

成组生产单元作业计划中的 计算机模拟

韩 帆

(中南工业大学计算中心, 410083)

龚哲君

(深圳大学管理系, 518060)

摘 要 在多品种中小批量生产中,零件的成组分类是成组技术的重要内容。利用 BP 网络建立零件分类器,讨论了 ARTI 模型在零件成组中的应用。

关键词 人工神经网络;成组技术

中图分类号 TB39

0 引言

在多品种中小批量制造系统中,成组技术可以相当大地提高生产的效率,其实质在于识别和利用各种零件以及它们制造工艺的同一性。构成零件族的方法,主要有三种:视检法,分类编码系统和生产流程分析法^[1]。视检法依靠人工检测,简便实用,但可靠性不高;零件编码分类法利用计算机进行辅助成组分类,其缺陷是建立编码系统比较复杂,编码机制不灵活;生产流程分析法是在分析零件生产流程的基础上,利用多种零件成组聚类方法。但这些算法有一个共同缺陷,即没有学习能力,当出现新的零件时,必须运用该算法对工件重新加以分类。

人工神经网络能够实现并行计算,能够对零件进行成组分类。分类因素除加工工件和机床外,还包括工件加工顺序、工件批量以及多种加工方案。自适应共振理论中的 ARTI 神经网络模型其分类过程与学习过程同时进行,可以快速地完成零件的成组分类。本文利用 BP 网络构成零件组成分类器,可以将新设计的零件分配到已知的零件族中去,其成组准则可以是任意的。利用 ARTI 模型形成零件族,并从工件流程分析可得到机床成组制造单元。

1 BP 算法

- BP 神经网络有如下特点:①它是一包含有隐层的多层网络,其结构如图 1 所示;
②神经元作用函数是连续可微的 Sigmoid 函数;
$$f(x) = 1/(1 + e^{-x})$$

③采用 BP 算法训练权值。

BP 学习算法可描述如下:

- 1) 权值和阈值初始化:随机地给全部权值和神经元的阈值赋以初始值;

收稿日期:1997-04-14

第一作者:女 1962 年生 硕士 工程师

- 2) 给定输入 x 和目标输出 y ;
- 3) 计算实际输出 y :

$$y_j = f(\sum_{i=0}^m W_{ij} X_i + \theta) \quad j = 1, 2, \dots, m$$

4) 修正权值:从输出层开始,将误差信号沿连接通路反向传输方向传播,通过修正各权值,使误差最小:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta \delta_j y_j$$

其中 η 为增益项, δ_j 为 j 节点 p 模式的误差项,这里误差项定义为:

$$E_j = \frac{1}{2} \sum_j (y_i - y_j)^2$$

且有

- 若 j 为输出节点,则: $\delta_j = y_j(1 - y)(y_i - y_j)$
- 若 j 为隐节点,则: $\delta_j = y_j(1 - y_j) \sum_K \delta_k W_{jk}$
- 如果加入动量项,此时有:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta \delta_j y_j + \alpha (W_{ij}(t) - W_{ij}(t-1))$$

其中 $0 < \alpha < 1$ 为动量因子;

- 5) 达到误差精度或循环次数要求,则输出结果,否则回到 2)。
- 实际上,BP 算法是一种梯度算法,即:

$$W(t+1) = W(t) + \eta \frac{\partial E}{\partial W} \quad w = w(t)$$

由于隐节点的引入,用三层网络可以以任意精度逼近任何连续函数。

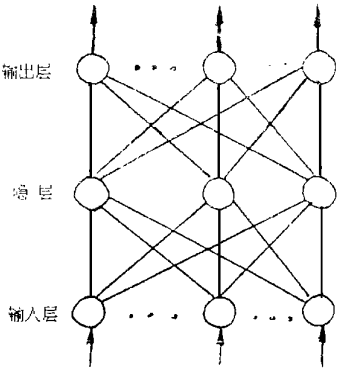


图 1 BP 神经网络

2 ARTI 模型算法

图 2 给出了 ARTI 模型的拓扑结构,详细的算法给出如下:

step 1:网络系统的初始化:

- a) 输入样本编号 $k = 1$;
- b) 设定警戒水平 $r_0, 0 \leq r_0 \leq 1$,警戒水平值决定了样本匹配距离;
- c) 从上到下权重 $t_{ij}(k) = 1$;
- d) 从下至上连结权重 $b_{ij}(k) = 1/(t+n)$,其中 $1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m, n$ 为输入节点数目,也即输入样本模式特性数目; m 为输出节点数目,也即网络所能区分的样本模式最大组数。

step 2:输入一个样本模式 $a^k = \{a_1^k, \dots, a_i^k, \dots, a_n^k\}$,其中 $a_i^k \in \{0, 1\}, 1 \leq i \leq n$ 。如果输入模式 k 具有特征 i ,则 $a_i^k = 1$,否则 $a_i^k = 0$ 。

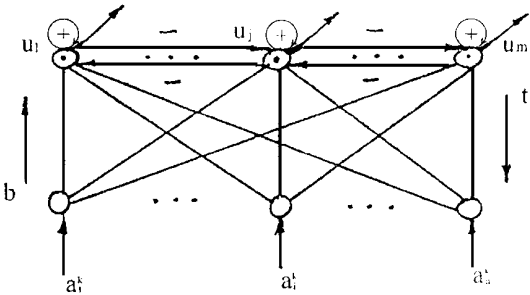


图 2 ARTI 模型拓扑结构

step 3:计算匹配程度:

$$u_j = \sum_{i=1}^n a_i^k \qquad 1 \leq j \leq m$$

u_j 为输出层的第 j 个节点,如果第 j 输出节点未进行警戒水平比较,则置:

$$Flag[j] = 0 \qquad 1 \leq j \leq m$$

step 4:警戒水平测试:

$$\| a^k \| = \sum_{i=1}^n a_i^k$$

$\| T_j \cdot a^k \| / \| a^k \| > r_o$, 则转 step 7;

若 $\| T_j \cdot a^k \| / \| a^k \| \leq r_o$, 则转 step 6;

这一步主要检验输入样本模式与最佳匹配组的接近程度是否足够接近,如果足够接近转 step 7, 否则转 step 6。

step 6:去掉最佳匹配 j^* , 即暂时地置 $Flag[j^*] = 1$, 这样做是不让 j^* 参与进一步的匹配测试过程, 转 step 3。

step 7:更新最佳匹配 j^* 的连接权值。将输入模式溶入最佳匹配组 j^* , 通过下式修改连接权值得以实现, 即:

$$t_{ij}(k+1) = t_{ij}(k) a_i^k$$
$$b_{ij}(k+1) = t_{ij}(k) a_i^k / [0.5 + \sum_{i=1}^n t_{ij}(k) a_i^k]$$

step 8:若还需要分类的样本, 则恢复 $Flag[j] = 0 (1 \leq j \leq m)$, 令 $k = k + 1$, 转 step 2, 否则结束学习过程。

3 BP 网络零件分类研究

在文献[2]中,Carrie 将图 3 中工件和机床经聚类分析后, 所得结果见图 4, 其中列数指工件, 行指机床, 工件若在某机床上加工, 测相应所在行列交叉点置为 1。

由图 4 知, 该 35 类工件可分为 4 组, 因此 BP 网络构造为一 3 层网络, 输入节点为 20 个, 代表加工机床, 输出节点为 4 个, 代表零件组, 中间层节点为 9 个, 零件加工流程为输入样本, 且为二进制输入, 该网络的输出也规定为二进制。从图 4 中抽取 41 个样本训练该网络, 所得 BP 网络权值见表 1、表 2, 所得隐层节点阈值分别为: $o1 = -2.75, o2 = 1.32, o3 = -2.83, o4 = -2.97, o5 = -3.08, o6 = -1.85, o7 = -2.99, o8 = -1.67, o9 = -1.88$ 。另外, 所得输出层节点阈值分别为: $c1 = 0.27, c2 = 0.04, c3 = -1.74, c4 = -0.83$ 。

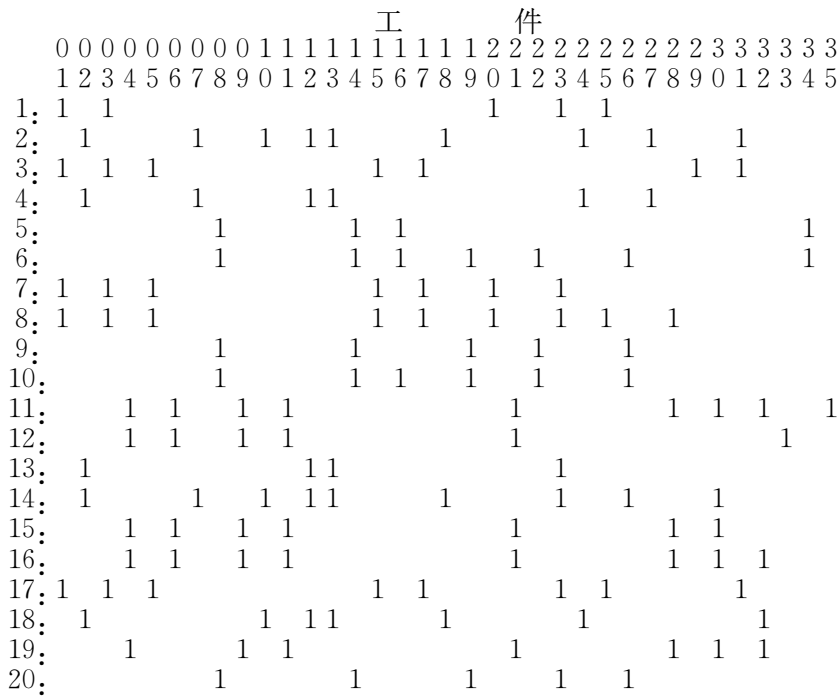


图 3 工件加工流程

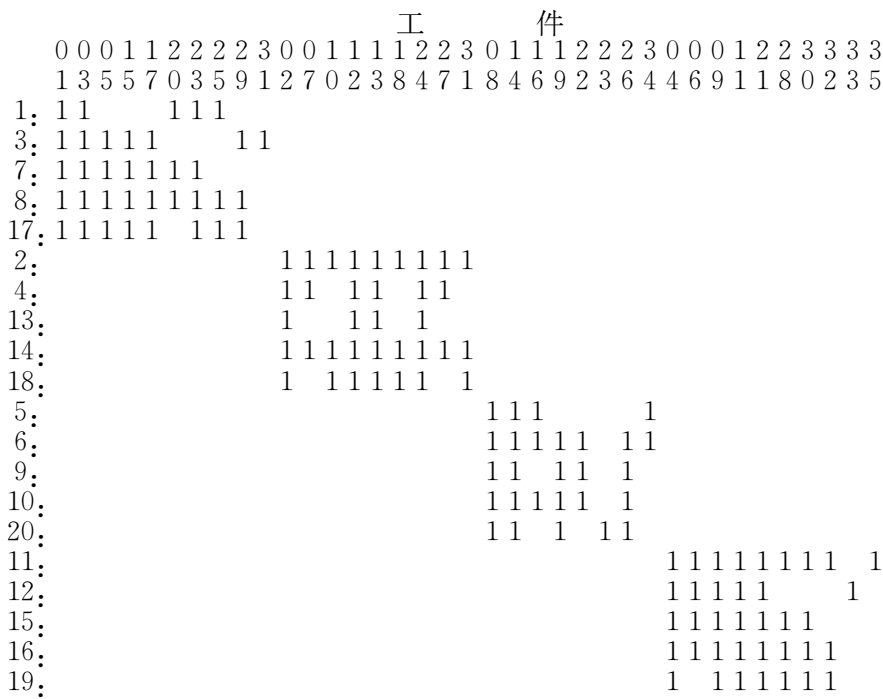


图 4 聚类结果

表 1 BP 网络连接权值

中间节点 输入节点	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	0.06	-2.38	6.37	-1.01	-0.62	-2.78	-1.27	-1.96	-2.65
2	-0.41	4.24	-1.58	-0.43	-1.01	-2.93	-0.53	-2.63	-2.21
3	-0.20	-1.92	6.46	-0.91	-0.73	-2.92	-1.16	-1.98	-2.65
4	-0.46	4.36	-1.83	-0.47	-0.76	-2.37	-0.29	-2.44	-1.91
5	-0.47	-2.79	-2.29	-0.15	-0.63	-1.88	-0.59	4.69	-1.50
6	-0.58	-3.25	-2.91	-0.39	-0.84	-3.22	-0.64	4.70	-1.74
7	-0.32	-2.11	6.40	-0.91	-0.75	-2.72	-0.95	-1.89	-2.46
8	-0.59	-3.30	6.21	-0.72	-0.75	-2.37	-1.27	-1.90	-2.48
9	-0.52	-1.75	-2.72	0.15	-0.34	-2.13	-0.19	4.77	-1.28
10	-0.51	-3.45	-2.45	-0.48	-0.88	-3.08	-0.20	4.72	-1.70
11	-0.82	-2.01	-4.35	-0.32	0.36	4.76	-0.33	-1.68	4.55
12	-0.39	-2.16	-3.83	-0.37	1.12	4.20	0.61	-1.61	4.20
13	0.15	4.33	-1.97	-0.49	-0.77	-1.84	-1.10	-2.11	-1.46
14	-0.19	4.34	-2.22	-0.60	-0.91	-1.83	-0.78	-2.51	-1.57
15	-0.50	-2.57	-2.94	0.16	-0.55	4.82	-0.28	-1.74	4.67
16	-0.18	-2.47	-1.70	-0.27	-0.82	4.83	-0.21	-1.70	4.75
17	-0.22	-2.46	6.21	-1.10	-0.39	-2.14	-1.18	-1.75	-2.13
18	-0.21	4.41	-2.37	-0.36	-0.78	-1.79	-0.33	-2.21	-1.29
19	-0.43	-2.96	-1.29	-0.35	-1.01	4.81	-0.70	-1.64	4.89
20	-0.76	-2.05	-1.56	-0.44	-0.95	-2.48	-0.49	4.68	-2.45

表 2 BP 网络连接权值

中间节点 输入节点	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	0.35	-2.43	2.05	-0.97	-0.06	-0.88	-1.22	-2.33	-1.55
2	0.18	2.31	-2.21	-0.48	-1.06	-1.46	0.06	-2.26	-0.76
3	-0.52	-0.47	-0.48	0.29	-0.60	-0.03	0.15	4.07	-0.49
4	-0.42	-1.43	-1.36	0.01	1.08	1.48	0.47	-1.43	1.67

BP 网络输出节点输出特性见图 5,图中实线为 BP 网络逼近值,虚线为网络输出值。从图 3 可以得知,BP 网络能够准确地将新零件分配到已知的零件族中去。

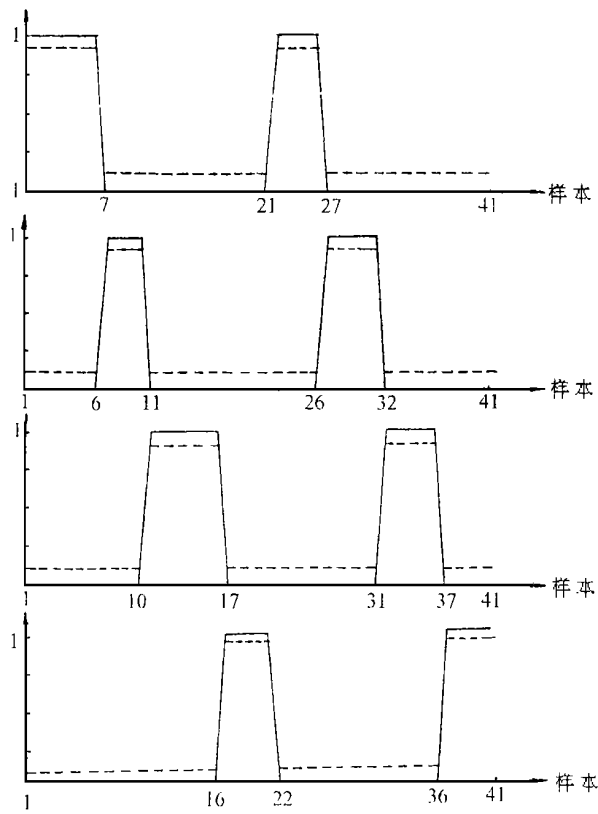


图 5 网络输出特性曲线

4 利用 ARTI 模型对零件进行成组分类

设零件加工工艺流程见图 6, 在图 6 中, 零件编号为 1 至 12, 加工机床编号为 A 至 L。在本实验中, 零件分类特征为在机床上的加工工艺流程, 将 ARTI 模型输入节点取值为 12, 输出节点分别取值为 2, 3 和 4, 警戒水平 ρ 分别取值为 0.7、0.8 和 0.9, 所得网络从下至上的节点间连接权值如表 3、表 4 及表 5 所示。

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
A	1		1		1			1				
B	1		1					1				
C	1		1		1			1				
D				1					1	1	1	
E	1		1		1							
F				1						1	1	
G		1					1	1				
H						1	1		1			
I				1						1	1	
J			1					1			1	
K		1				1			1			
L		1				1				1		

图 6 零件加工流程

	3	1	5	8	12	9	11	4	6	2	7
A	1	1	1	1							
C	1	1	1	1							
E	1	1	1								
B	1	1		1							
J					1	1					
D					1	1	1	1			
F					1	1	1	1			
I					1	1	1	1			
G									1	1	1
K									1	1	
L									1	1	
H									1		1

图 7 分组结果

图 6 中所示 12 类零件经 ARTI 模型分类后均为 3 类, 即 (3, 1, 5, 8), (12, 9, 11, 4) 以及

(6, 2, 7, 10) , 见图 6, 这个结果与利用流程分析法所得结果完全一致。另外, 在本实验中, 零件分类结果与 ρ 的取值没有关系, 而且只要输出节点数目大于 1, 都将这 12 类零件分为 3 组, 这说明上述分组是完全合适的。同时, 利用 ARTI 模型可以实现机床的成组分类, 所得结果为(A, C, E, B) , (J, D, F, I) 以及(G, K, L, H) 三组, 见图 7。

表 3 ARTI 网络权值(输出节点为 4)

中间节点 输入节点	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	0.286	0.286	0.286	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.286	0.0	0.0	0.286	0.286
3	0.0	0.0	0.0	0.222	0.0	0.222	0.0	0.0	0.222	0.222	0.0	0.0
4	0.083	0.083	0.083	0.083	0.083	0.083	0.083	0.083	0.083	0.083	0.083	0.083

表 4 ARTI 网络权值(输出节点为 3)

中间节点 输入节点	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	0.286	0.286	0.286	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.286	0.0	0.0	0.286	0.286
3	0.0	0.0	0.0	0.222	0.0	0.222	0.0	0.0	0.222	0.222	0.0	0.0

表 5 ARTI 网络权值(输出节点为 2)

输入节点 输出节点	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	0.0	0.0	0.0	0.222	0.0	0.222	0.0	0.0	0.222	0.222	0.0	0.0
2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.286	0.0	0.0	0.286	0.286

参 考 文 献

1 Inyong Ham , et al·Group Technology Application to Production Management·Kluwer·Nijhoff Publishing House·1985.

2 Carrie A·S·Numerical taxonomy applied to group technology and plant layout·International Journal of Production Research·Vol·11·399·1973.

A Computer Emulation in Operational Planning
of Component Grouping Cell

Han Fan Gong Zhejun

(Central South University of Technology) (ShenZhen University)

Abstract This paper presents a computer emulation in operational planning of component grouping BP neural network and ARTI model are used to group parts, and to form manufacturing cell·The satisfactory experiments are shown·

Keywords artificial neural network ;grouping technology