

基于 BP 神经网络的刀具寿命预测模型 *

Tool Life Prediction Model Based on BP Neural Network

西北工业大学现代设计与集成制造教育部重点实验室

丁 怡 何卫平 张 维 王 伟 李亚杰 董 荣

[摘要] 分析了影响刀具寿命的主要因素,根据影响因素与刀具寿命之间的高度非线性关系,结合人工神经网络模型,建立了刀具寿命预测的 BP 神经网络模型,并利用模型进行了验证运算。结果表明:模型的预测值与刀具寿命的期望值非常接近,证明该建模方法是可靠有效的。

关键词: 刀具寿命影响因素 人工神经网络模型 刀具寿命预测

[ABSTRACT] The dominant factors affecting tool life are analyzed. According to the nonlinear relationship between factors and tool life, the tool life prediction model based on BP neural network is built up and the computing and demonstration are carried out by using this model. The results show that the model prediction value is very closed to the expected value of tool life, so the model is proved to be reliable and effective.

Keywords: Factors affecting tool Life Model based on artificial neural network Tool life prediction

随着数控机床应用范围的迅速扩展,车间自动化、柔性化程度不断提高,加工中心刀具的种类和数量与日俱增;同时,高速切削技术的广泛应用对刀具的切削性能及可靠性要求更加苛刻。刀具寿命是一个非常关键的问题,因为一旦刀具发生磨损或者破损而不能及时地诊断出,就会导致工件或加工设备的损坏,所以必须对刀具寿命进行有效的管理^[1]。在自动化生产线上,可能存在刀具的频繁调度,即刀具可能先后处于不同的加工状态。加工状态不同,工件材料、切削速度、进给量、切削深度也不尽相同,这些因素都决定着刀具的磨损,即决定着刀具的寿命。目前,生产车间中普遍采用累计刀具当量切削时间的方法来评估刀具的寿命,这种传统的寿命预测方法会造成大量刀具的保守使用,已经逐渐地不再适应现代化制造的发展。

本文提出的刀具寿命预估的 BP 神经网络模型为预测刀具寿命提供了一个有效的方法。通过确定切削

深度、进给量、切削速度、工件材料等 4 个影响刀具寿命的指标,运用 BP 神经网络模型,对指标数据进行深度分析,最后输出刀具寿命预测值。其中工件材料通过材料的切削加工性进行分级,以工件材料的切削加工性能将工件材料这一指标进行量化。

1 刀具寿命预估的 BP 神经网络模型

1.1 BP 神经网络原理

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)是对人类智能的一种生理模拟,它是由大量的处理单元通过适当的方式互连构成的一个大规模的非线性自适应系统,最吸引人的特点是它的学习能力。ANN 模型有 3 个基本要素^[2]:

(1) 神经元之间的连接。连接强度由各连接上的权值表示,权值为正表示激活,为负表示抑制。

(2) 一个求和单元。用于求取各输入信号与连接权值乘积的加权和(线性组合)。

(3) 一个非线性激活函数。起非线性映射作用,并将神经元输出幅度限制在一定范围之内。

1986 年,鲁梅尔哈特等人提出了 BP (Back Propagation) 神经网络,这是目前应用最广泛的网络,采用了输入层、隐含层和输出层多层感知器(MLP)。BP 网络的学习过程由正向传播和反向传播组成。它可以将输出端表现出的误差沿着与输入信号传送相反的方向逐级向网络的输入端传播。在反向传播的过程中,通过重复沿着梯度下降搜索求解^[3],以期获得期望输出与实际输出的误差来满足目标函数。

BP 网络的学习过程是有指导性的,它的学习实质是:在误差信号反向传播的过程中,网络中神经元之间的连接权值由误差反馈进行调节,通过权值的不断修正使误差信号减小,从而使得网络在接受输入后给出适当的输出,使误差满足精度要求。

1.2 刀具寿命预估的 BP 神经网络模型的建立

BP 神经网络误差反馈的学习能力为建立刀具寿命预估模型提供了理论保证。建立刀具寿命预估模型时,我们规定切削方式是一定的,选取工件材料、切削用量来描述刀具的切削状态。它们分别对应着工件材料切削加工性、切削深度、进给量、切削速度这 4 个影

* 863 计划项目(2007AA040701-3)和国家自然科学基金(50505039)资助。

响寿命的指标,并将上述4个影响指标作为模型的输入层。对于隐含层节点数的选择,目前还没有公认的理论推导方法,只能采取试算的方法。经过反复试算,选取隐含层节点数为6个。输出层选取1个神经元即刀具预估寿命。

模型的输入层指标包括切削用量和工件材料。

(1) 切削用量。

切削用量的选择会直接影响切削力、切削功率、刀具磨损和表面质量以及加工成本。具体对应着切削深度、进给量和切削速度这3个刀具寿命的衡量指标。切削速度衡量的是在单位时间内刀具(或工件)沿主运动方向的相对位移^[4]。进给量衡量的是主运动在每行程(或每转)内工件与刀具之间沿进给运动方向的相对位移。切削深度衡量的是在通过切削刃基点并垂直于工作平面的方向上测量的吃刀量(工件已加工表面与待加工表面的垂直距离)。

在切削用量三要素中,切削速度对刀具寿命的影响最大,进给量次之,切削深度的影响最小。

(2) 工件材料。

工件材料的硬度、塑性、强度、韧性、弹性模量、导热系数等均影响工件的切削加工性。根据以上几个因素划分材料切削加工性等级,直观、全面地反映材料切削加工性能的特点。以相对加工性的数值量化来加工工件材料。各种材料的相对加工性见表1。

模型输出层即为刀具寿命。

预测模型结构为4-6-1三层。由此建立的刀具寿命预估的三层BP神经网络模型如图1所示。

其中,输入层与隐含层之间的权值用 W_{ij} 表示,隐含

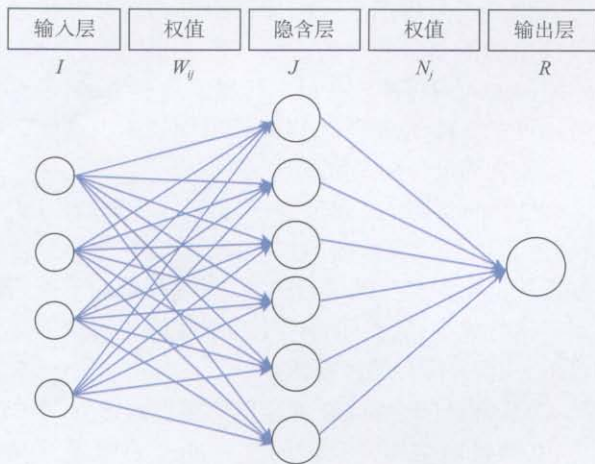


图1 刀具寿命预估的BP神经网络模型
Fig.1 Tool life prediction model based on BP neural network

表1 材料切削加工性分级表^[4]

等级代号	材料种类	材料名称	相对加工性 k_p	典型材料
1	很容易切削材料	一般有色金属	>3.0	5-5-5 铜铝合金, 9-4 铝铜合金, 铝镁合金
2	容易切削材料	易削钢	2.5 ~ 3.0	退火 15Cr, 自动机钢
3		较易削钢	1.6 ~ 2.5	正火 30 钢
4	普通材料	一般钢及铸铁	1.0 ~ 1.6	45 钢, 灰铸铁, 结构钢
5		稍难切削材料	0.65 ~ 1.0	2Cr13 调质, 85 钢轧制
6	难切削材料	较难切削材料	0.5 ~ 0.65	45Cr 调质, 65Mn 调质
7		普通难切削材料	0.15 ~ 0.5	50CrV 调质, 1Cr18Ni9Ti 未淬火, α 相钛合金
8		很难切削材料	<0.15	β 相钛合金, 镍基高温合金

层与输出层之间的权值用 N_j 表示。所有的神经元采用的激活函数均为 sigmoid 函数: $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ 。这是一种连续的神经元输出函数,具有非线性和处处可导的数学特性,反映了神经元的非线性输出特性,符合刀具寿命与其影响因素之间的非线性关系。

基于寿命预测的BP神经网络模型,运用学习算法,对模型进行训练,完成刀具寿命预测模型的仿真过程,可解决实际生产中刀具寿命的评估问题。

2 刀具寿命预估的BP神经网络训练方法

2.1 模型训练方法

寿命预测模型的学习算法实现过程:

(1) 初始化,设置网络结构,选取训练样本对 $[X_k, D_k]$ 。赋给联结权值 W_{ij}, N_j ;各一个较小的随机非零初始值,迭代次数 $n=0$ 。 X_k 为每对样本中影响因素的数据数组, D_k 为每组影响因素对应的期望寿命值。其中 k 为样本对数。

(2) 对训练样本中的每一个指标值 X_{ki} 进行数据归一化处理。变换关系式为:

$$X_{ki} = 0.1 + (0.9 - 0.1) \times \frac{X_{ki}' - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

其中 $i=1,2,3,4,5,6,7$ 。公式中, X_{ki} 为第 k 组样本的指标值进行数据归一化后的模型输入值, X_{ki}' 为归一化之前的指标值。这样模型所有的输入层数据值均处于 $[0.1,0.9]$ 之间,缩小了可识别数据的动态范围,使预测成功的可能性得到提高。得到输出值后,再按相反的规则进行变换即可。

(3) 计算实际输出 y_k , 计算目标函数

$$E(n) = \frac{1}{2} e_k(n)^2 = \frac{1}{2} [d_k - y_k(n)]^2$$

式中, d_k 为第 k 组样本对应的期望寿命值, $y_k(n)$ 为第 k 组样本迭代第 n 次时对应的寿命输出值, $e_k(n)$ 为迭代第 n 次期望寿命与输出寿命之间的误差。

(4) 根据生产车间车削刀具的车削精度要求, 确定合适的刀具寿命预估模型的误差, 用 ε 表示。若目标函数 $E(n) \leq \varepsilon$, 则学习过程结束; 否则进行误差逆向传播, 进入(5)。

(5) 误差逆向传播, 逐层按梯度下降法修改联结权值, 根据 Delta 学习法则, 误差逆向传播时隐含层 J 任一节点与输出层 R 之间的联结权值为

$$\begin{aligned} N_j(n+1) &= N_j(n) + \Delta N_j(n) = \\ &= N_j(n) + \eta \cdot y_k(n) \cdot [1 - y_k(n)] \cdot \\ & [d_k - y_k(n)] \cdot f\left(\sum_{i=1}^7 X_{ki} W_{ij}\right) \end{aligned}$$

其中 $j=1, 2, 3, 4$ 。输入层 I 任一节点与隐含层 J 任一节点之间的联结权值为:

$$\begin{aligned} W_{ij}(n+1) &= W_{ij}(n) + \Delta W_{ij}(n) \\ &= W_{ij}(n) + \eta \cdot f\left(\sum_{i=1}^7 X_{ki} W_{ij}\right) \cdot \\ & \left[1 - f\left(\sum_{i=1}^7 X_{ki} W_{ij}\right)\right] \cdot y_k(n) \cdot \\ & [1 - y_k(n)] \cdot [d_k(n) - y_k(n)] \cdot X_{ki} \end{aligned}$$

式中, η 为学习步长, η 越大, 产生的震荡越大。可以选 η 为 (n) 常数, 但其大小应慎重选择。本文中 $\eta(n)$ 为常数, $\eta(n)=0.6$ 。

(6) 判断所有样本数据是否都已经学习完毕, 若完学习过程结束; 否则转入(2)。

2.2 寿命预测模型的运算流程

在刀具材料、加工方式确定的前提下, 准备好样本数据, 按照 BP 学习算法过程, 对预测模型进行仿真。

寿命预测模型的学习过程流程图如图 2 所示。

3 预测模型应用实例

下文以文献 [5] 中的资料和学校某数控车间中的刀具使用寿命为例来验证预测模型的准确性, 采用 YT15 硬质合金圆盘铣刀来进行寿命预测验证。

表 2 中 1~10 组样本为模型的训练样本集, 前 4 组样本的指标值与其对应的刀具期望寿命值均采用的是文献 [5] 中的数据, 5~10 组样本的指标值与其对应的刀具期望寿命值均采用校内某数控车间中的刀具加工信息中的数据。表 2 中 11~15 组样本为模型的测试集, 这 5 组

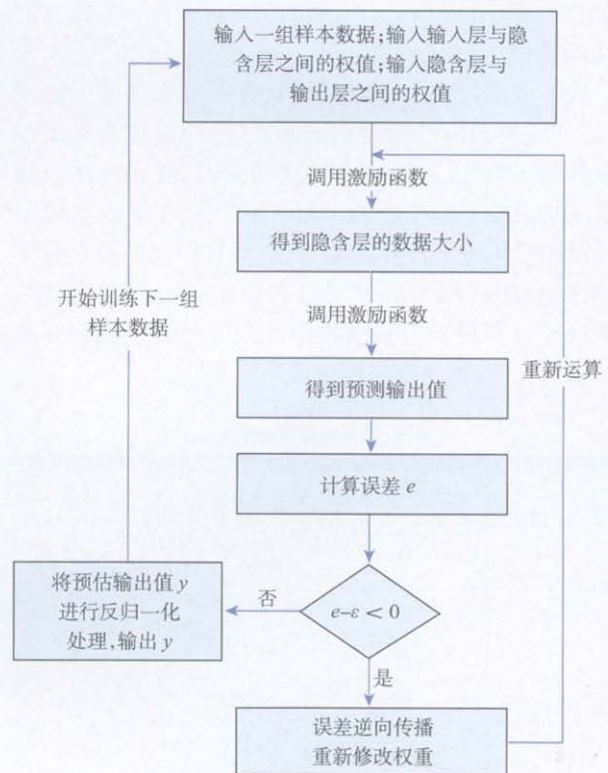


图 2 寿命预测模型运算流程

Fig.2 Computing flow of tool life prediction model

表 2 样本数据集

样本组序号	工件相对加工性	切削深度 a_p /mm	进给量 f (mm·r ⁻¹)	切削速度 v / (m·min ⁻¹)
1	2.5	1	0.20	300
2	2.5	4	0.30	210
3	2.5	8	0.40	160
4	2.0	1	0.20	250
5	2.0	4	0.30	190
6	2.0	8	0.40	150
7	1.5	1	0.20	235
8	1.5	4	0.30	160
9	1.5	8	0.40	120
10	1.0	1	0.20	130
11	1.0	4	0.30	140
12	1.0	8	0.40	160
13	0.25	1	0.20	185
14	0.25	4	0.30	120
15	0.25	8	0.40	95

样本的指标值与其对应的刀具期望寿命值同样采用文献[5]中的数据。

表3中序号1~10是模型对样本数据集的训练结果,经训练得到的模型预测准确度达93%,样本最大误差率仅为6.31%,刀具寿命预定精度值为0.07,此模型训练的结果满足精度要求。表3中序号11~15是模型对样本测试集进行计算的结果,经计算得到的模型分类准确度达94%,样本最大误差率为5.74%。测试证明,由本模型计算得到刀具的使用寿命值与刀具期望寿命值基本吻合,预测与寿命期望值基本吻合。

表3 刀具寿命预测情况

序号	期望寿命/min	预测寿命/min	误差/%
1	200	193.42	-3.29
2	220	208.79	-5.10
3	240	250.67	-4.45
4	180	189.56	5.31
5	210	199.17	-5.16
6	230	219.46	4.59
7	160	170.09	6.31
8	180	186.89	3.83
9	200	213.68	6.84
10	120	115.95	-3.38
11	150	158.34	5.56
12	160	153.67	-3.95
13	120	126.89	5.74
14	140	147.63	5.45
15	180	185.23	2.91

利用BP神经网络模型的高度非线性的映射能力及其极强的自适应能力,可以非常精确地根据刀具寿命的影响因素预测出刀具的实际使用寿命。结合已有的刀具寿命试验和车间实际切削参数数据,并运用BP神经网络模型,为刀具寿命预测提供了一种行之有效的方法。另外,在预测模型的整个计算过程中排除了主观因素,因此计算结果更加客观,而且更加科学,更加接近实际状况。

4 结束语

本课题应用人工神经网络技术建立了刀具寿命预估模型,该模型计算得出的刀具预估寿命基本与期望寿

命吻合,表明运用人工神经网络模型预测刀具使用寿命的方法是有效的、可行的。这种寿命预估模型利用有限的纷杂的数据,得到了满足精度要求的寿命预估值,能较好地帮助车间工作人员准确判断刀具的即时状况,在刀具完全破损之前强制进行报废。由于预测模型的输入层指标值的数据来源于文献,文献中很难囊括全部的实时指标值信息,所以预测模型在实际应用方面有一定的局限性。今后应把研究的重点转向如何通过在线监测获得实时的指标值。

参考文献

[1] 韩荣第,周明,孙玉洁,等.金属切削原理与刀具.哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,1988.
 [2] 张立明.神经网络及其应用.上海:复旦大学出版社,1993.
 [3] 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.
 [4] 杨坤怡.制造技术.北京:国防工业出版社,2007.
 [5] 陈宏钧.金属切削速查速算手册.北京:机械工业出版社,2003.

(责编 阳光)

(上接第92页)

5 结论

(1) 本文采用集对分析方法将方案决策中的定性问题量化,通过建立评判模型和实例计算,对飞机战伤抢修性进行综合分析,得到满意的结果,为评价飞机战伤抢修性提供了一种新途径。相比其他方法,该方法具有思路清晰、计算简明、快速便捷、可信度高等特点。同时,这种评价模型综合了待评价方案与理想方案在同、异、反三方面的联系,因而它对方案的评价较其他方法更加全面和客观。

(2) 该评价方法的应用,对于确定飞机战伤抢修性方案和提高飞机抢修性设计都具有很好的指导作用。

(3) 本课题就集对分析在飞机战伤抢修性评价中的应用做了一点探索,作为一种新的评价方法,仍然有许多地方有待深入研究,比如:考虑的影响因素更多,则精度会更高,决策也会更准确。

参考文献

[1] 张建华.飞机战伤抢修工程学.航空工业出版社,2001.6
 [2] 侯满义,李曙林.一种军用飞机战伤抢修性评价体系.航空维修与工程,2006,(2):27-29.
 [3] 赵克勤.集对分析及其初步应用.杭州:浙江科学技术出版社,2000.
 [4] 张斌.集对分析与多属性决策.农业系统科学与综合研究,2004,20(2):123-125.

(责编 侧卫)