

# 一种基于神经网络的生产调度方法<sup>1)</sup>

于海斌 薛劲松 王浩波

(中国科学院沈阳自动化研究所 沈阳 110015)

徐心和

郑艳

(东北大学控制仿真研究中心 沈阳 110006) (东北大学黄金学院 沈阳 110015)

**摘要** 提出解决具有开、完工期限限制的约束 Job-shop 生产调度问题的一种神经网络方法. 该方法通过约束神经网络, 描述各种加工约束条件, 并对不满足约束的开工时间进行相应调节, 得到可行调度方案; 然后由梯度搜索算法优化可行调度方案, 直至得到最终优化可行调度解. 理论分析、仿真实验表明了方法的有效性.

**关键词** 生产调度, 神经网络, 梯度搜索.

## A NEURAL NETWORK-BASED APPROACH TO PRODUCTION SCHEDULING

YU Haibin XUE Jinsong WANG Haobo

(Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110015)

XU Xinhe

(Research Center of Control and Simulations, Northeastern University, Shenyang 110006)

ZHENG Yan

(Gold College, Northeastern University, Shenyang 110015)

**Abstract** An effective neural network-based approach to production scheduling is proposed in the paper, which is apt to solving complex job-shop scheduling problems with available time and due date constraints. In this approach, a constrained neural network is proposed to describe various kinds of processing restrictions, and an unreasonable starting time is tuned into a feasible scheduling solution; and then a gradient search algorithm is applied to the feasible solution. This process is iterated until a satisfactory scheduling solution is obtained. The theoretic analyses, lots of simulation experiments and practical applications have manifested the approach's effectiveness.

**Key words** Production scheduling, neural network, gradient search.

1)863/CIMS 主题资助项目, 项目编号863-511-10-0146. 本文曾在 CWC ICIA'97会议上宣读.

收稿日期 1996-09-20 收到修改稿日期 1998-05-21

## 1 引 言

作为典型生产调度的流水线(flow-shop)和单件加工(job-shop)模式下的许多调度问题被证明为 NP 困难问题<sup>[1]</sup>. 实际生产调度问题远比上述问题复杂得多.

当前,可将生产调度方法归为以下三类:启发式规则方法,组合优化方法和智能生产调度方法. 它们有各自的优点和缺点<sup>[2-4]</sup>. 近年来,许多学者进行了用神经网络解决生产调度问题的研究工作<sup>[5-7]</sup>.

本文研究一类具有广泛意义的,对工件开完工时间限制的约束 Job-shop 调度问题,提出一种能描述调度约束的约束神经网络模型和优化调度算法,具有找到满足约束条件的最优或次优调度解的能力.

## 2 调度问题的形成

通常,调度意味着在确定时间区段上,为完成某些活动所必需的有限资源的分配方案. 本文研究开完工时间受限制的约束 Job-shop 调度问题.

### 2.1 描述调度问题的变量

- $n$  —— 工件数量;
- $m$  —— 机器数量;
- $A_{ijk}$  —— 工件  $i$  的第  $j$  道工序(假定在机器  $k$  上)加工活动;
- $S_{ijk}$  —— 活动  $A_{ijk}$  的开始时间;
- $S_{ik}$  —— 工件  $i$  的首道工序(假定在机器  $k$  上)的开工时间;
- $S_{iek}$  —— 工件  $i$  的末道工序(假定在机器  $k$  上)的开工时间;
- $t_{ijk}$  —— 加工活动  $A_{ijk}$  的持续时间;
- $ES_i$  —— 工件  $i$  的最早可能开始时间;
- $LE_i$  —— 工件  $i$  的最迟交货期.

注意: $k$  与  $i$  和  $j$  相关.

### 2.2 约束 Job-shop 调度的数学描述

- 顺序约束——工艺要求的同一工件相邻工序间的加工顺序,

$$S_{ijh} - S_{i(j-1)k} - t_{i(j-1)k} \geq 0. \quad (1)$$

式(1)表示工件  $i$  的第  $j$  道工序必须在第  $j-1$  道工序完成后才能开始.

- 资源约束——同一时刻,某一机器只能加工一个工件,

$$S_{pqk} - S_{ijk} - t_{ijk} \geq 0 \quad (2)$$

或

$$S_{ijk} - S_{pqk} - t_{pqk} \geq 0. \quad (3)$$

式(2),(3)表示任一确定时刻,机器  $k$  不能同时加工任意两个工件  $p$  和  $i$ . 通过引入变量  $H$  和  $Y_{ipk}$ , ‘或’关系的式(2),(3)可以转化为‘与’关系的式(4),(5),

$$S_{pqk} - S_{ijk} + H \cdot (1 - Y_{ipk}) - t_{ijk} \geq 0, \quad (4)$$

$$S_{ijk} - S_{pqk} + H \cdot Y_{ipk} - t_{pqk} \geq 0. \quad (5)$$

这里  $Y_{ipk} = 1$ , 如果  $S_{ijk} \leq S_{pqk}$ ;  $Y_{ipk} = 0$ , 如果  $S_{ijk} > S_{pqk}$ . 常数  $H$  是足够大的正整数.

●开、完工时间限制——工件的开、完工时间受到物料的投放时间和交货期的限制,

$$S_{iek} \geq ES_i, \tag{6}$$

$$S_{iek} + t_{iek} \leq LE_i. \tag{7}$$

●调度目标——找到满足某个目标的优化调度解. 本文在应用中考虑如下两类调度目标:

1)使最后完工工件的完工时间最小,

$$\min Z = \max_{i=1, \dots, n} (S_{iek} + t_{iek}). \tag{8}$$

2)对提前/拖期完工工件进行的惩罚最小,

$$\min Z = \sum_{i=1}^n [r_i \times \max(0, d_i - S_{iek} - t_{iek}) + w_i \times \max(0, S_{iek} + t_{iek} - d_i)], \tag{9}$$

其中  $r_i$  和  $w_i$  分别是对提前和拖期完工的惩罚系数. 以式(9)为调度目标时, 约束条件(7)不予考虑, 相应的  $LE_i$  置为正无穷大.

上述(1)–(9)式中,  $i, p \in (1, 2, \dots, n)$ ,  $h, k \in (1, 2, \dots, m)$ .

### 3 约束神经网络模型

分神经元、神经模块和神经网络三个层次, 介绍一种能够描述并保证上述调度约束得到满足的约束神经网络模型.

#### 3.1 神经元模型

通用神经元  $i$ , 由对输入信号的线性加权‘和’函数和输出非线性函数  $F(T_i)$  级联组成, 如图1所示.

$$T_i = \sum_j (W_{ij} \cdot X_j), \tag{10}$$

$$Y_i = F(T_i). \tag{11}$$

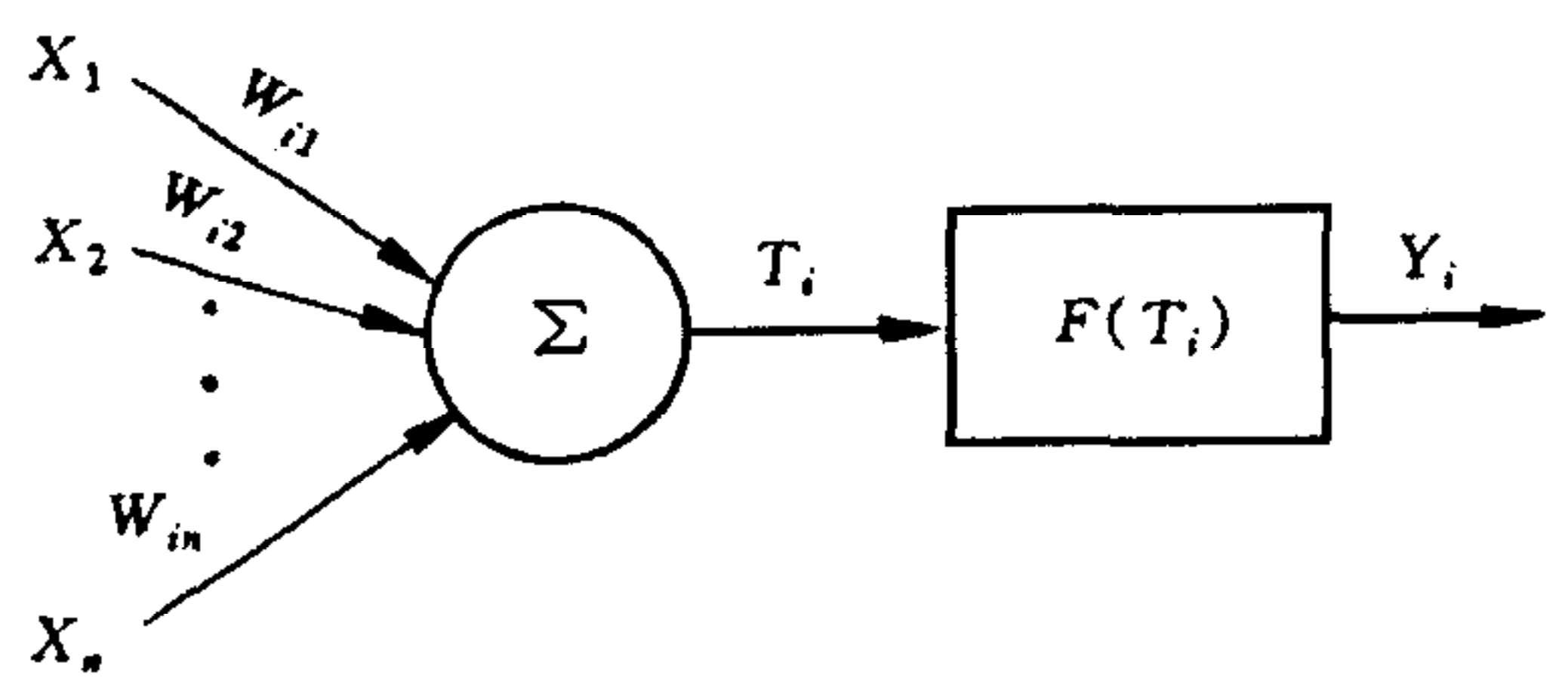


图1 通用神经元模型

在此基础上, 定义如下 B 类神经元、C 类神经元和 I 类神经元.

B 类神经元. 用于约束工序加工活动的开始时间. 神经元  $B_i$  定义如下,

$$T_{B_i}(t + 1) = \sum_j (W_{ij} \cdot Y_{C_j}(t)) + Y_{B_i}(t); \tag{12}$$

$$Y_{B_i}(t + 1) = \begin{cases} ES_i, & T_{B_i}(t + 1) \leq ES_i; \\ T_{B_i}(t + 1), & ES_i < T_{B_i}(t + 1) < LE_i - t_{iek}; \\ LE_i - t_{iek}, & T_{B_i}(t + 1) < LE_i - t_{iek}. \end{cases} \tag{13}$$

这里,  $Y_{B_i}(t)$  是 B 类神经元  $B_i$  在  $t$  时刻的输出,  $Y_{C_j}(t)$  是 C 类神经元  $C_j$  在  $t$  时刻的输出.

C 类神经元. 它们用于加工工序顺序限制的判断. 神经元  $C_i$  定义如下:

$$T_{C_i}(t) = \sum_j (W_{ij} \cdot Y_{B_j}(t)) + \sum_j (W_{ij} \cdot Y_{I_j}(t)) + b_i, \tag{14}$$

$$Y_{C_i}(t) = \begin{cases} 0, & T_{C_i}(t) \geq 0, \\ -T_{C_i}(t), & T_{C_i}(t) \leq 0. \end{cases} \tag{15}$$



这里, C 类神经元既接收 B 类神经元的输出, 又接收 I 类神经元的输出.  $b_i$  是神经元  $C_i$  的偏置设定;  $W_{ij}$  反映 C 类神经元采集 B 类神经元和 I 类神经元状态的连接关系.

I 类神经元. 用于指示加工活动间的排序关系, 更确切地讲, 是指示由式(4), (5)描述的使用同一资源的工序间的排序关系. I 类神经元  $I_i$  定义如下:

$$T_{I_i}(t) = \sum_j (W_{ij} \cdot Y_{B_j}(t)), \tag{16}$$

$$Y_{I_i}(t) = \begin{cases} 1, & T_{I_i}(t) \leq 0, \\ 0, & T_{I_i}(t) > 0. \end{cases} \tag{17}$$

I 类神经元只接收 B 类神经元的输出.  $W_{ij}$  反映 I 类神经元对 B 类神经元的采集作用.

### 3.2 约束神经网络的连接机制

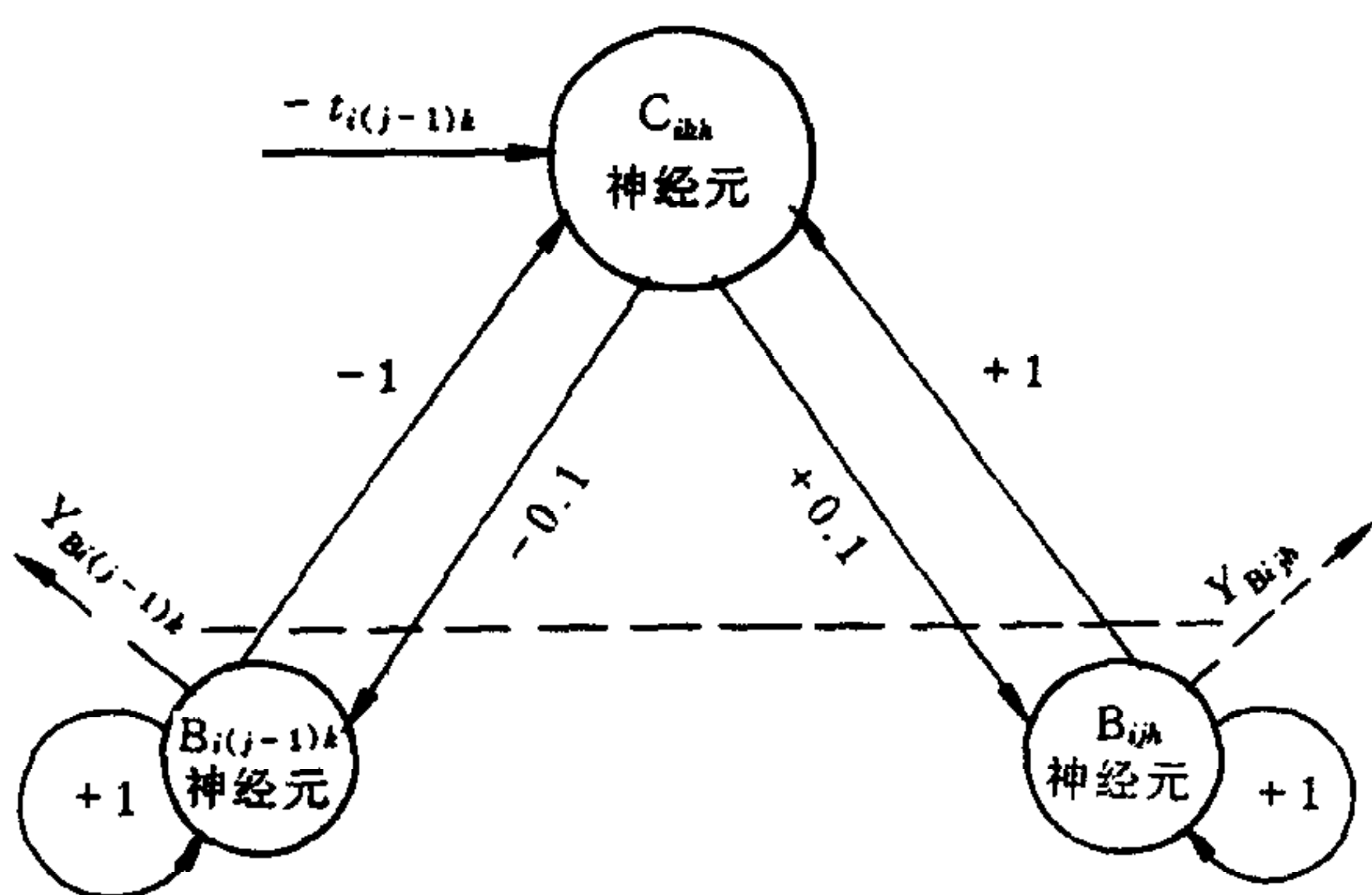


图2 SC 模块

工艺顺序约束(SC)模块: 用以判断加工工艺要求的工序约束条件是否得到满足, 并在不满足时进行冲突消解, 使式(1)得到满足. 由两个 B 类神经元  $B_{i(j-1)k}$ ,  $B_{ijk}$  和一个 C 类神经元  $C_{ikh}$  组成, 如图2所示.

B 类神经元的输出状态即为相应工序开工时间. SC 模块的运行次序为 B 类神经元,  $t$  时刻  $\rightarrow$  C 类神经元,  $t$  时刻  $\rightarrow$  置  $t = t + 1$ , 重复此过程, 直至 C 神经元输出为零.

资源约束(RC)模块: 用于判断式(4), (5)是否成立, 并在约束条件不满足时, 通过适当的反馈调节消除资源约束冲突. RC 模块由一个 I 类神经元  $I_{ipk}$ , 两个 C 类神经元  $C_1, C_2$  和两个 B 类神经元  $B_{ijk}, B_{pqk}$  组成. 其中  $C_1$  的偏置设定为  $H - t_{ijk}$ ,  $C_2$  的偏置设定为  $-t_{pqk}$ , 如图3所示.

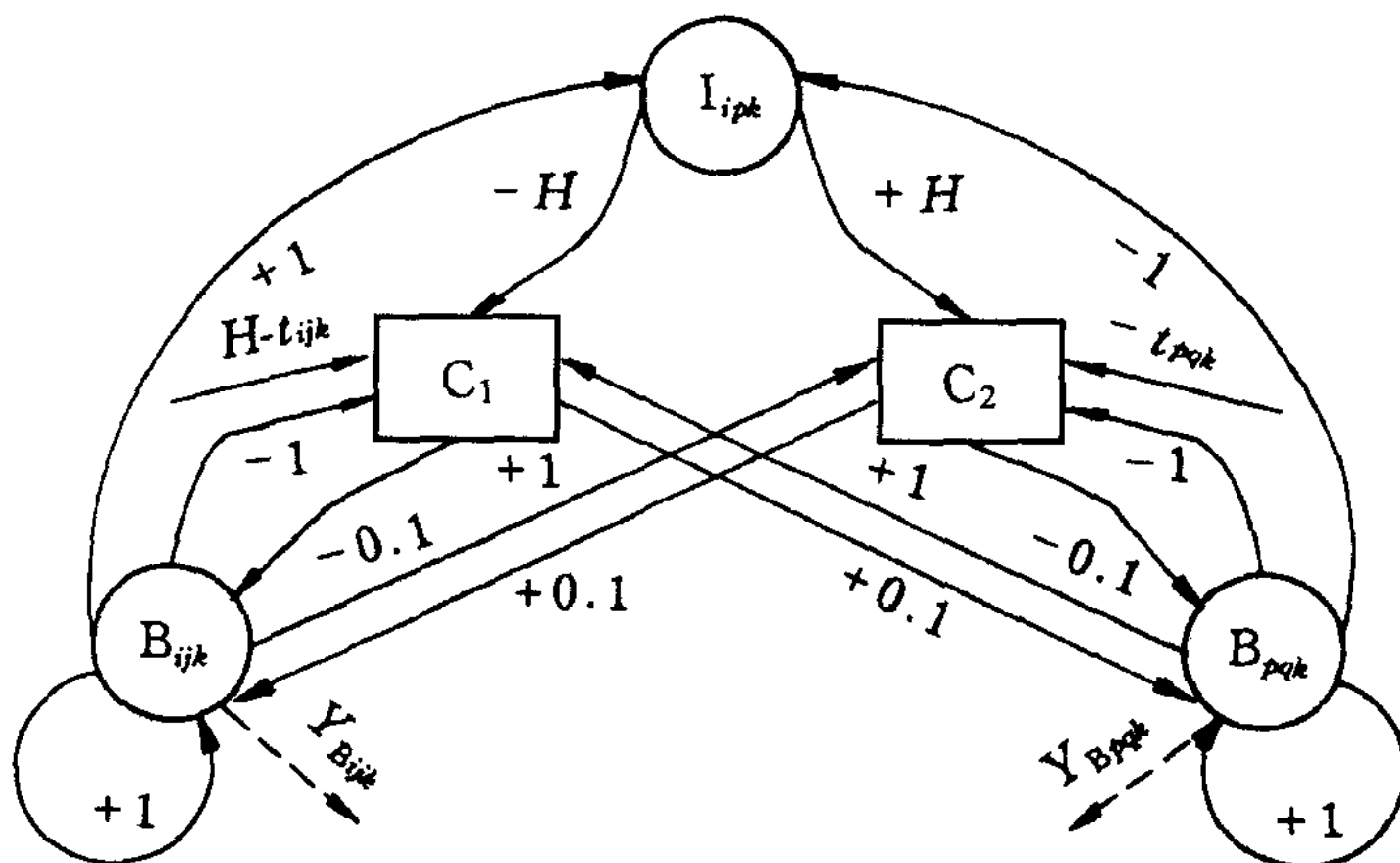


图3 RC 模块

RC 模块的运行次序为: B 类神经元,  $t$  时刻  $\rightarrow$  I 类神经元,  $t$  时刻  $\rightarrow$  C 类神经元,  $t$  时刻  $\rightarrow$  置  $t = t + 1$ , 重复此过程, 直至  $C_1, C_2$  神经元输出均为零.

### 3.3 约束神经网络的结构

由以上定义的神经模块组成的调度约束神经网络有如图4的结构. 底层的 B 类神经元与各个加工活动相对应, 其输出是加工活动的开始时间.

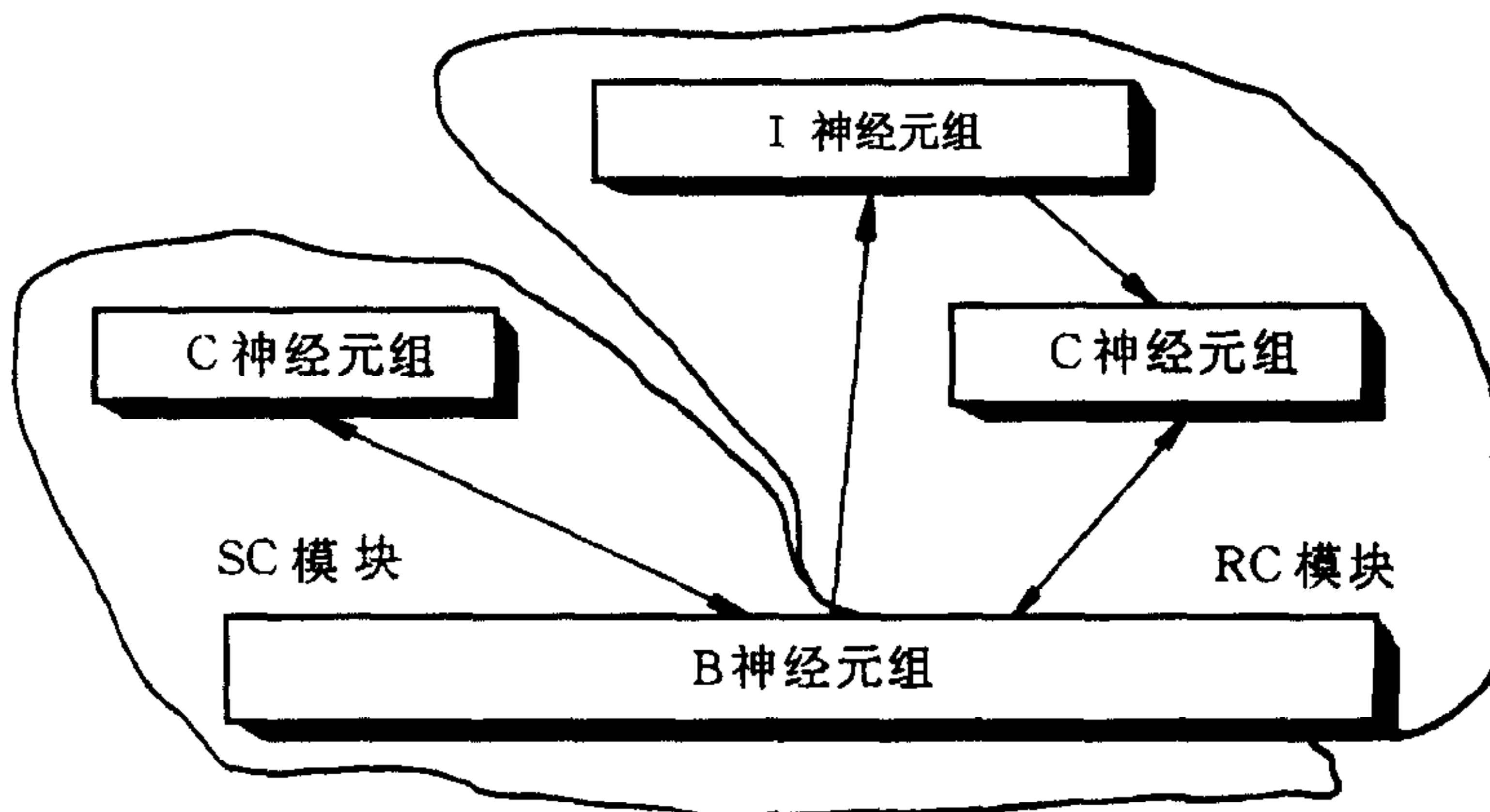


图4 约束神经网络的结构

## 4 基于神经网络的生产调度优化方法

### 4.1 优化调度算法

B 类神经元按如下梯度搜索规律调整其状态,

$$Y_{B_{ijk}}(\omega + 1) = Y_{B_{ijk}}(\omega) - \lambda \cdot \frac{\partial E}{\partial Y_{B_{ijk}}} \quad (18)$$

此处,  $\lambda$  是一正系数并且  $i \in (1, 2, \dots, n), k \in (1, 2, \dots, m)$ . 如前所述, 与加工活动  $A_{ijk}$  对应的神经元  $B_{ijk}$  的输出  $Y_{B_{ijk}}$  代表工序的开工时间, 即  $Y_{B_{ijk}} = S_{ijk}$ .

对于式(8)或(9)所示的调度目标, 定义能量函数

$$E = Z. \quad (19)$$

### 4.2 神经网络生产调度系统的组成

将整个调度问题分解为两个部分: 约束满足和调度优化. 整个调度方法由约束满足神经网络和优化调整算法组成.

这两部分按下述步骤协调工作, 求取优化调度策略.

1) 随机生成各个加工活动的开始时间, 并将其作为约束神经网络底层 B 类神经元的初始(输出)状态.

2) 运行约束神经网络的 SC 模块, 强迫工艺排序得到满足, 然后运行 RC 模块. 重复以上过程, 得到可行调度解.

3) 判断可行解性能指标是否有所改善. 若没有改善, 则结束搜索; 否则转入以下步骤 4).

4) 利用梯度搜索算法, 按式(18)调整约束神经网络中各 B 类神经元的状态, 生成新的初始调度解, 返回步骤 2).



## 5 应用研究

**例1.** 取著名的 $6 \times 6$ 标准(benchmark)调度问题<sup>[8]</sup>为例,以式(8)为调度目标.此问题的最优调度性能指标为55.

以约束神经网络为基本工具,在 Intel/P100处理器,16M 内存,VC2.0编译器环境下,应用不同的参数和性能改善策略,调度结果如表1所示.

表1  $6 \times 6$ 标准调度问题的性能指标

调度方法	完工时间限制	各工序初始开工时间设定	调度指标 Z	求解时间(s)
只应用约束神经网络模型	$+\infty$	0	73	1.42
只应用约束神经网络模型	$+\infty$	随机设定	112.65(平均)/ 128(最大)/ 68(最小)	2.22
只应用约束神经网络模型	66	0	66	2.56
只应用约束神经网络模型	66	随机设定	63(平均)/ 66(最大)/ 57(最小)	5.83
基于神经网络的优化方法	$+\infty$	随机设定	58.4(平均)/ 77(最大)/ 55(最小)	8.52
基于神经网络的优化方法	66	随机设定	58.2(平均)/ 65(最大)/ 55(最小)	8.88

通过对上述各种结果的比较,不难得出如下结论:

1)约束神经网络配以适当的完工时间约束,对大多数的实际问题能够快速得到较好的调度方案.

2)本文提出的基于神经网络的优化调度方法,对完工时间约束和工序初始开工时间几乎没有依赖性.

应用所提神经网络优化调度方法,得到了多个 $6 \times 6$ 标准调度问题的最优调度方案,图5是其中之一,但它不同于文献[9]给出的最优调度方案.

**例2.** 调度方法对提前/拖期调度问题的应用.

以单机调度为例.文[10]给出了确定序下的工件最优开工时间搜索算法,作者在文[11]中对这一算法给出了最优性证明,并分别随机地生成了15,30,50和80个工件的提前/拖期加工任务,表2是某一15个工件加工算例的调度结果,惩罚指标  $Z=165$ .

将文[10]算法和本文的基于约束神经网络模型的梯度搜索算法——式(18),同时应用于上述问题,所得调度解完全一致.

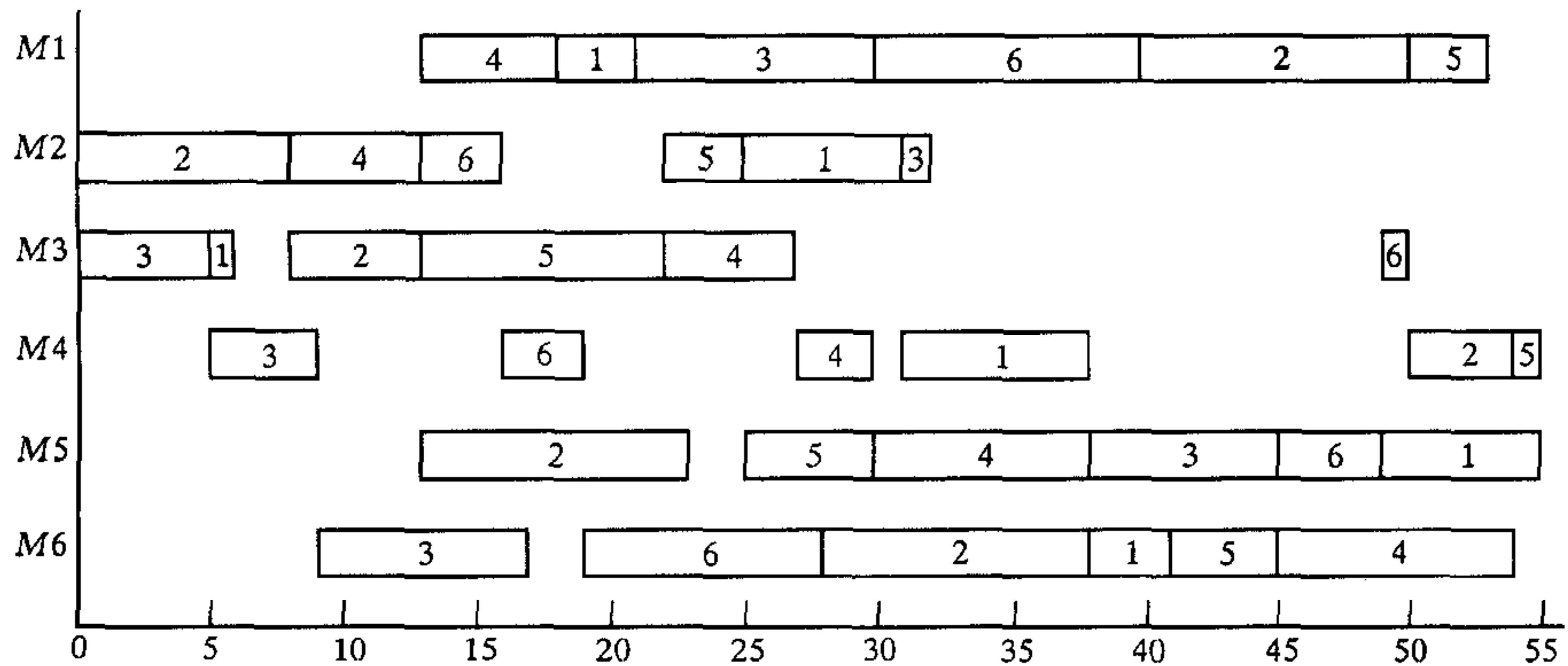


图5 6×6标准调度问题的最优解

表2 单机提前/拖期生产调度

加工排序号	加工时间	完工时间约束	提前惩罚权 $r_i$	拖期惩罚权 $W_i$	实际开工时间
1	13	16	3	5	3
2	12	31	5	4	16
3	11	93	1	3	28
4	6	43	5	1	39
5	10	55	3	2	45
6	8	62	3	3	55
7	12	77	5	3	64
8	11	87	3	2	76
9	14	100	4	5	87
10	9	110	5	1	101
11	9	121	2	3	112
12	10	132	4	3	122
13	8	137	3	3	132
14	5	150	2	5	140
15	12	126	5	2	145

## 6 结论

本文提出一种基于神经网络的生产调度新方法,理论分析和实践表明它可以得到最优或高质量的近似最优调度解,具有实用意义.为进一步改进该方法的性能,将遗传算法和基于神经网络的调度方法相结合是极为有意义研究的方向.

## 参 考 文 献

- 1 Maccrathy B L, Liu J Y. Addressing the gap in scheduling research; a review of optimization and heuristic methods in production scheduling. *International Journal of Production Research*, 1993, **31**: 59—79
- 2 Montzaeri M. Analysis of scheduling rules for an FMS. *International Journal of Production Research*, 1990, **28**: 785—802
- 3 Dubois D, Fargier H, Prade H. Fuzzy constraints in job-shop scheduling. *Journal of Intelligent Manufacturing*,

- 1995,6:215—234
- 4 Shaw M J, Park S, Raman N. Intelligent scheduling with machine learning capabilities; the induction of scheduling knowledge. *IIE Trans.*, 1992, 24:156—168
  - 5 Foo Y P S, Takefuji Y. Integer linear programming neural network for job-shop scheduling. In: Proc. of the 1988 International IEEE Conference on Neural Networks. San Diego, California; IEEE San Diego Section and IEEE TAP Neural Network Committee, 1988. 314—348
  - 6 Wang L. Intelligent scheduling of FMSs with inductive learning capability using neural networks. *The International Journal of Flexible Manufacturing Systems*. 1995, 7:147—175
  - 7 Willems T M, Rooda J E. Neural networks for job-shop scheduling. *Control Engineering Practices*, 1994, 2:31—39
  - 8 Muth, Thompson G L. *Industrial Scheduling*. New Jersey, Englewood Cliffs; Prentice Hall, 1963
  - 9 Hsiao-Lan Fang, Peter Ross, Dave Corne. A promising genetic algorithm approach to job shop scheduling, rescheduling, and open-shop scheduling problems. In: Proc. of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms. San Mateo, CA; Morgan Kaufmann, 1993. 379—382
  - 10 Lee C Y, J Choi Y. A genetic algorithm for job sequencing problems with distinct due dates and general early-tardy penalty weights. *Computer Ops. Res.*, 1995, 22:857—869
  - 11 于海斌. 智能生产调度方法及应用研究[博士学位论文]. 沈阳: 东北大学, 1997

**于海斌** 1964年生, 1987年、1997年东北大学自动控制系分别获硕士、博士学位. 现为中国科学院沈阳自动化研究所研究员, 机电控制及自动化专业博士生导师. 感兴趣的研究领域为智能生产调度、分布式控制系统、离散事件动态系统等.

**薛劲松** 1938年生, 1964年清华大学自动化系毕业, 1968年中国科学院自适应控制专业研究生毕业. 现为中国科学院沈阳自动化研究所研究员, 机电控制及自动化专业博士生导师. 感兴趣的研究领域为 CIMS 总体设计方法、CIMS 系统分析和优化技术等.