

文章编号: 2095-2163(2021)05-0160-04

中图分类号: U491.1

文献标志码: A

基于遗传算法优化 BP 神经网络的预测建模

祁翔, 张心光

(上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620)

摘要: 为了进一步提高基于 BP 神经网络的预测模型精度, 本文针对 BP 神经网络收敛速度慢, 参数选择随机等特点, 采用了遗传算法对 BP 神经网络进行优化, 并提出了一种基于遗传算法优化 BP 神经网络的预测模型, 从而进一步提高预测模型的预测精度, 通过对比未使用遗传算法优化的 BP 神经网络的预测模型发现基于遗传算法优化 BP 神经网络的预测模型在提升预测精度方面具有非常好的效果, 是一种非常高效的方法。

关键词: 预测模型; 优化; 遗传算法; BP 神经网络

Prediction modeling of BP neural network optimized by genetic algorithm

QI Xiang, ZHANG Xinguang

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

[Abstract] In order to further improve the accuracy of prediction model based on BP neural network, this paper uses genetic algorithm to optimize BP neural network according to the characteristics of slow convergence speed and random parameter selection of BP neural network, and proposes a prediction model based on genetic algorithm to optimize BP neural network, so as to further improve the prediction accuracy of the prediction model. The prediction model of BP neural network optimized without using genetic algorithm shows that the prediction model optimized by genetic algorithm has a very good effect in improving the prediction accuracy, which is a very efficient method.

[Key words] prediction model; optimization; genetic algorithm; BP neural network

0 引言

本次研究中, 基于 BP 神经网络的预测和基于遗传算法优化的 BP 神经网络的预测建模的训练数据和验证数据都来自于文献[1], 通过层次分析法可发现在影响切削工件表面质量的众多因素中, 工件表面粗糙度权重最高, 并且考虑到以往研究高速铣削工艺的学者们常采用高速铣削工件表面粗糙度预测模型^[1]来解决实际工艺过程中出现的一些无法解释的问题, 故本文主要选择高速铣削工件表面粗糙度^[2]作为预测值。

虽然曲线拟合^[3]、人工神经网络^[4]等方法都是高速铣削工件表面粗糙度预测模型的主流构建方法, 但除了人工神经网络外其它方法在各种实际应用中都会表现出不足, 例如曲线拟合方法会在建立预测模型中存在假定数学模型和实际数学模型适配度低的问题。而人工神经网络就有效避免了这一方面的弊端。研究可知, 人工神经网络因为自身结构简单、应用要求低等优点在如今的各大主流领域应用中都得到了不错的效果。于振等人^[5]为了解决

常用扭矩传感器的刚度差, 校准效率低等问题设计了一种基于 BP 神经网络的扭矩传感器静态校准系统; 陈智雨等人^[6]为了提高对光伏发电量的预测精度, 建立了基于 ACO-BP 神经网络的光伏系统发电功率预测模型; 江毓等人^[7]为了研制出新一代的智能电机异音自动化检测设备, 即基于 BP 神经网络提出了一种新型的电机异音诊断方法。

综上所述, 人工神经网络因为具有众多的待调参数, 从而体现出显著优势, 但这些待调参数却由于缺乏科学理论的指导, 大多只是根据经验来进行调参, 这又导致了人工神经网络不能发挥其最大作用^[8-10]。针对这一问题, 本文提出了基于遗传算法^[11]优化的人工神经网络, 以下简称遗传-BP 神经网络。

研究中, 通过对来自文献[1]的数据进行分组, 分别构建了训练样本对和验证集, 本文采用工件表面粗糙度的数值来对预测模型进行验证, 通过分别对比基于 BP 神经网络的预测模型和基于遗传算法优化的 BP 神经网络的预测模型, 从而得出两者预测模型的预测精度, 进而可证明基于遗传算法优化

作者简介: 祁翔(1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 机器学习。

通讯作者: 祁翔 Email: 1452723583@qq.com

收稿日期: 2020-10-09

的人工神经网络在预测建模方面具有更高的预测精度。

1 方法介绍

1.1 遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)最早可追溯到20世纪70年代,当时在美国Holland教授受到适者生存思想的启发,首次提出了遗传算法的思想,即能够适应环境的种群个体往往能够获得更多的后代,从而使基因得以保存。遗传算法的主要步骤为:编码、选择、交叉、变异。

1.2 遗传-BP神经网络

BP神经网络包括3部分:输入层、隐含层和输出层,其学习过程主要有两种。第一种是输入数据层经过隐含层的前向传播,即输入的数据经过隐含层中的权值和阈值处理输出得到预测结果,进而通过处理预测结果和实际结果来得到误差值。第二种是将误差值通过输出层进入隐含层的反向传播,就是将第一种得到的误差值经过误差函数的梯度下降法进行处理来修改隐含层的权值和阈值。总地说,BP神经网络主要通过这两种学习过程不断地重复迭代,进而得到比较理想的权值和阈值。但是在实际算法过程中,由于大多数待调参数的确定依据的都是以往经验,即会导致预测模型的预测精度低并且学习效果不好等问题。

故本文针对BP神经网络的不足,利用遗传算法自动搜索全局最优解的计算模型来对BP神经网络

参数进行优化,从而得到最优的参数值,这样就极大地提高了BP神经网络的学习效果和预测精度。

基于遗传算法优化BP神经网络的具体流程如下:

(1)进行数据分组,选择表面粗糙度的数据作为测试样本,其余因素数据值作为样本训练对来进行预测建模;

(2)确定BP神经网络的初始值、阈值和层数等;

(3)把计算误差代入选定的适应度函数中,计算其适应度;

(4)利用选择操作从旧种群中寻找最优个体;利用交叉操作使两两随机个体进行匹配、交换、组合,把优秀特征传给下一代,使子代进化;利用变异操作使BP神经网络跳出局部最优解;

(5)判断是否满足条件来判断是确定初始值和阈值、还是重新循环迭代。

由于BP神经网络参数过多,故本文只以学习率参数为例进行验证。

2 方法验证

表1中的高速铣削试验数据均来源于文献[1]。在这16组高速铣削实验中,主要有6个参数,分别是:表面粗糙度、主轴转速、进给速度、切削深度、切削行距和刀具倾角。根据层次分析法得到表面粗糙度对工件的表面质量影响权重最大,故选择工件的表面粗糙度数据来做验证。

表1 实验参数及结果

Tab. 1 Experimental parameters and results

试验次数	主轴转速 (r/min)	进给速度 (mm/min)	切削深度 (mm)	切削行距(mm)	表面粗糙度 (μm)	刀具倾角 (deg)
1	5 000	5 000	0.02	0.01	0.725 8	10
2	5 000	6 000	0.04	0.03	1.115 6	20
3	5 000	7 000	0.06	0.05	1.008 6	30
4	5 000	8 000	0.08	0.07	1.177 2	40
5	10 000	5 000	0.04	0.05	0.901 2	40
6	10 000	6 000	0.02	0.07	1.086 8	30
7	10 000	7 000	0.08	0.01	1.866 0	20
8	10 000	8 000	0.06	0.03	1.984 8	10
9	15 000	5 000	0.06	0.07	2.041 8	20
10	15 000	6 000	0.08	0.05	1.726 4	10
11	15 000	7 000	0.02	0.03	1.138 6	40
...
16	20 000	8 000	0.02	0.05	1.254 6	20

本文使用实验1、实验2、实验4、实验6、实验8、实验9、实验12和实验13下的高速铣削试验数据

来构建基于遗传-BP神经网络高速铣削工件表面粗糙度预测模型的训练样本对。

设置遗传算法的主要结构参数:最大进化次数为100;初始化种群数目为50;变异概率为0.05;交叉概率为0.8。采用遗传算法对BP神经网络的学习速率参数进行优化定值,在Matlab运行仿真中不同预报误差改变量所对应的学习率优化过程如图1所示,最优学习率见表2。

表2 不同预报误差改变量对应的最优学习率

Tab. 2 The optimal learning rate corresponding to the changes of different forecast errors

预报误差改变量	$10^{(-1)}$	$10^{(-6)}$
最优学习率	0.472	0.763

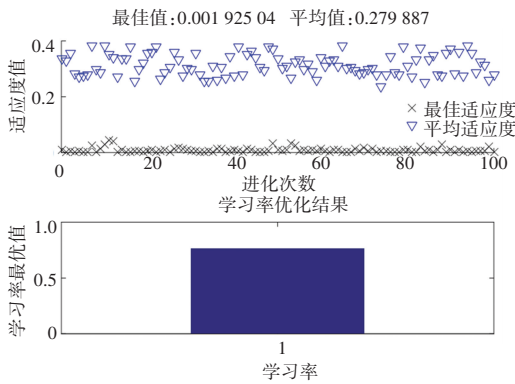
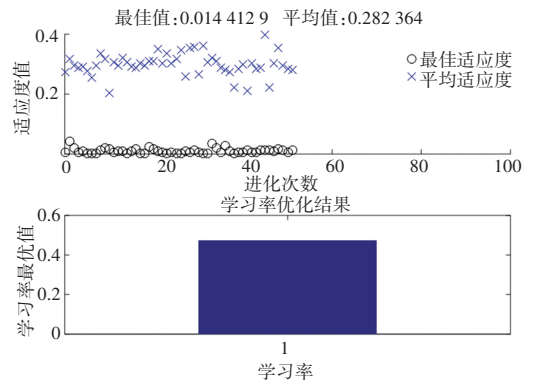
(a) 预报误差改变量准则为 $10^{(-6)}$ (a) The prediction error change criterion is $10^{(-6)}$ (b) 预报误差改变量准则为 $10^{(-1)}$ (b) The criterion of variation of forecast error is $10^{(-1)}$

图1 不同预报误差改变量准则下的学习速率的优化过程

Fig. 1 The optimization process of learning rate under different prediction error variable criterion

通过表2可以得到最优学习率。表2中,迭代次数为1000,训练误差目标为 $1e^{-5}$,研究中拟基于遗传-BP神经网络对高速铣削工件表面粗糙度预测建模。本文就选用了基于遗传-BP神经网络对

高速铣削工件表面粗糙度预测模型对实验5和实验10中的高速铣削工件表面粗糙度进行预测,其预测结果和实验结果的比值见表3和表4。

表3 高速铣削工件表面粗糙度预测结果和实验结果的对比

Tab. 3 Comparison of prediction results and experimental results for high speed milling of workpiece Surface roughness

工况	预测结果/ μm	实验结果/ μm	绝对误差/ μm	相对误差/%
5	0.905 255 40	0.901 2	0.004 055 40	0.004 5
10	1.732 787 68	1.726 4	0.006 387 68	0.003 7

注:最优学习率为0.472

表4 高速铣削工件表面粗糙度预测结果和实验结果的对比

Tab. 4 Comparison of prediction results and experimental results for high speed milling of workpiece surface roughness

工况	预测结果/ μm	实验结果/ μm	绝对误差/ μm	相对误差/%
5	0.940 402 2	0.901 2	0.039 202 2	0.043 5
10	1.741 937 6	1.726 4	0.015 537 6	0.009 0

注:最优学习率为0.763

通过对比不同学习率下的相对误差得出,不同预报误差改变量准则下的高速铣削工件表面粗糙度预测误差稍微有所差异。预报误差改变量较小下的高速铣削工件表面粗糙度预测误差稍微偏大,这可能是由于预测模型过拟合所致。

3 结束语

本文提出的基于遗传-BP神经网络高速铣削工件表面粗糙度预测模型,通过对比基于BP神经

网络对实验5和实验10两组实验中表面粗糙度的预测值和基于遗传-BP神经网络对两组实验中表面粗糙度的预测值,可以发现在提高预测模型精度方面,遗传-BP神经网络具有更好的效果。后续工作可同时优化BP神经网络的初始值和阈值,进一步证明基于遗传算法优化的BP神经网络预测模型高精度预测的可行性。

(下转第169页)