

具有学习退化效应的 TFT-LCD 面板成盒 多目标调度问题研究

吴思思, 叶春明, 李瑞婷

(上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘要: 针对薄膜晶体管液晶显示器(TFT-LCD)面板成盒生产规模性、多产品混线生产、机台特性复杂的特点, 引入学习效应和退化效应, 以最小化最大完成时间、机器等待时间、工件加权延期时间为目标函数, 构建具有学习退化效应的 TFT-LCD 面板成盒多目标调度模型。基于两段式及 IMM 编码, 采用多目标布谷鸟算法, 结合双元锦标赛及动态淘汰规则, 依据聚集距离密度评价指标构建帕累托非劣解集, 对 TFT-LCD 面板成盒多目标调度问题进行求解。仿真结果表明, 布谷鸟算法寻优能力优于精英保留贪婪解码遗传算法与工序期望最短完成时间调度规则等。通过实验, 分析不同学习率和退化因子对调度结果的影响。

关键词: 学习退化效应; 薄膜晶体管液晶显示器; 多目标布谷鸟算法; 帕累托非劣解集

中图分类号: TP 18 **文献标志码:** A

TFT-LCD Cell Assembly Multi-objective Scheduling Problem with Learning and Deterioration Effects

WU Sisi, YE Chunming, LI Ruiting

(Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: In view of characteristics of the scale, multi product and multi machine features of a TFT-LCD cell assembly stage, the learning and deterioration effects were introduced. The minimization of the maximum completion time, the total wait time and the weighted delay time of the machine were taken as objective functions, and a multi-objective TFT-LCD cell scheduling model was built. Based on the two segments and IMM encoding, the multi-objective cuckoo algorithm combined with the Pareto set with dual championship, the dynamic elimination rules and the cluster distance density evaluation index to solve the multi-objective TFT-LCD cell scheduling problem. The simulation results show that the cuckoo algorithm is superior to the elitist reservation greedy decoding genetic algorithm, the process expectation shortest completion time scheduling regulation, etc. Through experiments, the effects of different learning rates and deterioration factors on scheduling results were analyzed.

收稿日期: 2017-07-15

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71271138); 上海理工大学科技发展基金资助项目(2018KJFZ043)

第一作者: 吴思思(1993-), 女, 硕士研究生。研究方向: 生产调度。E-mail: sisiwusisi777@163.com

通信作者: 叶春明(1964-), 男, 教授。研究方向: 工业工程。E-mail: yechm6464@163.com

Keywords: *learning and deterioration effects; TFT-LCD; multi-objective cuckoo algorithm; Pareto set*

薄膜晶体管液晶显示器(thin-film transistor-liquid crystal display, TFT-LCD)是液晶显示器领域中最重要的一种显示器,被广泛应用于手机、平板电脑、彩电等显示领域。TFT-LCD 产品生命周期短,制造流程复杂,快速满足消费者不同需求是企业核心竞争的关键要素。这需要生产企业合理安排不同类产品同时进行加工,保障交货期的前提下,有效利用机器,缩短生产周期。本文以最小化最大完成时间、机器等待时间、工件加权延期时间为优化目标,通过多目标布谷鸟算法(multi-objective cuckoo algorithm, MOCS)求得该问题帕累托非劣解集,为 TFT-LCD 生产企业更有效地安排生产资源、提高企业竞争力提供理论基础。

1 研究现状

在 TFT-LCD 调度优化领域,国内外学者主要侧重于对下游 TFT-LCD 制造中模块组装(Module)制程的研究^[1-3],上游阵列制造(Array)制程的研究文献相对较少^[4-5],中间制程面板成盒(Cell)制程的研究文献也相对匮乏。Lin 等^[6]通过改进加工物品单位 Lot 的发放时间及派发规则,提高 Cell 阶段生产效率。徐峰等^[7]提出改进遗传算法,解决 Cell 阶段具有设备准备时间的工件调度问题。Wu 等^[8]提出基于约束理论的“鼓—缓冲—绳”系统,应用于 Cell 阶段的定制模型,通过平衡生产线工作负荷水平,提高 Cell 阶段生产效率。Yang 等^[9]通过对 Cell 后半段贴偏光板到 COG(Chip-on-Glass)工站进行 Arena 仿真建模,并结合神经网络方法,实现多目标动态调度优化。目前,在 Cell 制程部分,TFT-LCD 研究较为薄弱,缺少对 Cell 制程整个生产工艺流程的多目标调度研究,且传统求解方法计算复杂,结果单一,也很少见到将行为效应应用在 TFT-LCD 调度问题中。

在实际生产过程中,随着加工时间增加,工人或机器的单个工件加工时间逐渐缩短;但当机器被安排加工的工件还未完成前道工序,或更换不同产品簇而产生等待时间时,累计的学习效应将减弱,再加工工件的实际加工时间增加。前者称为学习效应,由 Wright^[10]提出,后者称为退化效应。Biskup^[11]和 Yang 等^[12]分别将学习效应和遗忘效应引入生产调度领域。赵静等^[13]应用改进萤火虫算法求解具有学习退化效应的阻塞流水车间

调度问题,研究表明最大完工时间随学习效应的增强而缩短,随退化效应的增强而延长。Chiu^[14]建立了具有学习退化效应的批处理加工模型,研究表明了大批量加工的必要性。侯丰龙等^[15]运用布谷鸟算法,求解同时具有学习遗忘效应的 TFT-LCD 模块组装调度问题,结果表明设备调整时间在大批量生产过程中将严重影响工件加工效率。目前学者在生产调度研究中较少综合考虑退化效应。

本文将学习退化效应引入 TFT-LCD 面板成盒调度问题,研究具有学习退化效应的 TFT-LCD 面板成盒多目标调度问题中,运用新型智能算法求得帕累托非劣解集,分析不同学习率和退化因子对调度结果的影响,使研究对象的模拟生产环境更为贴近现实。

2 模型描述

2.1 TFT-LCD 单元装配过程描述

TFT-LCD 生产包括 3 大制程:阵列制造(Array)、面板成盒(Cell)和模块组装(Module)。在 Array 阶段,玻璃基板经过几轮洗净、成膜、光阻剂涂敷、曝光、显影、刻蚀和去光阻的多重入操作,形成 TFT 和电极阵列,检验合格后,进入下一个加工阶段。在 Cell 阶段,将不同规格的 TFT 玻璃基板与彩色滤光片(C/F)进行贴合,切割成为面板后,加上偏光板,现场生产情况如图 1 所示。在 Module 阶段,将 LCD 与客户定制的部件,包括集成电路(IC)、印刷电路板(PCB)、驱动板、背光源和底盘组装为最终产品。

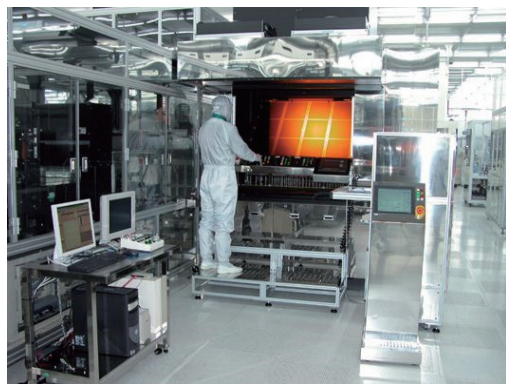


图 1 TFT-LCD cell 阶段生产实况

Fig.1 TFT-LCD cell stage production actual scene

TFT-LCD 的 Cell 阶段属于并联式的混合流水装配作业。两组清洗后的零件在完成各自固定

加工流程后进行组装。Cell 阶段工艺流程如图 2 所示。

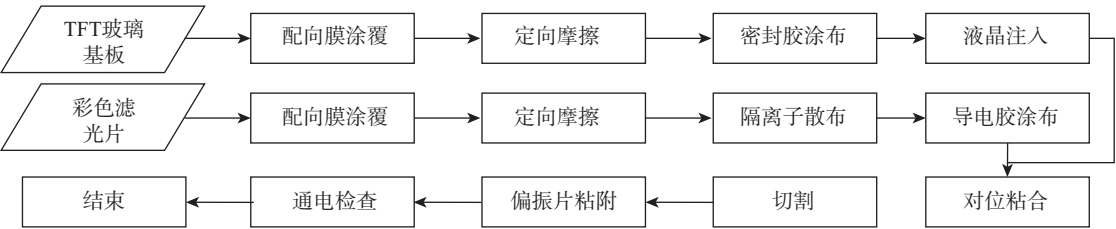


图 2 Cell 阶段工艺流程图
Fig.2 Cell stage process flow chart

2.2 具有学习退化效应的面板成盒多目标调度模型

2.2.1 学习退化效应描述

传统生产调度问题中，每个工件各道工序的加工时间固定不变。然而在实际的生产过程中，随着工件的持续加工，加工人员逐渐积累经验，熟练度增加，机器的磨合度也逐渐提高，再加工工件的加工时间逐渐缩短。Wright^[10]由此现象提出学习效应，即操作人员不间断的加工或机器的持续运转将缩短后加工工件的加工时间。然而加工状态不会无限制保持下去，当加工人员或机器安排加工的工件还未完成前一道工序，及不同产品簇产品交替生产，产生空闲等待时间时，加工环境将开始变化。空闲状态持续得越久，变化越大，加工人员或机器对工件的学习效果将减弱，加工工件所需要的时间相应增加，这就是退化效应。

2.2.2 具有学习退化效应的 TFT-LCD 面板成盒调度问题模型建立

TFT-LCD 面板成盒调度问题实际上解决的是混合流水装配作业调度问题。基本变量描述如下：加工车间内有 n 类待加工工件 ($i=1, 2, \dots, n$)；每个工件由零件 A、B 组装而成， J_{ir} 表示 i 类产品装配工序前 A 零件批及装配后的工件批， J_{ir^*} 表示装配工序前的 B 零件批 ($r=r^*=1, 2, \dots, R_i$)，其中 R_i 表示 i 类产品零件 A 或零件 B 的批数； O_j 表示工件的第 j 道工序 ($j=1, 2, \dots, a, a+1, \dots, bb, bb+1, \dots, c$)，其中， a 为装配工序前 A 零件批的最后一道加工工序， $a+1$ 到 bb 为 B 零件批的加工工序， $bb+1$ 到 c 为装配工序； M_{jm} 为机器集合 ($m=1, 2, \dots, k_j$)，其中， k_j 为第 j 道工序最后一台加工机器的标号； i 类产品第 r 批工件在 m 上的开始加工时间为 t_{irm} ，基础加工时间为 p_{im} ；工序 O_j 不同类产品间的准备时间为 S_{ij} ； i 类产品第 r 批工件的权重为 w_{ir} ，工期为 d_{ir} 。本文以最为广泛应用的对数-线性学习曲线模型为基础，借鉴柯布-道格拉斯生产函数，综合考虑退化效应，提出与工件加工位置及

加工等待时间相关的学习退化效应模型，工序 O_{ij} 在机器 m 的第 v 个位置上的实际加工时间为 p_{irm} ，如式(1)所示。

$$p_{irm} = p_{im} v^\alpha w_{irj}^\beta \tag{1}$$

式中： $\alpha \leq 0$ 表示学习效应因子， $\alpha = \frac{\lg l}{\lg 2}$ ， l 为学习率； $\beta \in [0, 1]$ 是退化因子； w_{irj} 为 i 类工件第 r 批工件第 j 道工序加工前的等待时间。

面板成盒调度是在约束条件的限制下，通过分配工件工序的加工机器及加工机器上待加工工件的加工顺序，达到优化调度各目标的目的。在调度中满足如下假设：

- a. 每台机器某一时刻只能加工一批工件(装配工序中，零件 A、B 合并为一批工件 C)；
- b. 每批工件某一时刻只能被一台机器加工；
- c. 零件 A、B 及装配后工件的加工路径确定；
- d. 每批工序加工时间由产品类型及加工机器性能预先确定；
- e. 工序一旦开始加工，加工过程中不允许中断。

2.2.3 数学模型建立

本文设立 3 个以最小化为优化方向的目标函数：最大完成时间 $C_{\max}$ 、总机器空闲时间 T_{wait} 和工件加权延期时间 $T_{\text{tard-w}}$ 。其函数公式为

$$C_{\max} = \max(t_{irm} + p_{irm} x_{irm}) \tag{2}$$

$$T_{\text{wait}} = \sum_{i=1}^n \sum_{r=1}^{R_i} \sum_{m=1}^{k_c} (C_m - t_m - p_{irm} x_{irm}) \tag{3}$$

$$T_{\text{tard-w}} = \sum_{i=1}^n \sum_{r=1}^{R_i} \sum_{m=k_{c-1}+1}^{k_c} (\max[0, t_{irm} + p_{irm} x_{irm} - d_{ir}] w_{ir}) \tag{4}$$

式(3)中， C_m 表示机器 m 完成加工最后一个工件的时间， t_m 表示机器 m 开始加工第一个工件的时间。

约束条件为

$$x_{irm} = \begin{cases} 1, & J_{ir} \text{ 在机器 } m \text{ 上加工} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$$Y_{ir' r' m} = \begin{cases} 1, & J_{ir'} \text{ 先于 } J_{i' r'} \text{ 在机器 } m \text{ 上加工} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

$$\sum_{m=1}^{k_c} x_{irm} \leq 1 \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^n \sum_{b=1}^{R_i} x_{irm} \leq 1 \quad (8)$$

$$Q_1 x_{irm} \geq t_{irm} \quad (9)$$

$$t_{irm} + p_{irm} x_{irm} \leq t_{irm'} \quad (10)$$

$$C_{\max} \geq t_{irm} + p_{irm} x_{irm} \quad (11)$$

$$t_{irm} + p_{irm} x_{irm} + s_{ij} - t_{i' r' m} + Q_2 (Y_{ir' r' m} - 1) \leq 0 \quad (12)$$

$$(Y_{ir' r' m} + Y_{i' r' m}) + Q_2 (x_{irm} + x_{i' r' m} - 2) \leq 1 \quad (13)$$

$$(Y_{ir' r' m} + Y_{i' r' m}) - Q_2 (x_{irm} + x_{i' r' m}) \leq 0 \quad (14)$$

$$(Y_{ir' r' m} + Y_{i' r' m}) - Q_2 (x_{irm} - x_{i' r' m} + 1) \leq 0 \quad (15)$$

$$x_{irm} = x_{ir^* m} (m = k_{b+1}) \quad (16)$$

$$t_{irm} = t_{ir^* m} (m = k_{b+1}) \quad (17)$$

式中, Q_1, Q_2 为无穷大正数, x_{irm} 与 $Y_{ir' r' m}$ 为决策变量。式(7)表示一批工件同一时刻至多只能在一台机器上加工; 式(8)表示一台机器同一时刻至多只能加工一批工件; 式(9)中, 当 $x_{irm}=0$ 时, $t_{irm} \leq 0$, 即工件在该台机器上加工时, 具有对应开始加工时间; 式(10)表示工件严格按照工序加工路径进行加工, 式中的 m, m' 表示一批工件前后两个工序的加工机器; 式(11)表示最大完工时间约束; 式(12)表示一台机器上先后邻加工工件批的开始加工时间约束; 式(13)~(15)表示同一台机器上加工的工件批序列关系约束; 式(16)~(17)表示装配工序中, 原料 A, B 在同一台机器上同时开始加工。

3 多目标布谷鸟算法

3.1 算法仿生原理

布谷鸟搜索算法(cuckoo search, CS)由模拟布谷鸟寻窝寄生育雏的方式启发而来。布谷鸟自身不筑巢不孵卵, 而由宿主鸟代为孵化。为了增加自身鸟蛋的存活概率, 布谷鸟选择与自身孵化过程相似的宿主鸟巢, 趁宿主外出时, 在其鸟巢中产一枚蛋, 并移除一枚宿主的鸟蛋。在此过程中, 若宿主发现被占巢, 会选择扔掉布谷鸟蛋或

放弃被占鸟巢另筑新巢。

3.2 算法描述

为了通过模拟布谷鸟寻窝过程, 解决多维空间寻优问题, 需要设立以下 3 点理想假设: a. 一只布谷鸟每次只产一枚蛋, 并随机选择宿主鸟巢; b. 最好的鸟巢将直接保留到下一代; c. 可用宿主鸟巢数量 n 固定, 宿主发现布谷鸟蛋的概率为 $[0, 1]$, 而被发现的布谷鸟需要寻找新的宿主巢。在以上假设基础上, 布谷鸟寻窝的路径和位置更新公式为

$$X_h^{q+1} = X_h^q + \alpha_0 (X_h^q - X_g^q) q^{-\lambda} \quad (18)$$

式中: X_h^q 为当前解, 表示第 h 个鸟窝 q 代的鸟窝位置; X_g^q 为 q 代种群中的随机非劣解; $\alpha_0 (X_h^q - X_g^q)$ 为搜索步长, α_0 为步长因子; $q^{-\lambda}$ 为重尾分布 Lévy(λ), 表示随机搜索路径。如式(19)所示

$$\text{Lévy}(\lambda) \sim u = q^{-\lambda}, \lambda \in (1, 3] \quad (19)$$

Lévy(λ) 分布有无穷多变化轨迹, 使得布谷鸟搜索算法的全局搜索能力较好。

3.3 构建帕累托非劣解集

在多目标规划问题中, 需要同时考虑多个目标的最优化, 当各目标之间存在冲突时, 通过构建帕累托非劣解集, 解决多目标规划问题在寻优过程中个体目标值的分配问题^[16]。帕累托非劣解是指: 在方案集合 K 中, 对于某一方案 x , 存在另一个方案 y , 使得方案 x 对应的所有目标函数值皆不劣于方案 y 对应的目标函数值, 且存在至少一个 y 对应的目标函数值劣于 x 对应的目标函数值, 则称 x 支配 y , 记为 $x < y$, 若集合 K 中不存在其他方案支配 x , 则 x 为此问题的一个帕累托非劣解。

本文通过结合双元锦标赛与动态淘汰制方法, 构建帕累托非劣解集。实现过程为: 选择当代鸟巢集合 K 中的第一个方案 x , 将其与剩余方案集 Q 中的各方案进行第一轮比较; 若剩余方案集 Q 中存在方案被 x 支配, 则从 K 中删除该被支配方案; 第一轮比较完成时, 若 Q 中方案均不支配 x , 则添加 x 至帕累托非劣解集 P , 从集合 K 中删除 x ; 若 Q 中存在方案支配 x , 则从集合 K 中删除 x , 依此类推, 直至 K 为空集; 若解集 P 规模超过预定数, 则依据聚集距离进行筛选; 若已有集合 P , 则需将两代帕累托非劣解集合并, 进行第二轮比较。通过在每轮循环中淘汰被支配解, 缩小方案集合 K 的规模, 可有效降低算法复杂度。算法具体步骤如下:

- a. 选定集合 K 中的比较方案 x ;
- b. 令剩余集合 $Q=K-x$, 被支配解集 $R_x=\phi$, 支配解集 $Z_x=\phi$;
- c. 依次比较 x 与 Q 中各方案, 判断支配关系, 求出解集 R_x, Z_x ;
- d. 令 $K=K-R_x$, 若 $Z_x=\phi$, 则令 $P=P\cup\{x\}$, $K=K-x$; 若 $Z_x\neq\phi$, 则令 $K=K-x$;
- e. 当 $|K|>1$, 转步骤 a, 否则令 $P=P\cup K$;
- f. 若集合 P 规模大于预定数, 依据聚焦距离降序选取, 否则转步骤 g;

g. 若不存在已有 P , 则退出, 否则 $K=P^*$, 返回执行步骤 a ~ f.

3.4 多目标布谷鸟算法步骤描述

布谷鸟算法迭代步长采用莱维飞行, 行走步长满足一个重尾(heavy-tailed)的稳定分布, 兼具短距离探索和偶尔较长距离行走, 能有效扩大搜索范围, 增加种群多样性, 更容易跳出局部最优解。结合二元锦标赛、动态淘汰制与聚焦距离筛选方法, 多目标布谷鸟算法流程如图 3 所示。

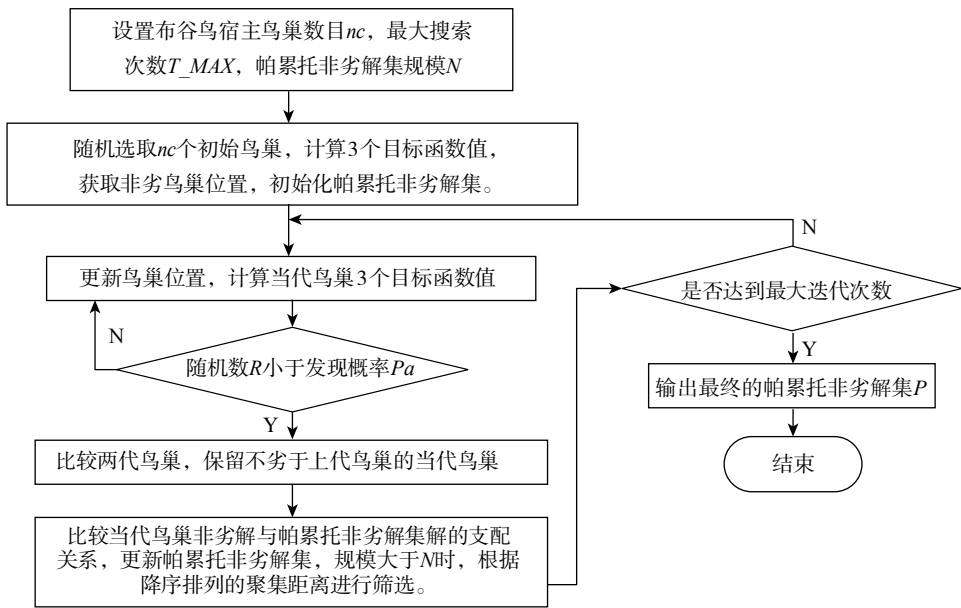


图 3 多目标布谷鸟算法流程图

Fig.3 Multi-objective cuckoo algorithm flow chart

4 基于多目标布谷鸟算法的 TFT-LCD 面板成盒多目标调度研究

4.1 TFT-LCD 面板成盒问题编码

TFT-LCD 面板成盒调度需要同时分配加工工件每道工序的机器和工件在机器上加工的顺序。针对 TFT-LCD 模块组装调度的这一特性, 本文设计基于工序和机器相结合的两段式编码方式。同时, 鉴于算法的迭代求解特性, 基于工序编码染色体采用李永林等^[17]提出的 IMM 编码方式, 如图 4 所示。

图 4 中, 基于机器编码的染色体中, 表示的机器依次为 $\{M_{12}, M_{13}, M_{22}, M_{21}, M_{22}, M_{31}, M_{33}, M_{42}, M_{43}\}$ 。基于工序编码染色体中, 上行为工件编号, 框中的数字表示工件的标号, 出现频次表示工件的工序数, 下行为降序排列的随机数或布谷

鸟迭代后数据, 表示的工序依次为 $\{O_{41}, O_{31}, O_{11},$

→ 基于机器编码染色体 ←								
2	3	2	1	2	1	3	2	3
→工件1←		→工件2←			→工件3←		→工件4←	
→ 基于工序编码染色体 ←								
4	3	1	2	3	1	4	3	2
0.91	0.83	0.61	0.58	0.56	0.43	0.24	0.13	0.02

图 4 两段式编码方式

Fig. 4 Two segment encoding method

$O_{21}, O_{32}, O_{12}, O_{42}, O_{33}, O_{22}\}$ 。第一条染色体由工序对应加工机器数确定工件工序的加工机器, 第二条染色体借由随机实数序列降序排列, 确定工件工序的加工顺序, 确保调度解可行。

4.2 多目标布谷鸟算法实验论证

为了验证上文算法在解决 TFT-LCD 面板成盒多目标调度问题时的有效性, 现以文献[7]中某车间的实际生产数据为例, 对具有加工准备时间的 TFT-LCD 面板成盒调度问题(11 道工序)进行实验对比。工件类型及批量数如表 1 所示, 各工序机器数如表 2 所示, 工件类型批次对应交货期、加权延迟如表 3 所示; 加工类型变换时, 工序所需准备时间如表 4 所示; 工序对应的机器加工时间如表 5 所示。

表 1 工件类型及批量数
Tab.1 Work-piece type and lot size

产品类型	批量数
类型 1-TFT	3
类型 1-CF	3
类型 2-TFT	4
类型 2-CF	4
类型 3-TFT	2
类型 3-CF	2

表 2 各工序机器数
Tab.2 Machine numbers in each process

工序	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
机器数	3	2	3	3	2	2	2	3	3	1	2

表 3 工件基本信息
Tab.3 Work-piece basic information

类型	批次	交货期/min	加权延迟
1	1, 2	500	1.5
1	3	600	1.5
2	1	500	2.0
2	2, 3	600	2.0
2	4	550	2.0
3	1, 2	700	2.4

表 6 6 种方法得到的最大完成时间
Tab.6 $C_{\max}$ obtained by six methods

方法	次数									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
SD	1 935	2 082	1 907	2 052	2 352	2 132	2 143	2 345	2 119	2 166
SD-ES	1 379	1 222	1 273	1 194	1 140	1 187	1 291	1 154	1 274	1 015
GD	736	755	800	699	708	735	735	800	735	681
ELFT	603	625	715	720	650	582	612	595	688	633
GD-ES	542	675	564	570	568	589	563	640	553	634
CS	524	494	546	522	544	547	532	518	544	513

表 4 加工工件类型更换时所处工序准备时间
Tab.4 Process setup time when the work-piece type is changed

类型	工序										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	15	30	18	15	30	15	25	15	16	15	0
2	15	30	18	15	30	15	25	15	20	15	0
3	20	35	20	20	35	15	30	20	22	15	0

表 5 工序对应机器加工时间
Tab.5 Machine processing time

类型	工序										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	12	12	12	12	12	12	12	45	60	15	40
2	15	15	15	15	15	15	15	47	65	18	40
3	20	20	18	20	20	20	15	50	80	20	45

面板成盒调度问题算法仿真实验环境为: Windows 8 操作系统, CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-4720HQ, 处理器主频为 2.60 GHz, 8 G 内存, 编程环境为 Matlab R2014b。

应用本文的多目标布谷鸟算法, 对问题进行求解。初始设置与文献[7]匹配, 初始种群规模、迭代次数分别为 50, 100, 算法中步长因子前系数取值 0.1(源代码解决连续函数问题时, 取值 0.01), 以最大完成时间与 $f = 0.5C_{\max} + 0.5T_{\text{tard-w}}$ 为目标函数。独立运行 10 次, 与文献[7]中静态解码(SD)、静态解码-精英保留(SD-ES)、贪婪解码(GD)、贪婪解码-精英保留(GD-ES)4 种遗传算法及文献[18]中 ELFT(工序期望最短完成时间)规则进行比较, 结果如表 6 和下页表 7 所示。

表 7 6 种方法得到的两项加权目标函数最优值
Tab.7 Min *f* obtained by six methods

方法	次数									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
SD	7 342	10 926	9 047	10 581	12 487	10 885	11 745	13 659	12 068	11 584
SD-ES	1 023	1 109	1 030	820	1 133	758	1 910	572	1 211	935
GD	360	505	658	414	662	562	624	890	474	413
ELFT	313	320	332	328	303	280	299	290	325	309
GD-ES	283	292	288	297	289	278	286	294	283	294
MOCs	262	247	289	261	279	287	266	272	278	257

从表 6 和表 7 可知，在 Cell 阶段整体调度问题中，布谷鸟算法优于其他 5 种算法。取其中结果较优的 3 种算法，10 次结果取平均值、最小值，并计算标准差，结果如表 8 所示。

多目标布谷鸟算法相比较其他 5 种算法中最优的贪婪解码-精英保留遗传算法，求解出的最大完成时间及加权目标函数平均值优异性分别提升 10.4%，6.5%，最大完成时间及加权目标函数最小值也各自降低了 8.6%，11.2%，且求得解的平均标准差最小，算法稳定性较高。

表 8 3 种方法结果对比
Tab.8 Comparison of three methods results

方法	最大完成 时间平均 值/min	目标函 数平均 值/min	最大完成 时间最小 值/min	目标函 数最小 值/min	平均 标准差
ELFT	642.3	309.9	582	280	32
GD-ES	589.8	288.4	542	278	24
MOCs	528.4	269.6	494	247	15

4.3 TFT-LCD 面板成盒多目标调度实验应用

在实际生产过程中，机器加工时间除了与加工工件类型有关，也常由机器本身性能决定。针对这一生产特性，结合前文提出的具有 12 道工序的 Cell 阶段制程，对前节实例作出部分修改。工序机器数如表 9 所示，加工类型变换时，工序准备时间如表 10 所示，工序对应的机器具体加工时间如表 11 所示。

表 9 各工序机器数
Tab.9 Machine numbers in each process

工序	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
机器数	3	2	3	3	3	2	2	2	2	3	1	2

表 10 加工工件类型更换时所处工序对应准备时间
Tab.10 Process setup time when the work-piece type is changed

类型	工序											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	15	30	18	16	15	30	15	15	25	16	15	0
2	15	30	18	20	15	30	15	15	25	20	15	0
3	20	35	20	22	20	35	15	15	30	22	15	0

表 11 工序对应机器加工时间
Tab.11 Machine processing time

类型	工序													
	1			2			3			4			5	
1	12	11	10	12	10	12	13	11	60	55	57	12	13	11
2	15	13	12	15	13	15	17	13	65	58	60	15	17	13
3	20	19	18	20	17	18	20	16	80	70	72	20	22	18

类型	工序																			
	6			7			8			9			10			11			12	
1	12	11		12	13		12	10		45	42	40		15	40	35				
2	15	14		15	16		15	12		47	43	41		18	40	35				
3	20	18		20	22		20	16		50	45	42		20	45	38				

运用多目标布谷鸟算法求解该问题，独立运行 10 次后，得到的帕累托非劣解集的 3 个目标函数均值分别为 598，71，154。每组帕累托非劣解中皆包含加权延期时间最小值 0，且可求得不大于 10 的机器空闲时间。表 12 是独立运行 3 次，多目标布谷鸟算法在求解该问题时得到的帕累托非劣解集。

本文 3 个目标值均以最小化为方向。对比第一次运行第一、第八组解，可以发现 $C_{\max}$ 不到 1% 的降低，升高了 37.5% 的 T_{wait} 。虽然离第一目

标的值很接近,但由于两个解 3 个目标值的总距离较大,依据聚集距离密度评价指标筛选时,择其一的发生概率较小。由此可见,人工决策在最终多目标方案决策中的重要性。图 5 是 3 组非劣解集绘制成的三维图及其 3 张拆分二维图。

从图 5 二维图中可以发现,最大完工时间与加权延迟时间正相关,而机器空闲时间与最大完工时间、加权延迟时间负相关。独立运行 10 次,取得 95 个帕累托非劣解,通过数值统计得到:最大完工时间与加权延迟时间相关系数为 0.88,机器空闲时间与最大完工时间、加权延迟时间相关系数分别为-0.78, -0.53,呈高度相关及显著性相关关系。显著性(双侧)皆为 0.00,通过 Pearson 相关性检验。

表 12 多目标布谷鸟算法求出的 3 组帕累托非劣解集

Tab.12 Three Pareto sets obtained by the multi-objective cuckoo algorithm

min

类型	1			2			3		
	$C_{\max}$	T_{wait}	$T_{\text{tard-w}}$	$C_{\max}$	T_{wait}	$T_{\text{tard-w}}$	$C_{\max}$	T_{wait}	$T_{\text{tard-w}}$
1	485	275	0	489	135	0	533	45	0
2	644	6	261	479	238	0	489	158	0
3	624	2	185	621	0	111	613	1	335
4	709	8	876	607	15	308	705	0	568
5	654	19	493	486	202	0	553	30	83
6	545	49	10	496	85	0	576	21	152
7	576	31	0	594	30	72	667	9	502
8	489	200	0	579	37	58	656	15	403
9	526	82	0	551	52	28	506	54	5
10	506	139	9	517	60	26	499	93	0

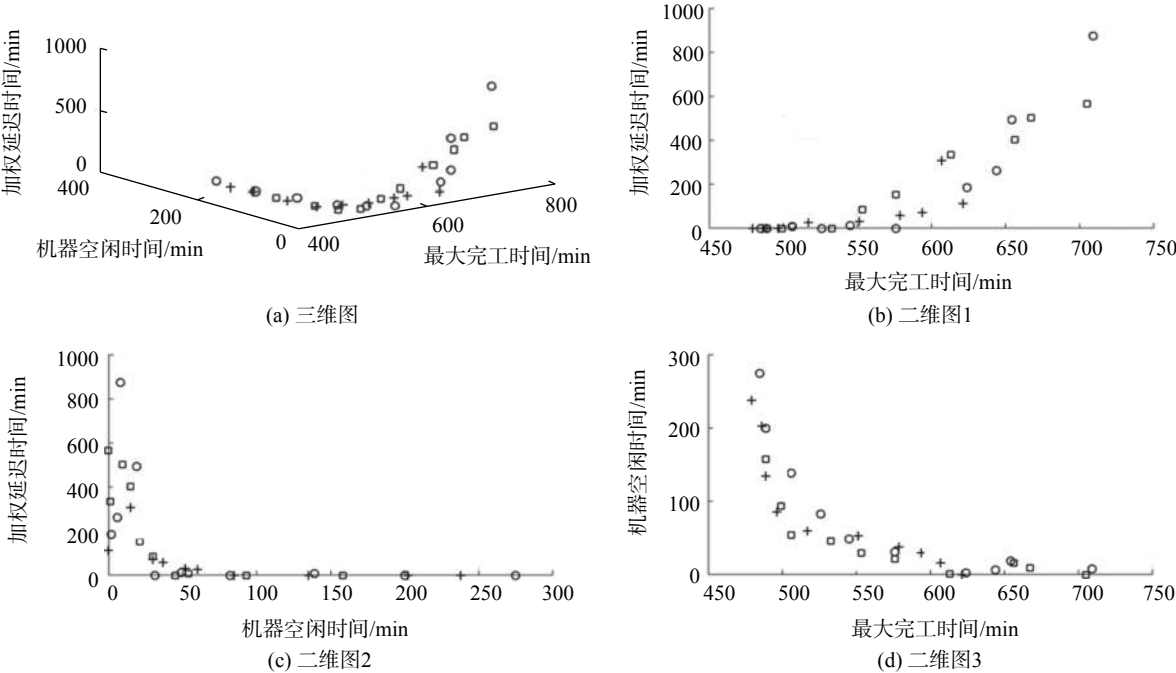


图 5 3 组帕累托非劣解集的三维图及二维图

Fig.5 3D graph and 2D graphs of three Pareto sets

5 具有学习退化效应的 TFT-LCD 面板成盒调度研究

根据前文提出的学习退化效应模型,建立具有学习退化效应的面板成盒多目标调度模型。以最小化最大完成时间 $C_{\max}$ 、机器空闲时间 T_{wait} 、加权延误时间 $T_{\text{tard-w}}$ 为目标函数,采用上文描述的多目标布谷鸟算法求解前文实际生产数据。不同学习率及退化因子下独立运行 40 次,分别得到的帕累托非劣解集 3 目标函数平均值如表 13 和下页表 14~15 所示,解的个数情况如下页表 16 所示。

表 13 不同学习率及退化因子影响下帕累托非劣解集的最大完成时间平均值

Tab.13 $C_{\max}$ mean of Pareto sets under different learning rates and degradation factors

min

学习率	退化因子				
	0	0.1	0.2	0.3	0.4
1.0	582	656	798	1 221	2 329
0.9	534	612	730	1 107	2 103
0.8	510	573	680	1 014	1 900
0.7	452	525	641	939	1 755
0.6	421	485	606	870	1 608

表 14 不同学习率及退化因子影响下帕累托非劣解集的机器空闲时间平均值

Tab.14 T_{wait} mean of Pareto sets under different learning rates and degradation factors min

学习率	退化因子				
	0	0.1	0.2	0.3	0.4
1.0	61	58	34	15	11
0.9	53	43	32	16	12
0.8	46	34	33	19	16
0.7	62	43	35	26	21
0.6	66	42	38	32	28

表 15 不同学习率及退化因子影响下帕累托非劣解集的加权延迟时间平均值

Tab.15 $T_{\text{tard-w}}$ mean of Pareto sets under different learning rates and degradation factors min

学习率	退化因子				
	0	0.1	0.2	0.3	0.4
1.0	245	420	1 461	5 794	16 259
0.9	132	256	840	4 725	14 197
0.8	109	186	444	3 729	12 187
0.7	27	96	269	2 989	10 558
0.6	14	50	189	2 281	9 434

表 16 不同学习率及退化因子影响下帕累托非劣解集平均个数

Tab.16 Average number of Pareto sets under different learning rates and degradation factors

学习率	解平均数	退化因子	解平均数
1.0	8.41	0	8.75
0.9	8.24	0.1	8.76
0.8	8.39	0.2	8.69
0.7	8.69	0.3	8.15
0.6	8.91	0.4	8.28

从表 16 可以看到,学习率及退化因子的变化对解个数影响不显著。为便于直观分析,不同学习率及退化因子下的帕累托非劣解集目标函数平均值如图 6~8 所示。

图 8 中,因数值跨度较大,仅展示部分数值点。表 13~15 数据表明:同一学习率 l 条件下,最大完成时间及加权延迟时间平均值随退化因子 b 的变大而升高,且 $b=0.2$ 为该两项目标平均值退

化效应的临界点,当 $b>0.2$ 时,该两项平均值增幅明显变大(加权延迟时间平均值在 $b>0.2$ 时,呈指数型增长,数值较大,为清晰显示趋势,图中省略)。而当 b 相同时,最大完成时间及加权延迟时间平均值将随着 l 的减小,即学习效应因子的变大而降低。以上数据与实际生产情况相符,工人或机器的学习能力越强,完成一批工件的时间将被缩短,按时交货能力提高。而 b 的增加意味着退化效应的增强会削弱工件加工的效率,拉长生产周期,削弱按时交货能力。机器空闲时间在 $b>0.2$ 时,随学习效应增强,目标值上升较为显著, $b=0.2$ 时,上升缓慢。而在 $b<0.2$ 的情况下,目标值下降后现回升或持平趋势。

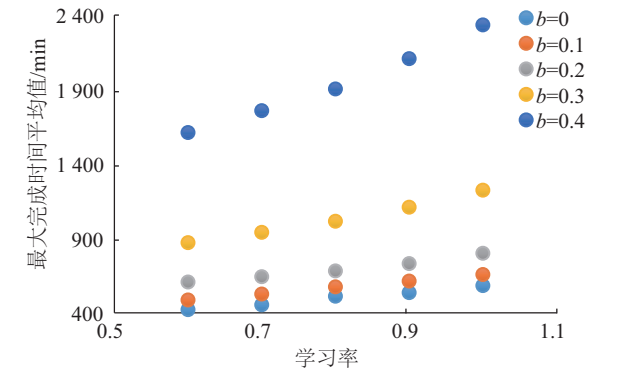


图 6 不同学习率及退化因子影响下帕累托非劣解集的最大完成时间平均值

Fig.6 C_{max} mean of Pareto sets under different learning rates and degradation factors

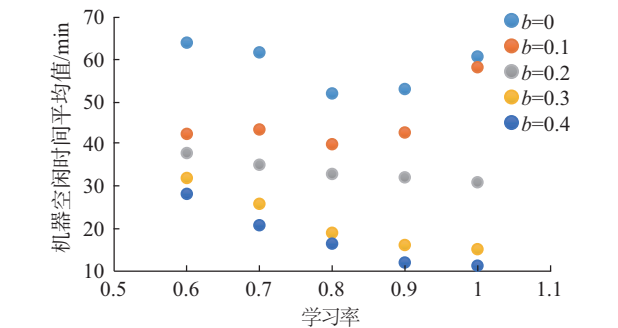


图 7 不同学习率及退化因子影响下帕累托非劣解集的机器空闲时间平均值

Fig.7 T_{wait} mean of Pareto sets under different learning rates and degradation factors

下面引入敏感性分析,研究不同学习率和退化因子变化下,工件最大完工时间、机器空闲时间和交货加权延迟时间 3 个目标值的变化情况,用敏感度系数表示,如式(20)^[19]所示。

$$S_{FA} = \frac{\Delta F / F}{\Delta A / A} \tag{20}$$

式中： S_{FA} 代表模型目标值 F 对于因素变量 A 的敏感程度； $\Delta A / A$ 表示因素变量变化率； $\Delta F / F$ 表示不同因素变化量情况下，目标值的变化率。不同学习效应及退化因子影响下，最大完成时间及加权延误时间、机器空闲时间平均值敏感度系数如表 17 所示。

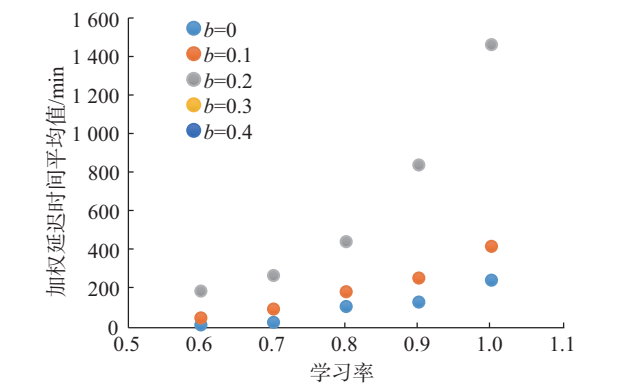


图 8 不同学习率及退化因子影响下帕累托非劣解集的加权延误时间平均值

Fig.8 $T_{\text{tard-w}}$ mean of Pareto sets under different learning rates and degradation factors

表 17 不同学习率及退化因子影响下目标平均值敏感度系数

Tab.17 Sensitivity coefficient of the target mean under different learning rates and degradation factors

退化因子		学习率			
		0.9	0.8	0.7	0.6
$C_{\max}$	0	0.83	0.62	0.74	0.69
	0.1	0.67	0.63	0.67	0.65
	0.2	0.85	0.74	0.65	0.60
	0.3	0.93	0.85	0.77	0.72
	0.4	0.97	0.92	0.82	0.77
T_{wait}	0	1.27	0.72	0.05	0.13
	0.1	2.66	1.56	0.84	0.68
	0.2	0.37	0.31	0.45	0.56
	0.3	0.65	1.28	2.36	2.78
	0.4	0.65	2.31	2.83	3.77
$T_{\text{tard-w}}$	0	4.61	2.77	2.96	2.35
	0.1	3.90	2.79	2.57	2.20
	0.2	4.25	3.48	2.72	2.18
	0.3	1.84	1.78	1.61	1.52
	0.4	1.27	1.25	1.17	1.05

由表 17 可知，从数值来看， C_{max} 对学习及退化因子的敏感度较低，另两项敏感度较高。从横向趋势来看， C_{max} 及 $T_{\text{tard-w}}$ 敏感度随学习效应的增强而降低， T_{wait} 敏感度则相反。从纵向趋势来看， C_{max} 的敏感度系数随退化效应的增强小幅度下降后上升， T_{wait} 的敏感度系数上升回落后再大幅上升， $T_{\text{tard-w}}$ 敏感度系数小幅跌落回升后大幅度下降。学习效应对目标值的影响较为平稳，而退化效应在不同学习效应情况下，对不同目标的作用力大小不尽相同。在实际生产活动中，要严格控制退化因素，合理安排规模调度，定期检查和维护机器设备。

6 结论与展望

TFT-LCD 行业竞争环境激烈，产品寿命周期较短，通过合理优化调度，缩短工件加工时间，充分利用机器，提高按时交货率，将对生产实践产生积极影响。本文从具有学习退化效应的多目标优化角度切入，建立 TFT-LCD 面板成盒调度模型，并应用改进后的多目标布谷鸟算法进行求解，实验结果发现，最大完成时间与加权延误时间正相关，与机器空闲时间负相关。加入不同学习及退化效应后，分析目标值的敏感度系数发现，学习效应对生产活动的影响平稳，而退化效应应被重视，尽力降到最低。关于具有学习退化效应的 TFT-LCD 多目标优化研究才刚刚起步，本文的研究在理论和现实中都具有一定的意义。但是，相关研究也需要立足于实际生产、服务于实际生产，这也将是一个需要不断努力和探索的漫长过程。作者将继续研究具有不同行为效应的 TFT-LCD 调度问题，使研究内容更贴近实际生产情况。

参考文献:

[1] CHUNG S H, TAI Y T, PEARN W L. Minimising makespan on parallel batch processing machines with non-identical ready time and arbitrary job sizes[J]. International Journal of Production Research, 2009, 47(18): 5109–5128.

[2] CHOU C W, CHIEN C F, GEN M. A multiobjective hybrid genetic algorithm for TFT-LCD module assembly scheduling[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2014, 11(3): 692–705.

[3] GEN M, ZHANG W Q, LIN L. Multiobjective hybrid

- genetic algorithms for manufacturing scheduling: part II case studies of HDD and TFT-LCD[C]//Proceedings of the Ninth International Conference on Management Science and Engineering Management. Berlin Heidelberg: Springer, 2015.
- [4] 于洪伟. TFT-LCD 厂的 ARRAY 制造系统仿真与调度技术研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2009.
- [5] CHOI H S, KIM J S, LEE D H. Real-time scheduling for reentrant hybrid flow shops: a decision tree based mechanism and its application to a TFT-LCD line[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(4): 3514–3521.
- [6] LIN J T, WANG F K, PENG C C. Lot release times and dispatching rule for a TFT-LCD cell process[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2008, 24(2): 228–238.
- [7] 徐峰, 步丰林. 改进遗传算法求解混合流水装配作业调度问题[J]. *微型电脑应用*, 2013, 29(9): 58–61.
- [8] WU H H, CHEN C P, TSAI C H, et al. Simulation and scheduling implementation study of TFT-LCD Cell plants using Drum-Buffer-Rope system[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(12): 8127–8133.
- [9] YANG T, LU J C. A hybrid dynamic pre-emptive and competitive neural-network approach in solving the multi-objective dispatching problem for TFT-LCD manufacturing[J]. *International Journal of Production Research*, 2010, 48(16): 4807–4828.
- [10] WRIGHT T P. Factors affecting the cost of airplanes[J]. *Journal of the Aeronautical Sciences*, 1936, 3(4): 122–128.
- [11] BISKUP D. Single-machine scheduling with learning considerations[J]. *European Journal of Operational Research*, 1999, 115(1): 173–178.
- [12] YANG S J, LEE H T, GUO J Y. Multiple common due dates assignment and scheduling problems with resource allocation and general position-dependent deterioration effect[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2013, 67(1/4): 181–188.
- [13] 赵静, 叶春明. 基于萤火虫算法的学习遗忘效应 BFSP 问题研究[J]. *上海理工大学学报*, 2014, 36(6): 585–590.
- [14] CHIU H N. Discrete time-varying demand lot-sizing models with learning and forgetting effects[J]. *Production Planning & Control*, 1997, 8(5): 484–493.
- [15] 侯丰龙, 叶春明, 耿秀丽. 同时具有学习和遗忘效应的 TFT-LCD 模块组装调度问题研究[J]. *计算机应用研究*, 2016, 33(12): 3573–3578.
- [16] MEHRABIAN A R, LUCAS C. A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization[J]. *Ecological Informatics*, 2006, 1(4): 355–366.
- [17] 李永林, 叶春明, 刘勤明. 具有工件相关学习效应的一般多机器流水车间调度问题研究[J]. *计算机应用研究*, 2014, 31(6): 1677–1692.
- [18] 李明, 郭焕银, 曹吉花. 2 种新的单件装配生产过程组合调度规则[J]. *合肥工业大学学报(自然科学版)*, 2012, 35(10): 1302–1305.
- [19] 成其谦. 投资项目评价[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2010.

(编辑: 丁红艺)