

文章编号: 1002-0411(2002)06-481-05

## 基于适应策略的迭代学习调度

孙容磊 熊有伦 杜润生 丁 汉

(华中科技大学机械学院 武汉 430074)

**摘 要:** 适应调度是一种基于状态/性能反馈的定性控制方法. 适应调度知识完成从状态到调度规则的映射, 与制造系统配置、生产任务构成、调度目标函数密切相关, 并随调度问题的改变而改变, 具有较强的针对性. 采用迭代学习方法, 根据具体调度问题自动修正适应调度知识, 提高系统运行性能; 另一方面, 由于引入了调度目标函数, 使生产管理者最关心的性能得到优化, 最大限度满足生产管理者的生产目标. 仿真实验结果验证了这一方法的有效性.

**关键词:** 生产调度; 适应调度; 最优化; 迭代学习

中图分类号: TH163、TP18

文献标识码: B

### ITERATIVE LEARNING SCHEDULING BASED ON ADAPTIVE POLICY

SUN Rong-lei XIONG You-lun DU Run-sheng DING Han

(School of Mechanical Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology  
Wuhan 430074, P. R. China)

**Abstract:** Adaptive scheduling is a kind of qualitative control scheme based on the state-performance feedback. Adaptive scheduling knowledge maps the states to a scheduling rule. It is problem specific; that is, it is closely related with the layout of manufacturing systems, the contents of production tasks and the scheduling objective functions. When used for scheduling a production task, the adaptive scheduling knowledge should be modified accordingly so as to be suitable for the task and consequently to obtain higher performance. This paper presents an iterative learning scheme that is used to refine the adaptive scheduling knowledge according to the problem scheduled. The scheduling objective, which reflects the performances of interest, is optimized during the iterative learning procedure. Experimental results demonstrate efficiency and effectiveness of the iterative learning scheduling.

**Keywords:** production scheduling, adaptive scheduling, optimization, iterative learning

### 1 引言( Introduction)

生产调度是制造系统运行中最关键的一环, 高性能的调度系统, 对于提高企业生产效率、提高市场响应能力具有重要作用. 单件作业车间调度( Job Shop Scheduling) 是一类典型的生产调度, 它与客户化生产方式相适应, 是现代制造系统中最具代表性的调度问题之一. 本文考虑如下一般作业车间调度问题: 在  $m$  台加工设备上安排  $n$  个待加工作业或工件( job), 在满足系统约束条件下, 使制造系统性能指标最优. 其中, 每个作业包含若干有序加工操作( 工序), 每一个加工操作可以由一台或多台加工设备加工( 即作业可能存在多条加工路径) 且不同设备加工同一工序所需时间可能不同, 一个作业可能多

次访问同一加工设备. 对于这样一个  $NP$  难题, 传统的基于运筹学的最优化方法无法在规定时间内求得最优解. 随着人工智能技术的发展, 基于规则的生产调度得到广泛应用. 尽管这一方法简单易行, 但存在如下问题. (1) 仅根据局部时间/空间信息完成调度决策, 无法评价各决策对系统全局性能的影响<sup>[1]</sup>; (2) 缺乏系统、有效的调度规则选择方法. 调度规则对制造系统运行性能影响极大<sup>[2, 3]</sup>, 调度规则选择不当, 往往导致制造系统运行性能下降, 无法达到预期目标. Baker 在深入研究不同调度规则的相对效用后, 建议用一个调度策略取代传统的单一调度规则, 即根据制造系统当前工作状态实时选择合适的调度规则, 以提高系统运行性能<sup>[4]</sup>. Park<sup>[5]</sup>称这种调

收稿日期: 2001-12-20

基金项目: 国家自然科学基金重大项目(59990470)、国家自然科学基金项目(59985004)、国家 863 计划项目(2001AA412140)资助

度策略为适应策略(adaptive policy),并将其具体化为一组产生式规则,称为适应调度知识.这种调度方式称为适应调度. Park<sup>[5]</sup>、Brennan<sup>[6]</sup>、Jahangirian和 Conroy<sup>[7]</sup>的研究表明,适应调度系统的运行性能优于传统的单一规则调度系统.

适应调度知识是适应调度成败的关键因素,现有研究一般采用两种方法获取适应调度知识:通过请教领域专家获取<sup>[8]</sup>或通过机器学习方法获取<sup>[5,7,9,10]</sup>.领域专家的知识往往是模糊的、不精确的,有时甚至是不可形式化的;而机器学习方法极大地依赖于学习样本的选择与分布.由于适应调度知识与制造系统配置、生产任务构成和调度目标函数密切相关,且它们之间存在复杂的非线性映射关系,因此,上述两种方法获得的适应调度知识一般具有较强的针对性,适用于特定的调度问题.另一方面,由于制造系统是离散事件动态系统,生产设备、生产任务、调度目标的任何改变,都会影响系统调度过程,如果适应调度知识不做相应调整,可能导致系统运行性能下降.针对上述问题,本文提出一种基于适应策略的柔性制造系统(FMS)迭代学习调度方法,其根据特定的制造系统配置、生产任务构成和调度目标函数,借助迭代学习方法,自动修正适应调度知识,提高系统运行性能.

## 2 适应调度(Adaptive scheduling)

适应调度本质上是一种基于状态/性能反馈的定性控制,其主要特点是:根据制造系统当前工作状态,实时选择控制律——调度规则,完成对制造系统的实时调度控制.适应调度包含三个基本问题:状态变量选择、调度规则选择和适应调度知识表示与获取.首先引入如下符号定义.

$i$ : 工件索引号

$j$ : 待加工工序索引号(或工序索引号)

$k$ : 设备索引号

$I$ : 工件索引号集合

$I_{idle}$ : 空闲工件索引号集合

$K_{idle}$ : 空闲设备索引号集合

$t$ : 当前时刻

$T_{ijk}$ : 工件  $i$  待加工工序  $j$  在设备  $k$  上的加工时间

$T_{ij}$ : 工件  $i$  待加工工序  $j$  在各加工设备上的平均加工时间

$T_i$ : 工件  $i$  剩余工序所需加工时间

$N_i$ : 工件  $i$  的剩余工序数

$d_i$ : 工件  $i$  的交货期

### 2.1 状态变量

在已有研究基础上<sup>[5,11]</sup>,结合本文研究的一般单件作业车间调度问题的特点,定义如下两个状态变量.

$$x_1 = \left( \sum_{i \in I_{idle}} F_{ij} \right) / |K_{idle}|$$

$$x_2 = \min\{MFA_i, i \in I\}$$

式中,  $| \cdot |$  表示集合的基数;  $F_{ij}$  为工件  $i$  待加工工序  $j$  的柔性,定义为可加工该工序的空闲设备数;  $MFA_i$  为修改后的 Flow Allowance,定义为:  $MFA_i = (d_i - t - T_i) / N_i$ .  $x_1$  反映了当前空闲设备的平均需求强度,  $x_1$  越大,设备可选加工操作越多,设备分配到加工任务的可能性越高;  $x_2$  反应了工件交货期的紧迫程度,  $x_2$  越小,工件交货期越紧.

### 2.2 调度规则

已有调度规则多达 100 余种<sup>[12]</sup>,结合本文研究的一般单件作业车间调度问题的特点,定义如下调度规则.

$R_1$ :  $F_{ij}$  最小的工件优先;

$R_2$ :  $MFA_i$  最小的工件优先;

$R_3$ :  $L_{ijk}$  最大的工件优先.

其中,  $L_{ijk} = (T_{ij} - T_{ijk}) / T_{ij}$  为设备  $k$  对工件  $i$  待加工工序  $j$  的喜好因子(favorite factor).

### 2.3 适应调度知识

适应调度知识完成从系统工作状态到调度规则的映射,常用一组产生式规则表示.本文选择如下适应调度知识:

if  $x_1 < \text{theta1}$  then  $R_1$

else if  $x_2 < \text{theta2}$  then  $R_2$

else  $R_3$

其中  $x_1$ 、 $x_2$  为系统工作状态,  $\text{theta1}$ 、 $\text{theta2}$  为状态阈值,  $R_1$ 、 $R_2$ 、 $R_3$  为调度规则.

## 3 迭代学习(Iterative learning)

现有研究试图通过请教领域专家或通过机器学习方法获取一类调度问题的适应调度知识.但是,适应调度知识是面向问题的,具有较强针对性;而且,制造系统是离散事件动态系统,生产设备、生产任务、调度目标的任何改变,都会影响调度过程.因此,应根据具体调度问题,修正适应调度知识,提高特定系统运行性能.本文借助迭代学习方法处理这一问题.对于 2.3 小节所示适应调度知识,迭代学习的任务就是针对具体调度问题,根据调度仿真运行结果,

不断调整状态阈值  $\theta_{t1}$  和  $\theta_{t2}$ , 逐步修正适应调度知识, 使制造系统在学习后的适应调度知识的调度下, 更好地满足生产管理者的调度目标。

目标函数是优化问题的关键因素之一。制造系统中, 不同生产管理者的生产目标不尽相同; 即使是同一生产管理者, 其生产目标也因生产状况的改变而改变。传统规则调度中, 由于没有引入调度目标函数, 无法优化特定系统性能, 最大限度地满足生产管理者当前生产目标, 而迭代学习调度较好地解决了这一问题。本文考虑两个常见调度目标函数: 平均设备利用率最大 ( $Obj_1$ )、平均工件延误时间最小 ( $Obj_2$ )。对应这两个调度目标函数的迭代学习策略如下。

**Learning\_Algorithm\_1()** { // 对  $Obj_1$ : 平均设备利用率最大

```

    if (U t > M a x U t) { M a x U t = U t; O p t T h e t a 1 = t h e t a 1;
    O p t T h e t a 2 = t h e t a 2; }
    if (U t < r e f) { t h e t a 1 = (1 + D e l t 1) * t h e t a 1; t h e t a 2 =
    (1 - D e l t 2) * t h e t a 2; }
    else { r e f = r e f + 0.5 * (U t - r e f); t h e t a 1 = (1 - D e l t 1)
    * t h e t a 1; t h e t a 2 = (1 + D e l t 2) * t h e t a 2; }
}

```

**Learning\_Algorithm\_2()** { // 对  $Obj_2$ : 平均工件延误时间最小

```

    if (T d < M i n T d) { M i n T d = T d; O p t T h e t a 1 = t h e t a 1;
    O p t T h e t a 2 = t h e t a 2; }
    if (T d > r e f) { t h e t a 1 = (1 - D e l t 1) * t h e t a 1; t h e t a 2 =
    (1 + D e l t 2) * t h e t a 2; }
    else { r e f = r e f + 0.5 * (T d - r e f); t h e t a 1 = (1 + D e l t 1)
    * t h e t a 1; t h e t a 2 = (1 - D e l t 2) * t h e t a 2; }
}

```

其中,  $U_t$ 、 $T_d$  分别为本次仿真中平均设备利用率、平均工件延误时间;  $M a x U_t$ 、 $M i n T_d$  分别为历次仿真中最大设备利用率、最小工件延误时间, 且该次仿真对应的适应调度知识的状态阈值为  $O p t T h e t a 1$ 、 $O p t T h e t a 2$ ;  $r e f$  为系统参考输入;  $D e l t 1$ 、 $D e l t 2$  分别为  $\theta_{t1}$ 、 $\theta_{t2}$  的学习率。

每当制造系统配置、生产任务构成、调度目标函数发生变化时, 启动如下迭代学习程序。

迭代学习算法

```

while ( m a x i m a l n u m b e r o f i t e r a t i o n i s n o t r e a c h e d) {
    S c h e d u l i n g _ S i m u l a t i o n (); // 调度仿真
    O b j e c t i v e _ E v a l u a t i o n (); // 计算目标函数
    L e a r n i n g _ A l g o r i t h m _ 1 (); // 或 L e a r n i n g _ A l g o r i t h m _ 2 ()
}

```

## 4 仿真试验研究 (Simulation study)

在实验原型系统上, 我们对一个典型的单件作业车间进行了仿真研究, 图 1 给出了作业车间设备组成与布局。图中,  $L/U$ : 装卸站,  $P$ : 托盘,  $SBS$ : 系统缓冲区,  $AGV$ : 自动有轨小车,  $M$ : 加工设备。

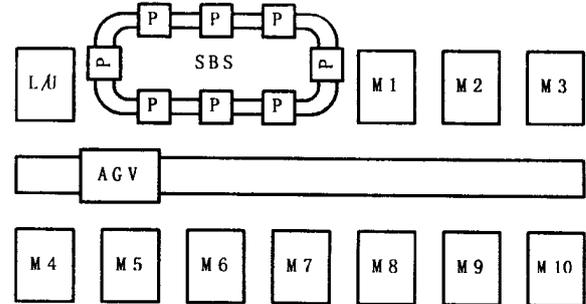


图 1 单件作业车间设备组成与布局

Fig. 1 Configuration and layout of the experimental job-shop

### 4.1 基本假设

(1) 作业车间包括 10 台加工设备, 一个装卸站, 一个系统缓冲区和一台自动有轨小车。

(2) 工件固定在标准托盘上。

(3) 通过自动有轨小车, 托盘可在装卸站、加工设备、系统缓冲区之间传送, 且忽略工件输送时间。

(4) 一个生产任务由若干作业组成, 每个作业包含若干有序加工操作(工序)。

(5) 每一个加工操作至少可以在一台加工设备上完成, 作业可能存在多条加工路径。

(6) 当一个加工操作可在多台加工设备上完成时, 在不同加工设备上所需加工时间可能不同。

(7) 仿真开始时所有作业已进入系统, 等待加工。

(8) 生产任务由随机任务发生器产生, 其主要指标为: 一个生产任务包含 40~50 个作业; 一个作业包含 1~5 个加工操作; 一个加工操作可以由 1~10 台加工设备完成; 每个作业指定一个交货期。

### 4.2 实验方案及结果

随机产生 3 个生产任务  $T_1$ 、 $T_2$  和  $T_3$ 。实验分两步进行, 首先, 用传统的单一规则调度方法, 分别用调度规则  $R_1$ 、 $R_2$ 、 $R_3$  调度三个生产任务, 实验结果见表 1。然后, 用基于适应策略的迭代学习调度方法分别在目标函数  $Obj_1$ 、 $Obj_2$  下调度三个生产任务, 实验结果见表 2。实验中考虑的系统性能指标为平均设备利用率, 平均作业延误时间。

表 1 传统的单一规则调度: 平均设备利用率(%) / 平均作业延误时间(m in)

Tab. 1 Traditional rule-based scheduling: Utilization(%) / Tardiness(m in)

	$R_1$	$R_2$	$R_3$
$T_1$	86.12/4.395	90.39/9.651	87.24/1.023
$T_2$	90.00/5.881	87.01/7.690	83.94/3.667
$T_3$	88.27/4.659	87.62/4.805	89.38/3.829
均值	88.13/4.978	88.34/7.382	86.85/2.840

表 2 基于适应策略的迭代学习调度

Tab. 2 Iterative learning scheduling based on adaptive policy

	平均设备利用率(%) / 平均作业延误时间(m in)		OptTheta1 / OptTheta2	
	Obj1	Obj2	Obj1	Obj2
$T_1$	93.28 / 5.326	90.37 / 1.535	7.321 / 0.819	2.657 / 5.972
$T_2$	94.05 / 6.738	92.17 / 3.548	6.655 / 1.024	3.645 / 3.456
$T_3$	90.62 / 5.010	88.18 / 1.902	9.744 / 0.419	2.952 / 4.977
均值	92.65 / 5.691	90.24 / 2.328	7.907 / 0.754	3.085 / 4.802
平均偏差	-	-	1.225 / 0.223	0.374 / 0.897

### 4.3 实验结果分析

#### (1) 调度目标函数对制造系统运行性能的影响

引入调度目标函数后, 目标函数中出现的性能指标得到优化. 如  $Obj1$  为平均设备利用率最大, 则系统设备利用率较高;  $Obj2$  为平均工件延误时间最小, 则系统平均工件延误时间较短. 在实际生产调度中, 这一点具有重要意义. 由于不同生产管理者所关心的性能指标不尽相同, 同一生产管理者关心的性能指标也会因生产状况的变化而变化, 通过设定适当的调度目标函数, 能尽量优化生产管理者当前所关心的系统性能, 实现其生产管理意图.

#### (2) 调度目标函数对适应调度知识的影响

不同的生产任务具有不同的适应调度知识. 另一方面, 本例中的三个生产任务包含的工序总数分别为 160、151、155, 具有一定的相似性(参见 4.1(8)), 在相同制造系统配置和调度目标函数下, 适应调度知识比较相似; 而不同调度目标函数间, 适应调度知识相差较大(表 2). 由此可见, 相似的调度问题(制造系统配置、生产任务构成和调度目标函数)具有相似的适应调度知识; 不同的调度问题, 适应调度知识相差较大.

## 5 结论(Conclusions)

适应调度是一种新的基于规则的调度方法, 是一种较好的调度理念, 但是由于适应调度知识与制造系统配置、生产任务构成和调度目标函数密切相

关, 且它们之间的映射关系极为复杂, 因此, 适应调度知识的获取是制约其推广应用的瓶颈问题之一. 现有研究采用请教领域专家或机器学习的方法获取适应调度知识, 一般具有较强的针对性, 对特定调度问题有效. 当制造系统、生产任务、调度目标变化后, 适应调度知识应随之改变, 才能获得较好的系统运行性能, 否则无法达到预期调度目标, 本文通过迭代学习方法较好地解决了这一问题. 另一方面, 由于引入了调度目标函数, 调度系统能有针对性地重点优化有关性能指标, 优化生产管理者当前最关心的系统运行性能, 这一点在实际生产调度中具有重要意义.

## 参 考 文 献 (References)

- 1 Baker A. A survey of factory control algorithms that can be implemented in a multiagent heterarchy: dispatching, scheduling, and pull. *J. of Manufacturing Systems*, 1998, 17(4): 297 ~ 320
- 2 Chan F T S. Evaluations of operational control rules in scheduling a flexible manufacturing system. *Robotics and Computer Integrated Manufacturing*, 1999, 15: 121 ~ 132
- 3 Goyal S K, Mehta K, Kodali R, Deshmukh S G. Simulation for analysis of scheduling rules for a flexible manufacturing system. *Integrated Manufacturing Systems*, 1995, 6(5): 21 ~ 26
- 4 Baker K R. Sequencing rules and due-date assignments in a job shop. *Manag. Sci.*, 1984, 30(9): 1093 ~ 1104
- 5 Park S C, Raman N, Shaw M J. Adaptive Scheduling in Dy-

- nam ic Flexible Manufacturing System s: A Dynam ic Rule Selection Approach. IEEE T rans. Robotics and Automation, 1997, **13**(4): 486~ 502
- 6 Brennan R W. Performance comparison and analysis of reactive and planning- based control architectures for manufacturing. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2000, **16**: 191~ 200
- 7 Jahangririān M, Conroy G V. Intelligent dynam ic scheduling system: the application of genetic algorithms. Integrated Manufacturing System s, 2000, **11**(4): 247~ 257
- 8 Fox M S, Sm ith S F. ISIS: a know ledge based system for factory scheduling. Expert System s Journal, 1984, **1**(1): 25~ 49
- 9 Nakasuka S, Yashida T. Dynam ic scheduling system utilizing machine learning as a know ledge acquisition tool. Int. J. of Production Research, 1992, **30**(2): 411~ 431
- 10 Shaw M J, Park S, Ram an N. Intelligent scheduling with machine learning capabilities: the induction of scheduling know ledge. IIE T ransactions, 1992, **24**(2): 156~ 168
- 11 Gindy N, Saad S M, Yue Y. Manufacturing responsiveness through integrated process planning and scheduling. Int. J. of Production Research, 1999, **37**(11): 2399~ 2418
- 12 Blackstone J, Phillips D, Hogg G. A state-of-the-art survey of dispatching rules for manufacturing job shop operations. Int. J. of Production Research, 1982, **20**(1): 27~ 45

## 作者简介

孙容磊(1963- ), 男, 博士, 华中科技大学. 研究领域为 FMS 动态调度、机器学习、智能控制.

熊有伦(1939- ), 男, 中国科学院院士, 华中科技大学教授. 研究领域为先进制造技术、机器人学.

杜润生(1949- ), 男, 华中科技大学教授. 研究领域为智能制造、基于网络的制造.

## 告广大作者、读者

尊敬的作者、读者:

我部自开通电子信箱投稿以来, 极大地方便了广大作者、读者. 现在网上投稿日益增多, 造成信件大量堆积. 一方面由于编辑部条件有限; 另外, 有的电子邮件带病毒, 经常使网络出现故障, 地影响了编辑部的正常工作. 鉴于上述原因, 今后我部决定不再接收电子信箱投稿, 作者、读者投稿一律通过邮局寄往我部.

经审查, 编辑部决定录用的稿件可以通过电子信箱发来.

望广大作者、读者周知.

《机 器 人》编辑部

《信息与控制》编辑部

2002. 4. 10