

# 人工神经网络技术在数控加工 误差控制中的应用

宋朝辉 卢 镔

(中国科学院长春光学精密机械研究所 长春 130022)

**摘要** 在介绍了人工神经网络模型特点的基础上,描述了采用BP算法的三层感知器神经网络模型的工作原理,及其在数控加工误差控制中的具体运用。

**关键词** 人工神经网络 数控加工 BP算法

## 1 引 言

尽管计算机具有快速的计算能力,但却不具备人的学习、决策和识别等方面的能力。这主要是由于两者处理信息的方式有所不同。人脑是由大量的神经细胞互相连接而成的一个十分复杂的网状结构。它最基本的特点是大规模的并行、分布式信息存储和处理方式。因而,人脑具有综合概括的能力,在许多问题上可以作出快速判断、决策和处理。人工神经网络(Artificial Neural Network—ANN)模拟人脑的拓扑结构,是由一定数量的简单的基本元件—神经元相互连接而成的一个并行和分布式的信息处理网络结构。并行模式赋予模型高速的信息处理能力和对于输入变化的快速响应能力;分布式存储方式赋予模型较强的容错抗错性能和联想能力;且具有较强的适应和学习功能,可以实现多变量之间的各种非线性映射,且只需要模拟现实复杂系统的输入和输出,无须进行各变量相关性分析。由于数控加工过程的复杂性、随机性和不确定性,使其加工精度很难控制。考虑用神经网络模型描述数控系统加工参数和加工性能的映射关系。把系统过去的输入输出数据作为网络的学习样本,通过学习使该神经网络模型实现给定系统输入输出的映射关系,对于不是样本集中的输入也能给出合适的输出。网络系统可以实现连续学习,通过提高学习精度或增加新的样本继续学习,使模型和现实系统进一步逼近。从而实现加工精度的控制。

## 2 多层前馈神经网络及其反向传播学习算法

### 2.1 人工神经元模型

人工神经网络的基本单元是模拟神经细胞的感知外界传感信息的工作原理而人为提出的一种具有代表性的神经元结构化模型,它是一多输入、单输出结构的非线性系统。如图 1 所示。

一个神经元的输出与其它的神经元的输入,按对应的权值相连接。网络中的每个神经元对输入进行加权求和,再对和进行 Sigmoid 函数即  $f(\sigma) = 1/(1 + e^{-\sigma})$  (0 到 1 之间的连续量) 运算,得到神经元的输出  $Y_j = f(\sum W_i X_i - \theta)$

其中:  $X_i$ ——该神经元接受多个其它神经元的输入信号

$W_i$ ——第  $i$  个神经元与该神经元连接强度的权值

$f(\cdot)$ ——神经元的输出变换函数

$\theta$ ——阈值

$Y_j$ ——输出信号

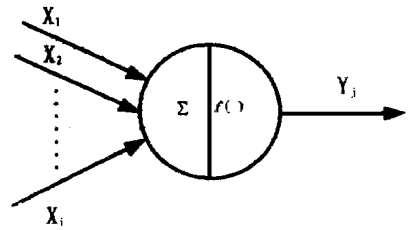


Fig. 1 Neuron model

### 2.2 三层前馈神经网络及其反向传播算法

对于线性不可分的输入模式,单层感知器网络不能对其实现正确的区分。只有通过多层的组合,最终可实现对输入模式的较复杂的分类。多个感知器以层状联结方式传递信息则构成多层感知器神经网络(如图 2 所示)。接受外来信息的一层为输入层,输出最后结果的为输出层。处于二层之间的为隐层。神经元之间相互联接,但同一层的神经元之间并不相联。多层前向网络之所以获得非常广泛的应用,是由于 1986 年 D. E. Rumelhart 提出了多层前馈网络的反向传播算法(Back Propagation)即 BP 算法。为网络中诸神经元权值和阈值的调整和优化提供了一条可行的途径。它使前馈型多层神经网络获得了一个比较实用和有效的训练方法,为工程应用创造了条件。它给复杂系统的建模带来了一种新的、非传统的表达工具;其固有的学习能力降低了不确定性,增加了适应环境变化的能力;分布式信息存储与处理结构,从而具有独特的容错性;多输入多输出的结构模型可方便地应用于多变量控制系统。多层感知器神经网络的工作原理:

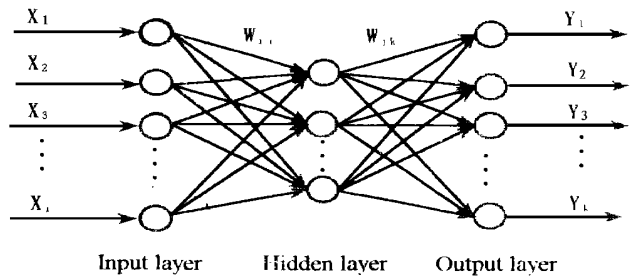


Fig. 2 Three layer feed forward network

(1) 正向传播: 输入信息从输入层到隐层再到输出层,逐层按感知器模型处理,得到网络输出。输入层任一节点的信号为  $X_i$ , 则

$$\text{隐层的输入为 } S_j = \sum W_{ij} X_i - \theta$$

$$\text{输出为 } O_j = f(S_j)$$

输出层的输入为  $S_k = W_{jk}O_j - \theta_k$

输出为  $Y_k = f(S_k)$

$W_{ij}$ 、 $W_{jk}$ — 分别是输入层第  $i$  个神经元到隐层第  $j$  个神经元的联接权值; 从隐层第  $j$  个神经元到输出层第  $k$  个神经元的联接权值

$\theta_j$ 、 $\theta_k$ —— 分别是隐层第  $j$  个节点、输出层的第  $k$  个节点的阈值

上述权值及阈值需要在训练过程中确定。利用样本对连接权值和阈值进行学习和调整, 使得样本所蕴含的输入、输出之间的映射关系由分布在各层神经元间的权值来描述。网络采用多层误差修正梯度下降算法调整网络权值, 通过使一个目标函数最小化过程完成输入到输出的映射。网络通过反复学习, 误差反向传递, 修正网络权重。可以使目标函数达到要求的误差限度。实现目标函数最小化。以使网络实现给定的输入输出映射关系。找出蕴含在样本数据中的输入和输出之间的本质联系, 从而对于未经训练的输入也能给出合适的输出。

(2) 反向传播: 若输出层得不到期望的输出, 则误差信号沿原来的网络通路反向逐层梯度下降, 通过修改各感知器之间的权值, 使得目标函数误差最小。目标函数通常以全部样本的均方误差表示。若系统的输出为  $Y_k$ , 期望输出  $T_k$ , 则目标函数  $E = \sum (Y_k - T_k)^2$ 。BP 算法是计算目标函数对寻优参数的一阶导数。得到输出层的连接权值和阈值的调整量。

$$\Delta W_{jk} = -\alpha \delta_{jk} O_j$$

$$\Delta \theta_k = -\alpha \delta_{jk}$$

$$\delta_{jk} = (T_k - Y_k) Y_k (1 - Y_k)$$

$O_j$  — 隐层输出为输出层的输入;

$\alpha$ — 变步长学习系数;

$T_k - Y_k$  — 输出层的输出值与期望值的误差。

从输出层逐层反推调整权值及阈值。误差反向传播, 隐层的输出误差  $\sigma_j = \sum \sigma_k W_{jk}$ , 则可得隐层的权值和阈值为

$$\Delta W_{ij} = -\alpha \delta_{ij} X_i$$

$$\Delta \theta_j = -\alpha \delta_{ij}$$

$$\delta_{ij} = O_j (1 - O_j) \sum \delta_k W_{jk}$$

BP 算法本质上是一种梯度寻优方法。目标函数是全体连接权系数的函数。由于待寻优的参数太多, 必然导致收敛速度慢; 由于 BP 算法是沿梯度方向调整权值, 这对于存在大量局部极小点的情况, 易收敛到初值附近的局部极值, 常常不能达到全局最小。使得权值初值的选择有很大的盲目性和难度; 一阶梯度法寻优收敛较慢的一个重要原因是学习系数不好选择, 选得太小, 收敛太慢, 若选得太大, 则可能修正过头, 导致振荡甚至发散。使步长自适应进行调整, 当连续两次迭代其梯度方向相同时, 表明下降太慢, 步长可加倍; 当连续两次迭代其梯度方向相反时, 表明下降过头, 步长可减半。使得在不同方向按照各自比较合理的步长向极小点逼近。

### 3 数控加工误差的神经网络控制

人工神经网络之所以能够得到广泛的应用, 首先在于它不象专家系统那样需要事先建立知识库, 运行所需的知识规则是由样本训练后存储在网络的权值中; 由于只需模拟现实复杂系

统的输入和输出,网络又具有极强的非线性映射能力。作为一种新颖的建模技术,适用于那些具有不确定性或高度非线性的控制对象。以电火花成形数控加工为例,说明三层感知器神经网络的具体运用。电火花加工是通过工具电极和工件间的脉冲性火花放电,使工件表面产生电腐蚀,从而蚀除多余的金属,以达到对零件的尺寸、形状及表面质量的要求。由于放电过程的随机性和复杂性导致加工放电状态的稳定性差。为了得到稳定的加工状态,必须使工具电极与工件的被加工表面之间经常保持一定的放电间隙,由于放电间隙、波形、放电状态瞬息万变,脉冲电源输出的各种电参数与电火花的加工速度、表面粗糙度、工具电极损耗以及加工精度和表面质量等加工性能指标之间具有非确定性。故考虑将神经网络技术应用于对加工状态的预测,保证加工状态的持续稳定和提高加工精度。提取加工过程中需调节的加工参数:脉冲宽度、脉冲间隔、脉冲电流幅度,作为网络的输入。网络的输出则为评价加工性能的指标:表面粗糙度和电极损耗。这样就可以建立一个由3个输入参数、2个输出参数和1个隐含层组成的神经网络。人工神经网络在使用前必须进行训练,可将系统过去的输入输出数据作为网络学习的样本,采用BP算法,输入信息从输入层经隐单元层逐层处理,并传向输出层。如果在输出层不能得到期望的输出则转入反向传播,将误差信号沿原来的连接通道返回,通过修改各层神经元的权值,使得误差信息最小。从而建立加工参数与加工性能之间的映射关系。完成控制加工精度的功能,从而保持加工状态的持续稳定和提高加工精度。

## 4 结 束 语

神经网络主要基于所测量的数据对系统进行建模、估计和逼近,它可应用于如分类、预测及模式识别等众多方面。神经网络适合于解决那些没有规则,数据不完全或者多约束优化问题,对于复杂的加工状态很难定义规则,受到一定程度的噪声污染的数据,准确的计算是毫无必要的。应根据实际问题的特点来确定是采用神经网络和与其它模型相结合使用。从而提高了整个系统处理问题的能力。例如:基于符号推理的专家系统具有很强的推理与解释能力,神经网络具有自学习能力、并行计算能力,而且具有自动获取知识的能力。但无法解释所获得的结果。若将神经网络和专家系统相结合,可获得更好的处理效果。在过程控制中的应用,可把神经网络置于专家系统之前,神经网络可用作一个大的应用程序中的一个组成部分,其作用类似于可调用的一个函数,应用程序将一组数据传给神经网络,神经网络将结果返回给应用程序。完成对工况信号进行实时处理,再由专家系统对处理结果进行解释。

### 参 考 文 献

- 1 Gu P, Yan X. Neural network approach to the reconstruction of freeform for reverse engineering. *Computer-Aided Design*, 1995, 27: 59~64
- 2 焦李成. 神经网络系统理论. 西安:西安电子科技大学出版社, 1990
- 3 孙增圻等. 智能控制理论与技术. 北京:清华大学出版社, 1997
- 4 郑君里, 杨行峻. 人工神经网络. 北京:高等教育出版社, 1992

## Application of Artificial Neural Network Technology in NC Machining Error Controlling

SONG Zhao-Hui, LU E

(*Changchun Institute of Optics and Fine Mechanics,  
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130022*)

### Abstract

The characters of Artificial Neural Network model has been introduced in the paper. The principle on three layer perception model and back propagation learning algorithm are given, And its application in NC Machining Error Controlling are described.

**Key words:** Artificial neural networks , Numerical control machining, BP algorithm

宋朝辉 女, 1969年生。中国科学院长春光学精密机械研究所博士研究生, 主要从事 CAD/CAM 一体化、数控加工的研究。