

基于集对分析与 NSGA-II 的生产作业多目标优化*

吴 乔¹, 罗 键^{1†}, 林金有²

(1. 厦门大学 自动化系, 福建 厦门 361005; 2. 福建煤电股份有限公司, 福建 龙岩 364014)

摘要: 针对生产过程中生产作业的优化调度问题, 以生产质量、效率和成本阈值为约束条件, 基于集对分析建立了生产质量—效率—成本控制的生产作业多目标优化模型; 利用快速非支配排序遗传算法(NSGA-II)求解优化模型, 得到相对确定条件下质量—效率—成本控制的 Pareto 最优解集。决策者依据实际生产过程需要, 为各项生产作业从 Pareto 最优解集中筛选最合理的调度方案。最后, 通过算例仿真验证了结合集对分析与 NSGA-II 的方法解决生产作业多目标优化问题的准确性、有效性和实用性。

关键词: 生产作业; 多目标优化; 集对分析; 非支配排序遗传算法; Pareto 解集

中图分类号: TP301 文献标志码: A 文章编号: 1001-3695(2014)05-1414-04

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2014.05.031

Production job multi-objective scheduling optimization based on set pair analysis and NSGA-II

WU Qiao¹, LUO Jian^{1†}, LIN Jin-you²

(1. Dept. of Automation, Xiamen University, Xiamen Fujian 361005, China; 2. Fujian Coal Industry & Electric Power Co., Ltd, Longyan Fujian 364014, China)

Abstract: To find the optimal scheduling for the production job in the production process, using the production quality, efficiency and cost threshold value as constraints, this paper built a multi-objective relative degree of nearness optimization model for quality-efficiency-cost control based on set pair analysis (SPA). It solved the optimization model by using non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II) and acquired the Pareto-optimal solutions under the relative certainty conditions. Each job selected reasonable solution according to the optimal alternative. Finally, the experiment verifies the multi-objective optimization problems that illustrates the accuracy, effectiveness and applicability of the proposed method.

Key words: production job; multi-objective optimization; set pair analysis; non-dominated sorting genetic algorithm; Pareto solutions set

0 引言

生产过程中生产作业的优化调度来实现生产质量、效率和成本控制已成为企业提升竞争力和拓展市场的关键。企业不同部门对生产作业优化调度寄予不同的期望: 销售部门希望更大地满足对客户承诺的质量水平; 制造部门希望提高生产效率; 企业管理层则希望降低生产成本、提高效益。寻求多种目标的合理折中已成为生产作业优化调度的重要问题。

近年来, 国内外学者针对生产过程的优化调度进行了大量的研究。文献[1-2]分别基于遗传算法和模型置信度研究了焦炭生产过程中的协调优化。文献[3]通过建立单阶段的基于直接前后序的连续时间混合线性整数规划(MILP)优化调度模型, 实现染色机生产的优化调度。文献[4]结合多种种群粒子群搜索与粒子群搜索的多种群混合算法, 研究了柔性作业车间优化调度。文献[5]基于遗传算法分别研究了生产费用约束和生产能力约束条件下的柔性作业车间调度优化。文献[6]研究了遗传算法在没有能力约束的生产批量问题中的应用。文献[7-8]利用遗传算法解决有能力约束条件下生产批量问题。

上述研究, 一方面主要着眼于生产客观因素的调度研究,

而忽略了生产过程中主观因素即生产人员的调度; 另一方面针对多目标优化问题, 大多采用传统的多目标优化方法如加权系数法(加权系数一般人为给定)、目标规划法等将多目标优化问题转换为单目标优化问题进行简化求解, 存在很大的主观性和局限性, 没有充分考虑非确定因素的影响, 且一般只能得到一个非劣解^[9]。

为提高生产作业调度的准确性、有效性和多样性, 本文从生产作业人员因素的优化调度进行研究, 采用集对分析建立生产质量—效率—成本控制的多目标优化贴近度模型, 通过快速非支配排序遗传算法(NSGA-II)^[10,11]求解该多目标优化模型, 决策者可根据实际生产过程侧重点的不同, 无须重复计算就可以在模型 Pareto 最优解集中进行选择, 进而为生产质量、效率和成本的权衡分析提供有效的工具。

1 基于集对分析的生产质量—效率—成本优化模型

集对分析(SPA)是由我国学者赵克勤^[12]提出的一种用于描述确定、不确定信息且能够进行定量分析的系统分析方法。其核心思想是把确定和不确定信息统一地集成在同一系统下, 从同、异、反三个方面分析事物之间的相互联系、影响和转换。

收稿日期: 2013-07-29; 修回日期: 2013-09-02 基金项目: 福建省产学研合作重大科技资助项目(2011H6027)

作者简介: 吴乔(1988-)男, 湖北天门人, 硕士研究生, 主要研究方向为现代集成制造系统; 罗键(1954-)男(通信作者), 福建龙岩人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为现代集成制造系统、物流自动化系统、复杂工业系统控制与优化(jianluo@xmu.edu.cn)。

1.1 生产质量—效率—成本优化基本问题描述

假定生产系统作为一个串联系统是由相互衔接又相对独立的各作业组成。系统中的各作业可以由一个生产组别或者多个生产组别参与完成。各生产组别具有专业的生产水平,量化为完成具体生产作业的生产质量水平、生产效率和生产成本。因此,生产作业优化问题可以通过生产作业的质量水平、效率和成本三个量化指标进行评估。为了准确地描述问题,在生产质量—效率—成本优化中,定义如下符号:

x_{jk} = \begin{cases} 0 \le x_{jk} \le 1 & \text{选择第 } k \text{ 个生产组别进行 } j \text{ 项作业的生产,} \\ & \text{且占任务比例为 } x_{jk} \\ 0 & \text{其他} \end{cases}

其中: M 表示组成生产线的作业数; S = {S_1, S_2, \dots, S_{num}} 表示方案集合; N_p 表示可进行第 p 项作业生产的组别数量; N_j 表示参与第 j 项作业的生产组别; B_{jk} 表示生产组别 k 完成第 j 项作业的效益(质量或效率)值; F_{jk} 表示生产组别 k 完成第 j 项作业的经济(成本)值。

在生产的过程中,无论是通过计算机进行优化还是根据工作人员的经验获得生产作业多目标优化调度方案,往往存在非确定性因素的影响,集对分析恰好为这种情形提供了柔性的建模框架。

1.2 质量、效率和成本指标的集对联系度

将评价指标按效益型指标和经济型指标构建集对联系度。其中质量和效率作为效益型指标,最优与最劣效益水平分别记为 B_U 与 B_V。B_U 与 B_V 可通过式(1)(2)进行计算得到[13]。

B_U = \sum_{j=1}^M \max_{k \in N_j} (B_{jk}) \tag{1}

B_V = \sum_{j=1}^M \min_{k \in N_j} (B_{jk}) \tag{2}

优化方案 S_i 的实际效益计算方法为

B_i = \sum_{k=1}^M \sum_{j \in N_j} x_{jk} B_{jk} \tag{3}

对于效益型指标,引用文献[14]提出的 SPA 决策模型构建产品方案 S_i 的质量集对{B_i, B_U}联系度为

\mu_{B_i} = a_{B_i} + b_{B_i} \Delta + c_{B_i} \Phi \tag{4}

式中: a_{B_i} = \frac{B_i}{B_U + B_V}, b_{B_i} = \frac{(B_U - B_i)(B_i - B_V)}{(B_U + B_V) B_i}, c_{B_i} = \frac{B_U B_V}{(B_U + B_V) B_i}; \Delta 为差异度系数,取值为[-1, 1]; \Phi 为对立度系数,取值为-1。

同一度 a_{B_i} 和对立度 c_{B_i} 分别表示方案 S_i 趋优和趋劣程度,而差异度 b_{B_i} 则表示评价指标控制具有的不确定性。

成本作为经济型指标,评价标准与效益型指标相反,最优经济 F_U 与最劣经济 F_V 求解可以通过式(5)(6)计算得到。

F_U = \sum_{j=1}^M \min_{k \in N_j} (F_{jk}) \tag{5}

F_V = \sum_{j=1}^M \max_{k \in N_j} (F_{jk}) \tag{6}

优化方案 S_i 的实际经济为

F_i = \sum_{k=1}^M \sum_{j \in N_j} x_{jk} F_{jk} \tag{7}

方案 S_i 的成本集对{F_i, F_U}联系度为

\mu_{F_i} = a_{F_i} + b_{F_i} \Delta + c_{F_i} \Phi \tag{8}

其中: a_{F_i} = \frac{F_U F_V}{(F_U + F_V) F_i}, b_{F_i} = \frac{(F_V - F_i)(F_i - F_U)}{(F_U + F_V) F_i}, c_{F_i} = \frac{F_i}{F_U + F_V}。

1.3 生产质量—效率—成本控制的多目标集对联系度模型

根据 1.2 节介绍的效益型指标和经济型指标的集对联系

度,构建相对确定条件下的生产质量—效率—成本控制的多目标贴近度数学模型如下:

\max \theta_{Q_i} = \frac{a_{Q_i}}{a_{Q_i} + c_{Q_i}} \tag{9}

\max \theta_{E_i} = \frac{a_{E_i}}{a_{E_i} + c_{E_i}} \tag{10}

\max \theta_{C_i} = \frac{a_{C_i}}{a_{C_i} + c_{C_i}} \tag{11}

s. t. Q_i \ge Q_{th} \tag{12}

E_i \ge E_{th} \tag{13}

C_i \le C_{th} \tag{14}

Q_{jk} \ge 0, E_{jk} \ge 0, C_{jk} \ge 0

\sum_{j=1}^{N_j} x_{jk} = 1, \forall i, 1 \le k \le M, 1 \le j \le N_j

式(9)~(11)为优化目标;\theta 称为贴近度,是建立在相对确定下的目标函数。其中,\theta_{Q_i} 对应质量贴近度;\theta_{E_i} 对应效率贴近度;\theta_{C_i} 对应成本贴近度。a_{Q_i} 为质量同一度程度,c_{Q_i} 为质量对立度程度;a_{E_i} 为效率同一度程度,c_{E_i} 为效率对立度程度;a_{C_i} 为成本同一度程度,c_{C_i} 为成本对立度程度。式(12)~(14)分别表示生产系统的实际生产质量水平 Q_i、效率 E_i 和成本 C_i 必须满足最低生产质量可靠性阈值 Q_{th}、最低效率阈值 E_{th} 和最大预算成本阈值 C_{th} 的约束条件。

根据集对联系度决策模型[13,15]可知,为了得到具有较强鲁棒性的优化方案,需采用高效的算法来寻求确定条件下同一度大、对立度小的最佳方案集。下面通过 NSGA-II 算法对贴近度进行优化,找到最优性较高的方案集。其优化策略是依据生产指标和生产标准数据得到质量水平、效率和成本参数的阈值范围,针对各项作业,以生产组别为变量,在给定的约束阈值条件下,综合优化生产质量、效率和成本指标。

2 基于 NSGA-II 算法的多目标优化

2.1 NSGA-II 简介

Srinivas 等人[10]在 1995 年提出了非支配排序遗传算法(NSGA)。NSGA 基于对多目标解群体进行逐层分类,每代选种配对之前按解个体的非劣顺序进行排序,并引进基于决策向量空间的共享函数法,采用共享机制保持进化的多样性。

Deb 等人[11]对 NSGA 进行改进,在 2002 年提出了算法——NSGA-II。NSGA-II 在 NSGA 的基础上引入快速非劣排序方法(fast-nondominated-sorting):定义拥挤距离(crowding distance)估计某个点周围的解密度,取代适应值共享。NSGA-II 有效地克服了 NSGA 的三大缺陷,算法复杂性从 O(mN^3)降至 O(mN^2)(m 为运算代数,N 为种群的个体数),具备最优保留机制以及无须确定一个共享参数,从而进一步提高了算法的计算效率和鲁棒性。

2.2 基于 NSGA-II 算法多目标优化的设计

1) 染色体编码

各生产组别的任务指派量采用实数编码方式。

2) 初始值赋给

将给定的各组别任务指派量的初始范围限定到 [0, 1] 的

区间中,然后由随机函数产生各变量的初始值。

3) 适应度函数

本文优化的目标有三个:生产质量水平最高、生产效率最高和生产成本最低,转换为期望相对贴近度最高,如式(9)~(11)所示。采用 NSGA-II 中的非支配排序和拥挤距离评价解的适应度。

4) 遗传算子(包含选择算子、交叉算子和变异算子)

采用联赛制选择算子,即随机选择两个个体。如果非支配排序序号不同,则选取序号小(等级高)的个体;如果序号相同,则选取周围较不拥挤的个体。

交叉算子采用模拟二进制交叉算子。

变异算子采用多项式变异算子。

5) 运行参数

种群大小为 200,交叉概率为 0.9,变异概率为 0.1,进化代数数为 500。

2.3 算法净化流程

结合 2.2 节的算法设计,NSGA-II 的算法净化流程如图 1 所示。

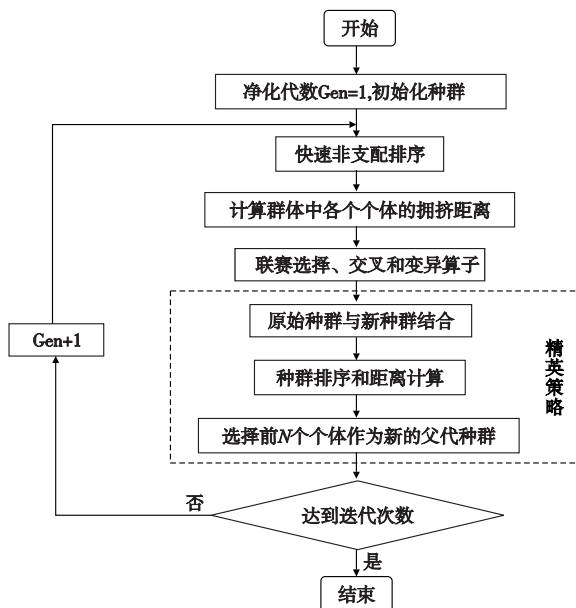


图1 NSGA-II 算法流程

具体步骤为:

- a) 种群初始化。随机产生种群规模为 N 的初始父代种群 P_0 , 并进行初始赋值。
- b) 对种群进行非支配排序,并计算各个个体拥挤距离。
- c) 通过联赛选择、交叉与变异算子生成子代种群 P_n 。
- d) 集合子代种群和父代种群形成规模为 $2N$ 的合成种群,对合成种群进行非支配排序计算,根据排序结果选择前 N 个种群作为新的父代种群 P_{n+1} 。
- e) 重复步骤 b)~d),直至达到算法预先设定的最大代数时运算停止,便可得到多目标优化问题的 Pareto 最优解集。

3 算例分析

为了验证集对分析与 NSGA-II 算法相结合对生产作业优化调度的可行性和有效性,对某个实际生产系统进行研究分析,针对给定的实例数据,求解生产过程中最重要五项作业的

生产组别调度情况。因为各生产作业相互独立,可将全局生产优化转换为对各单项作业的局部优化,然后合并优化子集,便可得到全局优化集。

在引入 NSGA-II 算法对生产作业进行优化调度时,为保证优化的准确性和优化结果的合理性,对评价指标进行上、下限约束。某企业生产系统关键作业质量水平、效率水平和单位生产成本参数范围如表 1 所示。各生产组别对应作业的质量水平、效率水平和单位成本的量化数据如表 2 所示。

表 1 生产系统关键作业的参数范围

作业代号	质量水平(100%)	效率水平(100%)	单位成本/元
1	[0.90 1.00]	[0.90 1.10]	[12.0 18.0]
2	[0.92 1.00]	[0.90 1.05]	[35.0 45.0]
3	[0.95 1.00]	[0.95 1.10]	[50.0 60.0]
4	[0.90 1.00]	[0.90 1.05]	[20.0 25.0]
5	[0.90 1.00]	[0.95 1.10]	[15.0 20.0]

表 2 生产组别参数数据

生产组别	质量水平(100%)	效率水平(100%)	单位成本/元
X_{11}	0.91	0.97	12.5
X_{12}	0.99	0.93	17.0
X_{13}	0.94	1.08	16.5
X_{21}	0.92	0.98	36.0
X_{22}	0.94	1.04	42.0
X_{23}	0.99	0.92	44.0
X_{31}	0.99	0.97	51.0
X_{32}	1.00	0.95	59.0
X_{33}	0.97	1.04	57.0
X_{34}	0.97	1.03	53.0
X_{35}	0.95	1.09	56.0
X_{41}	0.99	0.92	20.5
X_{42}	0.95	1.04	23.0
X_{43}	0.92	0.97	24.5
X_{51}	0.94	1.05	16.0
X_{52}	0.96	0.99	15.5
X_{53}	0.91	1.08	17.0
X_{54}	0.99	0.97	19.0

根据生产作业参数范围和各生产组别参数进行仿真,可以得到作业 1~5 对应的 Pareto 最优解集,如图 2~6 所示。

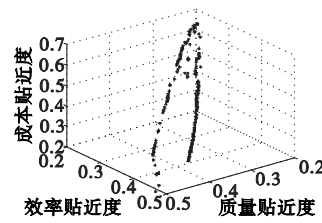


图2 Pareto最优解集(作业1)

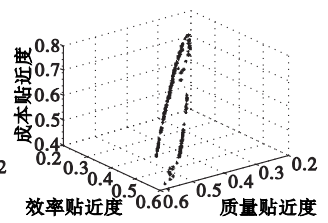


图3 Pareto最优解集(作业2)

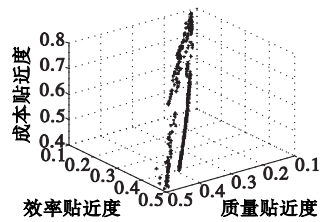


图4 Pareto最优解集(作业3)

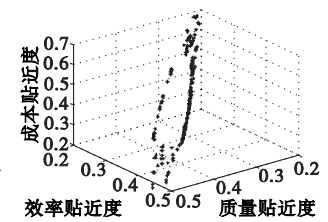


图5 Pareto最优解集(作业4)

由图 2~6 可以得到,Pareto 端点处的解集只能满足一个目标

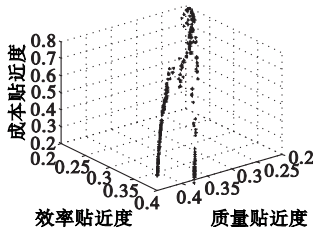


图6 Pareto最优解集(作业5)

较好,而其他目标相对较差。而在 Pareto 解的中部, θ_{Q_i} 、 θ_{E_i} 和

θ_{C_i} 同时具有较大的取值,表明 Pareto 解集的中部可以实现质量水平和效率水平较高,单位成本较低的目标。

表3给出了作业1对应的15组 Pareto 最优解集。相较于传统遗传算法,如蚁群和粒子群等进化算法,NSGA-II 克服了优化方案解的单一性。可以根据不同的实际生产具体要求设计不同的调度方案:若是追求生产效率最大化,可以选择方案1、2;若是追求生产成本最低化,可以选择方案15;若是追求质量水平最高化,可以选择方案9。

表3 多目标 Pareto 最优解集(作业1)

序号	X_{11}	X_{12}	X_{13}	质量贴近度 θ_{Q_i}	效率贴近度 θ_{E_i}	成本贴近度 θ_{C_i}	综合质量水平 /100%	综合效率水平 /100%	综合单位成本 /元
1	0	0.109	0.891	0.434	0.498	0.453	0.945	1.064	16.554
2	0.002	0.155	0.843	0.406	0.467	0.482	0.947	1.057	16.570
3	0.011	0.243	0.746	0.374	0.428	0.517	0.952	1.042	16.578
4	0.060	0.236	0.704	0.350	0.402	0.543	0.950	1.038	16.378
5	0.112	0.347	0.541	0.296	0.328	0.607	0.954	1.016	16.226
6	0.153	0.286	0.561	0.291	0.330	0.614	0.950	1.020	16.031
7	0.168	0.467	0.365	0.278	0.284	0.634	0.958	0.992	16.062
8	0.179	0.584	0.237	0.308	0.294	0.602	0.964	0.973	16.076
9	0.194	0.614	0.192	0.320	0.302	0.590	0.965	0.967	16.031
10	0.219	0.475	0.306	0.272	0.272	0.647	0.957	0.985	15.862
11	0.256	0.549	0.195	0.294	0.282	0.626	0.960	0.987	15.477
12	0.274	0.462	0.264	0.266	0.265	0.661	0.955	0.981	15.635
13	0.305	0.394	0.301	0.252	0.259	0.682	0.951	0.987	15.477
14	0.321	0.432	0.247	0.259	0.260	0.675	0.952	0.980	15.432
15	0.351	0.326	0.323	0.245	0.261	0.697	0.046	0.993	15.259

通过对单项作业优化得到各作业优化调度方案 S_i 。在获得单项 S_i 的基础上,综合各项作业对应的最优方案集,由 $S = S_1 \cup S_2 \cup \dots \cup S_n$ 便可获得全局最优调度方案。

4 结束语

本文利用 SPA 间接、概括地对生产作业调度进行数学建模,并得到了生产质量—效率—成本控制的多目标集对联系度模型。利用 NSGA-II 算法求解该多目标优化问题,使得优化结果在很大程度上消除不同指标间的耦合,有助于提高生产作业规划和生产组别选择过程的科学性和柔性。同时,NSGA-II 算法给出了相对确定性情况下的所有最优解集合,决策者不需要重复计算,就可以根据生产参数要求、生产实际经验和实际生产需要来权衡选取满足不同要求的优化结果。实验结果表明,集对分析与 NSGA-II 算法结合可以有效解决有能力约束下生产作业优化调度问题。

参考文献:

[1] 赖旭芝,李爱平,吴敏,等.基于多目标遗传算法的炼焦生产过程优化控制[J].计算机集成制造系统,2009,15(5):990-997.

[2] 雷琪,吴敏.经济性评估的炼焦生产过程优化运行方法[J].上海交通大学学报,2012,46(12):1914-1919,1925.

[3] 梅红,张智丰,赖欢欢.基于连续时间的生产过程优化调度[J].浙江大学学报:工学版,2010,44(7):1423-1427.

[4] 鞠全勇,朱剑英.多目标批量生产柔性作业车间优化调度[J].机械工程学报,2007,43(8):148-154.

[5] 刘晓霞,谢里阳,陶泽,等.基于生产费用的柔性作业车间调度优化[J].东北大学学报:自然科学版,2008,29(4):561-564.

[6] HAN Yi, TANG Jia-fu, KAKU I, et al. Solving uncapacitated multi-level lot-sizing problems using a particle swarm optimization with flexible inertial weight [J]. Computers & Mathematics with Applications 2009, 57(11-12):1748-1755.

[7] 张铁男,韩兵,于渤.生产能力约束条件下的柔性作业车间调度优化[J].系统工程理论与实践,2011,31(3):505-511.

[8] GOREN H G, TUNAI S, JANS R. A hybrid approach for the capacitated lot sizing problem with setup carryover [J]. International Journal of Production Research 2012, 50(6):1582-1597.

[9] ALLERT S. Handling flexibility in a generalized job shop with a fuzzy approach [J]. European Journal of Operational Research, 2003, 147(2):312-333.

[10] SRINIVAS N, DEB K. Multi-objective optimization using non-dominated in genetic algorithms [J]. Evolutionary Computation, 1994, 2(3):221-248.

[11] DEB K, PARATAB A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(2):182-197.

[12] 赵克勤.集对分析及其初步应用[M].杭州:浙江科学技术出版社,2000.

[13] 胡波,王汝传,王海艳.基于集对分析的P2P网络安全中的信誉度改进算法[J].电子学报,2007,35(2):244-247.

[14] 安相华,冯毅雄,谭建荣,等.基于集对分析与演化细胞学习自动机的质量—成本控制方法[J].计算机集成制造系统,2011,17(2):353-361.

[15] 金华征,程浩忠,曾德君,等.基于集对分析的柔性电网规划方法[J].中国电机工程学报,2005,25(3):7-12.