

数控加工零件工时估算的神经网络方法研究

王波, 刘列励

(北京航空航天大学经济管理学院, 北京 100083)

摘要: 为了快速合理地估算数控加工零件工时, 提出了零件相似检索规则和算法, 该算法应用神经网络获取典型零件的工时规律, 并按此预测当前零件的加工工时。经实验表明这种算法可以快速有效地得到数控加工零件的工时估算值, 为工厂技改实施、投资咨询及产品设计提供了辅助决策支持。

关键词: 神经网络; 工时估算; 相似检索; 数控加工零件

Research on human - hour estimating of NC machining parts using neural network

WANG Bo, LIU Lielixi

(School of Economics and Management, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to estimate the human - hour of numerical control machining parts rapidly and reasonably, the principle and corresponding algorithm of the similar case retrieval are proposed. Based on these samples that are retrieved, a model to predict the human - hour of target part using neural network is established. It is verified that the method is useful and can be used to support the decision making in technology upgrading and part designing.

Key words: neural network; human - hour estimating; similarity retrieval; NC machining parts

0 引言

在国防航空制造企业对零件工时的统计修正是一项重要的工作。随着产品的更新换代、制造工艺和加工设备的改进以及管理机制、市场营销理念等的不断变化,原有的产品工时已不再准确,需要重新修正。实做工时相比定额工时更接近生产实际,快速准确地获得零件的实做工时,对辅助企业技改投资、生产管理以及国内外军售市场定价等都有重要的意义。当前国内对数控加工零件工时统计一般采用类比概略算法、详细算法和原始工时修正法等三种方法,但是这些方法存在计算量相当大的缺点。

目前也有研究人员将人工神经网络方法引入到工时定额的制定中,西安理工大学的李淑娟提出了基于神经网络的无需工艺切削参数的依据 CAD 特征信息快速计算加工时间定额的方法,展现了人工神经网络技术在工时定额计算方面的广泛应用前景^[1]。西北工业大学的朱历新也在应用人工神经网络模型计算定额工时上做了进一步的研究,在全面

分析定额标准表的基础上,采用归纳综合法研究了制定工时定额的神经网络方法^[2]。此外,上海交通大学的钟宏才对中间产品划分部件加工族,应用 BP 神经网络建立工时定额与部件生产工时定额影响因素之间的映射关系实现了中间产品加工工时定额的快速计算^[3],等等。

人工神经网络是通过各神经元之间的连接来建立输入与输出之间的映射关系,其方便求解非线性问题,而对航空制造企业典型机种数控加工零件工时与加工参数之间的映射关系,就是一个典型的非线性映射。因此,将人工神经网络技术引入到工时估算研究中是一个有益的尝试。BP 神经网络由于其广泛的适应性和有效性可以很好地应用于本文研究的工时估算中。

由于零件加工工时是多因素相互作用的结果,故零件工时与多个产品参数相关。更为重要的是,

收稿日期: 2007 - 01 - 22

作者简介: 王波(1983 -),男,硕士研究生,主要研究方向为决策支持系统。

零件工时不仅与零件的设计参数(如零件尺寸等连续参数)相关,而且它在相当大的程度上受零件加工过程参数(如机床加工组合方式、加工面形状特征等)的影响,这些参数是离散的,非数值化的。BP神经网络模型可以实现到任何连续函数的逼近^[4],但没有证据证明神经网络对离散变量驱动的离散函数也有无穷逼近的能力。这也就是说,用神经网络来逼近含有离散变量的函数是不可靠的,离散变量需要单独处理。为解决这个问题,本文提出了零件相似检索规则和算法,该算法首先根据产品的非数值参数信息检索出与当前计算零件相似的一组相似典型零件,然后应用神经网络获取典型零件的工时规律,并按此预测当前计算零件的加工工时。

1 基于神经网络的工时估算模型建模

在前面提到的典型零件,指在本工时估算模型中作为标准工时的零件,其工时由专业人员经过精确的详细计算方法计算得到,用于训练神经网络。计算零件是需要快速估算工时的零件。在估算中考虑影响零件工时的主要因素称作特征参数,即工时估算影响因素体系。

1.1 数控加工零件工时估算影响因素体系的建立

工厂根据整体结构件特征归纳原则一般把影响CAPP/CAM的因素归纳为18类,本文从尽快得出结构件数控加工工时的角度出发,把影响零件单件时间的诸多因素进行综合归纳加以典型化,可以简化为零件种类、零件截面形状、结构形状、材料种类、毛坯型式、零件尺寸、加工设备组合方式共七个特征指标,如图1所示。零件种类表示零件的分类特征,不同种类的零件结构功用差别较大。零件的截面形式与加工工时关系极大,一般结构件具有“ ”、“T”、“E”及其它复杂截面形。结构形状表示加工面的形状和复杂程度,如加工面的孔、槽、凸台、下陷面、筋等结构特征。零件采用不同的材料将对切削加工性能带来显著的影响。零件毛坯状态对零件加工工艺和工序安排的复杂程度均会产生极大的影响。结构件尺寸对工时的影响也是显著的。不同的加工设备加工相同零件会产生不同的效果,对数控加工工时也会带来较大的影响。

1.2 相似零件检索

相似零件的检索关键是如何确定零件的相似性,即相似特征的提取和相似特征的相似性度量。

本文选取零件种类、零件截面形状、材料种类、毛坯型式、加工设备组合方式作为相似特征。一般来说同类零件具有相似的加工特征,因而检索相似零件时首先选取零件种类相同的典型零件,然后对零件材料种类、截面形状、毛坯型式、加工设备组合



图1 数控加工零件工时估算影响因素体系

方式四个因素进行匹配打分,最后根据得分情况按降序输出得分最高的20个零件的列表。

因为这几个因素取值都是离散型的,这里给它们打分采取一种简单的匹配计分法,若计算零件和典型零件在材料种类上相同,则材料种类得分为1,否则为0。同样计算其他三个因素得分,最后将得分相加即得到总分。

1.3 BP神经网络

BP神经网络就是采用BP(Back propagation)算法进行训练的网络,该网络具有一个输入层,一个输出层和至少一个隐含(中间)层。BP算法是非循环多级网络的训练算法,其学习过程由正向传播和反向传播组成,输入值经过非线性变换从输入层经隐单元逐层处理,并传向输出层,每一层神经元的状态将影响到下一层神经元状态,如果在输出层不能得到期望的输出,则转入反向传播,通过修改各神经元权值,使误差信号最小。

(1) 确定网络的结构

这个问题可以看作是输入数控加工零件的各加工参数到输出计算工时的非线性映射问题。本文采取三层BP网络结构($m \times h \times n$):

输入层为6个神经元 $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6$, $m = 6$,它们分别对应于数控加工零件的截面形状、加工面形状特征、材料种类、毛坯状态、零件尺寸、加工设备各加工参数。对于离散型的变量以经验修正系数作为数值输入,截面形状修正系数表如表1所示。

表1 截面形状修正系数表

截面形状	I	O	E	T	...		
X_1	1.0	1.5	0.9	0.8	1.8	1.2	...

同样对加工面形状特征、材料种类、毛坯状态、加工设备这几个变量也建立这样的修正系数表。这些修正系数是在大量计算中总结归纳出来的,可以作为神经网络的初始输入值,在神经网络的学习训练中可以进一步改进这些修正系数的值。而零件尺寸本身就是一个数值变量,但是对不同种类的零件采用的尺寸公式不一样,如曲线轮廓平板类零件由于零件厚度变化不大,其对单件数控加工工时的影响可忽略,所以采用面积修正系数;梁类、长桁型材

类、接头类零件则采用外廓体积作为参数值。同样对不同种类的零件,上述几种修正系数的取值也不一样,所以本文中用到的工时估算技术中先匹配零件的种类,再找相似的典型零件集作为神经网络的训练样本,这样就保证了这些修正系数的取法相同。这里为了简化网络模型,对这些修正系数的取值过程不包括在神经网络模型中,可由专业人员提供这些输入值。

隐含层的确定

增加隐含层的层数和隐含层神经元个数不一定总能够提高网络精度和表达能力。

Robert Hecht Nielson 证明了对于任意闭合区间连续函数都可以用含有一个隐层的 BP 网络来逼近^[5],故本文选取单隐层网络。隐含层的神经元个数 h 可认为与问题无关,目前的研究结果还难以给出 h 取值与问题的类型和规模之间的函数关系,实验中发现 h 大致可在 $[m/2 + 1, 3m]$ 之间取值,否则网络极不稳定,训练时几乎不能收敛到预定的精度。此模型中取 $h = 8$ 。

输出层为计算零件的加工工时, $n = 1$ 。

(2) 数据的处理

由于 BP 神经网络的激活函数取为 Sigmoid 函数,网络的输出值在 $0 \sim 1$ 之间,而且当输入值在

$-0.6 \sim 0.6$ 之间时变化较快,所以应该对学习样本数据进行一定的压缩处理^[4],使之满足网络计算的要求。设处理的输入数据都是正实数,为了减少计算误差,一般可以将输入数据压缩在 $(0.1, 0.9)$ 范围内,对输出数据也可如此处理。参考计算公式如下:

$$Z_c = 0.1 + (0.9 - 0.1) \cdot \frac{Z - 0.95 Z_{\min}}{1.05 Z_{\max} - 0.95 Z_{\min}}$$

式中, Z 为压缩前的数据值, Z_c 为压缩后的数据值, Z_{\max} , Z_{\min} 分别为样本数据集中相应的最大、最小值。

(3) 网络的实现

该网络模型采用三层全互连的 BP 网络结构,其拓扑结构为 $6 - 8 - 1$,训练算法采用最速下降法,相应的对权值矩阵的调整采用 Delta 规则,激活函数为 Sigmoid 函数、训练次数 1 万次。关于神经网络训练实例数目的选取方法或原则现在尚没有明确的理论依据,一般根据经验和实际情况选取^[6]。但神经网络的“鲁棒性”较好,对包括训练样本数量在内的各种参数要求不是很高,一般情况下不会因为参数的改变而使得预测效果存在较大差异^[7]。本文选取训练样本为 20 个。

1.4 系统框架

综上所述,本文关于数控加工零件工时的估算系统框架如图 2 所示。

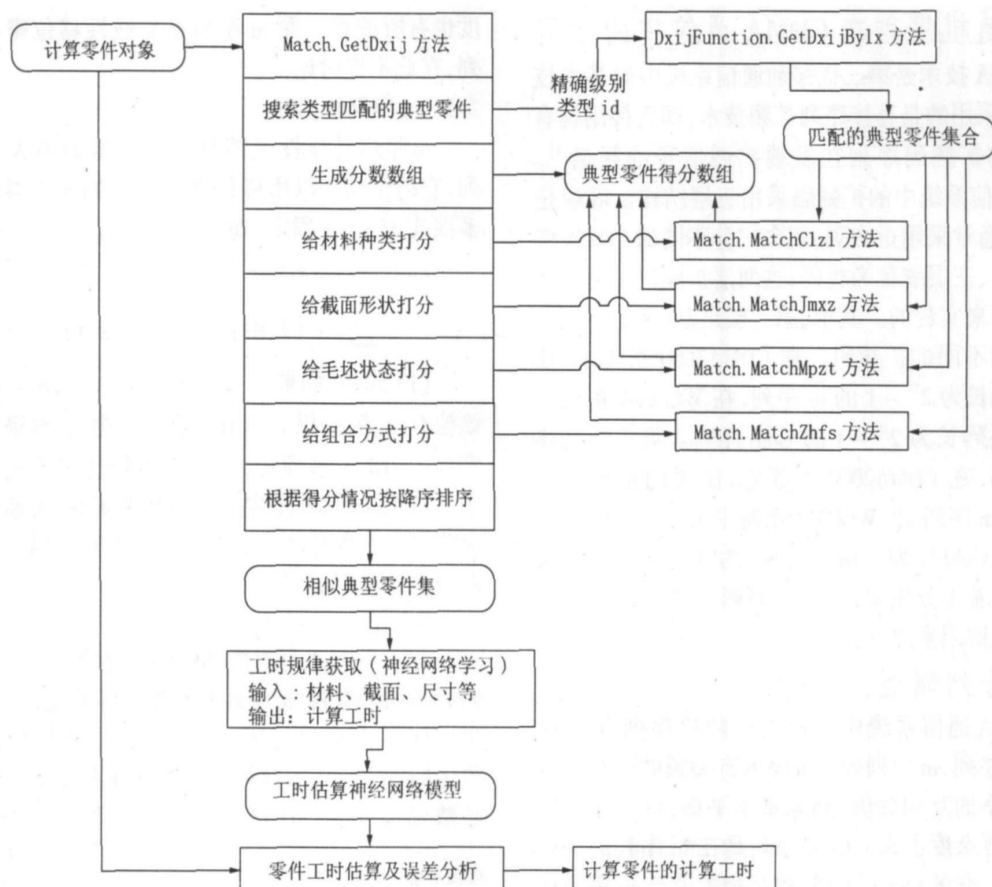


图2 数控加工零件工时估算系统框架

(下转第 102 页)

表1 $N=5, m$ 序列优选对关系表

51					
✓	45				
✓	✓	75			
✓	✓	✓	73		
✓	✓	✓		67	
✓	✓		✓	✓	57

从表1中选取一对优选对,生成31个Gold序列(不包括两个m序列本身),并从中选取1码元个数比0码元个数仅多一个的Gold序列组成平衡Gold序列,共生成15个平衡Gold序列。根据(2)式可计算出周期 $p=31$ 的m序列、平衡Gold序列的自相关和互相关函数,得图2-图5所示结果,图中横坐标表示Gold序列移动的码位长度,纵坐标表示相关函数值。所得结果与理论一致,说明该算法正确无误。

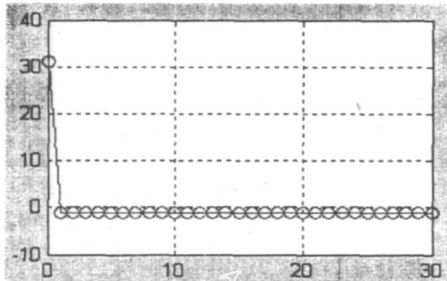


图2 m序列的自相关函数

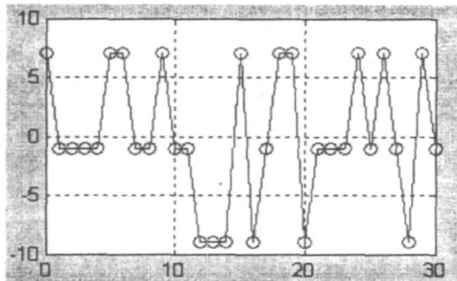


图3 m序列优选对的互相关函数

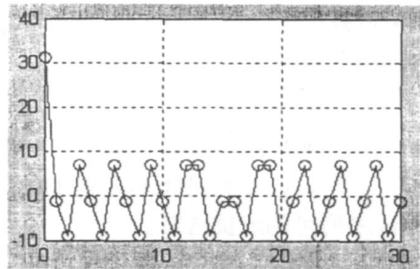


图4 平衡Gold序列的自相关函数

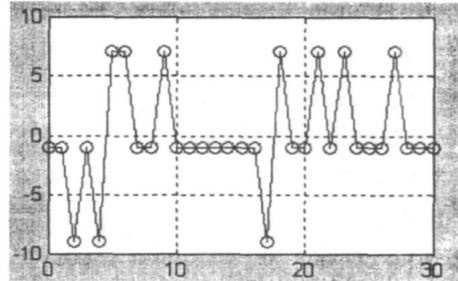


图5 平衡Gold序列的互相关函数

4 结束语

CDMA通信系统中,直接序列扩频通信需要统计特性良好的伪随机码作为地址码。平衡Gold序列因其良好的相关特性和载波抑制能力而被广泛应用。本文给出了基于Matlab的一种搜索与产生平衡Gold序列的方法,仿真结果证实了它的有效性。该方法复杂度较低,易于实现,可移植于实际的移动通信系统中。

参考文献:

- [1] 郭梯云, 郭国扬, 李建东. 移动通信[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2005: 56 - 77.
- [2] 黄剑明, 施志勇, 保铮. 截短平衡Gold码的统计特性分析[J]. 系统工程与电子技术, 2006(5): 646 - 649.
- [3] 郑阿奇, 曹戈, 赵阳. MATLAB实用教程[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004: 416 - 417.

责任编辑: 么丽苹

(上接第99页)

2 结束语

本文针对数控加工零件给出了相似产品的检索规则和算法,并应用神经网络模型对零件的加工工时进行估算,实验表明这种方法计算结果精度较高,快速计算零件的工时,真实地反映了实际加工情况,所开发的工时估算系统与CAD、CAE能对接,为工厂工时管理、加工计划制定及技改投资提供了辅助决策支持,该方法具有很好的应用前景。在这个方法中,对相似零件的检索规则的科学探索及算法的优化仍可作更深入的研究。

参考文献:

- [1] 李淑娟, 李言, 洪伟. 基于神经网络的加工时间定额确定方法[J]. 机械科学与技术, 2000(2).

- [2] 朱历新, 刘诚恪. 计算工时定额的神经网络系统建模与实现[J]. 航空制造技术, 2004(2): 46 - 49.
- [3] 刘滨, 蒋祖华. 船舶装配作业工时智能估算技术[J]. 上海交通大学学报, 2005, 39(12): 1979 - 1983.
- [4] 阎平凡, 张长水. 神经网络与模拟进化计算[M]. 2版. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [5] Nilsson R H. Neuro - computing[M]. Addison Wesley, 1990: 124 - 133.
- [6] Luo X, Patton A D, Singh C. Real power transfer capability calculations using multi - layer feed - forward neural networks[J]. Power Systems, IEEE Transactions, 2000, 15(2): 903 - 908.
- [7] Sergio C, Paolo M, Roberto P. Parametric vs neural network models for the estimation of production costs: A case study in the automotive industry[J]. International Journal of Production Economics, 2004, 91: 165 - 177.
- [8] 闵惜琳, 刘国华. 用MATLAB神经网络工具箱开发BP网络应用[J]. 计算机应用, 2001, 21(8): 163 - 164.

责任编辑: 么丽苹