

文章编号: 2095-2163(2021)02-0183-04

中图分类号: U491.1

文献标志码: A

高速铣削工件表面粗糙度遗传-BP神经网络建模

黄希宇, 祁翔

(上海工程技术大学机械与汽车工程学院, 上海 201620)

摘要: 遗传算法作为一种高效, 并行的全局搜索优化方法, 非常适合用于BP神经网络学习率的优化。文中通过基于遗传算法和BP神经网络提出了遗传-BP神经网络。以实验1、实验2、实验5、实验6、实验9、实验11、实验13和实验15下的高速铣削试验数据构建用于高速铣削工件表面粗糙度建模的训练样本对, 并用回归的高速铣削工件表面粗糙度预测模型对实验3和实验7状态中的高速铣削工件表面粗糙度进行预测。通过比较表面粗糙度预测结果和实际结果, 发现遗传-BP神经网络在高速铣削工件表面粗糙度进行建模方面是一种十分有效的方法。

关键词: 高速铣削; 表面粗糙度; 预测; 遗传-BP人工神经网络

Modeling of high speed milling workpiece using surface roughness algorithm and BP neural network

HUANG Xiyu, QI Xiang

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

[Abstract] As an efficient and parallel global search optimization method, Genetic Algorithm is very suitable for BP neural network learning rate optimization. In this paper, a genetic algorithm (GA) based on BP (BP) neural network is proposed. Based on the experimental data of high speed milling experiments 1, 2, 5, 6, 9, 11, 13 and 15, a set of training samples is constructed for high speed milling surface roughness modeling, the regression model of high speed milling workpiece surface roughness is used to predict the high speed milling workpiece surface roughness in experiment 3 and 7 states. By comparing the prediction results with the actual results, it is demonstrated that the surface roughness neural network is a very effective method in the modeling of high speed milling workpiece surface roughness.

[Key words] high speed milling; surface roughness; predictive modeling; Genetic Algorithm-BP artificial neural network

0 引言

在工件的高速铣削工艺中, 影响工件表面质量的重要指标有很多, 本文主要探讨的是高速铣削工件表面粗糙度^[1]。为了解决在实际的高速铣削工艺过程中常常会出现一些无法解释又容易导致加工质量不稳定的问题, 学者们综合高速铣削工艺过程提出了基于高速铣削工件表面粗糙度预测模型^[2]。

建立预测建模的方法很多, 但是经过广泛的研究分析发现, 比较适合用在高速铣削工件表面粗糙度预测模型构建上的主要有曲线拟合^[3]、人工神经网络^[4]等方法。但是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匹配度低致使预测误差偏大的缺点。而人工神经网络却没有这方面的困扰。神经网络的整体结构简单、关于算法实现的要求也相对较低, 在传感识别、目标检测、人工智能等领域都发挥不可或缺的作用。陈森等人^[5]通过结合混沌系统和人工神经网络的方法创

造了一种新型的图像加密算法。王建昭等人^[6]通过将人工神经网络应用在计算木星系磁坐标问题上, 结果表明其计算速度得到了大幅度的提升。周水华等人^[7]在计算台风浪高的问题上使用了人工神经网络也同样获得了很不错的效果。只是仍需指出的是, 人工神经网络也有一定的缺点, 也就是: 人工神经网络中有着许多待调参数, 这是人工神经网络功能强大的原因之一, 但与此同时, 这些待调参数若缺少合理的优化选择指引, 将导致人工神经网络无法发挥自身的潜力与优势^[8-10]。综上分析可知, 本文采用了遗传算法^[11]对BP神经网络进行参数优化选择, 因为待调参数较多, 本文主要以结合了遗传算法的人工神经网络对学习率进行优化为例, 进而提出了遗传-BP神经网络。

本文用研究中除了实验3和实验7的8个实验中的高速铣削试验数据来组成训练样本对, 用这个训练样本对对高速铣削工件表面粗糙度进行预测建模。再通过对比分别使用基于BP神经网络的高速

作者简介: 黄希宇(1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能算法。

通讯作者: 黄希宇 Email: 867257682@qq.com

收稿日期: 2020-09-29

哈尔滨工业大学主办 ◆ 科技创见与应用

铣削工件表面粗糙度预测模型和基于遗传-BP神经网络的高速铣削工件表面粗糙度预测模型对实验3与实验7情形下的高速铣削工件表面粗糙度进行预测的结果,可以证明基于遗传-BP神经网络预测模型对于高速铣削工件表面粗糙度预测时具有更高的精度。

1 方法综述

1.1 遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是一种受遗传学理论和自然选择机制的启发而提出的一种模拟优化计算模型,通常用来解决最优解问题。因为该算法可以直接对结构对象进行操作,不会出现在求导数和函数连续性的限定,并且还具有很强的适应性等特点,目前已吸引了大量学者关注,并得到了大范围的推广和应用。当下,遗传算法主要应用在机器学习、生物工程和通讯工程方向,随着人工智能的崛起,遗传算法也逐渐在人工智能算法中发挥越来越大的作用。

1.2 遗传-BP神经网络

传统的BP神经网络算法主要由2部分组成。一部分是输入数据层经过隐含层的前向传播,其过程主要是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。另一部分是将误差值通过输出层进入隐含层的反向传播,其过程主要是使用第一部分得到的误差值经过误差函数的梯度下降法进行处理对隐含层的权值和阈值进行修改。综上所述就是一次完整的BP神经网络算法运行过程,在正常的算法过程中,BP神经网络都是经过不断的重复迭代,从而得到比较理想的权值和阈值。但在实际算法过程中,由于学习率、权值、阈值等参数的随机性,最终会导致预测模型的学习效果低、预测精度不高等特点。

故本文针对BP神经神经网络的缺点,通过利用遗传算法这种可以自动进行全局搜索最优解的计算模型对BP神经网络参数优化,从而得到最优的参数值,这样极大地提高BP神经网络的学习效果和预测精度。用遗传算法优化BP神经网络的操作流程可分述如下。

(1)先将高速铣削试验中主轴转速、进给速度、切削深度、切削行距和刀具倾角的数据作为样本训练对,表面粗糙度的数据作为测试样本,经过归一化后用来预测建模。

(2)设置遗传算法和BP神经网络的基本参数。

(3)对遗传算法中生产的种群进行初始化处理,并对种群个体实数编码。

(4)通过对个体解码处理来获取初始权值和阈值,同时利用适应度函数对个体进行测量排序,这里用的是降序排序。

(5)通过选择操作对(4)中的排序进行选取,通过交叉操作和变异操作避免产生局部最优解。

(6)通过以最大进化代数为标准来决定个体是否达到最优个体,若达到则输出,若未达到则重复(4)~(6)步。

(7)通过对个体进行解码处理,由此获得最优参数。

因为BP神经网络的参数过多,故本文以BP神经网络的学习率参数为例进行验证。

2 方法验证

本文所有高速铣削试验数据都来源于文献[2],见表1。高速铣削数据来自于16组实验。在每个实验中,表面粗糙度的值主要受主轴转速、进给速度、切削深度、切削行距和刀具倾角这五个参数影响。

表1 实验参数及结果

试验次数	主轴转速/(r·min ⁻¹)	进给速度/(mm·min ⁻¹)	切削深度/mm	切削行距/mm	表面粗糙度/μm	刀具倾角/(°)
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

利用实验1、实验2、实验5、实验6、实验9、实验11、实验13和实验15下的高速铣削试验数据构建用于高速铣削工件表面粗糙度建模的训练样本对,利用遗传-BP神经网络建立高速铣削工件表面粗糙

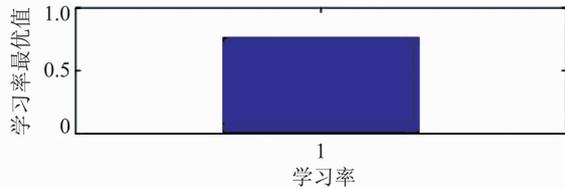
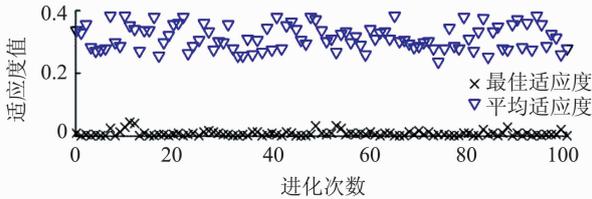
度预测模型。

当遗传-BP神经网络进行高速铣削工件表面粗糙度建模,遗传算法用于优化BP神经网络的学习速率,遗传算法的主要结构参数设置为:初始化种群数目为50;最大进化次数为100;交叉概率为0.8;变异概率为0.05。不同预报误差改变量准则下的最优学习率见表2,学习率优化过程如图1所示。由图1可知,当预报误差改变量准则为 10^{-6} 时,适应度最佳值为:0.001 925 04,并求得平均值为:0.279 887;当预报误差改变量准则为 10^{-1} 时,适应度最佳值为:0.014 412 9,平均值为0.282 364。

表2 不同预报误差改变量准则下的最优学习率结果

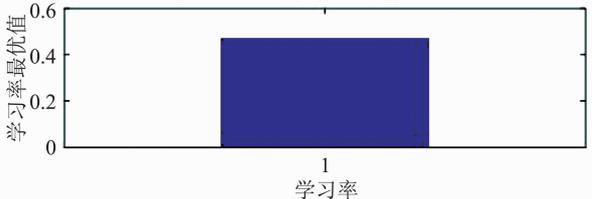
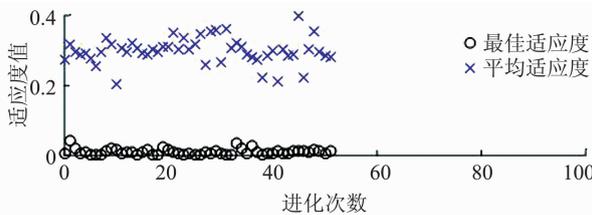
Tab. 2 Results of optimal learning rate under different prediction error variation criteria

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 variation criteria is 10^{-6}



(b) 预报误差改变量准则为 10^{-1}

(b) The prediction error variation criteria 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 variation criteria

选用表2中的最优学习率,迭代次数为1 000,训练误差目标为 $1e-5$,文中利用遗传-BP神经网络进行高速铣削工件表面粗糙度建模。为验证遗传-BP神经网络所建立的高速铣削工件表面粗糙度预测数学模型,选用对实验3和实验7状态中的高速铣削工件表面粗糙度进行预测,当预报误差改变量分别为 10^{-1} 和 10^{-6} 时,预测结果和实验结果的比较参见表3、表4。表3中,最优学习率为0.472;表4中,最优学习率为0.763。

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 workpiece surface roughness

工况	预测结果 / μm	实验结果 / μm	绝对误差 / μm	相对误差 /%
3	1.008 647 214 314 65	1.008 6	0.000 047 214 314 65	0.004 7
7	1.865 865 945 272 11	1.866 0	0.000 065 945 272 11	0.003 5

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 workpiece surface roughness

工况	预测结果 / μm	实验结果 / μm	绝对误差 / μm	相对误差 /%
3	1.008 174 177 141 53	1.008 6	0.000 425 822 858 47	0.042 2
7	1.866 163 598 210 66	1.866 0	0.000 163 598 210 66	0.008 8

由表3、表4可以看出,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

本文通过对BP神经网络的不足进行分析,在此基础上提出了遗传-BP神经网络,通过对比基于BP神经网络对高速铣削工件表面粗糙度预测值和基于遗传-BP神经网络对高速铣削工件表面粗糙度预测值,分析发现基于遗传-BP神经网络的高速铣削工件表面粗糙度预测模型具有更高的预测精度。因此通过实验证明在提高预测模型精度方面,遗传-BP神经网络是一种十分有效的方法。

参考文献

[1] 倪君辉,詹白勺,沈科灯. 高速铣削时钛合金刀具的磨损及对工件表面粗糙度的影响[J]. 工具技术,2017, 51(4):110-112.

[2] 王义强,闰国琛,王晓军,等. 高速铣削工件表面粗糙度的预测[J]. 机械设计与制造,2014(11):131-133,137.

[3] 胡博,潘霄,葛维春,等. 辅助弃风消纳的IVMD-LSTM电网典

- 型时段负荷曲线拟合方法[J]. 可再生能源, 2020, 38(3): 366-372.
- [4] 张攀, 高文志, 高博, 等. 基于人工神经网络的柴油机失火故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(4): 702-710.
- [5] 陈森, 薛伟. 基于混沌系统和人工神经网络的图像加密算法[J]. 计算机系统应用, 2020, 29(8): 236-241.
- [6] 王建昭, 马继楠, 贾晓宇, 等. 利用神经网络快速计算木星系磁坐标木[J]. 空间科学学报, 2020, 40(4): 523-530.
- [7] 周水华, 洪晓, 梁昌霞, 等. 基于人工神经网络的台风浪高快速计算方法[J]. 热带海洋学报, 2020, 39(4): 25-33.
- [8] 郭佳. 基于改进的人工神经网络对存储系统性能进行预测的方法[J]. 计算机科学, 2019, 46(z1): 52-55.
- [9] 胡红萍, 白黄琴, 白艳萍, 等. 基于改进的遗传算法与人工神经网络的类流感的预测[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2019, 40(6): 481-488.
- [10] 黄丽华, 李俊丽. 基于改进人工鱼群算法优化的BP神经网络预测控制系统[J]. 化工自动化及仪表, 2019, 46(8): 610-614.
- [11] 洪越, 殷利平. 基于遗传算法的非高斯系统随机分布控制[J]. 南京信息工程大学学报, 2020, 12(4): 504-509.

(上接第182页)

3 结束语

经由本文研究可以看出, 基于CNN池化提取特征的训练模型都取得较好的结果, 加入进化策略对初始权重选择的结果则优于未加入的。这就说明, 考虑CNN池化和进行策略在一般神经网络是可行的, 其效果也较好。从图6也可以看出, 调整学习率能使算法快速收敛, 同时表明该问题对学习率也比较敏感。

本文也有一些不足: 数据量小, 搭建的神经网络层数并不深, 若面临更复杂的分类问题, 该系统可能无法通过训练得到较好的模型。为此, 下一步的研究展望是: 增大数据量, 使模型具有普遍性; 效果不好时加大神经网络层数, 启用更优秀的激活函数; 考虑对其他参数也同步进行调整, 而不能仅仅局限在初始权重上。

参考文献

- [1] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. Nature, 1986, 323(6088): 533-536.
- [2] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 31(5786): 3504-3507.
- [3] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229-1251.
- [4] 冯春时. 群智能优化算法及其应用[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2009.
- [5] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521: 436-444.
- [6] JI Zhong, YU Yunlong, PANG Yanwei, et al. Manifold regularized cross-modal embedding for zero-shot learning[J]. Information Sciences, 2017, 378: 48-58.
- [7] XU Baohan, FU Yanwei, JIANG Yugang, et al. Heterogeneous knowledge transfer in video emotion recognition, attribution and summarization[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2018, 9: 255-270.
- [8] 赵新秋, 贺海龙, 杨冬冬, 等. 基于改进的卷积神经网络在图片分类中的应用[J]. 高技术通讯, 2018, 28(11): 930-936.
- [9] 闫河, 王鹏, 董莺艳, 等. 改进的卷积神经网络图片分类识别方法[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(12): 193-198.
- [10] 常亮, 邓小明, 周明全, 等. 图像理解中的卷积神经网络[J]. 自动化学报, 2016, 42(9): 1300-1312.
- [11] 程德强, 陈亮亮, 蔡迎春, 等. 边缘融合的多字典超分辨图像重建算法[J]. 煤炭学报, 2018, 43(7): 2084-2090.
- [12] 唐文杰, 宋家明, 徐丽. 基于NL-Means的双水平集脑部MR图像分割算法[J]. 计算机科学, 2018, 45(S2): 256-258, 277.
- [13] 张秀玲, 周凯旋, 魏其珺, 等. 多通道交叉融合的深度残差网络脱机手写汉字识别[J]. 小型微型计算机系统, 2019, 40(10): 2232-2235.
- [14] 常川. 基于ResNet深度网络的人类蛋白质图谱图像分类方法研究[J]. 医学信息学杂志, 2019, 40(7): 45-49.
- [15] 王文成, 蒋慧, 乔倩, 等. 基于ResNet50网络的十种鱼类图像分类识别研究[J]. 农村经济与科技, 2019, 30(19): 60-62.