

考虑不确定生产因素的表面组装生产线负载均衡优化模型

张怀权¹, 黄春跃^{1†}, 梁颖^{2,3}, 廖帅冬¹

(1. 桂林电子科技大学 机电工程学院, 广西 桂林 541000; 2. 成都航空职业技术学院 信息工程学院, 四川 成都 610021;

3. 模式识别与智能信息处理 四川省高校重点实验室, 四川 成都 610106)

摘要: 针对表面组装生产中的不确定因素造成企业订单完成时间滞后问题, 本文设计并实现了一种考虑不确定生产因素的生产线负载均衡优化模型. 首先, 以不确定生产因素的历史样本数据作为随机模拟样本预估出不确定生产因素对订单完成造成的滞后时间; 其次, 优化元器件贴装工位分配方案并以任务完成作为触发事件模拟生产线实际运行得到动态生产计划; 再次, 根据动态生产计划计算出模型适应度值后, 采用遗传算法对模型适应度值进行启发式寻优获得最优动态生产方案. 最后, 利用表面组装生产线试例对该模型进行验证, 结果表明, 该模型可准确预测产线各时段的生产任务、任务量及各器件贴装工位, 有效提高了企业生产效率.

关键词: 负载均衡; 蒙特卡洛法; 神经网络; 遗传算法

引用格式: 张怀权, 黄春跃, 梁颖, 等. 考虑不确定生产因素的表面组装生产线负载均衡优化模型. 控制理论与应用, 2024, 41(3): 522 – 532

DOI: 10.7641/CTA.2023.20583

Load balance optimization model of surface-mount production line considering uncertain production factors

ZHANG Huai-quan¹, HUANG Chun-yue^{1†}, LIANG Ying^{2,3}, LIAO Shuai-dong¹

(1. School of Electrical and Mechanical Engineering, Guilin University of Electronic Technology, Guilin Guangxi 541000, China;

2. School of Electrical and Information Engineering, Chengdu Aeronautic Polytechnic, Chengdu Sichuan 610021, China;

3. Key Laboratory of Pattern Recognition and Intelligent Information Processing of Sichuan, Chengdu University, Chengdu Sichuan 610106, China)

Abstract: Aiming at the problem that uncertain production factors cause a lag in order fulfillment for surface-mount manufacturers, a load balance optimization model of production line considering uncertain production factors is designed. First, the historical sample data of uncertain production factors are used as a random simulation sample to predict the lag time of order completion caused by uncertain production factors. Second, after optimizing the component placement workstation allocation scheme, the task completion is used as the trigger event to simulate the actual operation of the production line to obtain a dynamic production plan. Third, after calculating the model fitness value according to the dynamic production plan, the genetic algorithm is used to heuristically optimize the model fitness value to obtain the optimal dynamic production plan. Finally, the model is validated by using a surface-mount production line test case. The result shows that the model can accurately predict the production tasks, task volume and placement stations of components in each period of the production line and can effectively improve the production efficiency of enterprises.

Key words: load balancing; Monte Carlo method; neural networks; genetic algorithm

Citation: ZHANG Huaiquan, HUANG Chunyue, LIANG Ying, et al. Load balance optimization model of surface-mount production line considering uncertain production factors. *Control Theory & Applications*, 2024, 41(3): 522 – 532

收稿日期: 2022-07-01; 录用日期: 2023-01-30.

†通信作者. E-mail: hcymail@163.com; Tel.: +86 15977320485.

本文责任编辑: 周平.

国家自然科学基金项目(62164002), 模式识别与智能信息处理四川省高校重点实验室基金项目(MSSB-2022-02), 广西科技重大专项(桂科)项目(AA19046004), 桂林电子科技大学研究生教育创新计划项目(2022YCXS008, 2021YCXS009)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (62164002), the Project of Key Laboratory of Pattern Recognition and Intelligent Information Processing of Sichuan (MSSB-2022-02), the Science and Technology Major Project of Guangxi Zhuang Autonomous Region Government (AA19046004) and the Innovation Project of GUET Graduate Education (2022YCXS008, 2021YCXS009).

1 引言

电子产品在用户多样化、个性化需求的推动下呈多元化发展. 采用表面组装技术(surface mounted technology, SMT)进行生产的电子产品生产企业(以下简称SMT生产企业)未来的生产模式将以多品种、小批量、柔性化的生产方式为主^[1]. 此外, 互联网技术的发展在为制造业赋能的同时也加剧了包括SMT生产企业在内的制造企业间的竞争, 对企业自动化、信息化、及时响应水平提出了更高要求. SMT生产企业需要根据生产线和订单的实际情况科学合理地制订生产计划, 实现产线生产力的合理分配, 通过提升效率、缩短制造时间, 从而以更低生产成本换取更高利润来提高企业核心竞争力.

SMT生产企业在制订生产计划时需要考虑的因素繁多, 生产计划的组合方式复杂, 使得传统人工制定生产方案的方式难以满足当下复杂多变的生产任务的需求, 迫切需要一种高级排产算法对生产线负载进行优化. SMT生产线负载均衡即根据生产线和订单的实际情况将SMT产线生产力按照一定的次序和任务量合理分配给每个订单, 一般可通过生产线负载均衡模型进行表征. 当前国内外学者针对制造型企业的生产线负载均衡优化研究如下. Feng等和Li等^[2-3]利用模拟退火算法、离散粒子群算法实现了对装配生产线负载模型的优化. 陈小睿等^[4]通过建立产线负载模型优化了薄板坯连铸连轧生产线和冲压生产线的负载模型. 郑小操和龚文引^[5]利用人工蜂群算法、群集技术对车间问题进行优化, 提高了车间作业与订单间适应度. 关于表面组装生产线的负载均衡优化研究, Srivastav^[6]等通过将贴装问题分解为喂料器分配和贴装顺序优化两个子问题, 对单头贴片机组装时间优化问题进行了研究; Lee等和Kim等^[7-8]使用启发式算法和领域搜索算法对多头贴片机组装时间优化问题进行了研究. 关于多机生产的负载均衡优化研究如下: 关晓丹等^[9]通过SMT产线的设备配置研究, 促进了产线的整体平衡性, 实现了瓶颈现象的有效解决; 刘海明^[10]提出了一种基于伞布搜索算法的表面组装负载均衡优化算法, 提高了算法的全局搜索能力; Gao和Jin^[11]以贴片时间与更换吸嘴时间之和为优化目标, 利用遗传算法对喂料器分配方案进行优化, 实现了贴片机的负荷均衡优化. 总结当前学者对表面组装生产线负载均衡优化问题的研究, 当前文献多以单机和多机生产的单条产线负载均衡优化研究较多, 关于多条不同生产线的优化研究较少, 而优化手段则主要以引入启发式算法或改进的启发式算法进行启发式寻优为主, 极少有关于引入不确定因素的生产线负载均衡优化模型的研究. 在SMT生产企业的实际生产过程中, 不可避免会受到原材料不足、设备参数波动或故障、人为操作不当等不确定因素的影响, 而且这些不

确定因素对生产过程的影响具有不可预见性. SMT生产企业在实际生产过程中因不确定因素影响造成订单完成时间滞后的情况是不可避免的. 因此, 本文设计了一种基于随机模拟、模糊理论、神经网络与启发式算法相融合的考虑不定生产因素的表面组装生产线负载均衡优化模型, 使得SMT生产企业可以更好的适应各种复杂多变的任务需求.

2 问题描述与建模分析

2.1 问题描述与符号说明

本文研究的问题是在引入SMT生产过程的不确定因素条件下, 以模组贴片机利用率、订单按时完成度和生产耗能建立多目标优化模型对SMT生产企业的生产任务分配方案及加工顺序进行优化. 结合SMT生产企业面向订单生产(make-to-order, MTO)的特点及SMT生产线实际情况, 将本文研究的问题描述如下. SMT生产企业拥有 m 条制造精度、加工效率存在差异的SMT生产线, 各生产线在实际生产过程中均存在不确定因素; 不考虑紧急插单情况, 企业每周制定一次生产方案, 并假定各类生产物料准备充足, 即在生产过程中不会出现因生产物料缺乏导致停产的情况; 生产线采用模组贴片机, 一个模组贴片机由 k 台单台贴片机构成, 两台单台贴片机构成一个贴装工位, 各条产线的模组贴片机构成存在差异, 同一产品可能出现在部分产线生产或不同产线生产效率不同的情况. 通过到SMT生产企业实地调研得出, 在印刷、贴片、回流焊三大工艺中, 贴片工序是SMT生产线的瓶颈工序, 模组贴片机的贴装速率将决定SMT生产线的生产节拍与生产能力. 因此, 本文采用模组贴片机的贴装速率作为整个生产线的加工速率. 在制定生产方案之前, 人为筛选出需要在该周完成的 n 个订单, 并按订单完成周期的先后顺序进行排序, 得到 n 个生产任务后, 按照生产任务的元器件构成情况、完成周期和模组贴片机的组成情况将 n 个生产任务分配给 m 条生产线进行加工制造. 为了更好地对问题进行表述并建立数学模型, 给出相关符号描述如表1所示, 表中信息给出了SMT生产线负载均衡数学建模过程用到的14个符号集合和集合对应的含义. 利用表1中所述符号进行生产线负载均衡优化模型的数学建模过程如下.

2.2 生产线负载均衡优化模型数学建模

将Task中的 n 个生产任务分配 m 条生产线构成 m 个生产任务组 $\text{TaskGro} = \{to_1, to_2, \dots, to_i, \dots, to_m\}$. n 个生产任务分配给生产线 i 的产品件数集合为 $\text{productNum}_i = \{pm_{i1}, pm_{i2}, \dots, pm_{ik}, \dots, pm_{in}\}$, 其中 $\sum_{i=0}^{i=m} pm_{ik} = bh_k$. 每条生产线的 k 台贴片机构成 L 个贴装工位, 即 $L = \frac{k}{2}$, 产线 i 的 L 个贴装工位的贴

装速率集为 $\text{MountSpeed}_i = \{\text{sd}_{i1}, \text{sd}_{i2}, \dots, \text{sd}_{ik}, \dots, \text{sd}_{iL}\}$, 单位为 s/chips , $\text{sd}_{iL} = \text{pc}_{i,2L} \times \text{pc}_{i,2L-1} / (\text{pc}_{i,2L} + \text{pc}_{i,2L-1})$. 产线 i 生产订单 j 时, 各贴装工位贴装速率为 $\text{Prodrate}_{ij} = \{\text{pe}_{ij}^1, \text{pe}_{ij}^2, \dots, \text{pe}_{ij}^h, \dots, \text{pe}_{ij}^L\}$, 单位为 s/件 , 其中 $\text{pe}_{mn}^h = \text{cum}_{mn}^h \times \text{sd}_{mh}$. 产线 i 生产订单 j 的生产效率(单位为 s/件)为

$$\text{prorate}_{ij} = \max(\text{Prodrate}_{ij}), \quad (1)$$

产线 i 在接下来一周的总生产时间为

$$\text{prot}_i = \sum_{j=1}^{j=n} \text{pm}_{ij} \times \text{prorate}_{ij}, \quad (2)$$

产线 i 一周的能耗成本为

$$\text{Ecost}_i = \text{em}_i \times \text{prot}_i, \quad (3)$$

产线 i 完成分配给该产线的订单 k 的时间点为

$$\text{finishTime}_{ik} = \sum_{j=1}^{j=k} \text{pm}_{ij} \times \text{prorate}_{ij}, \quad (4)$$

订单 k 的完成时间点为

$$t_k = \max(\{\text{finishTime}_{ik} | i = 1, 2, \dots, m\}), \quad (5)$$

集合 $\text{OutTime} = \{\text{ot}_1, \text{ot}_2, \dots, \text{ot}_i, \dots, \text{ot}_n\}$ 为 n 个订单完成超期时间集, 其中

$$\text{ot}_i = \begin{cases} 0, & t_i - \text{ce}_i < 0, \\ t_i - \text{ce}_i, & t_i - \text{ce}_i \geq 0, \end{cases}$$

构建SMT生产线负载平衡目标模型如式(6)所示:

$$\text{TargetModel} = \sum_{i=1}^{i=n} \text{ot}_i \times \text{ue}_i \times \text{bh}_i \times \text{os}_i + \sum_{i=1}^{i=m} \text{Ecost}_i. \quad (6)$$

表1 负载平衡数学建模符号描述汇总表

Table 1 Load balancing mathematical modeling symbol description

序号	集合名称	集合含义
1	$\text{Prolpacru}_m = \{\text{pu}_{m1}, \text{pu}_{m2}, \dots, \text{pu}_{mi}, \dots, \text{pu}_{mk}\}$	第 m 条生产线上的 k 台单台贴片机贴装精度集
2	$\text{Prolpecic}_m = \{\text{pc}_{m1}, \text{pc}_{m2}, \dots, \text{pc}_{mi}, \dots, \text{pc}_{mk}\}$	各条产线的各单台贴片机贴装速率集, 单位 s/chips
3	$\text{FeidaNum}_m = \{\text{fm}_{m1}, \text{fm}_{m2}, \dots, \text{fm}_{mi}, \dots, \text{fm}_{mk}\}$	第 m 条生产线的 k 台单台贴片机可装飞达个数集
4	$\text{Econsum} = \{\text{em}_1, \text{em}_2, \dots, \text{em}_i, \dots, \text{em}_m\}$	m 条生产线的功率集
5	$\text{Task} = \{\text{tk}_1, \text{tk}_2, \dots, \text{tk}_i, \dots, \text{tk}_n\}$	企业接下来一周的生产任务
6	$\text{Promacurc} = \{\text{prc}_1, \text{prc}_2, \dots, \text{prc}_i, \dots, \text{prc}_L\}$	表示器件精度级别的精度集
7	$\text{ComNum}_n = \{\text{cm}_{n1}, \text{cm}_{n2}, \dots, \text{cm}_{ni}, \dots, \text{cm}_{nL}\}$	订单 n 中 L 类精度级别的器件个数
8	$\text{ComponentNum}_{mn} = \{\text{cum}_{mn}^1, \dots, \text{cum}_{mn}^i, \dots, \text{cum}_{mn}^L\}$	第 m 条生产线生产订单 n 时分配给 L 个贴装工位的器件数量集
9	$\text{Ordercycle} = \{\text{ce}_1, \text{ce}_2, \dots, \text{ce}_i, \dots, \text{ce}_n\}$	n 个订单完成周期时间集
10	$\text{Orderbatch} = \{\text{bh}_1, \text{bh}_2, \dots, \text{bh}_i, \dots, \text{bh}_n\}$	n 个订单对应的产品件数集
11	$T = \{t_1, t_2, \dots, t_i, \dots, t_n\}$	完成 n 个订单的时间集
12	$\text{UnitPrice} = \{\text{ue}_1, \text{ue}_2, \dots, \text{ue}_i, \dots, \text{ue}_n\}$	n 个订单的产品单价集
13	$\text{OrderOdds} = \{\text{os}_1, \text{os}_2, \dots, \text{os}_i, \dots, \text{os}_n\}$	订单逾期赔率数据集

注: 序号9的集合 ComponentNum_{mn} 中, $\text{cum}_{mn}^i \leq \text{fm}_{m,2i-1} + \text{fm}_{m,2i}$, $\sum_{i=1}^{i=L} \text{cum}_{mn}^i = \sum_{i=1}^{i=L} \text{cm}_{ni}$, 且要求分配给贴装工位 L 的器件精度 prc_i 小于贴片机贴装精度 $\text{pu}_{m,2L}$, $\text{pu}_{m,2L-1}$

2.3 生产线负载优化模型不确定因素补偿

针对不确定生产因素造成SMT生产企业任务完成滞后的问题, 本文根据生产线实际情况, 归纳总结引入不确定因素如表2所示. 利用特征提取神经网络根据表2中不确定因素的历史数据建立各不定因素的特征分布. 通过不确定因素随机模拟器和自适应模糊神经网络, 预估出不确定因素对生产造成的滞后时间, 对生产线负载优化模型进行不确定因素补偿, 具体补偿方法如下.

集合 $\text{Delaytime} = \{\text{dt}_1, \text{dt}_2, \dots, \text{dt}_i, \dots, \text{dt}_n\}$ 为生产过程中的不确定因素对完成各订单造成的滞后时间按订单完成先后排列所得. 不确定因素对订单完成造成的累积滞后时间为 $\text{SunDtime} = \{\text{sdt}_1, \text{sdt}_2, \dots, \text{sdt}_i, \dots, \text{sdt}_n\}$, 若生产任务 tk_i 完成生产的次序

是第 k , 则有 $\text{sd}_i = \sum_{j=1}^{j=k} \text{dt}_j$. 引入不确定因素后的订单逾期赔损成本如式(7)所示:

$$\text{Lcost} = \sum_{i=1}^{i=n} \text{ot}'_i \times \text{ue}_i \times \text{bh}_i \times \text{os}_i, \quad (7)$$

其中 $\text{ot}'_i = \begin{cases} 0, & t_i + \text{sdt}_i - \text{ce}_i < 0, \\ t_i + \text{sdt}_i - \text{ce}_i, & t_i + \text{sdt}_i - \text{ce}_i \geq 0. \end{cases}$ 利用

考虑不确定因素后的生产任务超期时间 ot'_i 根据式(6)得出考虑不确定生产因素的SMT生产线负载平衡目标模型如式(8)所示:

$$\text{TargetModel}' = \sum_{i=1}^{i=n} \text{ot}'_i \times \text{ue}_i \times \text{bh}_i \times \text{os}_i + \sum_{i=1}^{i=m} \text{Ecost}_i. \quad (8)$$

表2 不确定因素汇总表

Table 2 Uncertain factors summary table

序号	不确定因素类别	不确定因素影响
1	表面安装印制板翘曲	元器件贴装不牢固, 出现飞片
2	刮刀速度波动	印制板的印刷效果差, 引起虚焊
3	刮刀压力值波动	压力过小印刷效果差引起虚焊; 压力过大模板背后出现渗漏引起桥连
4	模板磨损	印刷过程的模板磨损, 引起虚焊、桥连
5	锡膏性能下降	外界物理因素导致锡膏性能下降, 引起虚焊、桥连
6	光学对准误差	贴片机学对准误差, 引起元器件贴装偏差
7	回流炉炉温出现偏差	炉温偏差导致焊接缺陷
8	回流炉N ₂ 浓度出现偏差	N ₂ 浓度偏差导致曼哈顿现象
9	备料延误	影响生产进程, 导致停产
10	人为操作失误	导致设备故障或影响产品质量
11	操作者熟练程度	操作者熟练程度与人为操作失误的发生有关
12	设备故障	设备故障, 导致停产

3 SMT产线负载平衡优化算法设计

3.1 集成优化算法设计思路

本文设计的SMT生产线负载平衡集成优化算法模型如图1所示. 集成优化算法采用遗传算法对式(8)中考虑不确定生产因素的SMT生产线负载平衡目标模型进行启发式寻优. 该集成优化算法由初始化参数设置算法(initialize parameter setting algorithm, IPSA)、适应度计算算法(fitness calculation algorithm, FCA)和适应度寻优算法(fitness optimization algorithm, FOA)3部分构成. 其中: IPSA用于设定模型的初始化参数值, FCA用于计算染色体种群中每个染色体的适应度值, FOA用于对由染色体适应度值构成的种群适应度集合进行启发式寻优, 从而得到最优染色体和最佳适应度. FCA由染色体随机生产器(chromosome random generator, CRG)、染色体编码解析器(chromosome code parser, CCP)、生产线运行模拟器(production line running simulator, PLRS)、元器件贴装工位分配优化器(component placement station allocation optimizer, CPSAO)、不确定因素模拟器(uncertainty factor simulator, UFS)和生产任务筛选器构成.

以下本文将对图1所示的SMT生产线负载优化集成算法作详细描述.

3.2 模型初始化参数设定

图1所示算法模型中的初始化参数设置算法(IPSA)用于设置模型的初始化参数值. 在算法执行前, 通过人为设定生产任务数量taskNum、生产线条数proLineNum、染色体种群数量Nc、适应度误差率SE_{rate}、适应度允许偏差率E_{rate}的初始值. 模型再根据设定的上述初始参数, 进行模拟运行得到最小随机模拟次数ST_{min}. ST_{min}设置过程如下, R_n初始值设为100后, 将测试染色体j输入适应度计算算法两次得到两个测试适应度值testFitness₁, testFitness₂, 再

根据式(9)计算出测试适应度偏差率eRate; 判断eRate是否小于适应度允许偏差率E_{rate}, 若满足要求, 则令st_j=R_n, 其中ST={st₁, st₂, ..., st_j, ..., st_{Nc}}, 若不满足, 则将R_n加20后继续将测试染色体j输入适应度计算算法, 直到满足要求为止. 测试染色体测试完毕后, 将集合ST输入图1模型中的模拟次数提取算法(simulation number extraction algorithm, SNEA)计算出ST_{min}. SNEA的实现原理如图2所示.

$$eRate = \frac{|\text{testFitness}_1 - \text{testFitness}_2| \times 2}{\text{testFitness}_1 + \text{testFitness}_2} \quad (9)$$

3.3 模型适应度计算

图1所示算法模型中的适应度计算算法(FCA)的适应度计算模型利用式(8)根据订单完成滞后时间、实际生产方案、产线生产订单的效率和产线功率等信息计算出当前染色体组对应的种群适应度集合. 以下本文将适应度计算算法各部分作详细说明.

3.3.1 染色体编码及解码规则

文中的遗传算法染色编码采用0, 1编码规则对染色体上的基因进行编码. 染色体编码及解码规则如图3所示. 由图3可见, 一个生产方案对应一个染色体组, 一个染色体组由m条染色体构成, 每条染色体对应一条生产线; 一条染色体带有n个基因片段, 每个基因片段对应一个生产任务; 染色体i上的基因片段j为1则表示生产任务j会分配给生产线i, 为0则表示生产任务j不会分配给生产线i.

3.3.2 不确定生产因素的引入

文中利用不确定因素模拟器(UFS)引入不确定因素的影响. 不确定因素模拟器工作时, 先由图1模型中的特征提取神经网络(feature extraction neural network, FENN)根据不确定因素的历史样本数据计算出文中引入不确定因素影响度的概率分布特征, 其中, 特征提取神经网络结构如图4所示.

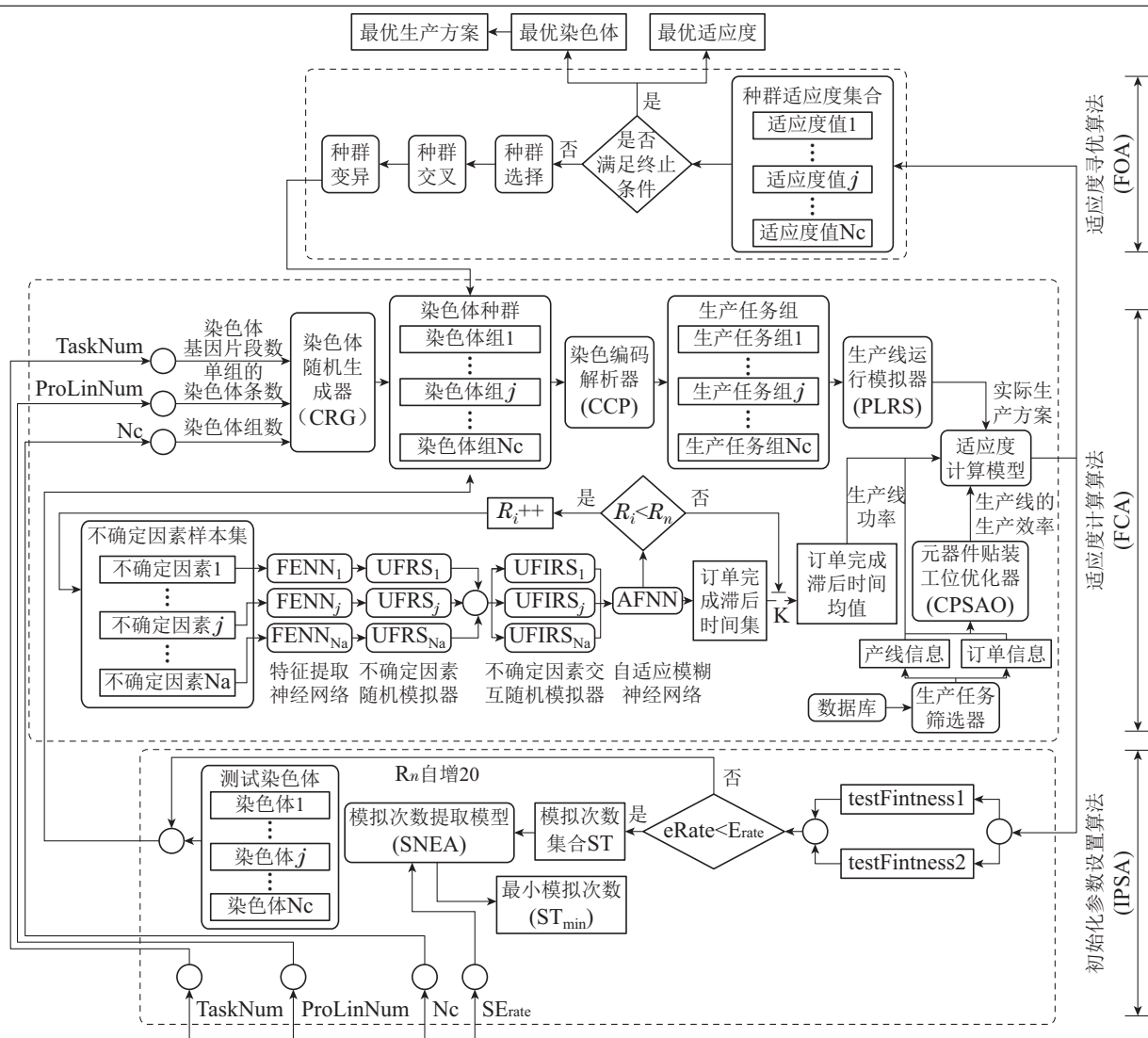


图1 SMT生产线负载平衡优化集成算法模型

Fig. 1 SMT production line load balancing optimization integrated algorithm model

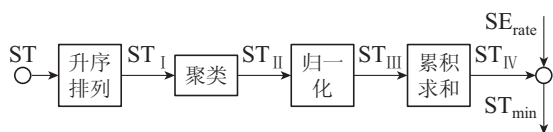


图2 模拟次数提取算法实现原理图

Fig. 2 Schematic diagram of the implementation of the simulation times extraction algorithm

特征提取神经网络计算出不确定生产因素影响度的概率分布特征后, 将由图1模型中的不确定因素随机模拟器 (uncertainty factor random simulator, UFRS) 采用蒙特卡洛法估算出各不确定因素在独立情况下的影响度。不确定因素随机模拟器随机生成0-1之间的随机数后, 根据特征提取神经网络输出的概率分布特征求出概率分布函数 $P\{\text{infDeg} < X\} = \text{ranNum}$ 的函数值, 即可模拟出该不确定因素在独立情况下的影响度 X 。

不确定因素随机模拟器模拟出各不确定因素在独

立情况下的影响度后, 由图1模型中的不确定因素交互随机模拟器 (uncertain factor interaction random simulator, UFIRS) 采用卷积神经网络根据独立情况下的影响度计算出各不确定因素在相互影响情况下的影响度。

不确定因素交互随机模拟器计算出不确定因素在相互影响情况下的影响度后, 通过图1模型中的自适应模糊神经网络 (FENN) 采用模糊理论根据不确定因素交互随机模拟器输出的不确定因素影响度预测出不确定因素对订单完成造成的滞后时间。图5为自适应模糊神经网络进行迭代更新的训练过程图, 由图可见, 自适应模糊神经网络的梯度损失函数经过500次迭代训练, 损失函数值收敛明显。

3.3.3 染色体适应度计算

不确定因素模拟器预估出不确定因素对订单完成造成的滞后时间后, 由图1模型中的生产线运行模拟

器(PLRS)根据染色体随机生产器产生的染色体模拟生产线运行制定出静态生产方案对应的动态生产方案. 由于不能保证每个生产任务会被分配到的生产线同时开始进行生产, 各生产线在实际生产过程的动态生产方案通常与染色体随机生产器产生的静态生产

方案不一致. 针对该问题, 本文设计了一种以生产任务完成触发任务更新的生产线运行模拟器, 其设计思路如图6所示. 生产线运行模拟器利用设定好初始条件和运行规则的算法模拟生产运行可获得静态生产方案对应的实际动态生产方案.

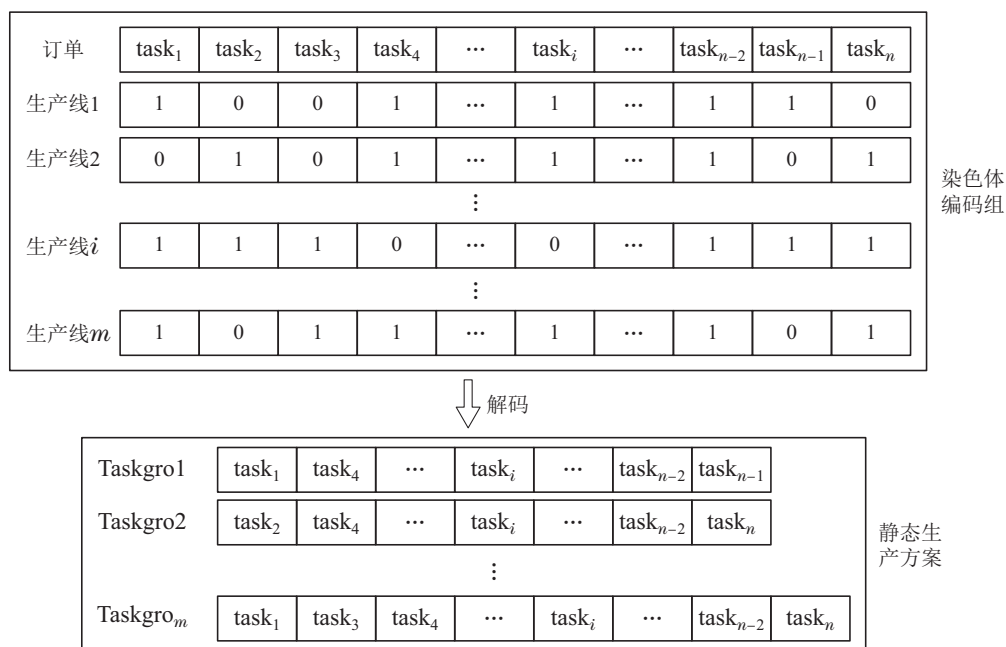


图3 染色体编码及解码规则

Fig. 3 Chromosome encoding and decoding rules

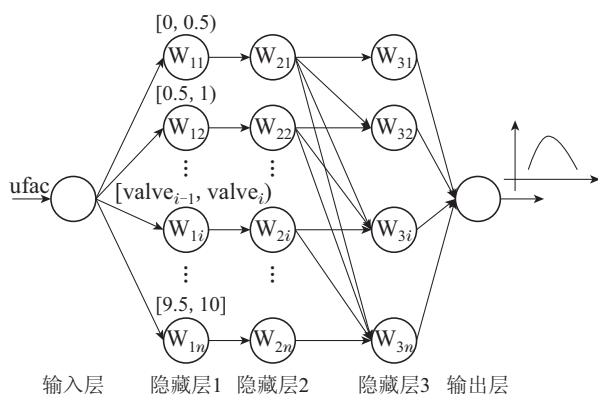


图4 特征提取神经网络结构图

Fig. 4 Feature extraction neural network structure diagram

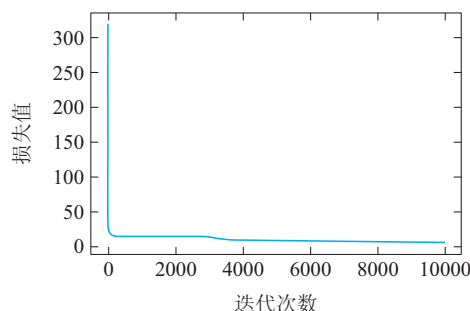


图5 自适应模糊神经网络训练过程图

Fig. 5 Training process diagram of adaptive fuzzy neural network

生产线运行模拟器制定出实际的动态生产方案后, 由图1模型中的元器件贴装工位分配优化器(CPSAO)采用人工蜂群算法对各产线生产各订单时的元器件贴装工位分配方案进行优化, 保证模组贴片机能更加高效地完成贴片工序. 在不确定因素模拟器得出不确定因素对订单完成的滞后时间、生产线运行模拟器模拟得出实际的动态生产方案和元器件贴装工位分配优化器得出元器件最优贴装分配方案后, 适应度计算模型会利用式(8)计算出染色体适应度值.

3.4 模型适应度寻优

图1所示算法模型中的适应度寻优算法(FOA)通过遗传算法对染色体种群适应度集合进行启发式寻优得到SMT生产任务的最优分配方案. 适应度计算算法计算出当前染色体种群中各染色体适应度值后输入适应度寻优算法中形成种群适应度集合 $\{Fitness_1, Fitness_2, \dots, Fitness_j, \dots, Fitness_{N_c}\}$, 并保存当前种群中的最佳适应度、最优染色体和最优生产方案. 再判断是否满足终止进化条件, 当满足终止条件时, 适应度寻优算法终止启发式寻优并输出全局最佳适应度、最优染色体和最优生产方案. 若不满足终止条件, 适应度寻优算对当前染色体种群进行选择、交叉、变异操作得到新的染色体种群, 并对更新后的染色体种群进行启发式寻优, 直到满足终止条件为止.

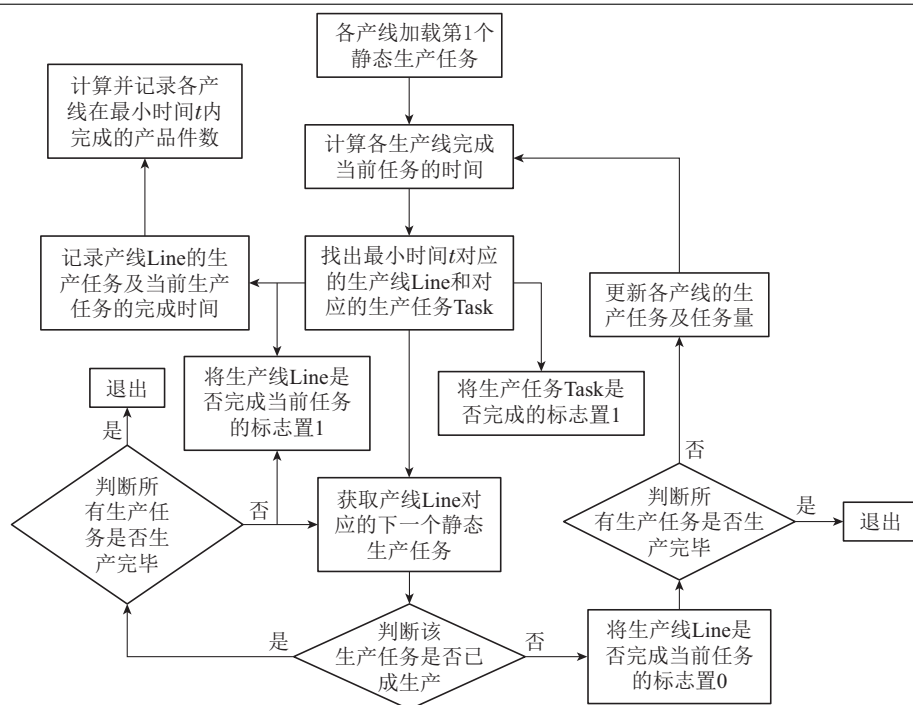


图6 生产线运行模拟器设计思路

Fig. 6 Design idea of production line running simulator

4 负载平衡优化模型算例验证分析

4.1 试验算例设计

本算法是在Anaconda开发环境下基于TensorFlow 2.3平台用Python语言编程,并在频率为2.59 GHz的Intel i7-6500U处理器的计算机上运行的.利用仿照SMT生产企业实际生产线设计的试验算例对文中设计的SMT生产线负载平衡优化模型可行性进行验证.试验模型初始化参数值设置如下: $\text{taskNum} = 20$, $\text{proLineNum} = 3$, $N_c = 150$, $\text{SE}_{\text{rate}} = 0.05$, $E_{\text{rate}} = 0.9$.

试验算例包括SMT生产企业的3条SMT生产线,生产线的模组贴片构成如图7所示.每一台模组贴片机由6台单台贴片机构成3个贴装工位I, II, III构成,模组贴片机的单台贴片机信息如表3所示.

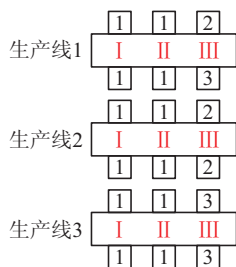


图7 模组贴片机结构图

Fig. 7 Module placement machine structure diagram

本试验算例包括20个待生产订单,各订单信息如表4所示(限于篇幅表中只列出前、后3个订单数据).按照元器件封装尺寸将生产订单中包含的元器件分

为4类,分别包括器件类别1、器件类别2、器件类别3和器件类别4.其中器件类别1只能由贴片机1进行贴装,器件类别2可由贴片机1, 2进行贴装,器件类别3可由贴片机1, 2, 3进行贴装,器件类别4可由贴片机2, 3进行贴装.表3记录了20个订单对应的产品件数、4类器件包含的元器件种数、产品单价和订单完成周期.

表3 贴片机设备参数信息表

Table 3 Table of equipment parameter information of mounting machine

贴片机	贴装速率/ (s·chips ⁻¹)	可贴最小 器件尺寸	可贴最大 器件尺寸	可装喂 料器数	功率/ kW
M1	0.047	0201	6×6mm	40	2.7
M2	0.305	0402	32×32mm	60	2.4
M3	0.100	0603	100×90mm	26	2.6

4.2 试验结果分析

在利用本文设计的生产线负载平衡模型制定试验算例的生产方案时,首先根据表2中所示的不确定因素制定出不确定因素历史样本数据,如表5所示,表5中数据记录了12个不确定因素的影响度及对应的订单完成滞后时间;其次不确定因素模拟器(UFS)根据表5中的不确定因素历史样本数据预估出各不确定因素影响度,如表6所示,表6中数据记录了表2中所示不确定因素对各订单完成造成的影响程度;最后自适应模糊神经网络根据表6中的不确定因素影响度得到不确定因素对完成各订单造成的滞后时间,如表7所示.

表4 一周待生产订单信息

Table 4 One week to be produced order information

订单 编号	产品 件数	器件 类别 1器 件种 数	器件 类别 2器 件种 数	器件 类别 3器 件种 数	器件 类别 4器 件种 数	产品 单价/ (元· 件 ⁻¹)	订单 完成 周期 h
1	5000	8	85	29	12	100	12
2	4500	3	12	2	20	10	20
3	28200	29	92	19	36	105	36
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
18	7950	7	48	78	80	90	80
19	72000	26	35	91	84	95	84
20	550	17	44	3	84	50	84

利用元器件贴装工位分配优化器优化各产线生产各订单时的元器件贴装工位分配方案, 得出各产线生产各订单时的最优生产效率如表8所示, 其中当效率

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{I: } [14, 15, 16, 18, 20, 22, 23, 25, 26, 29, 31, 33, 34, 35, 40, 41, 42, 43, 48, 52, 55, 56, 62, 65, 68, 69, 70, 73, 76, \\ 77, 78, 79, 81, 85], \\ \text{II: } [1, 3, 4, 6, 7, 8, 9, 11, 17, 24, 27, 28, 36, 46, 47, 50, 51, 54, 58, 60, 63, 83, 84], \\ \text{III: } [2, 5, 10, 12, 13, 19, 21, 30, 32, 37, 38, 39, 44, 45, 49, 53, 57, 59, 61, 64, 66, 67, 71, 72, 74, \\ 75, 80, 82]. \end{array} \right. \quad (11)$$

利用适应度寻优算法对染色体适应度进行启发式寻优得到最优生产方案如表9所示. 表中记录各订单分配给各产线的产品件数. 由表可见, 利用本文设计的集成优化算法对SMT生产线负载进行优化, 可准确

值为-2时表明该生产线不能生产当前订单.

因篇幅限制, 仅展示本文所设计的元器件贴装工位分配优化器优化生产线 L_1 完成生产任务 tk_1 的元器件贴装工位分配方案如式(10)–(11)所示. 式(10)和(11)分别是器件类别3、器件类别2中元器件分配给贴装工位I, II, III的元器件编号; 而器件类别1和器件类别4中的所有元器件分别由贴装工位I和贴装工位III进行贴片. 其余各生产线生产20个订单时的元器件贴装工位分配方案也类似上述形式, 此处不再赘述. 以上试验结果表明元器件贴装工位分配优化器对元器件贴装工位分配方案进行优化, 可以准确得出每个元器件的贴装工位.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{I: } [2, 3, 6, 9, 11, 13, 15, 20, 23, 24, 29], \\ \text{II: } [1, 5, 8, 10, 12, 14, 16, 17, 18, 19, 22, 26, 28], \\ \text{III: } [4, 7, 21, 25, 27], \end{array} \right. \quad (10)$$

预测各产线在考虑不定因素条件下各时段的生产任务及生产任务量. 将得到的生产方案按照各产线生产订单的效率对得到的生产方案的合理性进行评估得到的评估结果如图8所示.

表5 不确定因素历史样本数据

Table 5 Uncertainty historical sample data

序号	1	2	3	...	504	505	506
不定因素1	0.00000	0.00236	0.00236		0.00612	0.01161	0.00462
不定因素2	1.80000	0.00000	0.00000		0.00000	0.00000	0.00000
不定因素3	0.67815	2.42302	2.42302		4.20455	4.20455	4.20455
不定因素4	3.14815	1.72840	1.72840		3.86831	3.86831	3.86831
不定因素5	5.77505	5.47998	6.94386		6.54340	6.19467	4.73079
不定因素6	6.41607	7.82698	5.99382		9.07312	8.89804	8.02266
不定因素7	2.69203	3.48962	3.48962	...	0.94381	1.14514	1.25072
不定因素8	0.00000	0.43478	0.43478		0.00000	0.00000	0.00000
不定因素9	2.08015	1.04962	1.04962		1.64122	1.62222	1.55237
不定因素10	2.87234	5.53191	5.53191		8.93617	8.93617	8.93617
不定因素11	10.00000	10.00000	9.89737		10.00000	9.91301	10.00000
不定因素12	0.89680	2.04470	0.63466		1.07892	1.31071	1.69702
滞后时间	24.00000	21.00000	34.00000		23.00000	22.00000	12.00000

表 6 随机模拟不确定因素的影响度

Table 6 Uncertainty factor stochastic simulation influence degree

序号	1	2	3	...	504	505	506					
订单	ufac1	ufac2	ufac3	ufac4	ufac5	ufac6	ufac7	ufac8	ufac9	ufac10	ufac11	ufac12
1	0	0	6	7	3.5	8.5	1	1.5	9	9	9.5	5
2	0	0	0.5	4.5	4.5	9.5	0.5	1.5	1	7	9.5	2
3	1	3	2.5	2	4	0.5	0.5	2.5	9	9	8.5	0.5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
18	0	0	6	2.5	4.5	8	1.5	1	9	6	9.5	0.5
19	1.5	0	1.5	4	5.5	2.5	1.5	9.5	4.5	9.5	9	6.5
20	0	0	2	6	5	9.5	0.5	1.5	3	8	9.5	4.5

表 7 不确定因数对完成订单造成的滞后时间

Table 7 Lag time caused by uncertainty factor to fulfill orders min

订单号	滞后时间	订单号	滞后时间	订单号	滞后时间	订单号	滞后时间
1	24.84244	6	19.17538	11	6.58051	16	2.79435
2	38.04890	7	28.27272	12	12.38149	17	24.43595
3	18.42060	8	10.63362	13	24.46796	18	0.0
4	29.76262	9	15.97213	14	18.06599	19	25.41856
5	32.97682	10	3.150818	15	12.75129	20	0.0

表 8 产线生产订单效率表

Table 8 Production line production order efficiency table s/件

产线	订单1	订单2	订单3	订单4	订单5	订单6	订单7	订单8	订单9	订单10
1	3.5002	2.82	0.235	6.1805	0.188	4.1107	0.2849	8.7185	0.2035	6.627
2	0.188	3.765	0.235	6.5565	0.2115	7.53	0.4518	8.742	0.5271	7.003
3	3.008	2.9845	0.329	6.7445	0.188	0.329	-2	0.300	-2	0.25
产线	订单11	订单12	订单13	订单14	订单15	订单16	订单17	订单18	订单19	订单20
1	5.8201	3.9072	4.6295	7.567	0.5698	0.6105	4.042	1.363	3.9479	0.7285
2	5.076	3.5409	4.4415	7.332	3.8665	1.1295	5.5722	1.4307	8.0571	0.705
3	5.311	3.7	-2	-2	0.7000	-2	0.7000	1.8095	3.995	4.183

表 9 生产方案表

Table 9 Production plan table

订单号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
L1	0	2465	1184	11429	0	0	0	0	1430	0
L2	4705	0	27016	10771	0	0	15200	0	0	0
L3	295	2035	0	0	13000	1800	0	18200	0	17170
订单号	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
L1	4563	0	0	5360	0	0	0	0	27330	0
L2	3937	0	5600	2140	0	18600	0	0	0	5600
L3	0	6650	0	0	12850	0	10000	7950	44670	0

利用适应度寻优算法对染色体种群适应度集合进行启发式寻优过程的最优染色体适应度值、能耗成本和完成时间变化如图9-10所示. 由图可见, 经过遗传算法的300次迭代更新, 最优染色体适应度值由 $1.4\times$

10^7 减小为3000, 约减小了4770倍; 完成订单的能耗成本由8807.66 kW·h减小为2919.13 kW·h, 约减小了3倍; 完成订单的所需时间由268.77 h 减小为74.00 h, 约减小了3.6倍. 完成订单所需时间和能耗成本在是否

引入不确定生产因素情况的效果对比如表10所示. 由表10可知, 完成订单能耗成本的优化结果在引入不确定生产因素后增加0.23%, 完成订单所需时间的优化结果在引入不确定生产因素后减小8.06%.

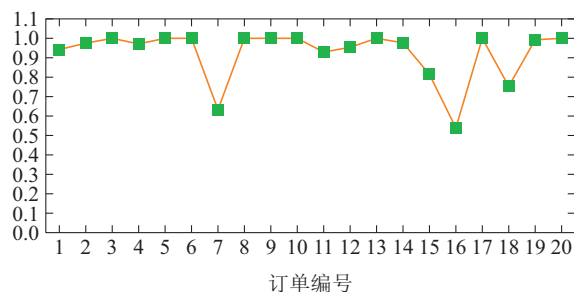


图8 订单分配方案评估结果

Fig. 8 Module placement machine structure diagram

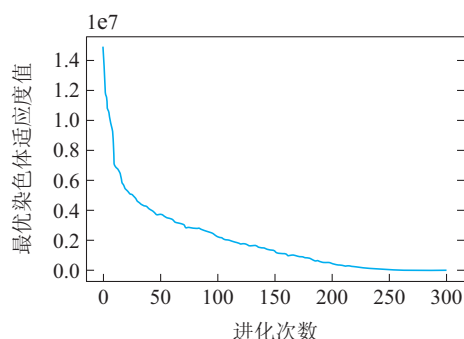


图9 最优染色体适应度值变化图

Fig. 9 Optimal chromosome fitness value change graph

以上结果表明, 本文设计的优化模型在引入不确定生产因素条件下对SMT企业生产计划优化效果明

显, 所得生产方案使生产资料能够得到更加充分地利用.

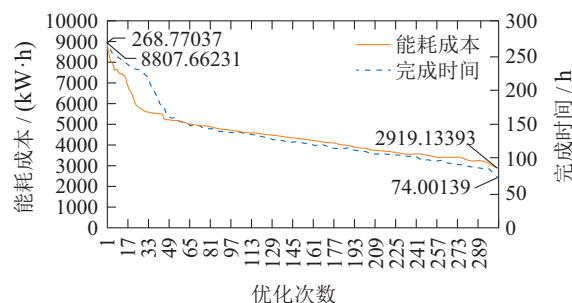


图10 能耗成本和完成时间变化过程图

Fig. 10 Energy cost and completion time change process diagram

5 结论

1) 本文设计了一种基于蒙特卡洛法、卷积神经网络和模糊理论的不确定因素模拟器, 表面组装生产企业在制定生产计划时, 可引入不确定生产因素的影响;

2) 利用试例对文中设计的负载平衡模型进行验证, 所得生产方案评估结果良好, 引入不确定因素对比效果明显, 模型经过300次迭代优化, 最优染色体适应度值减小了4770倍, 能耗成本约减小3倍, 订单完成时间约减小3.6倍;

3) 目前的表面组装生产线负载平衡优化模型是在假定生产资料充足情况下进行的, 未来将对生产线负载模型在生产资料动态变化情况下的优化作进一步研究.

表10 引入不确定生产因素前后的优化效果对比

Table 10 Comparison of optimization effect before and after introducing uncertain production factors

	未引入不确定生产因素		引入了不确定生产因素		是否引入不确定因素对比	
	优化前	优化后	优化前	优化后	优化量	优化率%
完成时间/h	311.24858	79.96589	268.77037	74.00139	5.9645(↓)	8.06(↓)
能耗成本/(kW·h)	8725.62635	2912.43709	8807.66231	2919.13393	6.69684(↑)	0.229(↑)

参考文献:

- [1] WANG Xiaorong. *Development and application of production scheduling system for flexible automated manufacturing workshop*. Shanghai: Donghua University, 2014.
(王小蓉. 柔性自动化制造车间的生产调度系统的开发与应用. 上海: 东华大学, 2014.)
- [2] FENG J X, WANG Z Z, JIN F H, et al. Balance problem research of the mixed model assembly line. *International Conference on Logistics Systems and Intelligent Management (ICLSIM)*. Harbin, China: IEEE, 2010: 264.
- [3] LI B D, YANG Y, WANG S, et al. A method on multiple objective balancing of U-type assembly line. *The 7th International Conference on Industrial Technology and Management (ICITM)*. Oxford, England: IEEE, 2018: 83 – 87.
- [4] CHEN Xiaorui, ZHANG Dianhua, MA Jianyang, et al. Optimization of load distribution strategy for the whole process of CSP production line. *Journal of Central South University*, 2020, 51(3): 697 – 703.
(陈小睿, 张殿华, 马建阳, 等. CSP产线全流程负荷分配策略优化. 中南大学学报, 2020, 51(3): 697 – 703.)
- [5] ZHENG Xiaocao, GONG Wenxin. Improved artificial bee colony algorithm for solving fuzzy flexible job shop scheduling problem. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(6): 1284 – 1292.
(郑小操, 龚文引. 改进人工蜂群算法求解模糊柔性作业车间调度问题. 控制理论与应用, 2020, 37(6): 1284 – 1292.)
- [6] SRIVASTAV A, SCHROETER H, MICHEL C. Approximation algorithms for pick-and-place robots. *Annals of Operations Research*,

- 2001, 107: 321 – 338.
- [7] Lee W, Lee S, Lee B, et al. A genetic optimization approach to operation of a multi-head surface mounting machine. *IEICE Transaction Fundamentals*, 2000, E83A(9): 1748 – 1756.
- [8] KIM K M, PATK T H. PCB assembly optimization of chip mounters for multiple feeder Assignment. *SICE Annual Conference*. Sapporo, Japan: Soc Instrument & Control Engineers, 2004, 1425 – 1430.
- [9] GUAN Xiaodan, XIAND Nan, FAN Yanbing. Optimal configuration of surface assembly line. *Journal of Beihua Institute of Aerospace Technology*, 2010, 20(1): 28 – 30.
(关晓丹, 相楠, 樊艳兵. 表面组装生产线的最优配置. 北华航天工业学院学报, 2010, 20(1): 28 – 30.)
- [10] LIU Haiming. *Study on PCB assembly time optimization in surface assembly production process*. Guangzhou: South China University of Technology, 2010.
(刘海明. 表面组装生产过程中PCB组装时间优化问题研究. 广州: 华南理工大学, 2010.)
- [11] GAO S J, JIN Z H. Optimization of load balancing for surface assembly technology production line bonder. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2009, 15(4): 817 – 822.

作者简介:

张怀权 硕士研究生, 目前研究方向为电子制造的智能制造技术研究, E-mail: 1599005976@qq.com;

黄春跃 博士, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为微电子封装与组装可靠性技术研究, E-mail: hcymail@163.com;

梁颖 硕士, 教授, 目前研究方向为计算机应用技术和表面组装技术研究, E-mail: almaliang@sina.com;

廖帅冬 硕士研究生, 目前研究方向为电子制造的智能制造技术研究, E-mail: liaosd106132@qq.com.