

1.2 基于改进 SA 算法的智能制造工业生产调动模型构建

智能制造工业生产调动模型的目标是实现生产过程的优化和自动化，从而提高生产效率和产品质量。在这个目标下，调动模型需要解决生产过程中的多个问题，如生产计划、资源配置、设备调动等^[14]。通过对这些问题的优化

和控制, 可以提高生产效率和产品质量, 从而实现更好的经济效益。由 1.1 分析可知, 传统的模拟退火算法通常通过随机抽样的方式来生成初始解, 并且需要经过一段时间的运行才能收敛到最优解。它存在着一些缺点, 这些缺点主要包括易陷入局部最优解、计算效率低、容易受到外界因素的影响^[15-16]。模拟退火算法是一种无偏搜索, 但在实际应用中, 局部最优解可能更容易得到。计算效率低是指 SA 算法在大规模问题中, 它的计算效率较低, 难以满足实时性要求。易受外界因素影响是指 SA 算法依赖于当前状态, 如果外界因素发生变化, 这会对算法的精确度造成影响。这表明 SA 算法虽然有强大的优化能力, 但是也必须与精确的制冷计划相结合才能实现^[17]。为了实现全局收敛, 需要较高的初温和较慢的退火速度, 所以如何提升算法的运行效率成为 SA 算法应用中的瓶颈^[18-19]。为了克服 SA 算法的缺点, 研究在热动力学过程方面, 引入了一个新的温度控制机制, 使得算法能够更好地适应环境温度的变化。

在引入新温度的控制机制求解过程中, 需要根据不同的命题, 分别设计相应的状态产生函数, 使算法的性能得到充分的发挥。这样算法不仅需要在解空间中实现全局寻优, 而且还需要通过随机产生的状态与问题的实际状态之间存在某种概率相关性, 从而极大地提升算法的收敛性和求解质量^[20-21]。因此, 研究对 SA 方法中的状态产生函数作进行优化, 以减小解的搜索空间并加快其收敛性。但是该方法在求解过程中存在着较大的收敛空间而无法达到全局最优的问题, 并且容易在较大的范围内陷入局部极值。研究在 SA 算法中引入了初始温度和降温函数的概念, 同时在算法中引入了加热机制。加热机制中的初值选取对算法的收敛性和结果的优劣有很大的影响。SA 算法的退火过程与金属的熔点类似, 即太高的温度会导致退火过程中使金属过早融化, 太低的温度会使金属不能融化, 从而达不到设计的效果^[22]。通过上述分析, 初始温度的选择可以根据公式 (5)。

$$\begin{cases} T = \exp(-1.443 * SR_0 + 1.0877) \\ T = \log(-697 * J_0 + 21.1) \end{cases} \quad (5)$$

公式 (5) 中, SR_0 的取值范围 $[0.1 \sim 0.5]$; J_0 表示目标函数的初始值。若要快速高效的进行冷却, 就需要设计合适的降温算法, 使其能够在迅速降温的同时, 保证收敛概率仍为 1 到全局最优。降温函数可用公式 (6) 计算。

$$T_k = \alpha * T_{k-1}, (0 < \alpha < 1) \quad (6)$$

公式 (6) 中, T_{k-1} 表示绝对热度值。升温机制表示在算法中完成 10 次迭代仍然没有搜索到最优解, 系统会升高退火的温度。退火控制温度的效率和取值与目标函数有关, 退火温度可用公式 (7) 表示。

$$\begin{cases} T_k = \exp(-1.443 * SR_k + 1.0877) \\ T_k = \log(-697 * J_k + 21.1) \end{cases} \quad (7)$$

公式 (7) 中, k 表示迭代次数; T_k 表示升温机制工作后的温度; SR_k 表示迭代次数为 k 时的对应值; J_k 表示迭代次数为 k 时的评价。经改进 SA 算法构建的智能制造工

业调度流程图如图 2 所示。

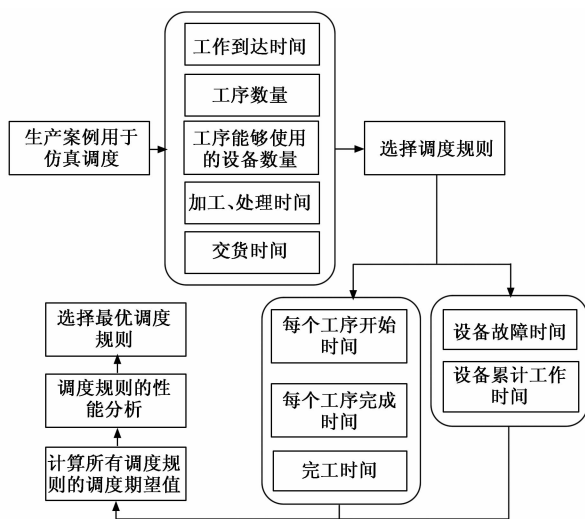


图 2 改进 SA 算法构建的生产调度流程图

2 基于改进 SA 算法的智能制造车间生产任务调度模型的性能分析

2.1 实验参数和模型的应用效果分析

为了验证模型算法的性能, 研究用 MatlabR 作为模拟平台, 在 Windows10 系统中运行, 采用 Intel (R) Core (TM) i7-2450 M CPU@2.50 Ghz (8.0 GB) 的存储空间进行模拟。具体的参数设定为, 种群大小为 100, $c=0.6$, 初始温度为 $100\text{ }^{\circ}\text{C}$, 终止温度为 $10\text{ }^{\circ}\text{C}$, 温度可以降低的最大次数 $M=500$ 。在此参数下运行 10 次, 利用 GA 算法、PSO 算法和改进 GA 算法进行对比。为了验证模型方法在运行过程中的稳定性和准确率, 研究利用 GA 算法、PSO 算法和模型算法进行对比, 通过对比 3 种算法在自动调度过程中的准确率和 F1 值来判断模型算法是否具有优越性。同时为了测试模型算法在数据集中的可靠性, 实验随机生成了 100 个测试样本, 且每个测试样本中包含 10 个加工工件和 1 台机器, 并采用机器指派规则, 即当其它机器存在加工工件完成的情况时, 系统会将未完成的工件分配到该机器。利用 Matlab 对 100 个测试样本进行仿真运算, 将模型算法与现有的传统算法分别在测试样本中进行运行, 运行 10 次, 并收集运行的平均值, 用运行结果的平均值去判断模型方法的性能。图 3 表示 3 种算法在自动调度过程中的准确率和召回率对比图, 此处的召回率表示算法对全局数据的搜索检测能力, 以判断数据是否存在漏检的情况, 即当召回率越高, 漏检的数据越少, 从而判断检测准确率的可靠性。

由图 3 (a) 可知, 随着迭代次数的增加, 3 种算法的准确率都在增加, 其中模型算法的准确率最高, 其次是 PSO 算法, 效果最差的是 GA 算法。模型算法的准确率最大值为 94.21% , 准确率平均值为 88.12% ; PSO 算法的准确率最大值为 83.69% , 准确率平均值为 78.99% ; GA 算法的准确率最大值为 70.46% , 准确率平均值为 67.58% 。模型

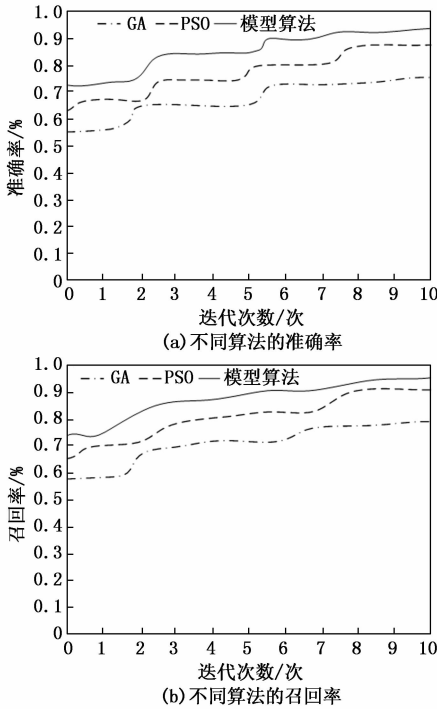


图 3 不同算法的准确率和召回率

算法准确率最大值比 PSO 算法和 GA 算法分别高出了 10.52% 和 23.75%，而模型算法的准确率平均值比 PSO 算法和 GA 算法分别高出了 9.13% 和 20.54%。由图 3 (b) 可知，随着迭代次数的增加，3 种算法的召回率也都在增加，其中模型算法的召回率最高，其次是 PSO 算法，效果最差的是 GA 算法。模型算法的召回率最大值为 95.96%，召回率平均值为 90.27%；PSO 算法的召回率最大值为 88.34%，召回率平均值为 82.73%；GA 算法的召回率最大值为 75.23%，召回率平均值为 69.97%。模型算法召回率最大值比 PSO 算法和 GA 算法分别高出了 7.62% 和 20.73%，而模型算法的召回率平均值比 PSO 算法和 GA 算法分别高出了 7.54% 和 20.3%。由此可知，模型算法在自动调动过程中的召回率也明显高于 PSO 算法和 GA 算法，具有很高的查全率。为了验证模型方法与真实值和传统方法的差异，研究利用 F1 值去衡量三者之间的差异，结果如图 4。图 4 表示 3 种算法在自动调动过程中的 F1 值对比图。

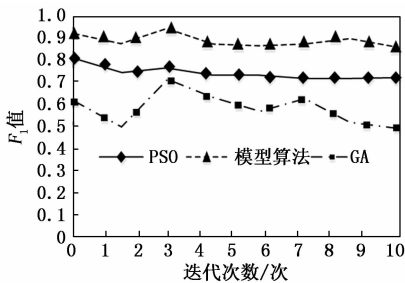


图 4 不同算法的 F1 值

由图 4 可知，3 种算法在相同的迭代次数中的 F1 值存

在着一定的差异，且随着迭代次数的增加呈下降趋势。其中 F1 值最大的算法是模式算法，其次是 PSO 算法，最低的是 GA 算法。图中模型算法的 F1 最大值为 0.92，F1 的平均值为 0.89；PSO 的 F1 最大值为 0.81，F1 的平均值为 0.74；GA 的 F1 最大值为 0.72，F1 的平均值为 0.61。模型算法的 F1 平均值分别比 PSO 算法和 GA 算法高出 0.15 和 0.28，且模型算法的 F1 最大值分别比 PSO 算法和 GA 算法高出 0.11 和 0.20。这说明模型算法的 F1 值均为最优，结合图 5、图 6 分析可知，在经过仿真实验的对比后发现，模型算法的准确率和 F1 值均为最优的，这说明模型算法的性能比其它两种算法的性能更加优越，具有更好的应用价值。

2.2 基于改进 SA 算法的智能制造生产调动模型的性能分析

为了验证模型的实际效果，研究利用传统方法和模型算法与实际运行时的流经时间方差进行对比，图 5 表示三者流经时间的方差和拖期时间方差对比图。

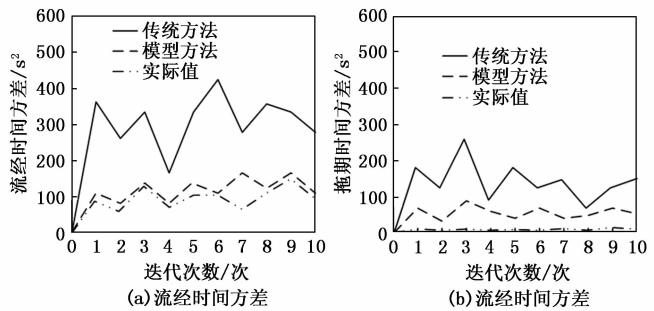


图 5 传统方法、模型方法与真实值的流经时间、拖期时间方差对比

由图 5 (a) 可知，传统方法的流经时间方差与真实值之间差异较大，传统方法的流经时间方差最大值为 426.19 s²，流经时间方差平均值为 263.75 s²。模型方法与真实值的差距较小，其中模型方法的流经时间方差最大值为 182.62 s²，流经时间方差的平均值为 129.81 s²；而真实值的最大流经时间方差为 152.99 s²，流经方差的平均值为 87.57 s²。其中模型方法的流经方差最大值比真实值高出 29.63 s²，流经方差的平均值高出 42.24 s²；传统方法的流经方差最大值比真实值高出 273.2 s²，流经方差的平均值高出 176.18 s²。这说明传统方法在自动调动的过程中需要花费更多的时间，而模型方法与真实值相差 19.37%，在自动调动的过程中能够节省较多时间，相比传统方法节省了 49.21% 的流经时间，体现了模型方法的可靠性。由图 5 (b) 可知，传统方法和模型方法的拖期时间方差与真实值之间都存在差异，其中传统方法的差异更大，模型方法的差异也很明显。传统方法的拖期时间方差最大值为 361.85 s²，拖期时间方差平均值为 153.68 s²。模型方法与真实值的差距较小，其中模型方法的拖期时间方差最大值为 98.15 s²，拖期时间方差的平均值为 69.22 s²；而真实值的最大拖期时间方差为 12.41 s²，拖期方差的平均值为 9.56 s²。其中模型方法的拖

期方差最大值比真实值高出 $85.74 s^2$, 拖期方差的平均值高出 $59.66 s^2$; 传统方法的拖期方差最大值比真实值高出 $349.44 s^2$, 拖期方差的平均值高出 $144.12 s^2$ 。这说明模型方法和传统方法在生产调度过程中都存在拖期的情况, 其中模型方法与真实值的差距小一些, 且明显优于传统方法, 由此可看出模型方法与传统方法相比, 能够缩短自动调度生产中的拖期时间, 具有更好时效性。为了验证模型方法在多生产任务调度中的性能, 研究对资源利用率、平均完工时间和不公平度 3 个方面对模型方法、传统方法和真实值进行统计和分析, 结果如图 6 所示。

由图 6 (a) 可知, 在不同任务数量下, 真实值、模型方法和传统方法的不公平度均存在差异, 在 2 个任务数量时, 真实值、模型方法和传统方法的不公平度分别为 8.96%、12.57% 和 28.13%; 真实值与模型方法、传统方法的不公平度相比低 3.61% 和 19.17%, 其中模型方法与真实值的差距仅为 3.61%。在 3 个任务数量时, 真实值、模型方法和传统方法的不公平度分别为 12.63%、16.84% 和 32.66%; 真实值与模型方法、传统方法的不公平度相比低 4.21% 和 20.03%, 其中模型方法与真实值的差距仅为 4.21%。在 4 个任务数量时, 真实值、模型方法和传统方法的不公平度分别为 17.01%、20.73% 和 38.23%; 真实值与模型方法、传统方法的不公平度相比低 3.72% 和 21.22%, 其中模型方法与真实值的差距仅为 3.72%。这能够说明模型方法具有较高的稳定性。

由图 6 (b) 可知, 在不同任务数量下, 真实值、模型方法和传统方法的平均完成时间也存在差异, 在 2 个任务数量时, 真实值、模型方法和传统方法的平均完成时间分别为 56.19 min、59.87 min 和 65.03 min; 真实值与模型方法、传统方法的平均完成时间相比低 3.68 min 和 8.84 min, 其中模型方法与真实值的差距仅为 3.68 min。在 3 个任务数量时, 真实值、模型方法和传统方法的平均完成时间分别为 65.05 min、69.38 min 和 73.69 min; 真实值与模型方法、传统方法的平均完成时间相比低 4.33 min 和 8.64 min, 其中模型方法与真实值的差距仅为 4.33 min。在 4 个任务数量时, 真实值、模型方法和传统方法的平均完成时间分

别为 85.33 min、89.92 min 和 93.81 min; 真实值与模型方法、传统方法的平均完成时间相比低 4.59 min 和 8.48 min, 其中模型方法与真实值的差距仅为 4.59 min。这能够说明模型方法与真实值的完成时间差距不大, 能够有效地利用时间, 具有较高的可行性。

由图 6 (c) 可知, 在不同任务数量下, 真实值、模型方法和传统方法的平均资源利用率同样也存在差异, 在 2 个任务数量时, 真实值、模型方法和传统方法的平均资源利用率分别为 85.71%、83.69% 和 79.53%; 真实值与模型方法、传统方法的平均资源利用率相比高出 2.02% 和 6.18%, 其中模型方法与真实值的差距仅为 2.02%。在 3 个任务数量时, 真实值、模型方法和传统方法的平均资源利用率分别为 80.29%、78.07% 和 74.21%; 真实值与模型方法、传统方法的平均资源利用率相比高出 2.22% 和 6.08%, 其中模型方法与真实值的差距仅为 2.22%。在 4 个任务数量时, 真实值、模型方法和传统方法的平均资源利用率分别为 74.95%、69.94% 和 65.71%; 真实值与模型方法、传统方法的平均资源利用率相比高出 5.01% 和 9.24%, 其中模型方法与真实值的差距为 5.01%。验证了模型方法具有较强的资源利用能力, 防止了资源的浪费。

3 结束语

为了解决智能生产过程中的资源分配等问题, 研究构建了基于智能制造工业生产调度模型。研究首先对 SA 算法进行了优化, 其次利用优化后的算法构建了生产调度模型, 最后通过仿真实验去验证模式算法的性能。为了验证模型方法在运行过程中的稳定性和准确率, 研究利用 GA 算法、PSO 算法和模型算法进行对比, 通过三者的准确率和 F1 值来判断哪种算法的性能更优。通过比较发现 3 种算法中模型算法的准确率和 F1 值均为最佳。实验结果表明, 改进的模拟退火算法在调度优化问题中具有一定的优势。在计算效率方面, 改进的模拟退火算法比传统算法有了显著提高, 能够更快地收敛到最优解。同时在适应度函数方面, 改进的模拟退火算法能够更好地捕捉全局最优解。在实际生产调度数据集中, 利用模型算法、传统算法与真实值进行比

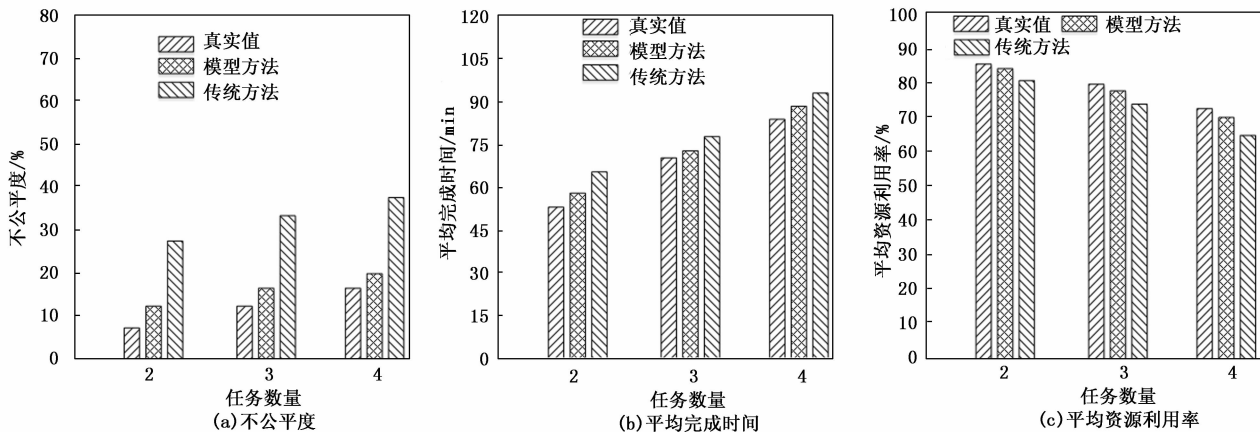


图 6 不同任务下的不公平度、平均完工时间和资源利用率对比

较,发现模型算法与真实值之间的差异更小,模型方法与真实值相差 19.37%,相比传统方法节省了 49.21% 的流经时间;模式算法拖期方差平均值高出真实值 59.66 s^2 ;传统方法拖期方差的平均值比真实值高出 144.12 s^2 。同时为了验证模型方法在不同任务数量下的性能,研究利用资源利用率、平均完工时间和不公平度对模型方法进行验证,在不同任务数量的情况下,模型方法的资源利用率、平均完工时间和不公平度与真实值之间的差异很小,验证了模型方法具有较高的可行性,同时这也表明基于改进 SA 算法的智能化生产调度系统能够有效解决传统生产过程中存的产品拖期交付、资源浪费等问题,提高生产制造的完成效率,能够在现有条件下将资源盘活,降低企业的运营成本。但研究中还存在不足之处,由于研究利用的生产数据采集具有一定的行业局限性,未来可以将智能信息采集计算、生产控制等功能全面结合起来,完善智能制造工业生产任务调度系统。

参考文献:

- [1] 何珮洋,李昆鹏,李文莉. 智能制造环境下的备件生产与运输协同调度问题研究 [J]. 运筹与管理, 2022, 31 (8): 93 - 100.
- [2] 胡 卉,刘富鑫,王愚勤,等. 基于改进模拟退火算法的推动式生产一配送协调优化 [J]. 运筹与管理, 2022, 31 (2): 15 - 22.
- [3] 李 稚,周双牛. 面向绿色智能制造的高维多目标动态作业车间调度优化 [J]. 运筹与管理, 2023, 32 (1): 47 - 53.
- [4] 王海军,于佳文,田晓冉,等. 智能制造对企业颠覆性创新的作用机理——来自扎根理论的海尔案例研究 [J]. 科技进步与对策, 2023, 40 (1): 102 - 113.
- [5] SHANG C, YOU F. Data analytics and machine learning for smart process manufacturing: Recent advances and perspectives in the big data era [J]. Engineering, 2019, 5 (6): 1010 - 1016.
- [6] 潘俊峰,唐敦兵,张泽群,等. 基于规则调整的多 Agent 制造系统调度研究 [J]. 机械制造与自动化, 2021, 50 (5): 160 - 163.
- [7] 方 丹,江志刚,鄢 威. 基于多层级优化模型的绿色车间分批调度方法 [J]. 制造业自动化, 2023, 45 (3): 81 - 86.
- [8] 杨 玮,李 然,张 堃. 基于变邻域模拟退火算法的多自动

导引车任务分配优化 [J]. 计算机应用, 2021, 41 (10): 3056 - 3062.

- [9] 杨慧霏. 变电站内电力调度自动化系统故障原因及处理措施 [J]. 自动化应用, 2020 (8): 88 - 89.
- [10] LI J, GU X, ZHANG Y. Distributed Flexible Job-Shop Scheduling Problem Based on Hybrid Chemical Reaction Optimization Algorithm [J]. Complex System Modeling and Simulation, 2022, 2 (2): 156 - 173.
- [11] 许 焕,王博源,庄泽琰. 基于模拟退火算法的充电路径规划 [J]. 数学建模及其应用, 2021, 10 (2): 65 - 76.
- [12] 陈俭新,黄予洛,宁 蒙,等. 某型自动化立体仓库储位优化算法研究 [J]. 中国舰船研究, 2022, 17 (4): 155 - 163.
- [13] 温晓玲,孙智孝,姜梦岑,等. 基于改进模拟退火算法的软件可靠性模型参数估计方法 [J]. 测控技术, 2022, 41 (8): 66 - 70.
- [14] 黄 毅,胡 悦,杨宏兵. 基于改进遗传算法的 PCB 多级组装线调度 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022 (8): 160 - 163.
- [15] 赵政鑫,范 波,霍 华,等. 基于混合 NSGA2 算法的生产调度优化 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022 (11): 159 - 163.
- [16] 江煜舟,李冬妮,靳洪博,等. 带有资源冲突的 Seru 在线并行调度算法 [J]. 自动化学报, 2022, 48 (2): 444 - 459.
- [17] 杨桂华,卫嘉乐. 基于免疫蚁群优化算法的仓储任务调度 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023 (1): 179 - 183.
- [18] 罗 奕,刘艳佩,蔡有高等. 基于激光雷达的堆取料机自动作业调度技术 [J]. 微型电脑应用, 2022, 38 (3): 87 - 90.
- [19] GANG C, DAN Z, LI S. Novel Adaptive Simulated Annealing Algorithm for Constrained Multi-Objective Optimization [J]. China Communications, 2012, 9 (9): 68 - 78.
- [20] 张 娜,贺兴时. 基于模拟退火的自适应正余弦算法 [J]. 纺织高校基础科学学报, 2021, 34 (1): 84 - 90.
- [21] ZHANG P, SONG S, NIU S, ZHANG R. A Hybrid Artificial Immune-Simulated Annealing Algorithm for Multiroute Job Shop Scheduling Problem With Continuous Limited Output Buffers [J]. IEEE transactions on cybernetics, 2021, 52 (11): 12112 - 12125.
- [22] 惠海波,张玲华. 基于改进模拟退火的 DV-Hop 定位算法 [J]. 计算机工程与设计, 2022, 43 (10): 2711 - 2717.
- [13] 黄艺聪. 嵌入式 TCP/IP 协议单片机技术在网络通信中的应用 [J]. 长江信息通信, 2021, 34 (8): 80 - 82.
- [14] 严 谦,阳 泳. 网络编程 tcp/ip 协议与 socket 论述 [J]. 电子世界, 2016 (8): 68 - 70.
- [15] AWAN M T, KHAN K. LINUX VS. Windows: A Comparison of Two Widely Used Platforms [J]. Journal of Computer Science and Technology Studies, 2022, 4 (1): 41 - 53.
- [16] W. B, M. C, I. C B. Experimental evaluation of the Linux RT Patch for real-time applications; 2009 IEEE Conference on E-
- [17] 刘 剑,仲 宇,王 琦. 嵌入式 Linux 实时性改造技术综述 [J]. 航天控制, 2018, 36 (2): 93 - 97.
- [18] 肖和龙,唐文胜. 基于 RTAI 改进的 Linux 实时调度算法 [J]. 计算机工程与应用, 2012, 48 (1): 81 - 83.
- [19] 刘宇帅,苏 宇,王金波,等. 航天嵌入式 Linux 实时性能优化研究 [J]. 航天控制, 2018, 36 (3): 57 - 62.
- [20] 王 朴. 基于龙芯 1E 的实时 Linux 系统移植与裁剪 [D]. 北京: 中国科学院大学 (中国科学院国家空间科学中心), 2019.

(上接第 292 页)

- merging Technologies & Factory Automation [C] // 2009.