

回转类零件的人工神经网络工序选择方法研究

王玫¹, 王卓^{1,2}, 王杰¹

(1. 四川大学制造科学与工程学院 成都 610065; 2. 四川省电力公司 成都 610041)

【摘要】分析了当前计算机辅助工艺设计(CAPP)的发展趋势,及CAPP专家系统存在的问题,提出了一种用人工神经网络技术解决CAPP中工序选择问题的方法。该方法以回转类零件为研究对象,结合成组技术,构建了一种由多个独立的人工神经网络构成的综合系统,提出了零件几何特征及其尺寸、公差、粗糙度分段编码作为神经网络的输入,所选择工序的代码作为输出,搜集样本与样本设计相结合的模式,有效地解决了神经网络应用中的关键技术问题。

关键词 人工神经网络; 计算机辅助工艺设计; 成组技术; 工序选择

中图分类号 TP18

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2010.03.033

Research on ANN-Based Machining Operation Selection for Rotational Parts

WANG Mei¹, WANG Zhuo^{1,2}, and WANG Jie¹

(1. School of Manufacturing Science and Engineering, Sichuan University Chengdu 610065; 2. Sichuan Electric Power Company Chengdu 610000)

Abstract A method of using artificial neural networks for the working procedure selection in CAPP is proposed in this paper based on the trends of CAPP and the existing problems in CAPP expert system. By taking rotational parts as the object and combining with group technology, an integrated system consisting of many independent artificial neural networks is established. With the subsection codes of the geometric features, dimensions, tolerances, and roughness as the input, the codes of the working procedure selections as the output, the key technical problems applying neural network in working procedure selection can effectively solved.

Key words artificial neural network; computer aided process planning; group technology; machining operation selection

随着企业信息化、现代集成制造系统(contemporary integrated manufacturing system, CIMS)、以及数字化企业的研究与构建,计算机辅助工艺设计(computer aided process planning, CAPP)作为设计信息和制造与管理信息集成的、必不可少的中枢环节的理论研究与技术开发一直受到国内外学者与技术人员的重视,先后提出了如派生式(variant)、创成式(generative)、交互式(interactive)等不同模式的CAPP系统。派生式CAPP系统易于开发与更新维护,但自动化程度低、通用化程度低,并需依赖于事先归纳整理出来的典型工艺。交互式CAPP系统以交互填表的方式提高了通用化程度,是目前企业实现信息集成的主要过渡方法,但缺乏辅助决策功能。创成式CAPP系统由系统中的工艺决策逻辑与算法根据输入的详细零件特征信息对零件的加工工艺进行一系列的决策,从无到有自动地生成

零件的工艺规程。该系统的特点是人工干预少,自动化程度高,易于保证工艺的一致性和实现优化。但由于零件结构的多样性、复杂性以及工艺决策逻辑随环境变化等因素的影响,应用面较宽的全面创成系统还不多见。但创成式CAPP系统代表着CAPP的发展方向^[1]。

就国内外对创成式CAPP的理论研究与技术开发而言,除了传统的将决策逻辑(如决策树、决策表)程序化的方法之外,研究较多的是将人工智能技术中的专家系统引入到CAPP系统的开发中,为创成式CAPP系统的研究与开发增添了新的活力,较好地解决了决策逻辑与推理程序的分离,方便了系统的扩充,增强了系统的智能化和自动化水平^[2]。但该方法仍存在较大的局限性,CAPP专家系统开发及应用的瓶颈是知识的自动获取、冲突规则的消解、规则数量与推理效率的兼顾、以及开发周期长等问题。

收稿日期: 2009-11-03; 修回日期: 2010-03-26

基金项目: 四川省重点科技攻关项目(D12000JS006)

作者简介: 王玫(1968-),女,博士生,主要从事CAD/CAM和计算机辅助工业设计方面的研究。

随着人工智能理论与技术研究的深入, 人工神经网络(artificial neural network, ANN)技术在许多需要非结构化经验知识决策领域得到了较好的应用^[3], 而工艺设计属于典型的非结构化经验知识决策过程, 基于ANN的CAPP与专家系统CAPP相比具有很强的自动获取知识的能力, 它不需要将知识整理成易于理解的明确的规则形式, 知识库的修改与扩充非常方便, 而且推理速度快, 是新一代创成式CAPP的理想模式。成组技术(group technology, GT)通过研究事物的相似性, 根据相似性对事物进行分类成组, 达到简化问题的目的。本文以回转类零件为研究对象, 应用GT原理对其进行分类成组, 并对每一组零件构建神经网络, 采用GT和ANN结合的方法解决在CAPP系统中的工序选择问题, 重点研究ANN应用的关键问题: 输入和输出层的编码与表达、网络的拓扑结构, 以及训练样本的准备。

1 CAPP中工序的选择问题

在CAPP系统本身的研究与开发中, 工序的选择是其核心内容之一^[4], 其他的功能如机床设备的选择、工装刀具的选择、工时定额的计算等都是在工序确定之后, 根据工序内容的要求而定的。工序的选择, 即零件加工方法的确定, 受到企业制造资源、工艺经验与传统习惯、技术水平等多方面的约束, 而且是非线性的, CAPP的智能化主要体现在工序的选择方面。

1.1 回转类零件的工序选择

工序选择要解决的问题是使系统能够根据零件的几何形状特征、材料特性、技术要求等, 选择合适的加工方法, 而且加工方法要满足企业的约束^[5]。然而, 仅仅完成对单个特征加工方法的选择并不意味着完成了工序的选择, 如图1所示的阶梯轴类零件, 对于特征部位[1]、[2]、[3], 对应的加工方法都是粗车-半精车-精车, 但是考虑到安装夹具的因素, 图1b所示的单向台阶轴加工工序合并后的加工方法是粗车-半精车-精车, 而图1a所示的双向台阶轴加工工序合并后的加工方法却是粗车部位[2]、[3]-粗车部位[1]-半精车部位[2]、[3]-半精车部位[1]-精车部位[2]、[3]-精车部位[1]。所以, 对于回转类零件, 在各个特征部位对应的加工方法确定之后, 还要根据其特征部位的分布(例如以最大直径为基准, 左右两边特征分为两个不同的工序加工)和安装夹具的定位方法进行工序合并, 从而完成工序的选择和工

艺路线的设计。

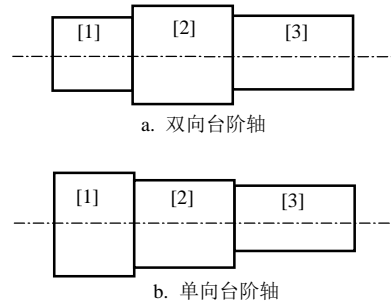


图1 阶梯轴零件示意

1.2 回转类零件的分类

本文的研究对象是回转类零件, 尽管构成回转类零件的特征是相同或相似的, 而且是有限的, 但其组合却是无限的, 可以构成如轴类、盘类、套类、齿轮类、……, 每一类又可以细分, 如轴类可以细分为短粗轴、细长轴、销轴、齿轮轴、单向台阶轴、双向台阶轴、……。若想建立一套覆盖整个回转体的工序选择决策规则是极其困难的, 其中的决策规则之间会存在大量的冲突。研究分析表明, 可以把千差万别的回转类零件描述成上述的子类, 而对于某一子类的零件, 其处理方法却是相似的和有限的。GT是一种研究事物的相似性, 并对相似事物分类成组的技术。本文研究就是运用GT的原理, 把回转类零件分为10个零件族、32个零件组。零件组划分以后, 便可以采用ANN推理了。

2 BP-ANN拓扑结构的构建

2.1 神经网络拓扑结构的构建

ANN是采用物理可实现的器件或计算机模拟生物体中神经网络的某些结构与功能, 并用于工程或其他领域, 它能够克服其他系统难以解决的如学习、识别、控制等问题^[6]。本文研究就是利用ANN的这种功能, 实现从特征向工序的映射。

零件的几何特征, 以及特征的主要尺寸、公差、特征加工面的粗糙度是决定该特征加工方法的最主要的因素。据此, 本文构建的工序选择神经网络拓扑结构如图2所示。它是一个由输入层、隐层和输出层构成的三层BP网络^[7]。图中 $a(i)$ 为输入层节点, $i=1,2,\dots,m$; $a(j)$ 为隐层节点, $j=1,2,\dots,P$; $a(k)$ 为输出层节点, $k=1,2,\dots,n$ 。 m 、 P 、 k 分别为输入层、隐层和输出层节点数。

其中, 隐层神经元的激励函数取为Sigmoid函数, 即:

$$\text{net}_j = \sum w_{ij} \times t_i \quad (1)$$

$$h_j = f_1(\text{net}_j) \tag{2}$$

$$f_1(\text{net}_j) = \frac{1}{1 + \exp(-\text{net}_j + \theta_j)} \tag{3}$$

$$\text{net}_k = \sum w_{jk} \times h_j \tag{4}$$

$$Y_k = f_2(\text{net}_k) \tag{5}$$

$$f_2(\text{net}_k) = \frac{1}{1 + \exp(-\text{net}_k + \theta_k)} \tag{6}$$

式中 t_i 为 $a(i)$ 的输入; net_j 、 h_j 分别为 $a(j)$ 的输入和输出; net_k 、 y_k 分别为 $a(k)$ 的输入和输出; θ_j 、 θ_k 为阈值; w_{ij} 为输入层与隐层间的权值; w_{jk} 为隐层与输出层间的权值。通过调整 w_{ij} 、 w_{jk} 、 θ_j 、 θ_k , 可实现对复杂非线性对象的建模。网络训练的指标函数为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^n (Y_p - O_p)^2 \tag{7}$$

式中 O_p 为第 p 个学习样本; Y_p 为相应的网络输出。采用梯度下降法使式(3)达到最小, 即第 $n+1$ 次迭代的权值修正为:

$$W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) - \eta \frac{\partial E(n)}{\partial W_{ij}(n)} \tag{8}$$

同理:

$$W_{jk}(n+1) = W_{jk}(n) - \eta \frac{\partial E(n)}{\partial W_{jk}(n)} \tag{9}$$

式中 η 为学习率。

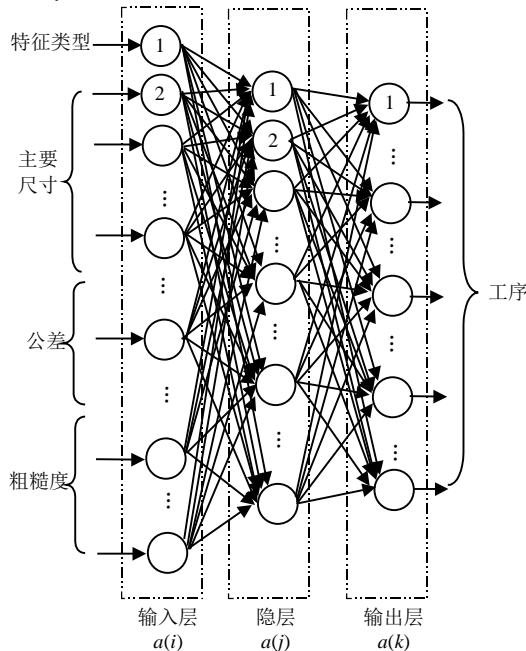


图2 构建的人工神经网络拓扑结构

2.2 回转类零件的神经网络结构

对于用BP网络解决工序的选择问题, 其关键问

题是确定模型的结构(输入、输出及隐层的节点数)和采用恰当的输入、输出方式(输入、输出的编码), 能够反映输入的零件的几何特征, 以及特征的主要尺寸、公差、特征加工面的粗糙度和对应的工序。根据前面提出的基于GT的零件分组, 便可建立如图3所示的包含32个独立的、拓扑结构类似的神经网络系统。32个神经网络分别针对32组不同的零件, 由于每一类零件的尺寸、公差、粗糙度的分段数量不同, 对应的工序数量也不同, 因此每一个神经网络的节点数也有所不同, 但网络结构类似, 样本准备及网络训练方法相同^[8]。

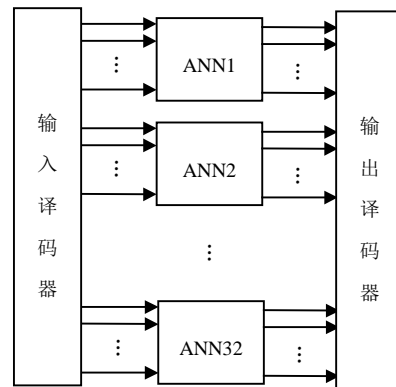


图3 回转类整体神经网络结构系统

就其中一个神经网络而言, 输入层节点承担几何特征信息的输入, 用第一个节点表示特征类型的输入, 后面的节点分别表示尺寸、公差和粗糙度的输入。以圆柱齿轮类零件为例, 经统计各特征的尺寸分段最多可分为7级, 各特征的公差最多可分为16级, 各特征的粗糙度最多可分为6级, 而对应的各类工序总数为63, 因此与圆柱齿轮类零件组对应的网络输入节点数为 $1+7+16+6=30$, 输出节点数为63, 隐层节点数可按照经验公式^[9]和实验结合选取为45。故该零件组的人工神经网络结构模型就是一个30-45-63的BP网络。依此类推可分别建立其他零件组的模型。

3 训练样本的设计及实验验证

要完成从 m 维空间向 n 维空间的非线性映射, 就需要确定隐含在各层、各节点之间的联系权值 w , 而 w 的取值需要通过大量样本对网络进行训练(学习)取得^[10]。经过训练后的神经网络, 希望其对于与训练样本类似的模式, 能够得到很好的应用, 且输出的准确率较高, 表示该神经网络的泛化能力较好。神经网络的结构复杂性和样本完整性是影响神经网络泛化能力的主要因素。在构建网络之前, 唯一所知的就只有训练样本数据, 文献[11]对于用于分类的三

层BP网络的研究发现, 训练样本集对泛化能力的影响甚至可以超过网络结构(隐节点数)对泛化能力的影响。

以往人们通过搜集大量实例(工艺规程)对网络进行训练, 但这样做存在两方面的局限性: (1) 工作量大, 且没有对样本进行系统化和标准化; (2) 难以保证所搜集的样本覆盖整个零件组。本文提出了一种在搜集到的有限样本基础上进行再设计的方法, 从而在有限样本数量的基础上, 提高了样本覆盖率和训练效率。

对于上述30个输入节点的编码, 除第一位采用1~9的整数表示特征类型外, 其余的第2~30位采用0和1分别表示“非”和“是”, 如第2~8位表示尺寸分段, 若其中某一位是1, 表示尺寸属于某一范围; 第9~24位表示尺寸公差分段, 25~30位表示表面粗糙度分段, 它们的编码与尺寸编码类似。圆柱齿轮的特征编码和特征对应的数据范围和主孔尺寸的具体分段分别如表1和表2所示, 其余类似。

表1 圆柱齿轮类零件组特征编码与不同特征的数据

第1位	第2~8位(尺寸分段)/mm	第9~24位(公差分段)/ μm	第25~30位(表面粗糙度分段)/ μm
1(主孔)	0~50	3~390	0.4~80
2(外圆柱)	0~300	4~390	0.8~80
3(外圆锥)	0~300	4~390	0.8~80
4(环槽)	0~300	40~250	1.6~50
5(螺纹)	0~100	10~250	1.6~25
6(齿形)	0~20	10~250	0.8~25
7(端面)	0~300	10~390	1.6~80
8(键槽)	0~12	6~190	1.6~50
9(辅助孔)	0~50	10~250	0.8~50

表2 主孔尺寸分段

	第2位	第3位	第4位	第5位	第6位	第7位	第8位
尺寸分段/mm	0~12	12~17	17~22	22~30	30~38	38~44	44~50

对于输出节点的编码, 依然采用0和1分别表示“无”和“有”, 而节点的位置则代表着一道具体的工序, 如第*i*个位置代表“精车”, 若第*i*个输出节点数值为1, 就表示选择了工序“精车”。对于圆柱齿轮类零件组而言, 加工各种精度和粗糙度的该组中所有特征共对应63道可能的工序, 这个由63位组成的0、1代码串, 经译码后就是所选择的零件的加工工序。

训练样本输入/输出示例如表3所示。该样本集首先把搜集到的样本数据填入表内, 并对填入的数据进行分析, 剔除重复样本, 然后根据该零件组内对尺寸、公差、粗糙度的分段, 补充欠缺的数据。

如样本1所描述的圆柱齿轮类零件是: 特征类型为主孔, 尺寸分段为3级(12~17 mm), 公差为8级(IT8), 粗糙度为4级($R_a=3.2 \mu\text{m}$), 而选择的对应工序为输出节点中显示为1的节点位置所代表的具体加工工序。表3便于对冗余、欠缺、错误数据的检查, 也有利于实现不同输入参数段的数据的排列组合, 是一种提高样本覆盖率的有效方法。通过这样的对训练样本的预处理及标准化和规范化, 有利于提高网络泛化能力。

此外, 若用户有以前开发的CAPP规则库, 也可以很方便地把产生式规则、决策树、决策表等转化为表3的训练样本。

表3 训练样本设计示例

样本编号	输入节点								输出节点													
	12 3 4...8	9...15	16...24	25...28	29 30	1	2 ... 10	11	12	13 ... 35	36	37... 48	... 63									
1	1 0 0 1...0	0...0	1...0	0... 1 0 0	0 1 ... 1	1	0	1	... 0	1	1 ... 0	... 0										
2	1 1 0 0...0	1...0	1...0	0... 0 1 0	0 1 ... 0	1	1	1	... 0	1	1 ... 0	... 0										
⋮			⋮							⋮												
<i>k</i>	1 0 0 0...1	0...0	0...0	0... 0 0 0	1 0 ... 1	0	1	0	... 0	1	1 ... 0	... 0										
<i>k+1</i>	1 0 0 0...1	0...1	0...1	0... 1 0 0	1 0 ... 0	1	1	0	... 0	1	1 ... 0	... 0										
⋮			⋮							⋮												
<i>k+l</i>	2 0 0 1...0	1...0	0...0	1... 0 0 0	0 0 ... 0	1	1	0	... 0	1	1 ... 0	... 0										
⋮			⋮							⋮												
<i>k+m</i>	3 0 0 1...0	0...0	0...0	0... 0 1 0	0 1 ... 0	0	1	0	... 0	1	1 ... 0	... 0										
⋮			⋮							⋮												

n 9 1 0 0 ... 0 0 ... 0 0 ... 1 0 ... 0 0 1 0 0 ... 0 0 0 0 0 ... 0 0 0 0 ... 1 ... 0

待加工齿轮的零件图如图4所示。下面以该齿轮加工为例来具体阐述GT和ANN相结合的方法在CAPP系统中工序选择的应用。根据齿轮设计的参数,按表3训练样本的设计方法,分别输入齿轮各特征输入节点编码,如直径为16H7内孔这个特征,输入节点的编码应为:

1010000000000001000000000000100

端面32K6这个特征,输入节点的编码应为:

700001000000001000000000000000

通过构建好的神经网络对其进行预测,得到该齿轮加工的加工工序输出编码,经过译码后,加工工序为:(1) 锻件粗加工(粗车端面、外圆、钻孔;车另一端面和内孔;调质处理)。(2) 半精加工(精车内孔;滚齿加工)。(3) 精加工(淬火加低温回火;磨内孔和端面;磨齿、探伤)。实验证明,经过这样的工序加工出来的齿轮能满足设计要求。

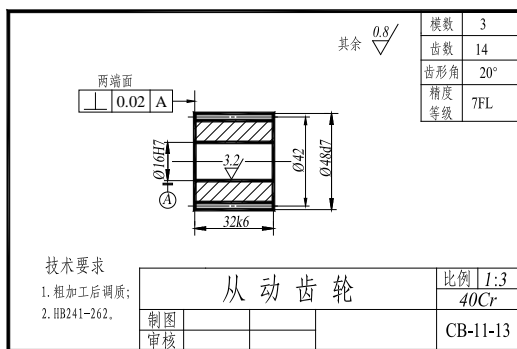


图4 齿轮零件图

4 结束语

专家系统、人工神经网络等人工智能技术在解决工艺设计领域中非结构化经验知识表达、非线性推理等方面具有广阔的应用前景,但专家系统在知识获取、冲突消解、系统自学习方面存在的缺陷阻碍了其在CAPP领域中的进一步应用。人工神经网络能够克服专家系统的上述不足,而其在CAPP中应用必须解决网络拓扑结构的确定、输入输出编码、训练样本的准备等关键技术问题。综合前面的论述,本文得出如下结论:

(1) 若想用神经网络解决所有零件的工艺设计问题是十分困难和不切实际的,必将导致网络十分庞大与复杂,而应用成组技术将零件分类成组,是一种有效的简化问题的手段,可针对每一组零件构建一个神经网络,同时也便于系统分步开发和逐步扩充。

(2) 把输入节点分为特征类型、尺寸分段、公差分段和粗糙度分段4部分,除第一位之外均采用结构化的0或1编码。对于输出节点,也采用0或1,从而规范化了输入、输出,便于模型的计算和训练步长及精度控制,输入、输出可通过译码器程序自动编码和解码;

(3) 训练样本采用搜集与设计相结合的方式,可以在有限的样本空间内,最大限度地提高样本的覆盖率。

参考文献

- [1] SANKHA D, KALYAN G, PAUL S. A neural network based methodology for machining operations selection in computer-aided process planning for rotationally symmetrical parts[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2006, 17: 557-569.
- [2] SHAKERI M. Implementation of an automated operation planning and optimum operation sequencing and tool selection algorithms[J]. Computers in Industry, 2004, 54: 223-236.
- [3] YAHIA N B, FNAIECH F, ABID S. Manufacturing process planning application using artificial neural networks[J]. IEEE SMC, 2002, 5: 6.
- [4] WANG Jie, JIANG Yu-ming, YIN Guo-fu, et al. The research of CAPP based on AOS tree and ANN[C]//AMSMA'2000 International Conference. Guangzhou, China: [s.n.], 2000: 611-614.
- [5] 王杰,殷国富. 人工神经网络在CAPP定位基面选择中的应用[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2000, 32(4): 101-103.
- [6] SUNIL K, SINHA L, MIAN C, et al. Artificial neural network prediction models for soil compaction and permeability[J]. Geotechnical and Geological Engineering, 2008, 26(1): 47-64.
- [7] YI Jian-qiang, WANG Qian, ZHAO Dong-bin, et al. BP neural network prediction-based variable-period sampling approach for networked control systems[C]//Applied Mathematics and Computation, International Conference on Intelligent Computing. Hefei, China: [s.n.], 2005: 976-988.
- [8] XIE Q M, LIU Z X. Efficiency evaluation for collaborative design based on GA-BP algorithm[C]//Computer Supported Cooperative Work in Design, 2008. Xian, China: [s.n.], 2008: 234-240.
- [9] 葛飞学,孙志强. 神经网络理论与MATLAB R2007实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007: 108-113.
- [10] LIU Jian-cheng, JIANG Xin-hua, LAN Bao-hua. Learning TSK fuzzy model by GA-BP method[C]//Proceedings of the 2008 The 9th International Conference for Young Computer Scientists. IEEE Computer Society Washington D C, USA: [s.n.], 2008: 717-721.

- [11] PARTRIDGE D. Network generalization differences quantified[J]. Neural Networks, 1996, 9(2): 263-271.

编 辑 蒋 晓