

基于神经网络专家系统的工艺推理研究 ——以轴类零件为例

付晓东¹, 殷浚喆², 毛清华¹, 窦子学³

(1 燕山大学经济管理学院, 秦皇岛 066004; 2 北京航空航天大学, 北京 100089;

3 迁安市九江线材有限责任公司, 唐山 064400)

摘要: 目前, 传统专家系统工艺推理时存在零件信息提取不完整、知识获取困难和推理能力弱的问题, 采用基于神经网络和规则的混合推理机制替代传统专家系统可以有效解决上述问题。首先, 运用特征技术提取零件信息, 将零件信息转换为特征矩阵, 作为神经网络专家系统的输入; 然后, 根据特征矩阵搜索推理策略, 基于轴类零件特征将神经网络分为精度、形状和热处理三类子网络, 采用动量-自适应学习率 BP 算法训练网络; 最后设计与实现了混合系统工艺推理过程。

关键词: 工艺推理; 专家系统; 神经网络; 特征矩阵

中图分类号: TP391.7 文献标志码: A 文章编号: 1671-3133(2017)09-0089-08

DOI: 10.16731/j.cnki.1671-3133.2017.09.016

Research on reasoning process based on neural network expert system ——the case of shaft parts

Fu Xiaodong¹, Yin Junzhe², Mao Qinghua¹, Dou Zixue³

(1 School of Economic and Management, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, Hebei, China;

2 Beihang University, Beijing 100089, China;

3 Qian'an Jiujiang Wire Co. Ltd., Tangshan 064400, Hebei, China)

Abstract: At present, the traditional expert system technology have problems in reasoning process aspect: incomplete part information extraction, knowledge acquisition and reasoning ability weakly. Use hybrid reasoning mechanism based on neural network and rule instead of traditional expert system can solve the problems. First, use feature technology to extract part information, converting it to characteristic matrix as input of neural network expert system. Then, according to the characteristic matrix search reasoning strategy and classify the network as accuracy, shape and heat treatment three types based on shaft parts characters, using the momentum vector-adaptive BP algorithm training network. Finally, elaborate the design and implementation of the hybrid system technology reasoning.

Key words: reasoning process; expert system; neural network; feature matrix

0 引言

自 20 世纪 60 年代末 CAPP 系统诞生以来, 一直受到国内外学者的重视, 先后提出派生式、创成式、交互式等 CAPP 系统^[1], 而零件信息提取和工艺推理方法一直是研究的重点和难点。零件信息提取作为专家系统推理的前提和基础, 至今仍然存在零件信息提取不完整的问题; 工艺推理方法早期采取决策树、决策表的方式, 之后引入人工智能技术, 其中应用最多的就是专家系统, 先后产生了基于框架和基于对象两

种推理方法, 增强了系统的智能化水平, 但同时也存在知识获取困难、推理能力弱、冲突消解、组合爆炸等问题^[2], 大大限制了专家系统的发展, 已经不能满足企业的需要。

随着神经网络技术的发展, 其在推理方面的优势逐渐被人们发现, 它将工艺知识以网络权值方式储存在神经元节点中^[3], 解决了人工获取知识的困难; 并且神经网络的并行数据处理方式和自学习、自适应能力, 极大提高了推理效率, 避免了冲突消解、组合爆炸等问题。但神经网络本身也存在“黑箱”问题, 推理过

程不透明 结果难以解释^[4]。所以将两种智能技术结合起来 构建神经网络专家系统,可以发挥各自优点,弥补彼此不足,是解决工艺推理问题的一个值得研究的方向。

本文从零件信息提取出发,结合特征技术,以特征矩阵方式将零件信息作为系统输入,进行基于规则和权值的工艺推理。

1 零件信息提取

零件信息提取技术一直是 CAPP 系统发展的瓶颈,先后出现的几何、线框、表面、实体及 GT 代码等零件信息表示方法^[5],都局限于零件信息的完整表述。目前,特征技术已经成为新一代造型系统^[6],其将编码技术与特征建模技术相结合,构造特征矩阵,可以全面表达零件的形状和工艺信息,有效解决了零件信息提取不全面的难题。根据轴类零件的信息,将其特征分为几何特征、精度特征、材料特征和管理特征,零件信息模型如图 1 所示。

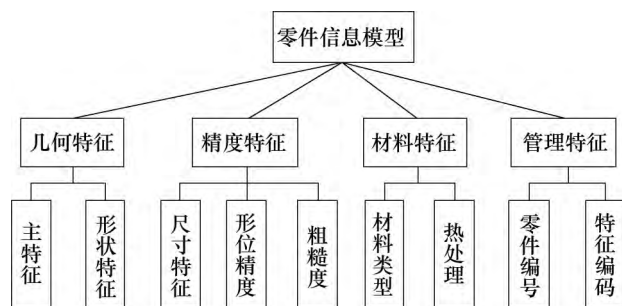


图 1 零件信息模型

单纯的某一组特征并不能表达全面的零件信息,因此将零件特征划分为特征元,构造特征元函数,最终形成特征矩阵。特征元是从左至右、由具有特征形状要素的零件构成的,比如键槽、螺纹及花键等。特征矩阵如式(1):

$$F = (f_1 \ f_2 \ \cdots \ f_i \ \cdots \ f_n) \quad (1)$$

式中: F 为特征函数集合; f_i 为第 i 个特征; n 为特征元个数。

特征函数是由若干特征元实体组成的,每一个特征元实体都包含零件的基本信息,零件信息可以用属性集合表示为式(2):

$$f_i = (f_ID \ f_T \ f_S \ f_IT \ f_Ra \ f_M \ f_C \ f_D \ f_L) \quad (2)$$

式中: f_ID 为特征元编号,每个特征元由一个唯一编号识别; f_T 为零件主要特征,如外圆、内孔等; f_S 为零件的特征形状,如键槽、环槽、螺纹及花键等,没有则表示只加工外圆或内孔,零件这一部分不包含其他特征形状; f_IT 为精度特征; f_Ra 为表面粗糙度; f_M 为零件材料,轴类零件主要材料为钢、铸铁及合金等; f_C 为材料热处理特征,如正火/退火、调质、淬火及回火等; f_D 为特征元直径; f_L 为特征元长度。

零件各个主要特征之间是邻接关系,主特征划分主要依据零件的特征加工信息,从左至右依次为 01, 02, ..., 主特征与属性集合之间是从属关系,将属性集合中的特征属性编码赋值,即构成特征矩阵,根据零件特征,结合标准编码体系,制定编码规则,轴类零件特征编码规则如表 1 所示。

表 1 轴类零件特征编码规则

特征编号	主特征	形状特征	精度特征	粗糙度/ μm	毛坯类型	材料特征	热处理	直径/mm	长度/mm
0	外圆	无	< IT5	< 0.1	圆棒料	碳素钢	无	≤ 10	≤ 15
1	锥面	键槽	IT5 ~ IT6	0.1 ~ 0.2	锻件	合金钢	正火 + 退火	10 ~ 25	15 ~ 30
2	圆柱孔	环槽	IT6 ~ IT7	0.2 ~ 0.4	铸件	铸钢	调质	25 ~ 50	30 ~ 60
3	锥孔	花键	IT7 ~ IT8	0.4 ~ 0.8	型材	灰铸铁	表面淬火 + 回火	50 ~ 80	60 ~ 100
4	方孔	螺纹	IT8 ~ IT10	0.8 ~ 1.6	焊接件	球墨铸铁	淬火 + 低温回火(56 ~ 64HRC)	80 ~ 120	100 ~ 140
5	菱形孔	倒角	IT11 ~ IT12	1.6 ~ 3.2	冲压件	铜合金	淬火 + 中温回火(35 ~ 45HRC)	120 ~ 180	140 ~ 200
6	三角形孔	退刀槽	> IT12	3.2 ~ 6.3	粉末冶金	铝合金	渗碳	180 ~ 260	200 ~ 300
7		齿形		6.3 ~ 12.5	其他	硬质合金	渗氮	260 ~ 400	300 ~ 450
8		螺孔		12.5 ~ 50		非金属材料	低温时效处理	400 ~ 600	450 ~ 800
9				> 50		复合材料		> 600	> 800

2 神经网络专家系统推理流程

本系统推理流程始于零件信息获取,终于零件工艺文件生成。首先,提取零件特征信息,并对零件信息进行特征编码;之后根据编码搜索数据库中已保存

的典型工艺,确认是否已编制过该工艺;如果库中没有该工艺信息,则需要编制零件工艺文件。在编制工艺的过程中,采用混合推理方法,可精确匹配的由专家系统规则推理调用规则知识库得到结果;否则运用已训练成功的人工神经网络知识库进行推理,将零件

特征编码转化为特征矩阵作为网络输入,经过推理决策后将结果输出至解释界面;由工艺人员确认该工艺是否可用,并对其进行修改和优化,提交上级主管审

核,审核通过后生成工艺文件,储存于典型工艺库中供后续轴类零件使用。混合系统的推理流程如图2所示。

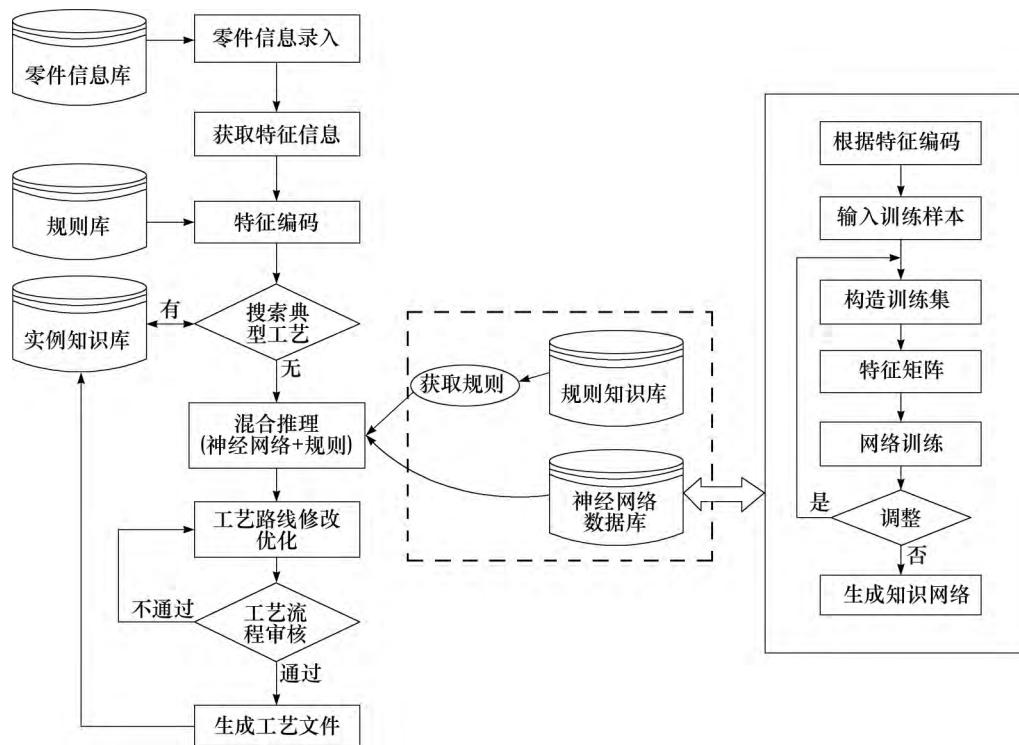


图2 混合系统推理流程

3 神经网络专家系统工艺推理

3.1 专家系统推理策略

本系统采用正向推理策略完成特征编码与规则精确匹配的部分,以提高推理效率,首先将系统生成的特征编码作为已知条件,在知识库中寻找与之匹配的规则^[7]。若匹配成功,则该规则被触发,添加到结果集中;若不成功,则调用下一条规则,直至匹配完毕输出最终结果为止。如果特征信息和工艺规则不能完全匹配则推理失败,然后由神经网络推理输出最终结果。专家推理流程如图3所示。

下面以一个轴类键槽特征为例,说明推理过程。

如果要加工一个外圆,精度等级要求IT7级,粗糙度为 $1.6\mu\text{m}$,长度为40mm,直径为 $\phi 15\text{mm}$,并且外圆上有键槽,加工精度为IT9,粗糙度为 $3.2\mu\text{m}$,零件材料为合金钢。获得零件信息后,计算机生成外圆编码和表达键槽形状的特征编码1003401021和1014501021,输入到推理机制中,首先识别外圆信息,调用外圆知识库:

Rule: IF F-code - 2 is 0

THEN Cir-rule;

然后识别外圆的具体信息(材料特征、精度特征、粗糙度等),按照上述推理过程,逐条匹配知识库中的规则,最终调用的规则是:

Rule1: IF IT7 ~ IT8
AND $0.8 \sim 1.6$
AND 非淬火钢
THEN 粗车-半精车-精车
Rule2: IF IT9 ~ IT10
AND $3.2 \sim 6.4$
THEN 粗铣键槽-半精铣键槽

3.2 神经网络推理

本文采用BP神经网络设计推理部分,但标准BP算法存在一定缺陷,推理效果不理想,故本文采用数字优化算法动量-自适应学习率BP算法进行训练^[8]。带附加动量的权值和阈值调节公式如式(3)和式(4):

$$\Delta w_{ij}(k+1) = (1-mc) \eta \delta_i p_j + mc \Delta w_{ij}(k) \quad (3)$$

$$\Delta b_i(k+1) = (1-mc) \eta \delta_i + mc \Delta b_i(k) \quad (4)$$

式中: Δw_{ij} 为权值修正量; Δb_i 为阈值修正量; k 为训练次数; mc 为动量因子(一般取0.95左右); η 为学习速

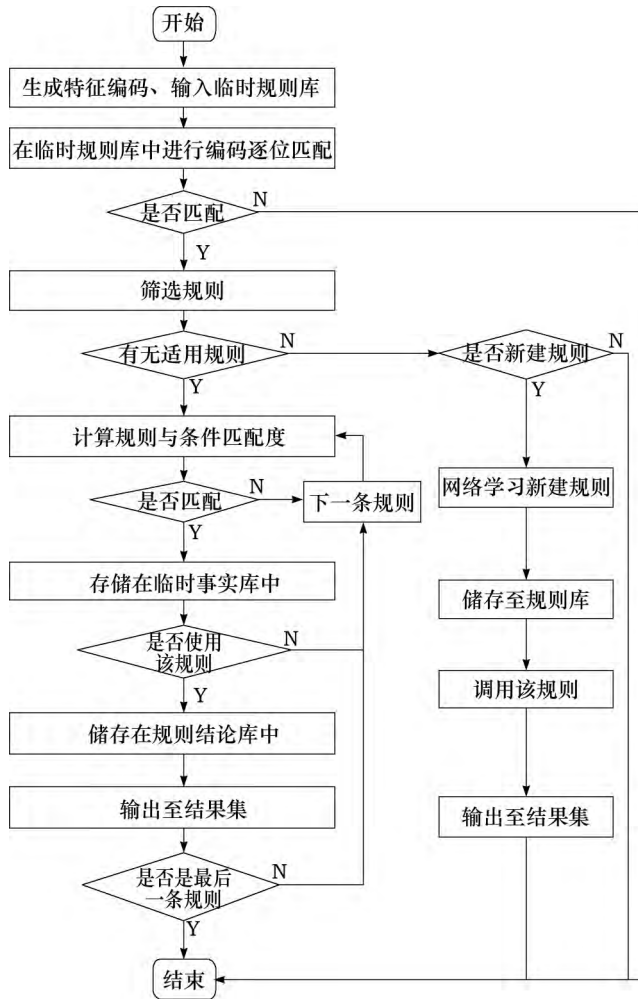


图3 专家推理流程

率; δ_i 为输出节点 i 的计算误差; p_j 为节点输入值。

训练过程中, 附加动量的判断依据如式(5):

$$mc = \begin{cases} 0 & E(k) > 1.04E(k-1) \\ 0.95 & E(k) < E(k-1) \\ mc & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $E(k)$ 为第 k 步误差平方和。

标准 BP 算法中学习速率不变, 容易导致网络收敛缓慢、训练时间过长或系统震荡不稳定, 所以本文采用自适应学习率解决这一问题。自适应学习速率

的调节如式(6):

$$\eta(k+1) = \begin{cases} 1.05\eta(k) & E(k+1) < E(k) \\ 0.7\eta(k) & E(k+1) > 1.04E(k) \\ \eta(k) & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\eta(k)$ 为学习速率。

3.2.1 BP 网络结构设计

为使模型简洁高效, 本文采用三层 BP 网络结构进行设计, 即输入层、隐含层和输出层。通常, 需要构建一个整体网络进行推理, 将零件所有信息作为一个统一输入, 但是容易造成网络冗余, 推理结果不精确, 因此本文按照零件特征, 训练不同特征的神经网络, 实现各个网络同时工作, 以提高效率和准确性。

经过试验验证, 本文将 BP 神经网络分为精度特征类、形状特征类和热处理特征类三种, 分别构建网络结构。

首先确定各层节点数, 根据零件精度等级和粗糙度确定精度特征输入, 根据对应加工工艺确定精度特征输出; 依据同样的原则确定形状特征和热处理特征。最终确定精度特征类网络模型输入节点为 18 个, 输出节点为 19 个; 根据经验公式和训练调整, 确定隐含层节点为 15 个; 形状特征类网络模型输入节点为 9 个, 输出节点为 10 个; 隐含层节点为 7 个; 热处理类网络模型输入节点为 9 个, 输出节点为 9 个; 隐含层节点为 6 个; 传递函数选择“tansig”“logsig”, 训练函数选择“traingdx”。网络输出结果进行二值化处理, 以 0/1 形式输出, 0 表示不需要此工艺, 1 表示需要此工艺。

3.2.2 训练样本选取

为便于 BP 网络推理, 将样本输入设计为 0/1 结构, 0 表示不选择此特征, 1 表示选择此特征。共搜集使用 80 个训练样本进行训练。现选取部分样本进行说明, 输入的结构和样本设计如表 2、表 3、表 4 所示, 表 2 所示为精度特征类样本, 表 3 所示为形状特征类样本, 表 4 所示为热处理特征类样本。

表2 精度特征样本

主特征			精度特征							粗糙度								
外圆	锥面	内孔	< IT5	IT5 ~ IT6	IT6 ~ IT7	IT7 ~ IT8	IT8 ~ IT10	IT11 ~ IT12		< 0.1	0.1 ~ 0.2	0.2 ~ 0.4	0.4 ~ 0.8	0.8 ~ 1.6	1.6 ~ 3.2	3.2 ~ 6.3	6.3 ~ 12.5	12.5 ~ 50
1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0

表3 形状特征矩阵样本

键槽	环槽	花键	外螺纹	内螺纹	倒角	齿形	横向孔	外螺纹
1	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	1	0

表4 热处理特征矩阵样本

正火退火	调质	表面淬火	淬火低温	淬火中温	淬火高温	渗碳	渗氮	低温时效
1	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	1	0	0	1	0	0

3.2.3 BP 网络训练

因为各子网络设计结构类似,现以形状特征类为例,说明其设计和训练过程。

编程设置内容如下:

```
net = newff( minmax( P ), [10 7] , {'tansig' ,
    'logsig' } , 'traingdx' , 'learnqdm' , 'mse' );
net.performFcn = 'sse';
net.trainParam.goal = 0.0001;
net.trainParam.show = 25;
net.trainParam.epochs = 2000;
net.trainParam.mc = 0.95;
[net,tr] = train( net , P , T );
Y = sim( net , P );
```

形状网络训练误差曲线如图4所示,从图4中可以看出,经过481次训练,形状特征类网络达到目标误差,证明该BP网络训练成功。

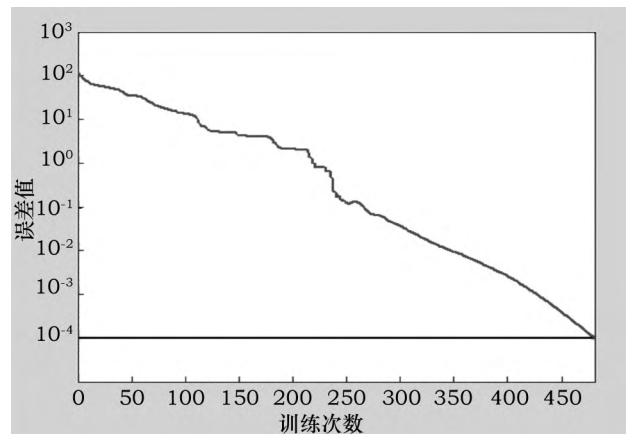


图4 形状网络训练误差曲线

网络训练后,将推理过程储存于各层权值和阈值上,形状特征网络训练后得到的输入层到隐含层权值矩阵 $w_{1(7 \times 9)}$ 为:

$$\begin{bmatrix} -2.272\ 50 & 2.648\ 40 & 4.489\ 30 & 0.845\ 09 & -0.010\ 902 & 0.675\ 050 & -0.775\ 87 & -0.134\ 380 & -0.536\ 76 \\ -1.723\ 30 & -1.022\ 10 & 1.319\ 80 & -0.600\ 37 & -4.188\ 100 & 0.431\ 430 & -0.215\ 45 & 0.537\ 660 & -1.662\ 90 \\ -1.322\ 60 & -3.306\ 20 & 1.208\ 30 & -0.217\ 10 & 1.502\ 400 & -0.020\ 685 & 2.183\ 10 & -2.399\ 600 & 1.044\ 50 \\ 1.447\ 80 & 0.829\ 66 & -0.099\ 66 & 0.168\ 82 & -1.119\ 600 & -1.001\ 000 & 0.512\ 36 & -0.007\ 653 & 4.823\ 80 \\ 2.802\ 10 & -0.290\ 55 & 0.775\ 35 & 1.782\ 90 & 0.060\ 251 & 3.930\ 300 & -0.850\ 88 & -0.468\ 070 & 0.591\ 19 \\ -0.734\ 89 & -1.765\ 10 & 0.188\ 91 & 5.444\ 90 & -1.633\ 200 & -0.604\ 680 & -0.849\ 36 & -0.932\ 790 & -1.387\ 80 \\ -0.873\ 10 & -3.151\ 00 & 3.106\ 60 & -1.022\ 40 & 3.719\ 100 & -0.539\ 110 & -4.260\ 90 & 1.566\ 600 & 0.335\ 12 \end{bmatrix}$$

隐含层到输出层权值矩阵 $w_{2(10 \times 7)}$ 为:

-9.127 100	-3.334 50	-6.557 60	4.112 30	6.240 40	2.699 00	-2.061 300
3.525 800	-1.171 80	3.247 60	-1.661 20	10.873 00	0.231 61	-4.612 700
8.130 500	1.622 60	-0.139 66	2.317 00	-0.117 18	0.799 87	6.698 300
5.317 800	-3.292 90	-7.575 90	4.639 40	-0.402 58	0.141 02	-3.281 800
-0.063 548	1.281 00	-0.225 11	1.653 30	0.105 85	7.539 60	-1.094 800
-0.663 270	-1.180 40	0.246 00	7.455 10	-1.013 30	-0.105 39	0.094 093
-1.788 100	-0.462 87	0.125 68	7.060 30	-0.906 32	0.480 03	1.240 600
-1.133 400	-7.468 80	0.198 97	-1.705 30	1.438 90	1.947 20	4.918 300
-1.767 000	-1.500 50	6.398 70	0.402 54	-0.539 11	-1.724 00	-8.256 400
-2.228 400	1.875 50	-5.660 00	-0.104 17	-3.927 70	1.900 40	4.559 700

输入层到隐含层阈值 θ_{11} 为:

$[-0.842\ 65\ 2.002\ 6\ 0.720\ 45\ -2.144\ 5\ -2.711\ 2\ -1.563\ 6\ 0.786\ 35]$

隐含层到输出层阈值 θ_{21} 为:

$[-1.395\ 2\ -2.569\ 7\ -6.775\ 2\ -1.366\ 1\ -0.579\ 25\ -2.434\ 7\ -3.420\ 1\ -4.820\ 5\ -9.440\ 4\ -9.369\ 5]$

4 神经网络专家系统设计实现

本文以 Visual Studio. Net2008 作为系统开发工具,SQL Server 2000 作为数据库支撑平台,以 VB 及数据库相关语言作为开发语言,进行零件信息提取和工艺推理模块设计。

4.1 轴类零件信息提取

该模块的主要任务是对加工轴类零件信息进

行分析,划分特征元及确定每一特征元的零件属性,根据编码规则,生成特征矩阵。轴类零件信息提取模块的界面如图 5 所示。设计人员通过“查询”零件编号,首先得到零件名称、图号和零件图等基本信息;然后对零件划分特征元,选择每一特征元的特征属性,包括形状、精度、粗糙度等,最后系统会自动生成各个特征元的特征编码,零件信息的完整表述以一个特征矩阵的形式呈现。

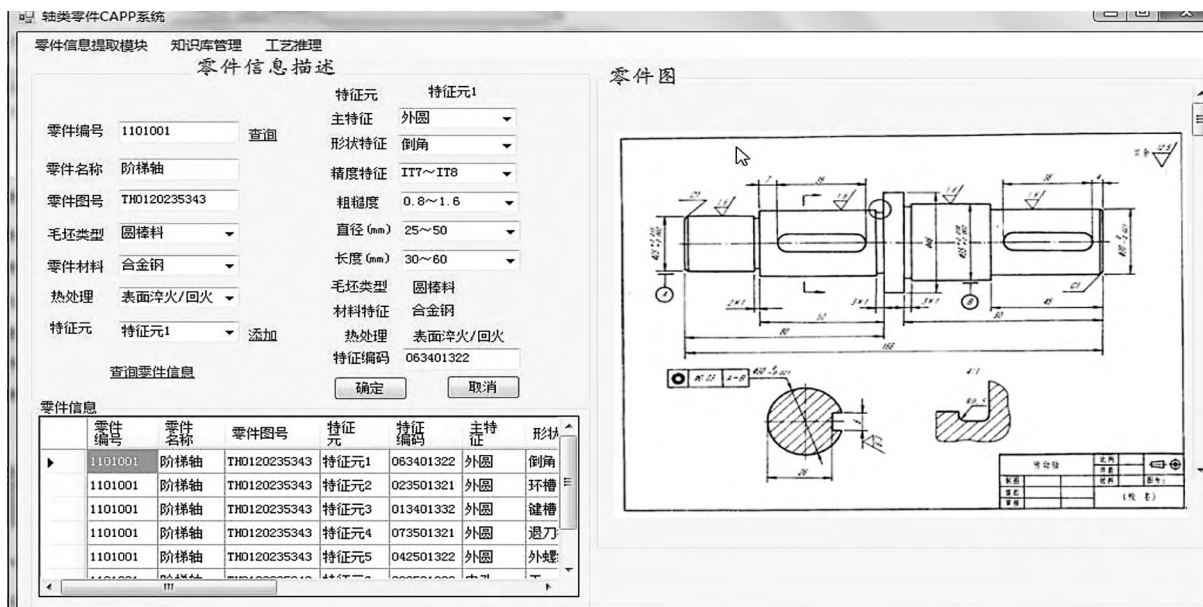


图 5 轴类零件信息提取模块界面

4.2 工艺推理实现

工艺推理包括专家系统推理和神经网络推理,具

体实现过程如下。

1) 输入需要加工的零件后,系统根据零件编号自

动调用特征矩阵,识别特征编码。

2) 根据特征编码调用规则库,确定是否有适用规则,若有则由图6所示的专家系统推理得到工艺结果;否则由图7所示的BP神经网络推理,将特征编码转化为神经网络输入,选择合适的网络,推理得到结果。

3) 系统将推理工艺输出到解释界面,获得工艺加工方案。神经网络使用前需要进行训练,为方便工艺人员的使用,设计了人机交互的训练界面,如图8所示,在此可以设计神经网络结构,设置神经元节点数和各参数,并完成网络训练过程,保存供推理使用。



图6 专家系统推理界面

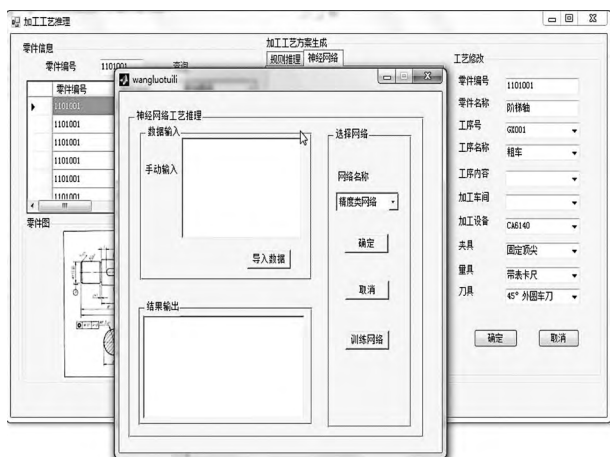


图7 BP神经网络推理

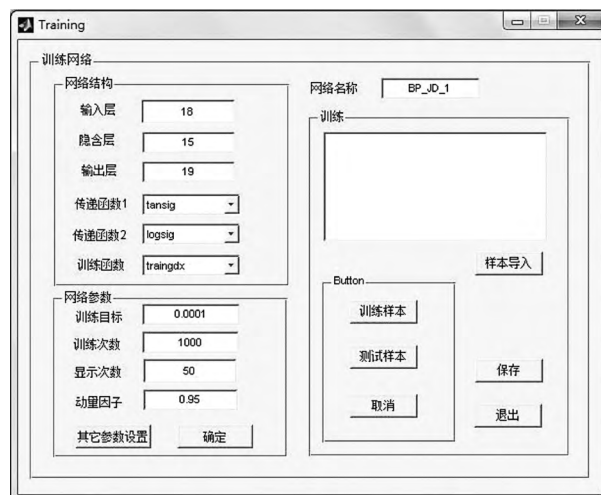


图8 人机交互训练界面

5 结语

本文针对零件信息提取问题,提出了特征技术与编码技术相结合编制特征编码的解决方法。工艺推理采用BP神经网络和专家系统相结合的方式,构建3个子网络,充分利用各自特点,避免了知识获取困难,提高了推理能力。但CAPP系统还有许多需要研究的方面,将多种智能技术相结合是今后推动CAPP系统

发展的关键。

参考文献:

- [1] 王玫,王卓,王杰. 回转类零件的人工神经网络工序选择方法研究[J]. 电子科技大学学报, 2010, 39(3): 470-474.
- [2] YUE Y, LIAN D, KEMAL A. Study of neural network techniques for computer integrated manufacturing [J]. Engineering Computations, 2002(19): 136-157.

(下转第132页)

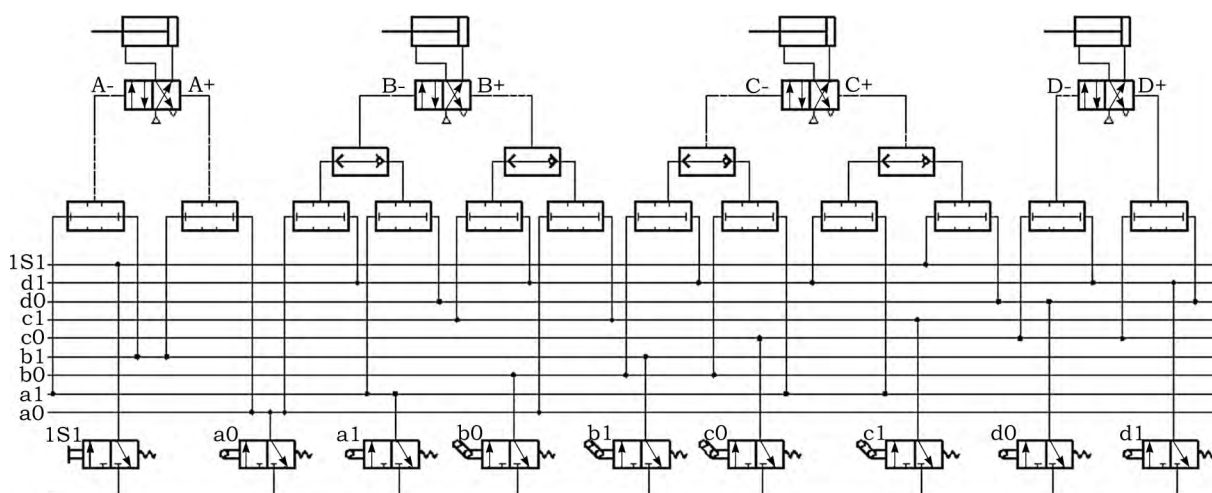


图 5 机械手气控顺序回路

4 结语

按图 5 所示的回路连接气动元件实物进行实验, 实验表明: 机械手能按照预先设定的程序进行工作。这说明, 利用单向滚轮杠杆阀将复现信号由长信号变成短信号, 然后再将不同步序线上的复现信号与各步序线上处于发信状态的其他控制信号相“与”, 组合出不同的新信号来消除复现信号干扰, 采用双压阀相“与”来消除覆盖信号干扰的方法是可行的。

参考文献:

- [1] 廖传林, 李维扬, 袁小会. 液压与气动技术[M]. 北京: 化学工业出版社, 2011.
- [2] 胡伟, 董海军, 黄桂芸. 纯气动系统中的多执行元件顺序动作功能设计[J]. 液压与气动, 2014(6): 111-113.

- [3] 林少玲, 苏春锦. 多缸全气动步进顺序动作回路设计方法[J]. 长春大学学报, 2014(4): 448-450.
- [4] 马晓明. 基于 X-D 线图的多缸多往复气动回路设计[J]. 制造技术与机床, 2011(5): 75-78.
- [5] 韩明军, 郑武, 农振, 等. 气动顺序动作的 3 种不同控制系统对比分析[J]. 企业科技与发展, 2014(9): 31-34.

作者简介: 袁小会, 讲师、工程师, 主要从事液压与气动、机械设计方面的教学与研究。

蔡逸飞, 通讯作者, 高级工程师, 主要从事机电设备的研发、安装与调试。

E-mail: yuanxiaohuicfy@126.com

收稿日期: 2016-09-01

(上接第 95 页)

- [3] XU X, WANG L H, NEWMAN S T. Computer-aided Process Planning-A Critical Review of Recent Developments and Future Trends[J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2011(24): 1-31.
- [4] NEGNEVITSKY MICHAEL. 人工智能-智能系统指南[M]. 北京: 机械工业出版社, 2012: 169-175.
- [5] BABIC B, NESIC N, MILJKOVIC Z. A Review of Automated Feature Recognition with Rule-based Pattern Recognition[J]. Computers in Industry, 2008(59): 321-337.
- [6] 王军, 冯刚, 舒启林, 等. 面向相交特征的加工链自动生成方法[J]. 计算机集成制造系统, 2013, 19(11): 2748-2756.
- [7] 孟丽丽, 郝力文, 路春光, 等. 基于 Web Service 和工作流技术的 CAPP 系统研究[J]. 现代制造工程, 2014(8):

63-68.

- [8] 房振勇, 游文虎, 冯汝鹏. 改进 BP 算法在模糊神经网络中的应用[J]. 北京航空航天大学学报, 2007, 33(11): 1321-1324.

作者简介: 付晓东, 硕士, 研究方向为 CAPP 先进制造系统。

殷浚喆, 本科, 研究方向为气动热力。

毛清华, 博士, 教授, 研究方向为先进制造系统。

窦子学, 本科, 助理工程师, 研究方向为生产工艺, 计算机集成制造。

E-mail: fuxiaodong2016@163.com; yinjunzhe19941005@163.com;

maoqh@ysu.edu.cn; douzixue2010@163.com

收稿日期: 2016-08-31