基于数据的生产过程调度方法研究综述

刘 民 [1, 2]

摘 要 生产过程调度是自动化、工业工程和管理工程等领域的热点研究方向. 迄今, 在生产过程调度方法研究上已取得很多成果, 其主要涉及生产过程调度问题建模和优化方法. 本文在对常用生产过程调度方法的国内外研究状况进行简要综述的基础上, 主要针对复杂生产过程调度问题, 论述了基于数据的生产过程调度方法的研究背景、涵义和研究现状.

关键词 生产过程调度, 综述, 基于数据, 建模, 优化
中图分类号 TP1

A Survey of Data-based Production Scheduling Methods

LIU Min[1, 2]

Abstract Production scheduling is a hot research direction in these fields such as automation, industrial engineering, management engineering and so on. Up to now, a large number of production scheduling methods, mainly involving the modeling and optimization methods of production scheduling problems, have been presented in literatures. Based on a brief survey of the usual production scheduling methods and focusing on complex production scheduling problems, this paper discusses the research background, implication, and research status of the data-based scheduling methods.

Key words Production scheduling, survey, data-based, modelling, optimization

调度问题大多为复杂的组合优化问题, 其应用背景除制造业外, 还包括电力、港口、工程项目管理和通信等国民经济和社会发展的多个领域, 其中尤以源于制造业的生产过程调度问题的研究最为深入. 生产过程调度问题是指在满足工艺和资源 (如加工设备及加工设备辅助装置、能源、物料、运输设备和操作人员等其他关键资源) 等相关约束条件下, 通过确定各工件的加工机器和在相应机器上的加工顺序/加工开始时间、工件组批方式和投料策略及其他关键资源的使用计划等调度策略, 使某个或多个调度性能指标达到最优. 实现生产过程优化调度对钢铁、微电子、纺织、石化、机械等行业大中型制造企业缩短制造周期、降低能耗/物耗、提高准时交单率和机器利用率及产品质量、降低生产成本、提高经济效益和市场竞争力等具有重要作用.

生产过程调度问题研究最早是在上世纪 50 年代随着运筹学的发展而兴起的[1−2]. 生产过程调度方法是生产过程调度问题研究中的核心内容, 其主要包括生产过程调度问题的建模方法和优化方法. 生产过程调度问题建模方法主要用于建立生产过程相关调度模型, 或确定生产过程相关调度模型的关键参数, 以对生产过程全局或局部调度性能指标及其相关调度特征指标 (以上统称调度指标) 进行计算, 上述指标可在调度问题优化方法中用于对调度策略进行性能评价和指导算法寻优过程, 其中, 调度特征指标是为改善生产过程全局或局部调度性能指标的优化效果而引入的一类调度指标; 生产过程调度问题优化方法主要用于在满足生产过程调度问题中的工艺和资源等相关约束条件下, 对调度策略进行优化, 以使某个或多个调度性能指标达到最优或较优.

生产过程调度问题传统建模方法主要包括数学规划方法[3]、排队网络[4]、Markov 链[5]、Petri 网[6]和仿真方法[7] 等. 其中, 最早在生产过程调度问题中得到应用的建模方法是整数规划 (含 0-1 规划) 和混合整数规划等数学规划方法. 迄今, 数学规划方法、Petri 网和仿真建模方法等传统建模方法已在各类典型生产过程调度问题及面向特定行业的生产过程调度问题建模中得到了较多的应用, 是生产过程调度问题的常用建模方法, 而排队网络、Markov 链等传统建模方法主要在满足特定条件的典型生产过

收稿日期 2008-12-23 收修改稿日期 2009-03-17
Received December 23, 2008; in revised form March 17, 2009
国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2002CB312202, 2009CB320602), 国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2006AA04Z163), 国家自然科学基金 (60834004, 60721003) 和教育部新世纪优秀人才支持计划资助
Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2002CB312202, 2009CB320602), National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2006AA04Z163), National Natural Science Foundation of China (60834004, 60721003), and Program for New Century Excellent Talents in University
1. 清华大学自动化系 北京 100084 2. 清华信息科学与技术国家实验室 (筹) 北京 100084
1. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084 2. Tsinghua National Laboratory for Information Science and Technology, Beijing 100084
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.00785

程调度问题的建模和分析中得到了一定的应用, 但由于上述方法自身的局限性, 其在生产过程调度问题建模中的应用受到限制. 一般来说, 当实际生产过程调度环境过于复杂, 无法基于上述传统建模方法建立生产过程相关调度模型, 或基于该类建模方法所建立的生产过程相关调度模型的计算效率难以满足调度算法的计算时间要求时, 上述传统建模方法均难以得到有效应用.

生产过程调度问题的常用优化方法主要包括运筹学方法、启发式方法、人工智能方法和软计算方法等. 上世纪 50 年代, 分枝定界和动态规划等运筹学方法首先被用于典型生产过程调度问题的优化中, 该类优化方法一般以获取调度问题最优解为目标. 同时, 启发式方法由于其具有易于理解、运算速度快、适应动态调度环境等优点, 也开始用于生产过程调度问题的优化中. 上世纪 80 年代后, 随着人工智能和生命科学等相关学科的发展以及实际生产过程对调度技术的需求不断增大, 针对不同类型的生产过程调度问题, 研究者们进一步提出了基于软计算方法[8](如进化计算、禁忌搜索和模拟退火)、基于人工智能方法 (如专家系统[9]) 等的生产过程调度问题优化方法. 其中, 软计算方法由于其具有以寻求满意解为优化目标、易于融入问题知识和专家经验及鲁棒性较好等突出特点, 在生产过程调度问题的研究中已体现出较明显的优势, 并得到广泛的应用.

上述常用优化方法主要分为基于模型的优化方法和基于知识的优化方法, 其中运筹学方法、部分启发式方法 (如转移瓶颈法等复杂启发式方法)、部分人工智能方法 (如约束满足方法) 及软计算方法等属于基于模型的优化方法. 该类方法在生产过程调度问题优化过程中一般需借助于预先建立的生产过程相关调度模型对调度方案进行性能评价. 因而, 当实际生产过程调度环境过于复杂, 无法建立生产过程相关调度模型时, 该类优化方法便无法得到应用. 另外, 该类优化方法主要采用迭代优化机制进行寻优, 对具有规模大、约束复杂和多目标等综合复杂性的实际生产过程调度问题, 该类优化方法存在寻优效率低、调度性能较差的缺陷, 因而, 对复杂生产过程调度问题, 单纯采用该类优化方法其调度效果难以令人满意.

另外, 在上述常用优化方法中, 部分启发式方法 (如基于调度规则的简单启发式方法) 及以专家系统为代表的人工智能方法等属于基于知识的优化方法. 该类方法在求解生产过程调度问题时, 一般不需借助于预先建立的生产过程相关调度模型, 而是先将现有的调度专家经验描述为特定形式的调度知识 (如启发式调度规则和调度案例知识等), 进而通过特定的调度知识推理机制获得调度问题解. 该类方法的调度效果较依赖于调度专家个人经验和特定的调度环境, 其通用性和可移植性较差. 另外, 对实际复杂调度环境, 一般很难总结和构造出性能较佳的调度知识. 因而, 在实际复杂调度环境下, 单纯采用该类基于知识的优化方法也难以取得理想的调度效果.

综上所述, 在生产过程调度方法研究上虽已取得不少研究成果, 但对复杂生产过程调度问题, 上述常用生产过程调度方法, 包括调度问题传统建模方法和常用优化方法还难以取得理想的调度效果. 迄今, 对复杂生产过程调度问题, 仍缺乏有效的调度问题建模和优化方法及相应的调度系统支持, 目前, 我国钢铁、微电子、纺织、石化、机械等行业大中型企业复杂生产过程实时调度仍主要采用手工方式, 凭人工经验完成, 严重制约了企业生产效率、能耗/物耗、产品质量和生产成本等综合生产指标的改善及企业经济效益和市场竞争力的提高, 因此, 迫切需要进一步研究适应于复杂生产过程调度需求的调度问题建模与优化方法.

同时, 随着信息技术的不断发展和应用的不断深入, 很多制造企业已积累了与调度相关的大量历史数据, 并可采集到与调度相关的大量实时数据, 上述数据中隐含了反映实际调度环境特点及调度知识的大量有效信息, 如何利用上述数据更好地解决实际复杂生产过程调度问题是一个具有挑战性的难题.

国内外一些学者在生产过程调度问题传统建模方法及常用优化方法的基础上, 基于实际调度环境中的大量历史数据、实时数据和相关调度仿真数据, 采用特征分析、数据挖掘和仿真等综合技术手段提取隐含在上述大量数据中的对改善复杂生产过程调度性能指标有重要作用的相关关键调度信息, 并利用上述信息建立基于数据的生产过程相关调度模型或动态确定生产过程相关调度模型的关键参数, 及利用所提取的上述相关关键调度信息构造基于数据的生产过程调度问题优化方法. 上述生产过程相关调度模型用于计算生产过程全局或局部调度性能指标及其相关调度特征指标, 而上述调度指标可在调度问题优化方法中用于对调度策略进行性能评价和指导算法寻优过程. 所提出的生产过程调度问题的该类建模方法和优化方法可统称为基于数据的生产过程调度方法. 鉴于该类方法较好地克服了生产过程调度问题传统建模方法和常用优化方法在对复杂生产过程调度问题进行建模和优化时所存在的缺陷, 其在解决实际复杂生产过程调度问题上具有较大的优势, 是解决实际复杂生产过程调度问题很有前景的一类新型调度方法. 但从总体上看, 针对复杂生产过程调度问题的基于数据的调度方法研究目前还处

于探索阶段, 所取得的理论和应用成果还很有限. 为有效解决复杂生产过程调度问题, 亟需进一步深入开展基于数据的生产过程调度方法研究和应用.

为促进基于数据的生产过程调度方法研究的进一步深入, 本文在对常用生产过程调度方法的国内外研究状况进行简要综述的基础上, 着重针对复杂生产过程调度问题, 论述了基于数据的生产过程调度方法的研究背景、涵义和研究现状.

本文第 1 节按不同的分类标准对生产过程调度问题进行了简要分类; 第 2 节对常用生产过程调度方法的国内外研究状况进行了简要综述; 第 3 节针对复杂生产过程调度问题, 论述了基于数据的生产过程调度方法的研究背景、涵义和研究现状; 最后对本文进行了总结.

1 生产过程调度问题分类

鉴于实际生产过程调度问题的复杂性, 为降低研究难度, 常将实际生产过程调度问题进行简化及附加特定的假设条件, 并按不同的分类标准, 将其划分为多类生产过程调度问题. 常见分类方法如下[10].

根据生产过程中机器环境特性的不同, 可将生产过程调度问题划分为单机、并行机、Flow shop、Job shop、Open shop 及柔性制造系统等典型调度问题.

根据生产过程调度问题所涉及的相关参数是否包含不确定因素, 可将生产过程调度问题划分为确定性调度问题和不确定性调度问题.

根据工件所包含的工序数的不同, 可将生产过程调度问题划分为单工序调度问题和多工序调度问题.

根据同一工件具有加工先后约束的不同操作是否可在同一机器上加工, 可将生产过程调度问题划分为可重入调度问题和不可重入调度问题.

另外, 还可将生产过程调度问题划分为静态调度问题和动态调度问题, 其中, 动态调度问题包含实时调度问题和重调度问题等.

上述每种分类方法均是从某个单一角度出发和采用某种理想化的单一分类标准对生产过程调度问题进行分类, 而一般的生产过程调度问题往往难以唯一地归结为上述某一类生产过程调度问题, 常同时具备多类调度问题的特征. 如本文中所提到的 Job shop 调度问题既包括静态 Job shop 调度问题, 也包括动态 (含重调度) Job shop 调度问题. 本文所提到的其他类型调度问题也存在类似特点.

另外, 在生产过程调度方法的研究和应用中, 也常按其所涉及的研究背景和应用行业将生产过程调度问题划分为若干面向特定行业的生产过程调度问题, 如钢铁生产过程调度问题、微电子/半导体生产过程调度问题、石化生产过程调度问题和纺织生产过程调度问题等.

自上世纪 50 年代以来, 国内外许多学者主要针对单机、并机、Flow shop、Job shop 和柔性制造系统等典型生产过程调度问题[8, 11] 以及面向钢铁[12]、微电子[13]、石化[14] 和纺织[15] 等特定行业的生产过程调度问题提出了不少生产过程调度方法, 其包括生产过程调度问题的建模方法和优化方法. 下一节将对常用生产过程调度方法进行简要综述.

2 常用生产过程调度方法

2.1 生产过程调度问题传统建模方法

1) 数学规划建模方法

数学规划方法是生产过程调度问题常用的一种建模方法. 美国麻省理工学院 Bowman[16] 于 1959 年最早采用整数规划方法对 Job shop 调度问题进行建模. 之后, 数学规划建模方法被应用于单机、并行机、Flow shop、Job shop、柔性制造系统、可重入等典型生产过程调度问题[11, 17] 及面向微电子[18]、石化[19]、钢铁[20] 等特定行业的生产过程调度问题.

数学规划建模方法可对调度问题的决策变量、约束条件和目标函数等关键要素进行形式化描述, 所建立的相关调度模型具有描述直观、便于理解的优点. 但对复杂生产过程而言, 采用数学规划方法进行调度问题建模时存在形式化描述过于复杂或无法进行形式化描述的缺陷. 因而, 一般需对复杂生产过程调度问题进行简化并附加一定的假设条件, 这会导致所建立的相关调度模型难以完全反映实际调度问题的复杂性, 从而限制了数学规划方法在生产过程调度问题建模中的应用.

2) 基于 Petri 网的建模方法

Petri 网是由德国学者 Petri 于 1962 年提出的一种用于描述复杂系统动态过程的图形化建模方法, 该方法具有理论严密、图形表达直观等优点[21−22]. Petri 网适于描述复杂系统的异步、并发行为, 并可对复杂系统的死锁、冲突等动态性质进行分析. 早在上世纪 70 年代初, Petri 网就被用于 Job shop 调度问题建模中[6]. 但直到上世纪 90 年代, 基于 Petri 网的调度问题建模方法才受到学术界的重视, 被逐渐用于柔性制造系统[23] 等典型生产过程调度问题及面向微电子[24−25]、钢铁[26] 等特定行业的生产过程调度问题建模中. 迄今, 为适应不同类型生产过程调度问题的建模需要, 研究者提出了变结构 Petri 网、分层 Petri 网[27] 和简化 Petri 网[28] 等多类 Petri 网模型.

由于基于 Petri 网的建模方法过于注重复杂系

统动态过程的细节描述, 使得基于该方法所建立的复杂生产过程调度问题模型过于繁杂, 其计算效率难以满足实际调度需求, 这制约了其在复杂生产过程调度问题建模中的应用. 提出适合复杂生产过程调度需求的新型 Petri 网模型, 研究 Petri 网模型的分解、等效、简化与合并方法, 以及 Petri 网建模方法与其他建模方法的结合机制, 是基于 Petri 网的生产过程调度问题建模方法的主要研究方向[21−22].

3) 仿真建模方法

仿真建模方法是生产过程调度问题最常用的建模方法之一. 基于该方法可建立面向调度的生产过程仿真模型 (以下简称 "生产过程仿真模型"), 上述仿真模型可用于对调度策略进行分析、性能评价、比较和选择, 辅助制定调度方案[29]. 仿真建模方法已在单机、并行机、Flow shop、Job shop、柔性制造系统等典型生产过程调度问题[30−32] 和面向钢铁[33]、半导体[34]、石化[35] 等特定行业的生产过程调度问题中得到了广泛应用. 仿真建模方法常与启发式规则、软计算方法等调度问题优化方法相结合, 用于求解生产过程调度问题, 以提高求解性能.

但该类建模方法存在建模工作量大、不适用于实时调度环境、模型正确性受人为因素影响较大等缺点.

另外, 还有学者研究了生产过程调度问题的排队论建模方法[4]、基于多智能代理的建模方法[36]、Markov 链建模方法[37]、基于流松弛的建模方法[38] 等.

2.2 生产过程调度问题常用优化方法

2.2.1 运筹学方法

运筹学方法 (Operational research, OR) 在生产过程调度问题研究中已得到广泛应用. 以下将对生产过程调度问题优化方法研究中常用的分枝定界、动态规划、拉格朗日松弛等运筹学方法进行介绍.

1) 分枝定界

分枝定界法 (Branch and bound, B&B) 是在上世纪 60 年代由英国伦敦政治经济学院 Land 等[39] 提出的一种主要用于求解离散优化问题的最优化方法. 英国学者 Lomnicki[40] 首先将分枝定界方法应用于三机器 Flow shop 调度问题中, 此后, 分枝定界方法被逐步应用于单机[41]、并行机[42]、Job shop[43]、柔性制造系统[44] 等典型生产过程调度问题及面向钢铁[45]、微电子[46]、石化[47] 等特定行业的生产过程调度问题中.

面向生产过程调度问题的分枝定界方法的研究主要集中在分枝方法[48−49] 和上下界确定方法[50−51] 上. 近年来, 一些学者还将模糊集理论、遗传算法等其他方法与分枝定界法相结合, 提出了基于模糊推理的分枝定界算法[52]、基于遗传算法的分枝定界方法[53] 等, 并将其用于生产过程调度问题的求解, 以提高搜索效率和调度解的性能.

2) 动态规划

动态规划 (Dynamic programming, DP) 是由美国南加州大学 Bellman 等[54] 于 1952 年提出的求解多阶段决策过程优化问题的一种最优化方法, 其在单机[55]、并行机[56]、Flow shop[57] 和 Job shop[58] 等典型生产过程调度问题及面向钢铁[59]、微电子[60] 等特定行业的生产过程调度问题中均得到了较多应用.

面向生产过程调度问题的动态规划方法研究主要涉及步长改进方法[61] 和状态变量维数化简方法[62] 等. 一些学者还将模糊集、随机过程理论和进化计算等与动态规划方法相结合, 形成模糊动态规划[63]、随机动态规划[64] 和基于进化计算的动态规划[61] 等方法, 以提高动态规划方法的优化效果或对不确定生产过程调度问题的适应性.

3) 拉格朗日松弛法

拉格朗日松弛法 (Lagrangian relaxation, LR) 是一种求解约束优化问题的近似优化方法[65]. 美国康涅狄格大学陆宝森等[66] 最早将该方法应用于求解生产过程调度问题中. 之后, 该方法在求解单机、并行机、Flow shop、Job shop、柔性制造系统等典型生产过程调度问题[67−69] 及面向钢铁[70]、微电子[71] 等特定行业的生产过程调度问题中均得到广泛应用.

面向生产过程调度问题的拉格朗日松弛方法研究主要集中在对拉格朗日乘子的更新方法上. 目前较常用的方法是采用次梯度方法更新拉格朗日乘子. 近年来, 启发式方法[70]、神经网络[72] 等也被用于拉格朗日松弛算法的乘子更新过程.

运筹学方法是求解生产过程调度问题的经典方法, 但由于绝大多数生产过程调度问题都是 NP 难题, 随着调度问题规模的增大, 上述方法一般会产生指数爆炸现象, 因而上述方法主要用于求解较小规模的生产过程调度问题, 或与分解、软计算等方法相结合, 用于求解较为复杂的生产过程调度问题.

2.2.2 启发式方法

启发式方法是求解生产过程调度问题常用的一种近优方法. 该类方法又可分为基于调度规则的简单启发式方法和复杂启发式方法两种.

基于调度规则的简单启发式方法一般是指根据任务或资源的某些简单属性直接决定任务优先权的一类调度方法. 简单启发式方法在生产过程调度中

应用最为普遍, 其也称为启发式分派规则. 迄今已提出了数百种启发式分派规则, 对启发式分派规则的回顾可参见文献 [73 – 74].

为提高生产过程调度效果, 不少学者在简单启发式方法基础上, 提出了加权规则[75]、组合规则[76−77] 和模糊规则[78] 以及利用调度问题求解过程获得的相关信息构造的多种复杂启发式方法, 如 Johnson 算法[1]、SBP 算法[79]、SVS 算法[80] 和 PH 算法[81] 等. 目前, 在生产过程调度研究领域, 启发式方法的研究主要集中在针对不同类型的生产过程调度问题构造启发式方法或对相应的启发式方法进行性能分析[10].

启发式方法具有描述简单、可解释性好、方便融入调度专家知识、计算量较小、适应于实时调度环境等优点, 但对具有大规模、带复杂约束、多目标等特点的复杂生产过程调度问题, 其调度效果还难以令人满意.

2.2.3 人工智能方法

采用人工智能方法求解生产过程调度问题的研究兴起于 20 世纪 80 年代, 该类方法主要包括专家系统、智能代理、约束满足等方法.

1) 专家系统

专家系统 (Expert system, ES) 是基于从实际中总结出来的专家经验和知识、采用复杂的推理方式解决特定领域实际问题的计算机程序[82]. 美国卡耐基 – 梅隆大学的 Fox 等提出的 ISIS 系统[9] 是专家系统在生产过程调度问题中的首次应用, 之后出现了 PEPS[83]、OPIS[84] 和 SONIA[85] 等专家系统. 专家系统已在炼钢 – 连铸调度[86−87]、热轧调度[88−89]、炼油调度[90] 和晶圆制造过程调度[91−93] 等不同行业生产过程调度问题中得到了应用. 对面向生产过程调度的专家系统的详细介绍可参见文献 [94].

面向生产过程调度问题的专家系统研究主要涉及基于规则的专家系统[83, 95]、基于案例推理的专家系统[92, 96] 和基于仿真模型的专家系统[97−98] 等. 另外, 一些学者还将多智能代理[93]、模糊集理论[99−100] 等理论和方法与专家系统相结合, 以提高专家系统在具有约束复杂、多目标等特点的生产过程调度问题上的求解效果.

专家系统虽是解决实际生产过程调度问题的一种重要方法, 但由于适应于实际复杂生产过程调度问题的专家知识很难获得, 且所获得的专家知识较依赖于专家个人经验和特定的调度环境, 可移植性较差, 因而, 对复杂生产过程调度问题, 仅利用专家系统仍难以取得理想的调度效果.

2) 智能代理

智能代理技术是分布式人工智能的一个重要分支, 其具有自治性、智能性和主动性等特征[101].

美国伊利诺伊大学 Shaw[102−103] 于 1988 年最先采用智能代理在制造系统中进行动态和分布式计划调度. 之后, 基于单元自治和全局协同的多智能代理系统 (Multi-agent system, MAS) 在生产过程调度问题中开始得到应用. 迄今, 基于智能代理的调度方法已被应用于单机[104]、Flow shop[105]、Job shop[106]、柔性制造系统[107] 等典型生产过程调度问题及面向半导体[108−109] 和钢铁[110] 等特定行业的生产过程调度问题.

面向生产过程调度问题的 MAS 研究主要涉及智能代理系统结构框架[111] 和智能代理之间的协商协议[112] 等. 另外, 近年来, 许多学者将遗传算法[113]、模糊逻辑[114]、神经网络[115]、强化学习[116] 等方法与智能代理相结合, 应用于求解不同类型的生产过程调度问题, 以提高智能代理的调度性能. 更多关于智能代理在生产过程调度问题中的应用可参见文献 [117].

3) 约束满足

约束满足 (Constraint satisfaction, CS) 技术是综合人工智能和运筹学知识, 用于描述和求解组合优化等复杂问题的一门新兴技术[118]. 该方法最先由美国麻省理工学院的 Waltz[119]、意大利比萨大学 Montanari[120] 和加拿大英属哥伦比亚大学 Mackworth[121] 等提出, 常与具有回溯和一致性检查能力的树搜索算法相结合用于求解具有复杂约束的生产过程调度问题[122].

美国卡耐基 – 梅隆大学的 Mark 等[123] 首先将约束满足方法用于描述 Job shop 调度问题. 之后, 许多学者将约束满足方法用于描述和求解 Job shop[124]、Flow shop[125] 等典型生产过程调度问题及面向钢铁[126] 等特定行业的生产过程调度问题.

目前, 在生产过程调度问题研究中应用约束满足方法最多的是 Job shop 调度问题. 其研究主要涉及约束描述、约束一致性检测[127−128] 和约束传播算法[129−130] 等. 另外, 鉴于约束满足方法常与具有回溯特点的树搜索算法相结合用于求解具有复杂约束的生产过程调度问题, 当调度问题规模较大时, 树搜索算法会产生指数爆炸现象. 为避免上述算法缺陷, 不少学者将约束满足方法分别与分枝定界[130]、遗传算法[131]、神经网络[132] 等相结合来求解较为复杂的生产过程调度问题.

2.2.4 软计算方法

与传统计算方法的计算过程所具有的精确、最优等特点相比，软计算方法的计算过程一般具有不精确、不确定、近优等特点[133−134]. 最初的软计算

方法包括模糊逻辑、神经网络和概率推理, 后来进化计算、禁忌搜索、模拟退火、混沌理论等方法也归入其中[134]. 目前, 基于软计算的优化方法泛指一类以获得满意解为优化目标的求解复杂优化问题的计算方法. 现将应用于求解各类生产过程调度问题的常用软计算方法介绍如下.

1) 进化计算

进化计算一般指通过模拟自然界生物进化行为或群体活动行为构造的、以寻求问题满意解为目标的一类优化算法. 进化计算一般包括遗传算法 (Genetic algorithm, GA)、遗传编程 (Genetic programming, GP)、进化规划 (Evolutionary programming, EP)、进化策略 (Evolutionary strategy, ES)、蚁群算法 (Ant colony optimization, ACO)、粒子群算法 (Particle swarm optimization, PSO)、差分进化算法 (Differential evolution algorithm, DEA)、分布估计算法 (Estimation of distribution algorithm, EDA) 等主要分支. 进化计算的主要特点是: 1) 搜索过程作用于对决策变量进行编码后的字符串上; 2) 全局搜索, 易于跳出局部极值点; 3) 适合并行处理以提高运算速度; 4) 依概率随机搜索; 5) 对目标函数无连续性、可导、凸函数等特殊要求. 进化计算的上述优点使其成为求解生产过程调度问题的主要方法之一. 以下对在生产过程调度问题应用范围最广的遗传算法和近年来在生产过程调度问题研究中得到较多关注的蚁群算法、粒子群算法等进化计算方法做简要介绍.

a) 遗传算法

遗传算法是由密西根大学的 Holland 在 1975 年提出的一类模拟生物在自然界的遗传和进化过程的随机搜索算法[135]. 美国 BBN 公司的 Davis[136] 于 1985 年首次将遗传算法用于求解 Job shop 调度问题, 之后, 人们提出了求解并行机[137−143]、Flow shop[144]、Job shop[145]、柔性制造系统[146]、可重入[147] 等典型生产过程调度问题[8] 及面向钢铁、半导体[148]、石化等特定行业的生产过程调度问题的遗传算法 (具体可参见综述 [149 – 150]). 求解生产过程调度问题的遗传算法研究一般涉及编码、初始种群产生、适应度评价、交叉/变异/选择以及算法参数确定等方法[8].

近年来, 在面向生产过程调度问题的遗传算法研究上, 一些学者还将启发式规则[151]、免疫方法[152]、模拟退火[153]、禁忌搜索[154]、神经网络[155]、机器学习[156]、模糊逻辑[157]、案例推理[158] 等融合到遗传算法的各个环节中, 以提高算法对具有不同约束条件、不同调度目标的生产过程调度问题的寻优效果或对不确定调度环境的适应性.

b) 蚁群算法

蚁群算法是由意大利米兰理工大学 Dorigo 等[159] 于 1991 年提出的一种模拟蚁群觅食行为的进化计算方法, 该学者于 1994 年首先将蚁群算法应用于求解 Job shop 调度问题[160], 之后, 蚁群算法被用于求解单机[161]、并行机[162]、Flow shop[163]、Job shop[164]、柔性制造系统[165] 等典型生产过程调度问题及面向混流装配线[166]、半导体生产线[167]、钢铁生产过程[168] 等特定行业生产过程的调度问题.

面向生产过程调度问题的蚁群算法研究主要涉及状态转移策略、信息素更新方法、邻域拓扑结构设计方法以及算法参数确定方法等[169]. 另外, 一些学者针对不同类型的生产过程调度问题, 将启发式规则[170]、束搜索[171]、禁忌搜索[172] 等方法与蚁群算法相结合, 以提高算法的搜索效率和调度解的性能.

c) 粒子群优化算法

粒子群优化算法是由美国社会心理学家 Kennedy 等[173] 于 1995 年提出的一种模拟鸟群觅食行为的进化计算方法, 该算法通过个体之间的协作来进行迭代优化. 土耳其 Fatih 大学 Tasgetiren 等[174] 于 2004 年首先将粒子群优化算法用于求解置换 Flow shop 调度问题, 之后, 粒子群优化算法被用于求解单机、并行机、Flow shop、Job shop、柔性制造系统[175−176] 等典型生产过程调度问题及面向混流装配线[177]、半导体生产线[178]、钢铁生产过程[179] 等特定行业生产过程的调度问题.

采用粒子群优化算法求解生产过程调度问题一般涉及编码、粒子位置和粒子速度更新、邻域拓扑结构确定以及算法参数确定等方法[176], 其中粒子位置和粒子速度更新是粒子群优化算法的基础与核心, 对提高算法的寻优效率和效果至关重要. 此外, 为提高该类算法性能, 一些学者还将启发式规则[180]、交叉和变异机制[181]、免疫方法[182]、模拟退火[183]、禁忌搜索[184] 等融合到粒子群优化算法中, 以提高调度性能.

粒子群优化算法是近年来发展起来的新型进化计算方法, 其在生产过程调度研究中的应用还相对较少. 另外, 针对不同类型生产过程调度问题, 近年来还有学者提出了多种其他进化计算方法, 如 EDA 算法[185]、DNA 进化算法[186] 等.

2) 模拟退火

模拟退火 (Simulated annealing, SA) 方法是基于 Mente Carlo 迭代求解法的一种启发式随机寻优方法. 该算法在迭代搜索过程中, 可以某种概率接受劣解, 从而易跳出局部最优. 其最早由美国学者 Kirkpatrick 等[187] 在 1983 年提出.

Brandimarte 等[188] 于 1987 年将其用于求解柔性制造系统调度问题. 此后, 该方法已在单机[189]、并行机[190]、Job shop[191]、Flow shop[192]、Open shop[193]、柔性制造系统[194] 等典型生产过程调度问题及面向半导体[195]、钢铁[196] 等特定行业的生产过程调度问题研究中得到应用.

面向生产过程调度问题的模拟退火算法研究主要涉及邻域结构定义[197−198]、温度下降规则设计[199−200] 和混合算法构造[201−202] 等.

3) 禁忌搜索算法

禁忌搜索 (Tabu search 或 Taboo search, TS) 算法是由美国科罗拉多大学的 Glover[203] 在 1986 年提出的一种采用禁忌技术、基于邻域搜索机制的寻优算法.

自从 1991 年 Laguna 和 Glover 等[204] 将禁忌搜索算法应用于求解单机调度问题后, 禁忌搜索算法在单机[205]、并行机[206]、Flow shop[207]、Job shop[208]、Open shop[209]、柔性制造系统[210] 等典型生产过程调度问题及面向半导体[211]、钢铁[212]、纺织[213−214] 等特定行业的生产过程调度问题得到了广泛的应用.

面向生产过程调度问题的禁忌搜索算法研究主要涉及邻域结构定义[215−218]、禁忌表设计[219] 及邻域搜索方法[220−221] 等方面. 另外, 为提高求解生产过程调度问题的禁忌搜索方法的效率, 一些学者还将模糊理论[222]、神经元网络[223] 等与禁忌搜索算法相结合, 以进一步提高相应调度算法效率和性能.

4) 神经网络

神经网络 (Neural network, NN) 是一类复杂非线性动力学系统, 其具有自组织、自学习、鲁棒性强等优点, 可作为联想记忆和优化计算工具.

在生产过程调度问题研究中, Hopfield 神经网络最早被用于求解 Job shop 调度问题, 之后其在单机、Flow shop 等典型生产过程调度问题中得到应用[224]. 使用 Hopfield 神经网络求解生产过程调度问题的研究热点主要包括: a) 设计合理的能量函数以尽量减少不可行调度解的产生和提高解的质量[225−226]; b) 将 Boltzmann 机[227]、Gaussian 机[228]、模拟退火[229]、进化计算[230] 等方法加入到 Hopfield 神经网络的优化过程中, 以提高优化效果. 除上述 Hopfield 神经网络外, 竞争型神经网络在单机[231]、Job Shop[232]、半导体制造过程[233] 等生产过程调度问题研究中也已得到应用, 但其成果相对较少.

软计算方法由于其具有以寻求满意解为优化目标、易于融入问题知识和专家经验及鲁棒性较好等突出特点, 在解决生产过程调度问题中体现出明显的优势. 对较为复杂的生产过程调度问题, 常将该类优化方法与分解[234−236]、模糊集[157, 222]、序优化[237−238] 等机制和方法相结合, 以提高算法的寻优效率和调度性能, 以及对不确定调度环境的适应性.

3 基于数据的生产过程调度方法

迄今为止, 在上述基于数学规划、Petri 网和仿真建模等的生产过程调度问题传统建模方法及运筹学方法、启发式方法、人工智能方法和软计算方法等基于模型或基于知识的生产过程调度问题优化方法研究上已取得大量成果, 部分成果还在钢铁、微电子、纺织、机械、石化等行业制造企业生产过程调度问题建模和优化中得到了成功应用. 但对具有大规模、带复杂约束、不确定等综合复杂性的实际生产过程调度问题, 上述已提出的生产过程调度问题传统建模方法和常用优化方法仍具有较大的局限性.

1) 在生产过程调度问题建模方法研究上

上述生产过程调度问题传统建模方法在进行调度建模时大多需对实际复杂调度问题进行简化并附加较多的假设条件. 如采用数学规划等方法对实际生产过程进行调度建模时, 一般需假设工件可预先划分为数量确定的多个操作、不同工件在同一工序下的操作不可替换、工件的工艺路径预先确定、生产过程满足机器唯一性约束 (每台机器同一时刻最多只能加工一个工件) 和工件唯一性约束 (每个工件同一时刻最多只能在一台机器上加工)、以单台机器为基本调度单元 (即调度决策变量为单台机器相应操作的加工顺序或加工开始时间) 等.

而纺织、机械、电子等行业的实际生产过程由于各车间/工序的调度模式、生产管理水平、信息化水平及底层生产设备的自动化水平等差别较大, 相应的调度环境很难完全满足上述相关假设. 例如, 若干工序常以机器组为基本调度单元 (即调度决策变量为每个机器组相应操作的加工顺序或加工开始时间等), 部分工件的工艺路径难以预先确定, 不同工件在同一工序下的操作常具有可替换性, 工件在若干工序常难以预先划分为数量确定的多个操作, 生产过程不完全满足机器唯一性约束. 以棉纺企业的细纱工序加工过程为例, 同一工件下的各加工任务一般分散在大量的纱筒上, 需根据实际生产状况随机地将各纱筒分配至不同的细纱机上进行加工, 而各细纱机可同时加工不定数量的多个纱筒, 因而, 在该调度环境下, 无法对各工件在该工序的加工任务进行精确的操作划分. 因此, 对上述复杂调度环境, 无法单纯采用生产过程调度问题传统建模方法建立生产过程相关调度模型.

另外, 钢铁和微电子等行业的实际复杂生产过

程调度问题虽可采用上述传统建模方法建立生产过程相关调度模型, 但由于所建立的上述调度模型具有如下特点: 涉及的调度决策变量多, 资源、任务及资源与任务之间关系所受约束复杂, 即此类调度问题规模大, 复杂度高, 这会造成模型运行所需时间过长, 无法满足相应调度算法对计算时间的要求. 在该类复杂调度环境下, 上述生产过程调度问题传统建模方法也难以得到有效应用. 如: 针对大规模复杂半导体芯片生产过程全局调度问题所建立的可重入调度模型中的操作数一般可达数千至数万, 设备数可达数十至数百, 工步数可达数百至上千, 且涉及的各类相关调度约束复杂, 这会导致所建立的上述可重入调度模型运行时间过长, 难以满足相应调度算法的计算时间要求, 因而该类调度模型难以直接应用于实际复杂半导体芯片生产过程的实时优化调度中.

2) 在生产过程调度问题优化方法研究上

鉴于实际生产过程调度问题常具有大规模、带复杂约束、不确定等综合复杂性, 难以直接根据调度专家经验构造适合上述复杂调度环境的调度知识. 另外, 基于模型的调度问题优化方法一般采用迭代优化机制进行调度解的寻优, 对上述复杂调度环境, 该类方法常存在寻优效率低、调度性能较差的缺陷. 因而, 对复杂生产过程调度问题, 已提出的各类基于模型或基于知识的常用优化方法均难以取得理想的调度效果, 亟需进一步研究适应于复杂生产过程调度需求的调度问题建模与优化方法.

另一方面, 在实际生产过程调度环境中, 随着信息技术的不断发展和应用的不断深入以及企业生产管理水平的不断提高, 许多制造企业已实施了 ERP、MES、SCADA 等软硬件系统, 积累了涵盖企业订单、计划、工艺、设备、生产进度、调度方案和生产性能指标等与生产过程调度相关的大量历史数据, 并可采集到与调度相关的大量实时数据, 上述数据中隐含了反映实际调度环境特点及调度知识的大量有效信息.

为充分利用上述信息更好地解决实际复杂生产过程调度问题, 国内外一些学者在生产过程调度问题传统建模方法及常用优化方法的基础上, 基于实际调度环境中的大量历史数据、实时数据和相关调度仿真数据, 采用特征分析、数据挖掘和仿真等综合技术手段提取隐含在上述大量数据中的对改善复杂生产过程调度性能指标有重要作用的相关关键调度信息, 并利用上述信息建立基于数据的生产过程相关调度模型, 或动态确定生产过程相关调度模型的关键参数, 及利用所提取的上述相关关键调度信息构造基于数据的生产过程调度问题优化方法, 包括基于数据和知识的优化方法及基于数据的迭代优化方法, 以获得高性能的调度知识及提高迭代优化方法的寻优效率和性能. 上述生产过程相关调度模型用于计算生产过程全局或局部调度性能指标及其相关调度特征指标, 而上述调度指标可在调度问题优化方法中用于对调度策略进行性能评价和指导算法寻优过程.

该类生产过程调度问题建模方法和优化方法可统称为基于数据的生产过程调度方法, 其包括基于数据的生产过程调度问题建模方法和基于数据的生产过程调度问题优化方法.

3.1 基于数据的生产过程调度问题建模方法

针对复杂生产过程调度问题, 基于数据的生产过程调度问题建模方法主要强调基于历史数据、实时数据及相关调度仿真数据, 采用特征分析及分类/聚类、特征属性的提取/约简、函数关系和关联关系挖掘等数据挖掘手段和神经网络、粗糙集、支持向量机、模糊集、主成分分析、进化计算等理论和方法, 并结合仿真手段, 建立基于数据的生产过程相关调度模型, 或基于数据动态确定生产过程相关调度模型的关键参数, 以获取生产过程全局或局部调度性能指标及其相关调度特征指标.

基于数据的生产过程相关调度模型应反映全局或局部调度性能指标及其相关调度特征指标与相关调度模型的输入变量 (包括调度环境变量、关键调度决策变量等) 之间的关系, 以根据相关调度模型的输入变量, 获得相关调度模型的输出变量 (生产过程全局或局部调度性能指标及其相关调度特征指标值). 上述全局或局部调度性能指标及其相关调度特征指标可用于对调度策略进行性能评价, 以及有效指导相应调度算法的寻优过程, 以提高其寻优效率和调度性能.

基于数据的生产过程相关调度模型主要面向如下两类复杂调度环境:

一类为难以单纯采用上述生产过程调度问题传统建模方法进行调度建模的复杂调度环境. 在面向该类复杂调度环境、基于数据的生产过程相关调度模型研究方面已取得一些成果, 如:

清华大学刘民等[239] 针对纺织、机械等行业复杂生产过程中存在的若干工件难以预先划分为数量确定的多个操作、生产过程不完全满足机器唯一性约束、若干工序以机器组为基本调度单元, 从而难以单纯采用调度问题传统建模方法进行调度建模的调度环境, 提出了精确模型与特征模型相结合的智能建模方法, 以有效解决上述行业制造企业不同生产模式下复杂生产过程调度问题的建模需要. 其中, 对可基于传统建模方法建立调度模型的相关工序建立

精确调度模型, 对无法基于传统建模方法建立调度模型的相关工序建立特征模型. 基于订单、机器、工艺、计划等生产历史数据、实时数据及相关调度仿真数据, 采用聚类、函数关系/规则挖掘等数据挖掘方法及预测机制提出了多类基于数据的调度特征模型. 上述相关模型和方法已应用于纺织等行业大型企业复杂生产过程调度问题建模中.

另一类为具有如下特点的复杂调度环境: 虽可采用生产过程调度问题传统建模方法建立用于获取全局或局部调度性能指标及其相关调度特征指标的生产过程相关调度模型, 但因所建立的相关调度模型过于复杂, 导致难以快速获取全局或局部调度性能指标及其相关调度特征指标, 从而无法满足相应调度算法对计算时间的要求. 在面向该类复杂调度环境的基于数据的生产过程相关调度模型研究方面已取得一些成果, 如:

清华大学刘民等[239−241] 面向纺织、机械、电子、钢铁等行业大中型制造企业对复杂生产过程优化调度的需求, 针对大规模复杂生产过程中全局或局部调度性能指标及其相关调度特征指标预测需要, 系统研究了基于数据的相关调度模型建模方法. 在问题特征分析和提取的基础上, 采用订单、工艺、机器等生产数据, 建立用于全局或局部调度性能指标及其相关调度特征指标快速预测的调度模型, 并将该预测模型应用于所提出的多类基于预测机制的迭代式分解算法中调度子问题的形成和迭代求解及调度子问题间的自适应协调过程, 以显著提高大规模复杂生产过程调度算法的优化性能. 如:

针对大规模生产过程调度问题, 采用基于模糊 C 均值的工件聚类方法及仿真数据构造了相关调度指标的快速预测模型. 该预测模型可在给定关键调度决策变量条件下, 基于调度环境变量信息, 预测相应调度问题的较优调度目标值及相关调度瓶颈信息; 针对工件工艺信息具有可分类特性的一类大规模生产过程调度问题, 利用订单、机器等生产数据, 基于工艺路径聚类及流松弛方法建立了全局调度性能指标预测模型, 进而基于该预测模型求得各聚类内工件的加工进度特征指标. 另外, 针对具有前后两道瓶颈工序且每道瓶颈工序存在多个机器组的实际复杂生产过程, 提出了一种基于流模型的机器组负载预测模型建模方法[242]. 该方法基于工件的工艺路径及加工时间和等待时间等生产历史信息, 采用流模型和 ANFIS 方法建立后道瓶颈工序机器组负载的预测模型, 进而基于该预测模型求得后道瓶颈工序机器组负载特征指标. 利用上述各类基于数据的预测模型所获得的全局调度性能指标及相关调度特征指标均已在所提出的相应调度算法中用于指导算法的迭代寻优过程, 以提高相应调度算法寻优效率和调度性能, 基于上述所提出预测模型的相应调度算法已应用于纺织等行业复杂生产过程调度中.

另外, 一些学者针对特定类型的生产过程调度问题, 也提出了若干基于数据的全局或局部调度性能指标及其相关调度指标预测模型建模方法, 并将所获得的上述调度指标用于相应调度算法的优化过程. 如:

法国 GEMTEX-ENSAIT 实验室 Rabenasolo 等[243] 针对带工件释放时间和交货期约束的多工序生产过程调度问题, 提出了一种基于概率分析的调度问题可分解性判别方法, 其利用生产历史数据获得释放时间和交货期等参数的概率分布函数, 在此基础上, 建立面向上述生产过程调度问题的可分解性特征指标计算模型, 利用所获得的上述可分解性特征指标, 对相应的调度问题实例进行可分解性判别, 并针对适宜采用分解算法进行求解的调度问题实例, 提出了一种分解算法.

斯洛文尼亚 Ljubljana 大学的 Gradisar 等[244−245] 针对家具制造企业复杂生产过程调度问题, 基于订单 BOM、设备和工艺路径等相关生产历史数据, 提出了基于数据的 Petri 网模型建模方法, 所建立的基于数据的 Petri 网模型可在相应调度算法中用于计算全局调度性能指标值.

在基于数据的生产过程调度问题建模方法研究上, 除上述基于生产历史数据、实时数据及相关调度仿真数据等建立用于计算全局或局部调度性能指标及其相关调度特征指标的生产过程相关调度模型的研究外, 还有学者对生产过程相关调度模型结构已定而若干关键模型参数需动态确定的复杂生产过程调度问题, 研究了基于数据的调度问题关键参数预测方法, 以适应动态调度环境下复杂生产过程调度问题的建模和优化需要. 在该方面已取得的成果, 如:

清华大学刘民等[246−248] 针对纺织生产调度中难以预先获取整经轴数 (操作数) 从而导致无法建立整经工序生产过程调度模型的难题, 根据整经工序中订单的生产工艺属性 (如订单头份数、纱支、整经轴数) 等生产历史数据, 分别采用基于支持向量机和神经网络、基于改进 ANFIS 及基于主成分分析 (Principle component analysis, PCA)、局部线性嵌入 (Locally linear embedding, LLE) 和 BP 神经网络等方法, 提出基于数据的整经轴数预测方法, 以实现对整经工序调度模型中特征属性的提取和约简及整经轴数的智能预测, 上述方法已应用于纺织生产过程调度问题建模中. 台湾国立勤益科技大学的 Wang 等[249] 针对实际电子制造过程调度需要,

基于订单、工艺等生产历史信息, 采用 ANFIS 构建紧急订单到达信息预测模型, 以获得当前调度时刻可能紧急到达的工件类型和相应的生产数量等调度问题关键模型参数信息. 机械工业自动化研究所徐莹等[250] 针对航空产品复杂生产过程 “小样本、贫信息” 的特点, 基于灰色系统建模方法, 从生产历史数据中获得各工件的操作加工时间等调度问题关键模型参数.

针对复杂生产过程调度问题, 基于数据的生产过程调度问题建模方法研究主要存在如下难题: 1) 调度建模过程所涉及的相关数据挖掘问题大多具有数据规模大、含噪声、样本分布复杂且存在缺失现象, 输入变量数多/类型混杂 (数值型/符号型等), 输入/输出变量间关系呈非线性、耦合和不确定等复杂性; 2) 所建立的相关调度模型应具有较低的计算复杂度.

为有效解决上述难题, 基于数据的生产过程调度问题建模方法的研究应主要包括如下内容: 复杂调度环境下的数据处理方法; 基于数据的相关调度模型中输入变量的提取和约简方法; 基于数据的相关调度模型的建模与性能评价方法; 基于数据的相关调度模型关键参数预测方法; 基于数据的相关调度模型与传统调度模型的结合机制等.

3.2 基于数据的生产过程调度问题优化方法

迄今为止, 针对复杂生产过程, 基于数据的生产过程调度问题优化方法主要分为基于数据和知识的优化方法及基于数据的迭代优化方法两类.

3.2.1 基于数据和知识的优化方法

针对复杂生产过程调度问题, 基于数据和知识的优化方法主要强调通过分析和利用生产历史数据、实时数据及相关调度仿真数据, 结合所建立的传统调度模型或基于数据的调度模型及相关调度专家经验和知识, 综合采用特征分析手段和调度特征属性的提取/约简、分类/聚类、关联关系/函数挖掘等数据挖掘理论和方法及各类优化方法, 并结合仿真手段研究基于数据的调度知识获取方法, 进而将所获得的调度知识应用于复杂生产过程调度问题优化中.

对复杂生产过程调度问题, 基于数据和知识的优化方法的研究难点在于如何基于数据获取对相似调度环境下的不同调度问题实例均具有较好调度性能的调度知识; 另外, 由于基于该类调度方法对较大规模复杂生产过程进行优化调度时, 经常需反复调用调度知识, 因而该类调度方法对完成调度知识推理所需的计算时间有较高要求, 但鉴于用于求解较大规模复杂生产过程调度问题的复杂调度知识具有如下特点: 调度特征属性数量多/类型混杂 (数值型/符号型等), 基于常规推理方法进行知识推理所需计算时间有时难以满足调度算法的实时性要求, 如对规则数和条件属性数较多的模糊调度规则, 基于常规的三 I 模糊推理方法进行规则推理难以满足较大规模复杂生产过程对调度算法的实时性要求, 因而提高面向较大规模复杂生产过程的复杂调度知识的推理速度是基于数据和知识的优化方法研究中的另一个难点.

为有效解决上述难题, 针对复杂生产过程调度问题, 基于数据和知识的优化方法的研究应主要包括如下研究内容: 面向复杂调度问题的调度知识表达; 复杂调度知识的特征属性提取/约简及快速推理方法; 基于数据的调度知识获取方法和综合评价方法等.

目前, 在该研究方向已取得一些成果, 如:

1) 基于数据的调度知识特征属性的提取/约简方法

清华大学刘民等[251] 提出了基于粗糙集的概念格约简方法, 并基于模糊信息粒定义模糊粗糙集, 提出了基于上述模糊粗糙集的属性约简方法[252], 将上述两种约简方法应用于复杂生产过程中调度规则特征属性的约简, 以使其适应实时调度环境. 美国 Purdue 大学的 Chen 等[253] 针对生产过程调度问题, 采用 BP 神经网络对所构造的调度案例知识进行学习, 以对调度案例知识中的相关特征属性进行提取.

2) 基于数据的调度知识获取方法

迄今已提出的基于数据的调度知识获取方法主要为基于学习机制的调度知识获取方法, 该类方法主要用于生产过程调度问题中结构给定而参数待定的调度知识的挖掘. 其中, 调度知识包括可直接用于确定调度策略的调度知识和用于选择启发式调度规则的调度知识等, 其表达形式主要有 IF-THEN 形式的产生式规则、神经网络和采用框架结构表达的知识等. 调度知识的挖掘方法主要有决策树、神经网络、聚类、ANFIS、归纳学习和分类学习等. 用于调度知识挖掘的训练数据一般可通过如下方法获得: a) 利用生产过程仿真模型和优化调度算法获得与各调度问题实例相应的多个较优调度方案.首先, 利用订单、工艺、设备等生产历史数据及实时数据构造一定数量的调度问题实例; 然后, 对相似调度环境下每个调度问题实例采用启发式方法或进化计算等优化调度算法, 并基于生产过程仿真模型,获得与各调度问题实例相应的较优调度方案. 另外, 还可直接从实际调度案例数据中获得较优调度方案. b) 在所获得的上述较优调度方案基础上, 生成挖掘调度知识

所需的相应训练数据. 即由各较优调度方案中不同调度决策时刻对应的调度环境参数 (调度知识中的输入参数) 值与调度决策参数 (调度知识中的输出参数) 值组成的数据对作为用于调度知识挖掘的训练数据.

在利用生产过程仿真模型和优化调度算法获得训练数据, 并基于学习机制进行调度知识获取的研究方面, 已取得一些成果, 如:

清华大学刘民等[254] 针对带机器适配约束的复杂并行机调度问题, 采用变邻域禁忌搜索算法获得较优调度方案, 在此基础上生成调度规则挖掘所需的训练数据, 并采用 ANFIS 挖掘方法获得调度规则, 该方法已应用于纺织企业织布工序的调度规则挖掘中.

法国贝桑松自动化实验室的 Harrath 等[255−256]、美国俄亥俄大学的 Koonce 等[257−258]、爱荷华州立大学的 Li[259] 和东华大学方远等[260] 针对 Job shop 调度问题, 分别采用不同的遗传算法获得较优调度方案, 基于此生成用于调度规则挖掘所需的训练数据, 并分别利用 C4.5 决策树、基于属性的归纳法、神经网络和聚类等数据挖掘方法进行调度规则挖掘. 美国 Purdue 大学的 Chiu[261] 采用类似方法研究了分布式制造系统动态调度环境中调度知识的获取问题.

韩国高丽大学的 Kim 等[262] 针对多目标柔性制造系统调度问题, 采用竞争神经网络对利用仿真模型和启发式规则得到的较优调度案例数据进行分类, 并针对不同类型的案例数据采用 C4.5 归纳学习方法分别挖掘适应于不同调度环境的有效调度规则.

除上述基于数据的调度规则获取方法研究外, 一些学者还针对柔性制造系统调度问题研究了基于数据的启发式调度规则选择策略的获取方法. 如:

台湾万能工学院工业管理系的 Shiue 等[263] 提出一种基于神经网络的自适应调度系统, 以在每一调度决策时刻根据调度目标和调度环境状态信息有效选择启发式调度规则. 该系统在神经网络的学习过程中可根据神经网络权重的变化和调度目标的不同, 选择表示其调度环境状态的相关属性. 其中, 用于神经网络离线学习的数据对 (调度目标, 调度环境状态, 启发式调度规则) 基于仿真模型获得.

美国 Purdue 大学的 Sun 等[264]、西班牙奥维尔多大学的 Priore 等[265]、韩国仁济大学的 Lee 等[266] 和日本 Tokyo 大学的 Nakasuka 等[267] 采用仿真方法获得由基本调度环境属性集与对应的较好启发式调度规则构成的数据对, 并分别基于决策树、模糊动态分类学习方法和归纳学习及神经网络等基于机器学习的挖掘方法, 获取不同调度环境下的启发式调度规则选择策略.

美国 Purdue 大学的 Chen 等[268] 利用梅扎克锌基合金 (Mazak) 公司柔性制造系统中积累的实际生产数据构建调度仿真模型, 并采用启发式调度规则获得用于提取调度知识的训练数据, 该训练数据由调度性能指标、调度特征属性集、候选调度规则集、最佳调度规则组成, 并采用两阶段调度知识学习方法获得调度知识, 其中, 在过滤阶段采用非线性相关分析方法构建初始关键调度特征属性子集, 在搜索阶段对上述初始调度特征属性子集进行迭代调整, 并针对给定的一组调度特征属性子集采用 K 最近邻、C4.5 和贝叶斯分类器等调度知识学习方法获取调度知识. 采用该方法获取的调度知识可用于根据当前生产过程状态信息选择最佳调度规则.

另外, 台湾国立成功大学 Li 等[269−270] 针对柔性制造系统, 基于生产过程调度相关历史数据和生产过程仿真模型提取少量数据对 (调度环境属性、候选启发式调度规则集与最好启发式规则), 并采用整体模糊化和数据趋势预测方法生成大量用于获取启发式调度规则选择策略的训练数据对, 应用 ANFIS 或 BP 神经网络进行调度规则的挖掘.

英国诺森比亚大学的 O′kane 等[271] 针对柔性制造系统中应对机器损坏和操作工缺席等突发事件的动态调度问题, 提出一种基于知识的反应式调度方法. 该方法利用突发事件发生时的实际调度案例数据和基于柔性制造系统仿真模型及给定调度规则获得的调度案例数据构建动态调度数据库, 并采用所提出的一种自动智能决策挖掘方法获得突发事件下的反应式调度规则.

针对柔性制造系统调度问题进行的基于数据的启发式调度规则选择策略研究, 更多成果可参见西班牙奥维尔多大学的 Priore 等给出的综述 [272].

另外, 一些学者还研究了从实际调度案例数据中获得训练数据, 并基于学习机制进行调度知识获取的方法, 该类基于学习机制的调度知识获取方法不需借助于生产过程仿真模型和优化调度算法. 但基于该类方法获得的调度知识性能与实际案例数据中包含的以往调度方案的优劣关系较大. 与上述利用生产过程仿真模型和优化调度算法获得训练数据, 并基于学习机制进行调度知识获取的方法相比, 采用此类方法获得的调度知识在可推广性、可移植性及对动态调度环境的适应性上相对较差. 已有的成果如:

日本足利工业大学的 Murata 等[273] 针对 Flow shop 调度问题, 采用归纳学习方法从实际调度案例中获得以决策树表示的调度规则, 并给出一种调度规则前件调整方法, 以进一步改善所挖掘的调度规

则的性能. 其中, 为克服所挖掘出的调度规则可能存在的如下缺陷: 当所有待调度工件的属性值均不满足规则条件属性要求时任何工件均不能被调度, 该方法改进了调度案例的选取方法以使得基于上述归纳学习方法获得的调度规则具有更好的调度性能.

山东大学郭庆强等[274] 根据专家经验和领域背景知识确定调度知识中各条件属性的重要度, 并利用变精度粗集方法基于相关生产调度案例数据分析调度知识中条件属性与决策属性之间的关系, 以提取有效的调度规则, 并将该调度规则获取方法应用于某炼油厂生产过程调度知识的获取.

上述基于学习机制的调度知识获取方法存在如下不足: 1) 所采用的训练数据均为较优调度方案 (包括源于实际调度案例数据中的较优调度方案) 中各调度决策时刻的局部数据 (局部调度环境参数和局部调度决策参数); 2) 调度知识性能评价指标为基于上述局部训练数据所获调度知识的输入/输出关系的拟合精度. 这使得调度知识的挖掘过程未能充分考虑调度问题优化目标的要求, 所获取的生产过程中各调度知识的性能与相应调度问题的全局调度性能指标无直接联系. 鉴于此, 对复杂生产过程调度问题, 采用上述基于学习机制的调度知识获取方法所获得的调度知识的全局优化性能相对较差.

为进一步提高基于数据的调度知识获取方法的性能, 以适应复杂生产过程实时优化调度需求, 近年来, 清华大学刘民等[239] 针对复杂生产过程中调度知识结构给定而参数待定的调度知识获取问题, 提出了一类基于调度知识参数全局优化的调度知识获取方法. 该类方法将复杂生产过程调度问题中各工序相关调度知识的获取过程转化为对所有工序各待定调度知识参数的协调优化过程, 以实现对复杂生产过程各工序相关调度知识的全局优化.

该类方法对每组参数待定的调度知识, 基于由生产历史数据构造的相似调度环境下的不同调度问题实例, 采用仿真方法及特定的调度知识全局性能综合评价指标, 获得相应调度知识的全局性能综合评价指标值. 由各组调度知识参数值及相应的调度知识全局性能综合评价指标值构成的数据, 构建调度知识参数协调优化问题, 其中, 该优化问题的决策变量为所有工序各待定调度知识参数, 而其目标函数为调度知识全局性能综合评价指标. 鉴于上述调度知识参数协调优化问题具有决策变量规模大的难点, 提出了基于调度特征属性约简和重要性动态判别及自适应精调等机制的迭代优化方法, 以提高参数协调优化算法的寻优效率和求解性能.

与传统基于学习机制的调度知识获取方法相比, 由该类方法获得的调度知识对复杂生产过程调度问题具有较好的全局优化能力, 且对相似调度环境下的不同调度问题实例具有较优的整体调度性能.

基于数据和知识的优化方法的研究重点目前还主要集中在利用源于实际调度环境的数据及相关调度仿真数据, 针对特定类型的生产过程调度问题进行调度规则及启发式调度规则选择策略获取方法研究, 另外, 一些学者还对相关成果进行了实际应用验证. 但针对具有综合复杂性的实际生产过程调度问题, 开展的基于数据和知识的优化方法的研究和应用还不够多, 有待于进一步深入.

3.2.2 基于数据的迭代优化方法

针对复杂生产过程调度问题, 基于数据的迭代优化方法强调在调度问题解的迭代搜索过程中, 引入基于数据的生产过程相关调度模型以获得生产过程全局或局部调度性能指标及其相关调度特征指标, 鉴于上述生产过程相关调度模型反映了所求解调度问题中的关键约束条件、关键决策变量、全局或局部调度性能指标及其相关调度特征指标等关键特征, 因而, 基于上述相关调度模型所获得的关键调度指标可用于指导和协调相应调度算法的迭代寻优过程, 因而该类方法可显著提高相应调度算法的迭代寻优效率和调度解的性能, 在求解复杂生产过程调度问题上具有明显的优势. 该类优化方法的一个突出特点是常需借助于基于数据的生产过程调度问题建模方法, 其研究难点在于如何针对不同类型调度问题的特点, 选择相关调度指标 (全局或局部调度性能指标及其相关调度特征指标), 采用基于数据的生产过程调度问题建模方法获取上述相关调度指标, 并设计上述相关调度指标与算法迭代寻优过程的结合机制, 以充分提高迭代寻优效率和调度解的性能. 已取得的一些成果, 如:

针对特定类型的复杂生产过程调度问题, 一些学者提出了若干基于数据的迭代优化方法, 如: 日本东京理工大学 Ishii 等[275] 针对带操作等待时间约束的化工生产过程动态批调度问题, 提出了一种基于加工松弛时间插入的迭代优化方法. 该方法首先基于生产状况和工件工艺路径等生产历史数据, 采用神经网络建立用于预测各工序在给定时间段内相应操作的加工时间变化范围的关键调度特征指标预测模型, 并将上述关键调度特征指标用于指导所提出的基于瓶颈操作转移的加工松弛时间插入算法的迭代寻优过程, 以确定所有工序各操作需插入的加工松弛时间. 该方法具有较好的调度性能, 其可确保各操作加工时间在一定范围内变化时. 所获得的调度方案均满足操作等待时间约束.

为适应纺织、机械、电子、钢铁等行业实际复杂生产过程调度需求, 清华大学刘民等近年来针对大

规模复杂生产过程调度问题, 系统研究了基于数据的迭代优化方法. 在所提出的多类用于调度性能指标及其他相关调度特征指标预测的相关调度模型及精确模型和特征模型相结合的智能建模方法基础上, 提出了多类基于数据和预测机制的迭代式分解调度算法. 该类算法首先将大规模调度问题迭代地分解为多个调度子问题, 在每个调度子问题形成和迭代优化过程中均首先需通过基于数据的预测模型获得影响调度性能的全局调度性能指标及其他关键调度指标, 其中, 在上述预测模型的构建过程中仅需考虑复杂调度问题中的关键约束和关键决策变量, 因而所构建的预测模型具有较低的计算复杂度. 然后, 将上述预测模型用于每个调度子问题的形成和迭代优化及调度子问题间的自适应协调过程中. 其中, 对每个调度子问题, 采用基于问题特征和预测机制的进化计算等方法进行求解. 如:

文献 [239 − 241, 276], 针对以最小化总拖期时间为调度目标的大规模生产过程调度问题, 将基于生产数据和相关调度仿真数据及预测模型获得的瓶颈工件信息用于调度子问题的迭代优化算法中, 并将基于预测模型获得的全局调度性能指标预测值用于调度子问题解的全局性能评价; 文献 [239, 241, 276] 针对以最小化制造周期为调度目标、带有较多相似工件的大规模生产过程调度问题, 将基于生产数据和相关调度仿真数据及预测模型获得的工件加工进度特征指标应用于调度子问题迭代优化过程中解的全局性能评价. 该类基于数据和预测机制的迭代式分解算法具有计算效率高和全局优化性能好的特点, 已应用于实际复杂生产过程调度中, 取得了很好的应用效果.

虽然在基于数据的迭代优化方法研究上已取得了一些成果, 但从总体上看, 针对复杂生产过程调度问题的基于数据的迭代优化方法研究目前还处于探索阶段, 其理论和应用成果均很有限.

上述基于数据的生产过程调度方法, 包括基于数据的生产过程调度问题建模方法和优化方法, 较好地克服了生产过程调度问题传统建模方法及常用优化方法在对复杂生产过程调度问题进行建模和优化时所存在的缺陷, 鉴于此, 基于数据的生产过程调度方法近年来日益受到重视, 逐渐成为解决实际复杂生产过程调度问题很有前景的一类新型调度方法, 但与常用生产过程调度方法相比, 目前国内外对该类调度方法的研究还不够深入, 且该类调度方法在实际复杂生产过程调度中的应用也不够多, 今后应针对钢铁、微电子、纺织、石化和机械等国家支柱行业大中型企业实际复杂生产过程的调度需求, 对该类调度方法进行进一步的深入研究和应用, 取得更多的理论和应用研究成果, 使之逐渐成为可有效解决实际复杂生产过程调度问题的主要方法之一.

4 总结

生产过程调度是自动化、工业工程和管理工程等领域的重要研究方向. 为促进基于数据的生产过程调度方法研究的进一步深入, 本文在对常用生产过程调度方法进行简要综述的基础上, 重点介绍了近年来针对复杂生产过程调度需求提出的基于数据的生产过程调度方法的研究背景、涵义和研究现状. 鉴于生产过程调度问题的很多特性在各类调度问题中具有典型性, 因而本文所介绍的基于数据的生产过程调度方法对其他领域的调度问题研究也有重要的借鉴作用.

References

1 Johnson S. Optimal two-and-three stage production schedules with setup times included. *Naval Research Logistics Quarterly*, 1954, **1**(1): 61−68

2 Jackson J R. An extension of Johnson′s results on job lot scheduling. *Naval Research Logistic Quarterly*, 1956, 3: 201−203

3 Redwine C N, Wismer D A. A mixed integer programming model for scheduling order in a steel mill. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 1974, **14**(3): 305−318

4 Jackson J R. Job shop-like queueing systems. *Management Science*, 2004, **50**(12): 1796−1802

5 Reinitz R C. *On the Scheduling Problem*. New Jersey: Prentice-Hall Englewood Cliffs, 1963

6 Hack M H T. Analysis of Production Schemata by Petri Nets, Technical Report TR-94, Massachusetts Inst of Tech Cambridge Project Mac, UK, 1972

7 Dutton J M. Simulation of an actual production scheduling and work flow control system. *International Journal of Production Research*, 1961, **1**(4): 21−41

8 Liu Min, Wu Cheng. *Intelligent Optimization Scheduling Algorithms for Manufacturing Process and Their Applications*. Beijing: National Defense Industry Press, 2008
(刘民, 吴澄. 制造过程智能优化调度算法及其应用. 北京: 国防工业出版社, 2008)

9 Fox M S, Allen B P, Smith S F, Strohm G A. ISIS: a Constraint-Directed Reasoning Approach to Job Shop Scheduling. Technical Report CMU-RI-TR-83-8, Carnegie-Mellon University, USA, 1983

10 Brucker P. *Scheduling Algorithms (Fifth Edition)*. New York: Springer-Verlag, 2004

11 Graves S C. A review of production scheduling. *Operations Research*, 1981, **29**(4): 646−675

12 Gao Hui-Min, Zeng Jian-Chao. *Intelligent Optimization of Iron and Steel Production Scheduling and Its Applications*. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2006
(高慧敏, 曾建潮. 钢铁生产调度智能优化与应用. 北京: 冶金工业出版社, 2006)

13 Wu Qi-Di, Qiao Fei, Li Li, Wang Zun-Tong. *Semiconductor Manufacturing System Scheduling*. Beijing: Publishing House of Electronic Industry, 2006
(吴启迪, 乔非, 李莉, 王遵彤. 半导体制造系统调度. 北京: 电子工业出版社, 2006)

14 Guo Jin-Biao, Yang Ming-Shi. *Chemical Process Planning and Scheduling Optimization*. Beijing: Chemical Industry Press, 2006
(郭锦标, 杨明诗. 化工生产计划与调度的优化. 北京: 化学工业出版社, 2006)

15 Hao Jing-Hua, Liu Min, Wu Cheng, Zhang Rui. A job-clustering based parallel machine scheduling algorithms and its applications. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2006, **12**(12): 2062−2066
(郝井华, 刘民, 吴澄, 张瑞. 基于工件聚类的并行机调度算法及其应用. 计算机集成制造系统, 2006, **12**(12): 2062−2066)

16 Bowman E H. The schedule-sequencing problem. *Operations Research*, 1959, **7**(5): 621−624

17 Chen J S, Pan J C H. Integer programming models for the re-entrant shop scheduling problems. *Engineering Optimization*, 2006, **38**(5): 577−592

18 Dobson G, Nambimadom R S. The batch loading and scheduling problem. *Operations Research*, 2001, **49**(1): 52−65

19 Li Guang-Hua, Chen Chang-Ling, Shao Hui-He. A survey of optimal batch plants scheduling Part 1 — representation framework for MILP scheduling approach. *Control and Instruments in Chemical Industry*, 2002, **29**(5): 1−6
(李光华, 陈昌领, 邵惠鹤. 批处理过程优化调度研究综述 1-MILP 调度方法的描述框架. 化工自动化及仪表, 2002, **29**(5): 1−6)

20 Tang L X, Liu J Y, Rong A Y, Yang Z H. A mathematical programming model for scheduling steelmaking-continuous casting production. *European Journal of Operational Research*, 2000, **120**(2): 423−435

21 Jiang Zhi-Bin. *Petri Net and Its Applications in Modeling and Control of Manufacturing System*. Beijing: China Machine Press, 2004
(江志斌. Petri 网及其在制造系统建模与控制中的应用. 北京: 中国机械出版社, 2004)

22 Lin Chuang. *Stochastic Petri Net and System Performance Evaluation*. Beijing: Tsinghua University Press, 2005
(林闯. 随机 Petri 网和系统性能评价. 北京: 清华大学出版社, 2005)

23 Li Z W, Zhou M C, Wu N Q. A survey and comparison of Petri net-based deadlock prevention policies for flexible manufacturing systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 2008, **38**(2): 173−188

24 Xiong H H, Zhou M C. Scheduling of semiconductor test facility via Petri nets and hybrid heuristic search. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 1998, **11**(3): 384−393

25 Qiao F, Li L, Wu Q D. Colored Petri net based hierarchical scheduling model for semiconductor production line. In: Proceedings of the 5th World Congress on Intelligent Control and Automation. Hangzhou, China: IEEE, 2004. 3014−3018

26 Fang Yu-Wei, Han Zeng-Jin. Petri nets based real-time scheduling model of steelmaking-continuous casting process. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 1999, **39**(1): 79−82
(方宇炜, 韩曾晋. 炼钢连铸过程的 Petri 网实时调度模型. 清华大学学报 (自然科学版), 1999, **39**(1): 79−82)

27 Chen Y L, Sun T H, Fu L C. A Petri-net based hierarchical structure for dynamic scheduler of an FMS: rescheduling and deadlock avoidance. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. San Diego, USA: IEEE, 1994. 1998−2004

28 Chen Q, Luh J Y S, Shen L Y. Complexity reduction for optimization of deterministic timed Petri-net scheduling by truncation. *Cybernetics and Systems*, 1994, **25**(5): 643−695

29 Wu S D, Wys R A K. An application of discrete-event simulation to on-line control and scheduling in flexible manufacturing. *International Journal of Production* Research, 1989, **27**(9): 1603−1623

30 Kiran A S, Milton S L. Simulation studies in job shop sheduling I: a survey. *Computers and Industrial Engineering*, 1984, **8**(2): 87−93

31 Harmonosky C M. Simulation-based real-time scheduling: review of recent developments. In: Proceedings of the 27th Conference on Winter Simulation. Arlington, USA: IEEE, 1995. 220−225

32 Chan F T S, Chan H K, Lau H C W. The state of the art in simulation study on FMS scheduling: a comprehensive survey. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2002, **19**(11): 830−849

33 Patel C, Ray W H, Szekely J. Computer simulation and optimal scheduling of a soaking PIT-SLABBING mill system. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 1976, **7**(1): 119−130

34 Spyros E, Frank C. Microcomputer simulation improves production scheduling for microelectronics manufacturers. *Journal of Manufacturing Systems*, 1987, **6**(4): 267−275

35 Raghavan K V. Applications of computer aided simulation, modelling and design techniques in chemistry and industry — an overview. *Chemical Engineering World*, 1985, **20**(6): 57−60

36 Chen Y, Lin F L, Bi N. Multi-agent modeling and shop-scheduling of the manufacturing enterprise logistics. In: Proceedings of IEEE International Conference on Service Operations and Logistics, and Informatics. Shanghai, China: IEEE, 2006. 644−648

37 Gourgand M, Grangeon N, Norre S. A contribution to the stochastic flow shop scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 2003, **151**(2): 415−433

38 Bertsimas D, Gamarnik D, Sethuraman J. From fluid relaxations to practical algorithms for high-multiplicity job-shop scheduling: the holding cost objective. *Operations Research*, 2003, **51**(5): 798−813

39 Land A H, Doig A G. An automatic method of solving discrete programming problems. *Econometrica*, 1960, **28**(3): 497−520

40 Lomnicki Z. A "branch-and-bound" algorithm for the exact solution of the three-machine scheduling problem. *Operational Research Quarterly*, 1965, **16**(1): 89−100

41 Townsend W. The single machine problem with quadratic penalty function of completion times branch-and-branch solution. *Management Science*, 1978, **24**(5): 530−534

42 Sarom S C, Ahn S, Bishop A B. An improved branching schene for the branch and bound procedure of scheduling n-jobs on m-parallel machines to minimize total weighted flowtime. *International Journal of Production Research*, 1988, **26**(7): 1183−1191

43 Lagweg B J, Lenstra J K, Rinnooy K A H G. Job-shop scheduling by implicit enumeration. *Management Science*, 1977, **24**(4): 441−450

44 Sterna M. Late work minimization in a small flexible manufacturing system. *Computers and Industrial Engineering*, 2007, **52**(2): 210−228

45 Tang L X, Huang L. Optimal and near-optimal algorithms to rolling batch scheduling for seamless steel tube production. *International Journal of Production Economics*, 2007, **105**(2): 357−371

46 Lin M H, Fu L C. An effective search strategy for wafer fabrication scheduling with uncertain process requirements. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Seoul, Korea: IEEE, 2001. 547−552

47 Lee H M, Pinto J M, Grossmann I E, Park S. Mixed-integer linear programming model for refinery short-term scheduling of crude oil unloading with inventory management. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 1996, **35**(5): 1630−1641

48 T′kindt V, Della C F, Esswein C. Revisiting branch and bound search strategies for machine scheduling problems. *Journal of Scheduling*, 2004, **7**(6): 429−440

49 Morizawa K, Sun X, Nagasawa H. Squeezing branch and bound algorithm for the machine-fixed, machining-assembly flowshop scheduling problem. *International Journal of Manufacturing Technology and Management*, 2003, **5**(1-2): 20−27

50 Della C F, Ghirardi M, Tadei R. An improved branch-and-bound algorithm for the two machine total completion time flow shop problem. *European Journal of Operational Research*, 2002, **139**(2): 293−301

51 Schaller J. A new lower bound for the flow shop group scheduling problem. *Computers and Industrial Engineering*, 2001, **41**(2): 151−161

52 Cheng J L, Kise H, Matsumoto H. A branch-and-bound algorithm with fuzzy inference for a permutation flowshop scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 1997, **96**(3): 578−590

53 Hiroshi M, Naoki S. Hybrid branch and bound method with genetic algorithm for flexible flowshop scheduling problem. *International Journal, Series C: Mechanical Systems, Machine Elements and Manufacturing*, 2005, **48**(1): 46−52

54 Bellman R. On the theory of dynamic programming. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 1952, **38**(8): 716−719

55 Ibaraki T, Nakamura Y. A dynamic programming method for single machine scheduling. *European Journal of Operational Research*, 1994, **76**(1): 72−82

56 Webster S, Azizoglu M. Dynamic programming algorithms for scheduling parallel machines with family setup times. *Computers and Operations Research*, 2001, **28**(2): 127−137

57 Yavuz M, Tufekci S. Dynamic programming solution to the batching problem in just-in-time flow-shops. *Computers and Industrial Engineering*, 2006, **51**(3): 416−432

58 Blazewicz J, Pesch E, Sterna M, Werner F. Revenue management in a job-shop: a dynamic programming approach. *Journal of Scheduling*, 2007, **10**(2): 87−95

59 Zhao Yu-Fang, Tang Li-Xin. Scheduling a single continuous batch processing machine to minimize makespan. *Acta Automatica Sinica*, 2006, **32**(5): 730−737
(赵玉芳, 唐立新. 极小化最大完工时间的单机连续型批调度问题. 自动化学报, 2006, **32**(5): 730−737)

60 Tanrisever F, Kutanoglu E. Forming and scheduling jobs with capacitated containers in semiconductor manufacturing: Single machine problem. *Annals of Operations Research*, 2008, **159**(1): 5−24

61 Yang J B. GA-based discrete dynamic programming approach for scheduling in FMS environments. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2001, **31**(5): 824−835

62 Abdul-Razaq T S, Potts C N. Dynamic programming state-space relaxation for single-machine scheduling. *Journal of the Operational Research Society*, 1988, **39**(2): 141−152

63 Sakawa M, Kubota R. Fuzzy programming for multiobjective job shop scheduling with fuzzy processing time and fuzzy duedate through genetic algorithms. *European Journal of Operational Research*, 2000, **120**(2): 393−407

64 Csaji B C, Monostori L. Stochastic reactive production scheduling by multi-agent based asynchronous approximate dynamic programming. In: Proceedings of the 4th International Central and Eastern European Conference on Multi-Agent Systems. Budapest, Hungary: Springer, 2005. 388−397

65 Muckstat J A, Koenig S A. An application of Lagrangian relaxation to scheduling in power generation system. *Operations Research*, 1977, **25**(3): 387−403

66 Luh P B, Hoitomt D J. Scheduling of manufacturing systems using the Lagrangian relaxation technique. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1993, **38**(7): 1066−1079

67 Polak G G. Lagrangian relaxation for flow shop scheduling. *Industrial Applications of Combinatorial Optimization*, 1998, **16**: 240−255

68 Meng J Y, Soh Y C, Wang Y Y. FMS jobshop scheduling using Lagrangian relaxation method. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Nagoya, Japan: IEEE, 1995. 490−495

69 Chen H X, Luh P B. An alternative framework to Lagrangian relaxation approach for job shop scheduling. *European Journal of Operational Research*, 2003, **149**(3): 499−512

70 Tang L X, Luh P B, Liu J Y, Fang L. Steel-making process scheduling using Lagrangian relaxation. *International Journal of Production Research*, 2002, **40**(1): 55−70

71 Hwang T K, Chang S C. Design of a Lagrangian relaxation-based hierarchical production scheduling environment for semiconductor wafer fabrication. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2003, **19**(4): 566−578

72 Luh P B, Zhao X, Wang Y J, Thakur L S. Lagrangian relaxation neural networks for job shop scheduling. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2000, **16**(1): 78−88

73 Panwalkar S S, Iskander W. A survey of scheduling rules. *Operations Research*, 1977, **25**(1): 45−61

74 Blackstone J H, Phillips D T, Hogg G L. A state-of-the-art survey of dispatching rules for manufacturing job shop operations. *International Journal of Production Research*, 1982, **20**(1): 27−45

75 Moore J M, Wilson R C. A review of simulation research in job shop scheduling. *Production and Inventory Management*, 1967, **8**(1): 1−10

76 Barman S. Simple priority rule combinations: an approach to improve both flow time and tardiness. *International Journal of Production Research*, 1997, **35**(10): 2857−2870

77 Barman S. The impact of priority rule combinations on lateness and tardiness. *IIE Transactions*, 1998, **30**(5): 495−504

78 Hong T P, Chuang T N. Fuzzy palmer scheduling for flow shops with more than two machines. *Journal of Information Science and Engineering*, 1999, **15**(3): 397−406

79 Adams J, Balas E, Zawack D. The shifting bottleneck procedure for job shop scheduling. *Management Science*, 1988, **34**(3): 391−401

80 Solimanpura M, Vratb P, Shankarc R. A heuristic to minimize makespan of cell scheduling problem. *International Journal of Production Economics*, 2004, **88**(3): 231−241

81 Allahverdi A. A new heuristic for m-machine flowshop scheduling problem with bicriteria of makespan and maximum tardiness. *Computers and Operations Research*, 2004, **31**(2): 157−180

82 Welbank M. A Review of Knowledge Acquisition Techniques for Expert Systems, Technical Report, British Telecommunications Research Laboratories, Ipswich, England, 1983

83 Robbins J H. PEPS: the Prototype Expert Priority Scheduler, Technical Paper MM-1093, Society of Manufacturing Engineers, Dearbom, MI, 1985

84 Smith S. *OPIS: A Methodology and Architecture for Reactive Scheduling*. San Francisco: Morgan Kaufman, 1995. 29−66

85 Le P C. *Scheduling as Intelligent Control of Decision-Making and Constraint Propagation*. San Francisco: Morgan Kaufman, 1995. 67−98

86 Tang L X, Liu J Y, Rong A Y, Yang Z H. A review of planning and scheduling systems and methods for integrated steel production. *European Journal of Operational Research*, 2001, **133**(1): 1−20

87 Wang Xiu-Ying, Chai Tian-You, Zheng Bing-Lin. Intelligent scheduling software and its application in steelmaking and continuous casting. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2006, **12**(8): 1220−1226
(王秀英, 柴天佑, 郑秉霖. 炼钢 - 连铸智能调度软件的开发及应用. 计算机集成制造系统, 2006, **12**(8): 1220−1226)

88 Li J X, Li L, Tang L X, Wu H J. A case of rule-based heuristics for scheduling hot rolling seamless steel tube production. *Expert Systems*, 2006, **23**(3): 145−158

89 Sun Fu-Quan, Zheng Bing-Lin, Cui Jian-Jiang, Wang Ding-Wei, Liu Xin-Sheng. The research of production planning of integrated management in steelmaking-hot rolling. *Acta Automica Sinica*, 2000, **26**(3): 409−413
(孙福权, 郑秉霖, 崔建江, 汪定伟, 刘新胜, 炼钢 – 热轧一体化管理的生产计划编制问题研究. 自动化学报, 2000, **26**(3): 409−413)

90 Bok J K, Lee H, Chang J W, Park S. Development of refinery scheduling system using mixed integer programming and expert system. *Korean Journal of Chemical Engineering*, 2002, **19**(4): 545−551

91 Savell D V, Perez R A, Koh S W. Scheduling semiconductor wafer production: an expert system implementation. *IEEE Expert*, 1989, **4**(3): 9−15

92 Chiu C C, Chang P C, Chiu N H. A case-based expert support system for due-date assignment in a wafer fabrication factory. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2003, **14**(3-4): 287−296

93 Yoon H J, Shen W M. A multiagent-based decision-making system for semiconductor wafer fabrication with hard temporal constraints. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 2008, **21**(1): 83−91

94 Metaxiotis K S, Askounis D, Psarras J. Expert systems in production planning and scheduling: a state-of-the-art survey. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2002, **13**(4): 253−260

95 Hamada K, Baba T, Sato K, Yufu M. Hybridizing a genetic algorithm with rule-based reasoning for production planning. *IEEE Expert*, 1995, **10**(5): 60−67

96 Chen Jun-Peng, Chen Wen-Ming, Luo Shou-Zhang, Su Dong-Ping, Zhou Ren-Yi, Pang Xin-Fu, Zheng Bing-Lin. Study on application of CBR in steelmaking and continuous casting dynamic scheduling system. *Metallurgical Industry Automation*, 2008, **32**(2): 29−33
(陈军鹏, 陈文明, 罗首章, 苏冬平, 周仁义, 庞新富, 郑秉霖. CBR 在炼钢连铸动态调度系统中的应用研究. 冶金自动化, 2008, **32**(2): 29−33)

97 Jain S, Barber K, Osterfeld D. Expert simulation for online scheduling. *Communications of the ACM*, 1990, **33**(10): 54−60

98 Li H, Li Z C, Li L X, Hu B. A production rescheduling expert simulation system. *European Journal of Operations Research*, 2000, **124**(2): 283−293

99 Srinivasan D, Chang C S, Liew A C. Multiobjective generation scheduling using fuzzy optimal search technique. *IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution*, 1994, **141**(3): 233−242

100 Tuma A, Haasis H D, Rentz O. A comparison of fuzzy expert systems, neural networks and neural-fuzzy approaches-controlling energy and material flows. *Ecological Modelling*, 1996, **85**(1): 93−98

101 Hayes-Roth B. Agents on Stage: Advancing the State of the Art of AI, Technical Report KSL-95-50, Knowledge Systems Laboratory, Canada, 1995

102 Shaw M J. Dynamic scheduling in cellular manufacturing systems: a framework for networked decision making. *Journal of Manufacturing Systems*, 1988, **7**(2): 83−94

103 Shaw M J. Distributed planning in cellular flexible manufacturing systems. *Information Systems and Operational Research*, 1987, **25**(1): 13−24

104 Baker K R, Smith J C. A multiple-criterion model for machine scheduling. *Journal of Scheduling*, 2003, **6**(1): 7−16

105 Daouas T, Ghedira K, Muller J P. How to schedule a flow shop plant by agents. *Applications of Artificial Intelligence in Engineering*. Billerica: Computational Mechanics Inc, 1995. 73−80

106 Liu J, Sycara K P. Exploiting problem structure for distributed constraint optimization. In: Proceedings of the 1st International Conference on Multiagent Systems. San Fransico, USA: AAAI, 1995. 246−253

107 Wang S J, Xi L F, Zhou B H. FBS-enhanced agent-based dynamic scheduling in FMS. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2008, **21**(4): 644−657

108 Fordyce K, Sullivan G G. *Logistics Management System (LMS): Integrating Decision Technologies for Dispatch Scheduling in Semiconductor Manufacturing*. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1994. 473−516

109 Li Li, Qiao Fei, Xu Xiao-Hong, Wu Qi-Di. Research on agent-based dynamic scheduling approach for semiconductor wafer fabrication. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2005, **11**(12): 1710−1717
(李莉, 乔非, 许潇红, 吴启迪. 基于 Agent 的芯片制造生产线动态调度方法研究. 计算机集成制造系统, 2005, **11**(12): 1710−1717)

110 Cowling P I, Ouelhadj D, Petrovic S. A multi-agent architecture for dynamic scheduling of steel hot rolling. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2003, **14**(5): 457−470

111 Heragu S S, Graves R J, Kim B, Onge A S. Intelligent agent based framework for manufacturing systems control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 2002, **32**(5): 560−573

112 Shen W M, Wang L H, Hao Q. Agent-based distributed manufacturing process planning and scheduling: a state-of-the-art survey. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 2006, **36**(4): 563−577

113 Shen W M, Lang S, Korba L, Wang L H, Wong B. Reference architecture for internet-based intelligent shop floors. In: Proceedings of the SPIE International Conference on Network Intelligence: Internet Based Manufacturing. Boston, USA: Springer, 2000. 63−72

114 Zarandi M H F, Ahmadpour P. Fuzzy agent-based expert system for steel making process. *Expert Systems with Applications*, 2009, **36**(5): 9539−9547

115 Eberts R, Habibi S. Neural network-based agents for integrating information for production systems. *International Journal of Production Economics*, 1995, **38**(1): 73−84

116 Wang Y C, Usher J M. A reinforcement learning approach for developing routing policies in multi-agent production scheduling. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2007, **33**(3-4): 323−333

117 Shen W M. Distributed manufacturing scheduling using intelligent agents. *IEEE Intelligent Systems*, 2002, **17**(1): 88−94

118 Tsang E. *Foundations of Constraint Satisfaction*. London: Academic Press, 1995

119 Waltz D. Generating Semantic Descriptions from Drawings of Scenes with Shadows, Technical Report AITR-271, Massachusetts Institute of Technology, USA, 1972

120 Montanari U. Networks of constraints: fundamental properties and applications to picture processing. *Information Science*, 1974, **7**: 95−132

121 Mackworth A K. Consistency in network of relations. *Artificial Intelligence*, 1977, **8**(1): 99−118

122 Brailsford S C, Potts C N, Smith B M. Constraint satisfaction problems: algorithms and applications. *European Journal of Operational Research*, 1999, **119**(3): 557−581

123 Mark S F. Constraint-Directed Search: a Case Study of Job-Shop Scheduling [Ph. D. dissertation], Robotics Institute, Carnegie-Mellon University, USA, 1983

124 Carlier J, Pinson E. An algorithm for solving the job shop problem. *Management Science*, 1989, **35**(2): 164−176

125 Néron E, Baptiste P, Gupta J N D. Solving hybrid flow shop problem using energetic reasoning and global operations. *Omega*, 2001, **29**(6): 501−511

126 Suh M S, Lee A, Lee Y J, Ko Y K. Evaluation of ordering strategies for constraint satisfaction reactive scheduling. *Decision Support Systems*, 1998, **22**(2): 187−197

127 Nuijten W P M, Aarts E H L. Constraint satisfaction for multiple capacitated job shop scheduling. In: Proceedings of the 1st European Conference on Artificial Intelligence. New York, USA: Wiley, 1994. 635−639

128 Beck H. Constraint monitoring in TOSCA, Technical Report SS-92-01, Artificial Intelligence Applications Institute, UK, 1992

129 Baptiste P, Claude L P, Wim N. *Constraint-Based Scheduling — Applying Constraint Programming to Scheduling Problems*. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 2001

130 Nuijten W P M, Aarts E H L. A computational study of constraint satisfaction for multiple capacitated job shop scheduling. *European Journal of Operational Research*, 1996, **90**(2): 269−284

131 Su Y Y, Mitsuo G. Advanced scheduling problem using constraint programming techniques in SCM environment. *Computers and Industrial Engineering*, 2002, **43**(1-2): 213−229

132 Yang Sheng-Xiang, Wang Ding-Wei. Using constraint satisfaction adaptive neural network and efficient heuristics for job shop scheduling. *Information and Control*, 1999, **28**(2): 121−126
(杨圣祥, 汪定伟. 用约束满足自适应神经网络和有效的启发式算法解 Job-shop 调度问题. 信息与控制, 1999, **28**(2): 121−126)

133 Zadeh L A. Fuzzy logic, neural networks and soft computing. *Communications of the ACM*, 1994, **37**(3): 77−84

134 Jang J S R, Sun C T, Mizutani E. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. New York: Pretice Hall, 1997

135 Holland J H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor: University of Michigan Press, 1975

136 Davis L. Job-shop scheduling with genetic algorithms. In: Proceedings of the 1st International Conference on Genetic Algorithms. Hillsdale, USA: Lawrence Erlbaum, 1985. 136−140

137 Liu M, Wu C. Genetic algorithms for the optimal common due date assignment and the optimal scheduling policy in parallel machine earliness/tardiness scheduling problems. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2006, **22**(4): 279−287

138 Liu Min, Wu Cheng. Application of evolutionary programming method in parallel machine scheduling problem of minimizing the number of tardy jobs. *Acta Electronic Sinica*, 1999, **27**(7): 132−134
(刘民, 吴澄. 进化规划方法在最小化拖期任务数并行机调度问题中的应用. 电子学报, 1999, **27**(7): 132−134)

139 Liu Min, Wu Cheng, Dai Yuan-Shun. Genetic algorithm method based on knowledge for minimizing the number of tardy jobs in identical parallel machine scheduling problem. *Acta Electronic Sinica*, 1999, **27**(9): 130−132
(刘民, 吴澄, 戴元顺. 最小化拖期任务数并行机调度问题的一种基于知识的遗传算法. 电子学报, 1999, **27**(9): 130−132)

140 Liu Min, Wu Cheng, Yang Ying-Jie. Genetic algorithm method based on combinatorial rules in identical parallel machine scheduling problem. *Acta Electronic Sinica*, 2000, **28**(5): 52−54
(刘民, 吴澄, 杨英杰. 并行多机调度问题的一种基于组合规则的遗传算法. 电子学报, 2000, **28**(5): 52−54)

141 Yin Wen-Jun, Liu Min, Wu Cheng. A new genetic algorithm for parallel machine scheduling with process constraint. *Acta Electronic Sinica*, 2001, **29**(11): 1482−1485
(尹文君, 刘民, 吴澄. 带工艺约束并行机调度问题的一种新的遗传算法. 电子学报, 2001, **29**(11): 1482−1485)

142 Liu Min, Wu Cheng. Hybrid genetic algorithm method for identical parallel machine earliness/tardiness scheduling problem. *Acta Automatic Sinica*, 2000, **26**(2): 258−262
(刘民, 吴澄. 解决并行多机提前/拖后调度问题的混合遗传算法方法. 自动化学报, 2000, **26**(2): 258−262)

143 Liu Min, Wu Cheng, Yin Wen-Jun. Solving identical parallel machine production line scheduling problem with special procedure constraint by genetic algorithm. *Acta Automatic Sinica*, 2001, **27**(3): 381−386
(刘民, 吴澄, 尹文君. 带特殊工艺约束的并行机器生产线调度问题的一种遗传算法. 自动化学报, 2001, **27**(3): 381−386)

144 Cleveland G A, Smith S F. Using genetic algorithms to schedule flow shop releases. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications. San Francisco, USA: Morgan Kaufmann Publishers, 1989. 160−169

145 Starkweather T, Whitley D, Cookson B. A genetic algorithm for scheduling with resource consumption. In: Proceedings of the Joint German/US Conference on Operations Research in Production Planning and Control. Berlin, German: Springer, 1993. 567−583

146 Rossi A, Dini G. Dynamic scheduling of FMS using a real-time genetic algorithm. *International Journal of Production Research*, 2000, **38**(1): 1−20

147 Chen J S, Pan J C H, Lin C M. A hybrid genetic algorithm for the re-entrant flow-shop scheduling problem. *Expert Systems with Applications*, 2008, **34**(1) : 570−577

148 Liu M, Wu C. Genetic algorithm using sequence rule chain for multi-objective optimization in re-entrant micro-electronic production line. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2004, **20**(3): 225−236

149 Cheng R, Gen M, Tsujimura Y. A tutorial survey of job-shop scheduling problems using genetic algorithms-I: representation. *Computers and Industrial Engineering*, 1996, **30**(4): 983−997

150 Cheng R, Gen M, Tsujimura Y. A tutorial survey of job-shop scheduling problems using genetic algorithms-II: hybrid genetic search strategies. *Computers and Industrial Engineering*, 1999, **36**(2): 343−364

151 He Y H, Hui C W. Genetic algorithm based on heuristic rules for high-constrained large-size single-stage multi-product scheduling with parallel units. *Chemical Engineering and Processing*, 2007, **46**(11): 1175−1191

152 Cui X X, Li M, Fang T J. Study of population diversity of multi objective evolutionary algorithm based on immune and entropy principles. In: Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Seoul, South Korea: IEEE, 2001. l316−1321

153 Ghoshray S. Job shop scheduling problem revisited: an efficient unification of genetic algorithm with simulated annealing. *Intelligent Engineering Systems through Artificial Neural Networks*, 1996, **6**: 411−416

154 Khoo L P, Loi M Y. A tabu-enhanced genetic algorithm approach to agile manufacturing. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2002, **20**(9): 692−700

155 Tammy H, Yao X Q, Carlos R L, Albert J, Yuehwern Y. Integration of neural networks and genetic algorithms for an intelligent manufacturing controller. *Computers and Industrial Engineering*, 1995, **29**(1-4): 211−215

156 Lee C Y, Piramuthu S, Tsai Y K. Job shop scheduling with a genetic algorithm and machine learning. *International Journal of Production Research*, 1997, **35**(4): 1171−1191

157 Fayad C, Petrovic S. A fuzzy genetic algorithm for real-world job shop scheduling. In: Proceedings of the 18th International Conference on Innovations in Applied Artificial Intelligence. London, UK: Springer, 2005. 524−533

158 Yin Wen-Jun. Investigations on Evolutionary Computation for Scheduling Problems in Uncertain Manufacturing Environments [Ph. D. dissertation], Tsinghua University, China, 2004
(尹文君. 面向不确定制造过程调度问题的进化计算方法及其应用[博士学位论文], 清华大学, 中国, 2004)

159 Colorni A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed optimization by ant colonies. In: Proceedings of the 1st European Conference on Artificial Life. Paris, France: Elsevier, 1991. 134−142

160 Colorni A, Dorigo M, Maniezzo V. Ant system for job shop scheduling. *Belgian Journal of Operations Research Statistics and Computer Science*, 1994, **34**(1): 39−54

161 Merkle D, Middendorf M. Ant colony optimization with global pheromone evaluation for scheduling a single machine. *Applied Intelligence*, 2003, **18**(1): 105−111

162 Arnaout J P, Musa R, Rabadi G. Ant colony optimization algorithm to parallel machine scheduling problem with setups. In: Proceedings of the 4th IEEE Conference on Automation Science and Engineering (CASE). Washington D. C., USA: IEEE, 2008. 578−582

163 Shyu S J, Lin B M T, Yin P Y. Application of ant colony optimization for no-wait flowshop scheduling problem to minimize the total completion time. *Computers and Industrial Engineering*, 2004, **47**(2-3): 181−193

164 Heinonen J, Pettersson F. Hybrid ant colony optimization and visibility studies applied to a job-shop scheduling problem. *Applied Mathematics and Computation*, 2007, **187**(2): 989−998

165 Kumar R, Tiwari M K, Shankar R. Scheduling of flexible manufacturing systems: an ant colony optimization approach. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 2003, **217**(10): 1443−1453

166 Sun X Y, Sun L Y. Ant colony optimization algorithms for scheduling the mixed model assembly lines. In: Proceedings of the 1st International Conference on Advances in Natural Computation. Changsha, China: Springer, 2005. 911−914

167 Song Y, Zhang M T, Yi J, Zhang L, Zheng L. Bottleneck station scheduling in semiconductor assembly and test manufacturing using ant colony optimization. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2007, **4**(4): 569−578

168 Ferretti I, Zanoni S, Zavanella L. Production-inventory scheduling using ant system metaheuristic. *International Journal of Production Economics*, 2006, **104**(2): 317−326

169 Wang Ding-Wei, Wang Jun-Wei, Wang Hong-Feng, Zhang Rui-You, Guo Zhe. *Intelligent Optimization Methods*. Beijing: Higher Education Press, 2007
(汪定伟, 王俊伟, 王洪锋, 张瑞友, 郭哲. 智能优化方法. 北京: 高等教育出版社, 2007)

170 Rajendran C, Ziegler H. Ant-colony algorithms for permutation flowshop scheduling to minimize makespan/total flowtime of jobs. *European Journal of Operational Research*, 2004, **155**(2): 426−438

171 Blum C. Beam-ACO: hybridizing ant colony optimization with beam search: an application to open shop scheduling. *Computers and Operations Research*, 2005, **32**(6): 1565−1591

172 Huang K L, Liao C J. Ant colony optimization combined with taboo search for the job shop scheduling problem. *Computers and Operations Research*, 2008, **35**(4): 1030−1046

173 Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization. In: Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia: IEEE, 1995. 1942−1948

174 Tasgetiren M F, Sevkli M, Liang Y C, Gencyilmaz G. Particle swarm optimization algorithm for permutation flowshop sequencing problem. In: Proceedings of International Workshop on Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence. Berlin, Germany: Springer, 2004. 382−389

175 Jerald J, Asokan P, Prabaharan G, Saravanan R. Scheduling optimisation of flexible manufacturing systems using particle swarm optimization algorithm. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2005, **25**(9-10): 964−971

176 Wang Ling, Liu Bo. *Particle Swarm Optimization and Scheduling Algorithms*. Beijing: Tsinghua University Press, 2008
(王凌, 刘波. 微粒群优化与调度算法. 北京: 清华大学出版社, 2008)

177 Rahimi-Vahed A R, Mirghorbani S M, Rabbani M. A new particle swarm algorithm for a multi-objective mixed-model assembly line sequencing problem. *Soft Computing — A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications*, 2007, **11**(10): 997−1012

178 Kang Q, Xiao H, Wang L, Wu Q D. A swarm-dynamic scheduling method for semiconductor assembly production line. In: Proceedings of IEEE International Conference on Automation Science and Engineering. Washington D. C., USA: IEEE, 2008. 91−96

179 Chen A I, Yang G K, Wu Z M. Production scheduling optimization algorithm for the hot rolling processes. *International Journal of Production Research*, 2008, **46**(7): 1955−1973

180 Sha D Y, Hsu C Y. A hybrid particle swarm optimization for job shop scheduling problem. *Computers and Industrial Engineering*, 2006, **51**(4): 791−808

181 Lian Z G, Gu X S, Jiao B. A similar particle swarm optimization algorithm for permutation flowshop scheduling to minimize makespan. *Applied Mathematics and Computation*, 2006, **175**(1): 773−785

182 Ge H W, Sun L, Liang Y C, Qian F. An effective PSO and AIS-based hybrid intelligent algorithm for job-shop scheduling. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 2008, **38**(2): 358−368

183 Xia W J, Wu Z M. A hybrid particle swarm optimization approach for the job-shop scheduling problem. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2006, **29(**3-4): 360−366

184 Allahverdi A, Al-Anzi F S. A PSO and a tabu search heuristics for the assembly scheduling problem of the two-stage distributed database application. *Computers and Operations Research*, 2006, **33**(4): 1056−1080

185 Salhi A, Rodriguez J A V, Zhang Q F. An estimation of distribution algorithm with guided mutation for a complex flow shop scheduling problem. In: Proceedings of the 9th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. London, UK: ACM, 2007. 570−576

186 Niu Q, Gu X S. An improved DNA evolutionary algorithm for job shop scheduling. In: Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation. Washington D. C., USA: IEEE, 2006. 6694−6698

187 Kirkpatrick S, Gelatt C D J, Vecchi M P. Optimization by simulated annealing. *Science*, 1983, **220**(4598): 671−680

188 Brandimarte P, Contemo R, Laface P. FMS production scheduling by simulated annealing. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Simulation in Manufacturing. Torino, Italy: Springer, 1987. 235−245

189 Ben-Daya M, AI-Fawzan M. A simulated annealing approach for the one-machine mean tardiness scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 1996, **93**(1): 61−67

190 Lo Z P, Bavarian B. Optimization of job scheduling on parallel machines by simulated annealing algorithms. *Expert Systems with Applications*, 1992, **4**(3): 323−328

191 Krishna K, Ganeshan K, Ram D J. Distributed simulated annealing algorithms for job shop scheduling. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1995, **25**(7): 1102−1109

192 Zegordi S H, Itoh K, Enkawa T. A knowledgeable simulated annealing scheme for the early/tardy flow shop scheduling problem. *International Journal of Production Research*, 1995, **33**(5): 1449−1466

193 Zhang R, Wu C. A simulated annealing algorithm based on bottleneck jobs for the open shop scheduling problem. In: Proceedings of the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation. Washington D. C., USA: IEEE, 2008. 4453−4457

194 Hasan M, Alkhamis T. Simulated annealing procedure for scheduling competing tasks in flexible manufacturing. *Production Planning and Control*, 1997, **8**(4): 356−362

195 Chou F D, Wang H M, Chang P C. A simulated annealing approach with probability matrix for semiconductor dynamic scheduling problem. *Expert Systems with Applications*, 2008, **35**(4): 1889−1898

196 Huegler P A, Vasko F J. Metaheuristics for meltshop scheduling in the steel industry. *Journal of the Operational Research Society*, 2007, **58**(6): 791−796

197 Ponnambalam S G, Jawahar N, Aravindan P. A simulated annealing algorithm for job shop scheduling. *Production Planning and Control*, 1999, **10**(8): 767−777

198 Veronique B, Ferland J A. Improving simulated annealing with variable neighborhood search to solve the resource-constrained scheduling problem. *Journal of Scheduling*, 2007, **10**(6): 375−386

199 van Laarhoven P J M, Aarts E H. *Simulated Annealing: Theory and Application*. Dordrect: Springer, 1987

200 Szu H. Fast simulated annealing. In: Proceedings of the Neural Networks for Computing. Snowbird, USA: American Institute of Physics, 1987. 420−425

201 Adenso-Diaz B. SA/TS mixture algorithm for the scheduling tardiness problem. *European Journal of Operational Research*, 1996, **88**(3): 516−524

202 Kolonko M. Some new results on simulated annealing applied to the job shop scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 1999, **113**(1): 123−136

203 Glover F. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers and Operations Research*, 1986, **13**(5): 533−549

204 Laguna M, Wesley B J, Glover F W. Tabu search methods for a single machine scheduling problem. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 1991, **2**(2): 63−73

205 Al-Turki U, Fedjki C, Andijani A. Tabu search for a class of single-machine scheduling problems. *Computers and Operations Research*, 2001, **28**(12): 1223−1230

206 Bilge U, Kirac F, Kurtulan M, Pekgun P. A tabu search algorithm for parallel machine total tardiness problem. *Computers and Operations Research*, 2004, **31**(3): 397−414

207 Nowicki E, Smutnicki C. The flow shop with parallel machines: a tabu search approach. *European Journal of Operational Research*, 1998, **106**(2-3): 226−253

208 Pezzella F, Merelli E. A tabu search method guided by shifting bottleneck for the job shop scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 2000, **120**(2): 297−310

209 Liaw C F. A tabu search algorithm for the open shop scheduling problem. *Computers and Operations Research*, 1999, **26**(2): 109−126

210 Swarnkar R, Tiwari M K. Modeling machine loading problem of FMSs and its solution methodology using a hybrid tabu search and simulated annealing-based heuristic approach. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2004, **20**(3): 199−209

211 Sha D Y, Liu C Y. Decision making for shop floor control integration strategies in wafer fabrication using tabu search-based methodology. *International Journal of Manufacturing Technology and Management*, 2005, **7**(1): 83−103

212 Wang X P, Tang L X. Integration of batching and scheduling for hot rolling production in the steel industry. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2008, **36**(5-6): 431−441

213 Tucci M, Rinaldi R. From theory to application: tabu search in textile production scheduling. *Production Planning and Control*, 1999, **10**(4): 365−374

214 Liu M, Dong M Y, Wu C. An iterative layered tabu search algorithm for complex job shop scheduling problem. *Chinese Journal of Electronics*, 2005, **14**(3): 519−523

215 Dell A M, Trubian M. Applying tabu search to the job shop scheduling problem. *Annals of Operations Research*, 1993, **41**(1-4): 231−252

216 Nowicki E, Smutnicki C. A fast taboo search algorithm for the job shop problem. *Management Science*, 1996, **42**(6): 797−813

217 Sun Yuan-Kai, Liu Min, Wu Cheng. Tabu search algorithm with varying neighborhood and its application to job shop scheduling problem. *Acta Electronica Sinica*, 2001, **29**(5): 622−625
(孙元凯, 刘民, 吴澄. 变邻域结构 Tabu 搜索算法及其在 Job Shop 调度问题上的应用. 电子学报, 2001, **29**(5): 622−625)

218 Balas E, Vazacopoulos A. Guided local search with shifting bottleneck for job shop scheduling. *Management Science*, 1998, **44**(2): 262−275

219 Geyik F, Cedimoglu I H. The strategies and parameters of tabu search for job-shop scheduling. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2004, **15**(4): 439−448

220 Tailard E D. Parallel taboo search techniques for the job shop scheduling. *ORSA Journal on Computing*, 1994, **6**(2): 108−117

221 Barnes J W, Laguna M. A tabu search experience in production scheduling. *Annals of Operations Research*, 1993, **41**(1-4): 141−156

222 Lee H T, Chen S H, Kang H Y. Multicriteria scheduling using fuzzy theory and tabu search. *International Journal of Production Research*, 2002, **40**(5): 1221−1234

223 Rajan C C A, Mohan M R, Manivannan K. Neural-based tabu search method for solving unit commitment problem. *IEE Proceedings Generation, Transmission, and Distribution*, 2003, **150**(4): 469−474

224 Akyol D E, Bayhan G M. A review on evolution of production scheduling with neural networks. *Computers and Industrial Engineering*, 2007, **53**(1): 95−122

225 Aiyer S V B, Niranjan M, Fallside F. A theoretical investigation into the performance of the Hopfield model. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1990, **1**(2): 204−215

226 Lai W K, Coghill G G. Genetic breeding of control parameters for the Hopfield/Tank neural net. In: Proceedings of IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Baltimore, USA: IEEE, 1992. 618−623

227 Akiyama Y, Yamashita A, Kajiura M, Aiso H. Combinatorial optimization with Gaussian machines. In: Proceedings of IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Washington D. C., USA: IEEE, 1989. 533−540

228 Arizono I, Yamamoto A, Ohta H. Scheduling for minimizing total actual flow time by neural networks. *International Journal of Production Research*, 1992, **30**(3): 503−511

229 Peterson C, Anderson J R. A mean field theory learning algorithm for neural networks. *Complex Systems*, 1987, **1**(5): 995−1019

230 Akyol D E, Bayhan G M. A review on evolution of production scheduling with neural networks. *Computers and Industrial Engineering*, 2007, **53**(1): 95−122

231 Fang L, Li T. Design of competition-based neural networks for combinatorial optimization. *International Journal of Neural Systems*, 1990, **1**(3): 221−235

232 Chen R M, Huang Y M. Competitive neural network to solve scheduling problems. *Neurocomputing*, 2001, **37**(1-4): 177−196

233 Min H S, Yih Y. Selection of dispatching rules on multiple dispatching decision points in real-time scheduling of a semiconductor wafer fabrication system. *International Journal of Production Research*, 2003, **41**(16): 3921−3941

234 Chen Z L, Powell W B. A column generation based decomposition algorithm for a parallel machine just in time scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 1999, **116**(1): 220−232

235 Singer M. Decomposition methods for large job shops. *Computers and Operations Research*, 2001, **28**(3): 193−207

236 Zuo Yan, Gu Han-Yu, Xi Yu-Geng. Bottleneck-based decomposition algorithm for large-scale flow shop scheduling problems. *Control and Decision*, 2006, **21**(4): 425−429
(左燕, 谷寒雨, 席裕庚. 大规模流水线调度的瓶颈分解算法研究. 控制与决策, 2006, **21**(4): 425−429)

237 Hsieh B W, Chen C H, Chang S C. Scheduling semiconductor wafer fabrication by using ordinal optimization based simulation. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2001, **17**(5): 599−608

238 Lin S Y, Horng S C. Application of an ordinal optimization algorithm to the wafer testing process. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 2006, **36**(6): 1229−1234

239 Liu Min. Technological Report of the National Key Basic Research Program (National 973 Program) Project "Research on the Real-Time Intelligent Optimization Scheduling Theories and Algorithms for the Complex Manufacturing Process", Tsinghua University, 2008
(刘民. 国家 973 计划项目课题 "复杂生产制造过程实时智能优化调度理论与算法研究" 总结报告, 清华大学, 2008)

240 Liu M, Hao J H, Wu C. A prediction based iterative decomposition algorithm for scheduling large-scale job shops. *Mathematical and Computer Modelling*, 2008, **47**(3-4): 411−421

241 Hao Jing-Hua. Decomposition Based Scheduling Algorithm for Large-Scale Manufacturing Process and Their Applications [Ph. D. dissertation], Tsinghua University, China, 2007
(郝井华. 大规模制造过程基于分解的优化调度算法研究与应用 [博士学位论文], 清华大学, 中国, 2007)

242 Liu Min, Dong Ming-Yu, Wu Cheng. A Predictive Control Method of Machine Group Workload Based on Fluid Model, China Patent 101334637, December 2008
(刘民, 董明宇, 吴澄. 基于流模型的机器组负载预测控制方法, 中国, 专利号 101334637, 2008 年 12 月)

243 Rabenasolo B, Zeng X Y, Happiette M. Analysis of the temporal decomposition procedure for scheduling with release and due dates. *European Journal of Operational Research*, 1998, **109**(3): 599−619

244 Gradisar D, Music G. Automated Petri-net modelling based on production management data. *Mathematical and Computer Modelling of Dynamic Systems*, 2007, **13**(3): 267−290

245 Gradisar D, Music G. Production-process modelling based on production-management data: a Petri-net approach. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 2007, **20**(8): 794-810

246 Sun Yue-Peng, Liu Min, Wu Cheng. Intelligent prediction algorithm of trim beam number in colored textile manufacturing process. *Control Engineering of China*, 2005, **12**(6): 523−526
(孙跃鹏, 刘民, 吴澄. 面向色织生产过程的整经轴数智能预测算法. 控制工程, 2005, **12**(6): 523−526)

247 Dong Ming-Yu, Liu Min, Wu Cheng. ANFIS-based method for the prediction of trim-beam number in colored-textile manufacturing process scheduling problem. *Control Engineering of China*, 2007, **14**(3): 270−273
(董明宇, 刘民, 吴澄. 色织生产调度中基于 ANFIS 的整经轴数智能预测. 控制工程, 2007, **14**(3): 270−273)

248 Li Peng, Liu Min, Wu Cheng. An intelligent prediction algorithm based on feature extraction methods. *Control and Decision*, 2007, **22**(12): 1377−1380
(李鹏, 刘民, 吴澄. 一种基于特征提取方法的智能预测算法. 控制与决策, 2007, **22**(12): 1377−1380)

249 Wang W P, Ze C. A neuro-fuzzy based forecasting approach for rush order control applications. *Expert Systems with Applications*, 2008, **35**(1-2): 223−234

250 Xu Ying. Study of Applying Network Plan in Manufacture Scheduling System [Master dissertation], China Academy of Machinery Science and Technology, China, 2007
(徐莹. 网络计划在生产调度系统中的应用研究 [硕士学位论文], 机械科学研究总院, 中国, 2007)

251 Liu M, Shao M W, Zhang W X, Wu C. Reduction method for concept lattices based on rough set theory and its application. *Computers and Mathematics with Applications*, 2007, **53**(9): 1390−1410

252 Liu M, Chen D G, Wu C, Li H X. Reduction method based on a new fuzzy rough set in fuzzy information system and its applications to scheduling problems. *Computers and Mathematics with Applications*, 2006, **51**(9-10): 1571−1584

253 Chen C C, Yih Y. Identifying attributes for knowledge-based development in dynamic scheduling environments. *International Journal of Production Research*, 1996, **34**(6): 1739−1755

254 Dong Ming-Yu, Liu Min, Wu Cheng. An ANFIS based adaptive algorithm for job shop scheduling problem with parallel machines. *Control Engineering of China*, 2005, **12**(3): 203−206
(董明宇, 刘民, 吴澄. 带并行机调度问题中基于 ANFIS 的自适应算法. 控制工程, 2005, **12**(3): 203−206)

255 Youssef H, Brigitte M, Noureddine Z. A genetic algorithm and data mining to resolve a job shop schedule. In: Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation. Antibes-Juan les Pins, France: IEEE, 2001. 727−728

256 Harrath Y, Chebel-Morello B, Zerhouni N. A genetic algorithm and data mining based meta-heuristic for job shop scheduling problem. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Hammamet, Tunisia: IEEE, 2002. 280−285

257 Koonce D A, Tsai S C. Using data mining to find patterns in genetic algorithm solutions to a job shop schedule. *Computers and Industrial Engineering*, 2000, **38**(3): 361−374

258 Weckman G R, Ganduri C V, Koonce D A. A neural network job-shop scheduler. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2008, **19**(2): 191-201

259 Li X N. Application of Data Mining in Scheduling of Single Machine System [Ph. D. dissertation], Iowa State University, USA, 2006

260 Fang Yuan, Shao Shi-Huang, Geng Zhao-Feng. A Study on Compound-Agent and Its Application to the Enterprise Management Information System [Ph. D. dissertation], Donghua University, China, 2001
(方远, 邵世煌, 耿兆丰. 复合代理体及其在企业管理信息系统中的应用研究 [博士学位论文], 东华大学, 中国, 2001)

261 Chiu C. A Learning-Based Methodology for Dynamic Scheduling in Distributed Manufacturing Systems [Ph. D. dissertation], Purdue University, USA, 1994

262 Kim C O, Min H S, Yih Y. Integration of inductive learning and neural networks for multi-objective FMS scheduling. *International Journal of Production Research*, 1998, **36**(9): 2497−2509

263 Shiue Y R, Su C T. Attribute selection for neural network-based adaptive scheduling systems in flexible manufacturing systems. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2002, **20**(7): 532−544

264 Sun Y L, Yih Y. An intelligent controller for manufacturing cells. *International Journal of Production Research*, 1996, **34**(8): 2353−2374

265 Priore P, de la Fuente D, Puente J, Parreno J. A comparison of machine-learning algorithms for dynamic scheduling of flexible manufacturing systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2006, **19**(3): 247−255

266 Lee K K. Fuzzy rule generation for adaptive scheduling in a dynamic manufacturing environment. *Applied Soft Computing*, 2008, **8**(4): 1295−1304

267 Nakasuka S, Yoshida T. Dynamic scheduling system utilizing machine learning as a knowledge acquisition tool. *International Journal of Production Research*, 1992, **30**(2): 411−431

268 Chen C C, Yih Y, Wu Y C. Auto-bias selection for developing learning-based scheduling systems. *International Journal of Production Research*, 1999, **37**(9): 1987−2002

269 Li D C, Wu C S, Tsai T I, Chang F M. Using mega-fuzzification and data trend estimation in small data set learning for early FMS scheduling knowledge. *Computers and Operations Research*, 2006, **33**(6): 1857−1869

270 Li D C, Wu C S, Tsai T I, Lina Y S. Using mega-trend-diffusion and artificial samples in small data set learning for early flexible manufacturing system scheduling knowledge. *Computers and Operations Research*, 2007, **34**(4): 966−982

271 O′kane J F. A knowledge-based system for reactive scheduling decision-making in FMS. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2000, **11**(5): 461−474

272 Priore P, de la Fuente D, Gomez A, Puente J. A review of machine learning in dynamic scheduling of flexible manufacturing systems. *Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing*, 2001, **15**(3): 251−263

273 Murata T, Sugimoto T, Tsujimura Y, Gen M, Ishibuchi H. Rule conversion in knowledge acquisition for flowshop scheduling problems. In: Proceedings of the Joint 9th IFSA World Congress and the 20th NAFIPS International Conference. Vancouver, Canada: IEEE, 2001. 2417−2421

274 Guo Qing-Qiang, Li Qi-Qiang. Rules discovery of production scheduling based on variable precision rough set. *Journal of Shandong University (Engineering Science)*, 2005, **35**(2): 61−65
(郭庆强, 李歧强. 基于变精度粗集的生产调度规则获取. 山东大学学报 (工学版), 2005, **35**(2): 61−65)

275 Ishii N, Muraki M. A process-variability-based online scheduling system in multiproduct batch process. *Computers and Chemical Engineering*, 1996, **20**(2): 217−234

276 Liu Min. Technological Report of the National High-Tech Program (National 863 Program) Project "Research on Multi-shop Coordination Based Intelligent Dynamic Scheduling System", Tsinghua University, 2009
刘民. 国家 863 计划课题 "基于多车间协同的智能动态调度系统研究" 总结报告, 清华大学, 2009



刘 民 清华大学自动化系教授. 主要研究方向为复杂生产过程优化调度, 复杂生产过程或装备智能检测和智能操作优化, 智能优化方法及其在复杂制造系统建模、调度与优化中的应用.
E-mail: lium@tsinghua.edu.cn
(**LIU Min** Professor at Tsinghua University. His research interest covers optimization scheduling of complex manufacturing process, intelligent measurement and intelligent operational optimization of complex manufacturing process or equipment, intelligent optimization methods and their applications to the modelling, scheduling and optimization of complex manufacturing systems.)