

# 基于进化神经网络的磁粒研磨 表面粗糙度预测方法研究

徐良, 陈燕, 韩冰, 程海东, 刘文浩

(辽宁科技大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 鞍山 114051)

**摘 要:** **目的** 为实现磁粒研磨光整加工的表面粗糙度精准预测, 提出一种遗传算法优化表面粗糙度 BP 神经网络的预测模型。**方法** 将表面粗糙度作为预测的目标, 影响磁粒研磨 5052 铝合金管内表面粗糙度的五个主要工艺参数作为神经网络的输入。合理设计正交试验, 得到不同工艺参数配置下的表面粗糙度值, 将其作为神经网络的输出。通过建立非线性预测模型, 对比遗传算法优化后和传统 BP 神经网络的均方差与仿真时间, 分析优化前后表面粗糙度的预测效果。**结果** 通过试验数据建立了结构为 5-11-1 的神经网络, 进化 BP 神经网络预测模型均方差为 0.044, 建模仿真时间为 0.187 s, 其平均相对误差率为 13.2%。传统的 BP 神经网络预测模型均方差为 0.231, 建模仿真时间为 1.840 s。**结论** 通过遗传算法优化后的 BP 神经网络均方差更小, 建模仿真时间更短, 进化 BP 神经网络可以实现更为精准的预测, 同时能够极大地避免传统 BP 神经网络易陷入局部极小值的弊端。

**关键词:** 磁粒研磨; 表面粗糙度; 预测模型; 遗传算法; BP 神经网络; 5052 铝合金

**中图分类号:** TG356.28 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3660(2021)12-0094-07

**DOI:** 10.16490/j.cnki.issn.1001-3660.2021.12.009

## Research on Surface Roughness Prediction Method of Magnetic Abrasive Finishing Based on Evolutionary Neural Network

XU Liang, CHEN Yan, HAN Bing, CHENG Hai-dong, LIU Wen-hao

(School of Mechanical Engineering and Automation, University of Science and Technology Liaoning, Anshan 114051, China)

**ABSTRACT:** In order to achieve accurate prediction of surface roughness of magnetic abrasive finishing, the precision prediction model of surface roughness by BP neural network optimized by genetic algorithm was established. Taking the surface roughness as the target of prediction, five main process parameters affecting the inner surface quality of 5052 Al alloy tube by magnetic abrasive finishing as inputs of neural network. Through the orthogonal experimental design, the surface roughness under different process parameters was obtained as the output of the neural network. By establishing a nonlinear prediction model, the

收稿日期: 2021-09-29; 修订日期: 2021-12-05

Received: 2021-09-29; Revised: 2021-12-05

基金项目: 国家自然科学基金 (51775258)

Fund: Supported by National Natural Science Foundation of China (51775258)

作者简介: 徐良 (1994—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为精密加工与特种加工。

Biography: XU Liang (1994—), Male, Master, Research focus: precision and special processing.

通讯作者: 韩冰 (1975—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为精密加工与特种加工。

Corresponding author: HAN Bing (1975—), Male, Doctor, Professor, Research focus: precision and special processing.

引文格式: 徐良, 陈燕, 韩冰, 等. 基于进化神经网络的磁粒研磨表面粗糙度预测方法研究[J]. 表面技术, 2021, 50(12): 94-100.

XU Liang, CHEN Yan, HAN Bing, et al. Research on surface roughness prediction Method of magnetic abrasive finishing based on evolutionary neural network[J]. Surface technology, 2021, 50(12): 94-100.

prediction effect of surface roughness before and after optimization was analyzed by comparing the mean square error and simulation time of the optimized genetic algorithm and the traditional BP neural network. Based on experimental data, the BP neural network with 5-11-1 topology structure is established. The mean square deviation of the prediction model is 0.044, the simulation time is 0.187 s, and the average relative error rate is 13.2%. The mean square deviation of the unoptimized BP neural network prediction model is 0.231, and the simulation time is 1.840 s. The mean square error of evolutionary BP neural network is smaller, and the modeling and simulation time is shorter, and more accurate prediction by evolutionary BP neural network can be achieved. What's more, the BP neural network can greatly avoid the disadvantage of traditional BP neural network easily falling into local minimum.

**KEY WORDS:** magnetic abrasive finishing; surface roughness; prediction model; genetic algorithm; BP neural network; 5052 aluminum alloy

5052 铝合金具有热态工艺塑性良好, 焊接性能好等特点, 被广泛用来制造飞机油箱、油管及其他领域的重要零部件<sup>[1]</sup>。尤其是用来制造油管时, 对管内的表面粗糙度要求严格, 表面粗糙度高会影响油管的正常工作。因此, 降低管内表面粗糙度, 对油管质量起着至关重要的作用<sup>[2]</sup>。由于磁粒研磨加工具有柔性和仿形性的特点, 用磁粒研磨光整加工管路, 能够研磨到砂轮、砂带等由于机械结构限制接触不到的部位, 利于较长的小口径油管内表面的研磨光整加工<sup>[3-4]</sup>。目前, 评价磁粒研磨效果的表面粗糙度是通过离线测量的方法得到, 不能够实时地检测表面粗糙度, 造成加工效率低且废品率上升。因此, 为了保证产品的合格率, 需要对磁粒研磨过程中的零件进行表面粗糙度的精准预测。目前, 有回归分析、极差分析和神经网络预测磁粒研磨的表面粗糙度, 其中, 由于研磨影响因素复杂多变, 回归、极差分析的表达式不能实现精准预测, 而神经网络能够拟合任意的非线性问题。Abdulkadir 通过回归预测的方法, 探究在单硅晶片的超精密加工过程中, 刀尖半径、进给速度和前角对其表面粗糙度的影响<sup>[5]</sup>。

肖作义<sup>[6]</sup>主要分析了不同的工艺参数选择对磁粒研磨加工后表面粗糙度的影响。张永宏等<sup>[7]</sup>利用 Back Propagation (BP) 算法建立了曲面磨削表面粗糙度随磨削用量变化的神经网络预测模型, 对表面粗糙度实现了精准预测。刘道华等<sup>[8]</sup>对两自由度机械手逆运动学求解, 建立 BP 神经网络, 模型运算效率明显升高, 自适应能力增强。上述学者一方面仅仅是利用 BP 神经网络对工件表面粗糙度预测模型的搭建, 另一方面将优化的 BP 神经网络应用到了机械手、股票预测和车削加工等领域, 并没有应用到磁粒研磨光整加工领域。李文龙等<sup>[9]</sup>在建立传统 BP 神经网络模型的基础上, 通过遗传算法全局寻优, 得到了磁粒研磨对 TC4 弯管内表面的加工工艺参数的最优配置组合, 利用传统的 BP 神经网络进行预测, 预测模型收敛慢, 易于陷入局部自由解。因此, 需要一种预测模型来提高预测精度和模型的收敛速度, 故采用遗传算法来优化 BP 神经网络。由于航空航天、汽车和动车

等领域对 5052 铝合金的大量应用, 其相关复杂的零件表面粗糙度加工工艺亟待改进优化, 因此通过对 5052 铝合金管内表面磁粒研磨表面粗糙度进行预测, 能够提高表面加工效果, 减少废品率, 提高产品加工效率<sup>[10-11]</sup>。

利用遗传算法 (Genetic Algorithm, 简称 GA) 全局优化特点来优化 BP 神经网络的权重和阈值, 得出一种进化后 BP 神经网络的磁粒研磨表面粗糙度预测模型。进化后的 BP 神经网络在磁粒研磨预测工艺参数过程中表现出更为精准的预测。转速  $n$ 、加工间隙  $m$ 、进给速率  $k$ 、磨料粒径  $L$  和时间  $t$  对 5052 铝合金内表面磁粒研磨的表面质量影响显著。为了减少试验次数和节约成本, 合理设计正交试验, 研究转速、加工间隙、进给速率、磨料粒径和时间等变量对表面粗糙度的影响, 得到不同的工艺参数配置下的表面粗糙度值  $R_a$ 。

## 1 磁粒研磨光整加工原理及试验

### 1.1 磁粒研磨光整加工原理

磁粒研磨加工管内表面原理如图 1 所示。通过在 5052 铝合金管外部安装方型永磁极, 利用磁力线可以穿过非导磁材料的特点, 形成管内部稳定磁场分布。将烧结法制备的铁基氧化铝磁性磨料与研磨液搅拌混合后, 定量放置在管内。管内的磁性磨料在永磁极产生的磁场中被磁化, 通过磁场作用, 将磁性磨粒

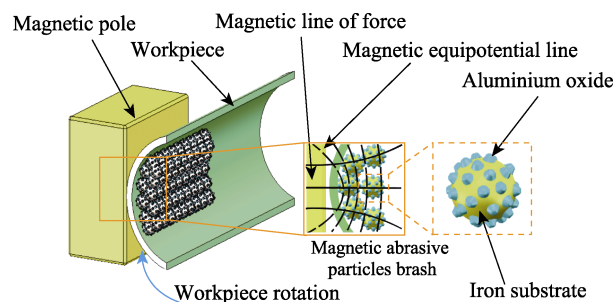


图 1 磁粒研磨加工管内表面原理

Fig.1 Inner surface principle of magnetic abrasive finishing

吸附在管的内壁。通过数控车床带动管件进行旋转运动,磁性磨料受到磁力、离心力和摩擦力的作用与管内壁紧密贴合并产生相对运动。由于铁基氧化铝磁性磨料比 5052 铝合金的硬度高,管件的自转让磨料不断对管内壁进行研磨,完成对工件的光整加工。

1.2 试验设备及条件

根据磁粒研磨光整加工搭建的磁粒研磨 5052 管内表面加工试验平台,如图 2 所示。试验平台是由大连机床厂生产的 CA6140 数控车床改制而成,将永磁极安置在刀架上。将试件 5052 铝合金管截取相同长度 100 mm,装夹在三爪卡盘上。

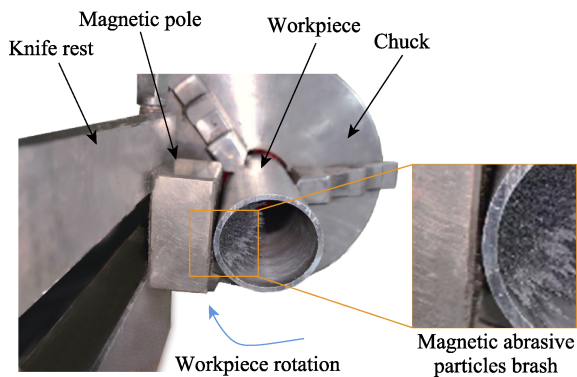


图 2 磁粒研磨加工装置图  
Fig.2 Diagram of magnetic abrasive finishing device

根据试验因素和水平数设计了五因素四水平表,如表 1 所示。将不同规格的磁性磨料与适量研磨液均匀混合后,放置在管件的一端。方形永磁极在刀架的带动下,沿着管件轴线的方向往复进给,管件做回转

运动。本试验采用的是 5052 铝合金管,长度为 100 mm,外径为 45 mm,内径为 38 mm,永磁极的型号为 N35 (NdFeB),尺寸为 45 mm×45 mm×20 mm。加工过程中用的研磨液牌号为劳力恩 SR-991 珩磨油。根据正交试验的工艺参数表中的旋转速度和往复移动速度在数控车床上编辑程序,实现磁极和试件的相对运动,完成磁粒研磨试验,试验用到的磁性磨料的粒径规格分别有 150、180、250、380 μm。

表 1 试验因素水平  
Tab.1 Factor level

Level	Spinning speed /(r·min <sup>-1</sup> )	Machining gap/mm	Abrasive particle size/μm	Axial feed rate /(mm·min <sup>-1</sup> )	Process time /min
1	400	1	135	20	5
2	700	1.5	200	40	10
3	1000	2	280	60	15
4	1300	2.5	475	80	20

1.3 试验结果

将磁粒研磨加工后的试件沿轴向切开,经超声清洗后,在超景深显微镜上观察研磨区域是否均匀一致且有效长度最少为 4 mm,为表面粗糙度测量做准备。采用 JB-8E 表面粗糙度测量仪测量试件,将符合测量条件的试件放置在 V 型块水平固定后,采用随机采样点的方法,测量 5 个点,得到数据后求其平均值,作为最终试验加工后的表面粗糙度值,试验结果如表 2 所示。

表 2 试验参数及结果  
Tab.2 Test parameters and results

Test number	Spinning speed /(r·min <sup>-1</sup> )	Machining gap /mm	Abrasive particle size/μm	Axial feed rate /(mm·min <sup>-1</sup> )	Process time /min	Change in surface roughness/μm
1	400	1	135	20	5	0.17
2	400	1.5	200	40	10	0.58
3	400	2	280	60	15	0.56
4	400	2.5	475	80	20	0.29
5	700	1	200	40	20	0.43
6	700	1.5	135	80	15	0.51
7	700	2	475	20	10	0.17
8	700	2.5	280	40	50	0.41
9	1000	1	280	80	10	0.60
10	1000	1.5	475	60	5	0.17
11	1000	2	135	40	20	0.27
12	1000	2.5	200	20	15	0.48
13	1300	1	475	40	15	0.29
14	1300	1.5	280	20	20	0.48
15	1300	2	200	80	5	0.30
16	1300	2.5	135	60	10	0.24

## 2 基于遗传算法优化的 BP 神经网络的表面粗糙度预测模型

### 2.1 BP 神经网络模型原理

BP 神经网络的结构如图 3 所示。通过 MATLAB 软件构建 BP 神经网络预测模型，来拟合表征此非线性关系。根据神经网络的数学理论得出，任何非线性函数都可以用一个单隐层的神经网络模型去表达<sup>[12-14]</sup>。

磁粒研磨加工 5 种工艺参数作为神经网络的输入。图 3 中， $i_1—i_5$  是 BP 神经网络的输入值， $\omega_{ij}$  ( $i=1,2,\dots,5; j=1,2,\dots,11$ ) 表示输入层和隐含层单元

节点之间的权重值， $j_1—j_{11}$  表示隐含层内神经单元节点， $\omega_{jk}$  ( $k=1,2,\dots,11$ ) 表示隐含层和输出层单元节点之间的权重值， $k$  表示输出层的神经单元节点， $a_i$  为隐含层的阈值， $b_1$  为输出层的阈值。神经网络结构中，隐含层节点个数为  $n$  和输入层节点个数  $m$  的关系为： $n=2\times m+1$ <sup>[15-19]</sup>。此试验中，输入参数  $m$  为 5 个节点，输出参数为 1 个节点，则神经网络个数  $n$  为 11 个节点，得出 BP 神经网络结构为 5-11-1。共有 66 个权值和 12 个阈值，所以遗传算法需要优化的参数有 78 个。训练样本数量一般设置为试验总数的三分之二，故 BP 神经网络的前 10 组试验数据作为输入样本，用来训练网络模型，将后 6 组试验数据作为第二次的输入样本，作为网络的测试数据。

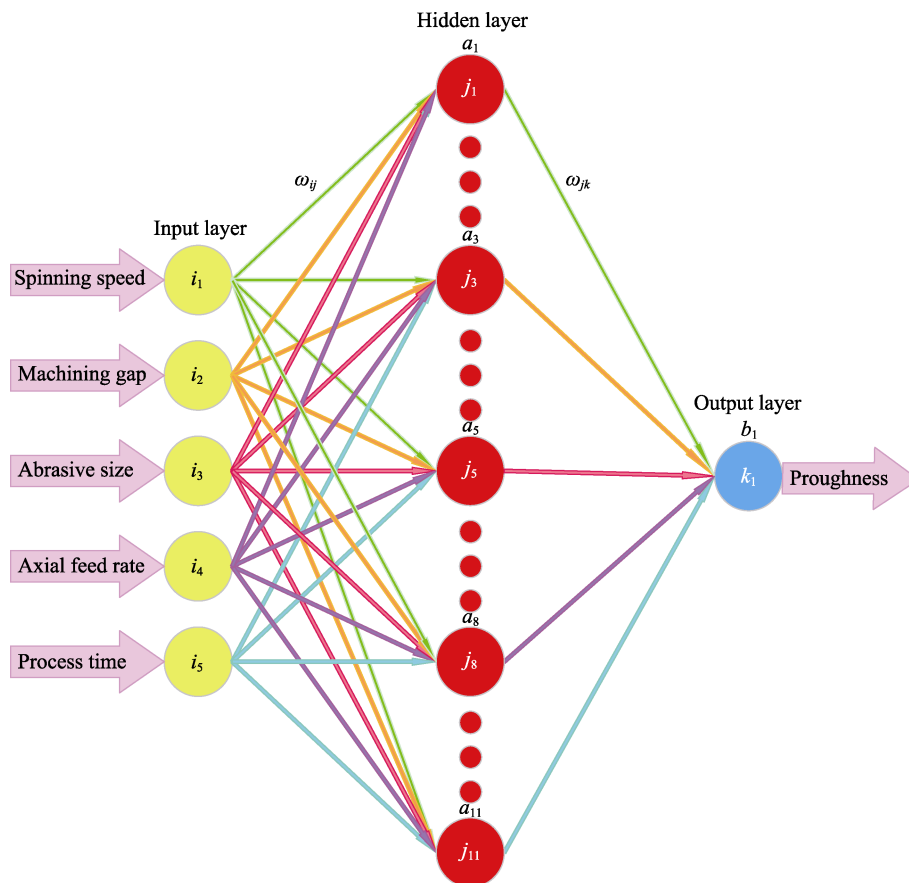


图 3 BP 神经网络结构  
Fig.3 Structure of BP neural network

### 2.2 遗传算法优化 BP 神经网络的实现

遗传算法是一种由模拟生物遗传和“优胜劣汰，适者生存”生物进化理论而生成的优化算法。通过适应度函数的评判，选择操作、交叉操作和变异操作不断迭代更新，对群体中适应度高的个体进行择优选取，适应度低的个体将淘汰<sup>[20-21]</sup>。利用遗传算法全局优化的特点能够改善 BP 神经网络易陷入局部极小值的缺点。遗传算法的适应度函数不受连续和可微等条

件约束，适用范围广<sup>[22]</sup>。

通过输入参数和输出参数序列确定 BP 神经网络拓扑结构，从而确定遗传算法要优化的权值和阈值的个数，即遗传算法的种群规模。通过遗传算法对 BP 神经网络的初始权值和阈值的优化，实现对磁粒研磨表面粗糙度的精准预测<sup>[23-25]</sup>。通过遗传算法优化 BP 神经网络的模型有三个主要部分：BP 神经网络拓扑的确定；用遗传算法优化 BP 神经网络初始的权值和阈值；进化 BP 神经网络的样本训练和模型预测。图 4 为进



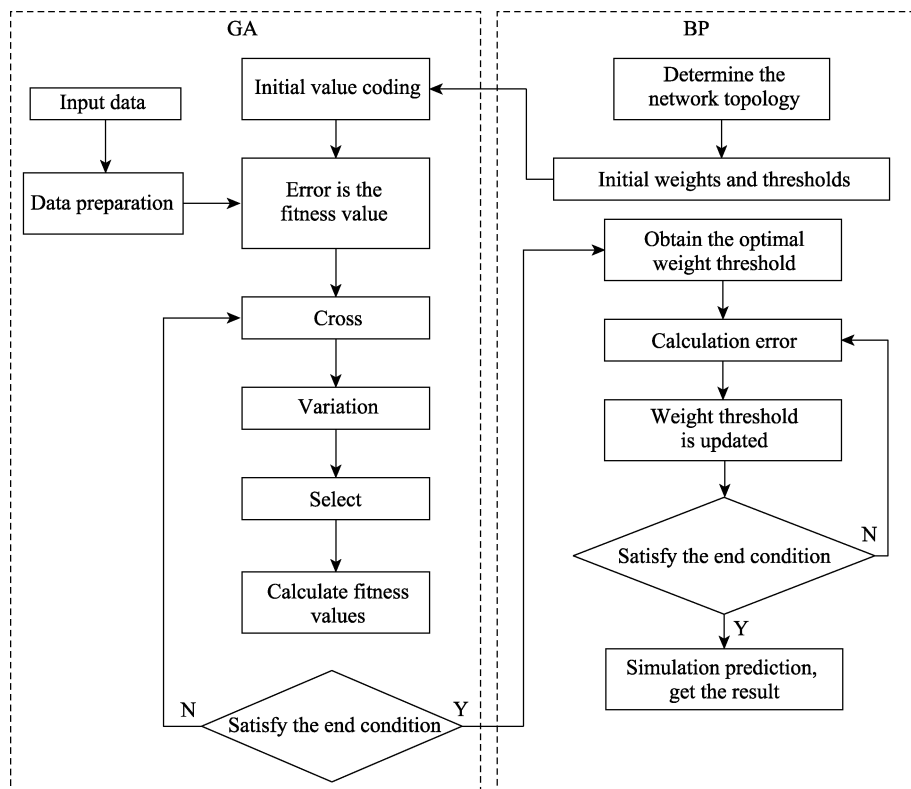


图4 遗传算法优化 BP 神经网络的算法流程

Fig.4 Algorithm flow of genetic algorithm optimizing BP neural network

化 BP 神经网络算法流程。

第一部分是神经网络的构建,程序中使用 newff() 函数来架构 BP 神经网络,将归一化后的输入和输出数据以及隐含层作为函数的输入。训练函数是将神经元经计算后的输出映射到一个范围内,通常是 0 或 1,“1”对应神经元兴奋,“0”对应神经元抑制,由于 sigmoid 函数值域为 0 到 1 之间且为连续函数。因此, BP 神经网络的训练函数采用的是 sigmoid()。网络训练结束后,通过测试数据样本对网络进行测试。BP 神经网络结构初始化,对输入输出参数进行随机排序和归一化处理。预测模型需要给定的参数有:学习速率 0.1,迭代次数 100 次,训练精度要求 0.000 04。

第二部分是遗传算法得到的最优解分解出 BP 神经网络所需要的最优权值和阈值。首先构建适应度 fun() 函数程序计算出适应度值,将个体、输入输出层节点数、隐含层节点数、网络、输入数据和输出数据作为函数的输入,函数的输出为将神经网络得出的预测值与期望值相减做差,将误差取绝对值求和,作为适应值。其中参数个体为权值和阈值排列而成。图 5 为适应度曲线,在 17 次迭代后趋于平稳。

构建 GABP\_FUN 函数得到 BP 神经网络需要的最优权值和阈值,将迭代次数、种群规模、交叉概率和变异概率作为函数的输入,将最优个体和最优适应度值作为函数的输出。运行程序,得到遗传算法优化后的 BP 神经网络的 78 个权值和阈值分布(图 6),为构建进化 BP 神经网络提供最优权值和阈值。

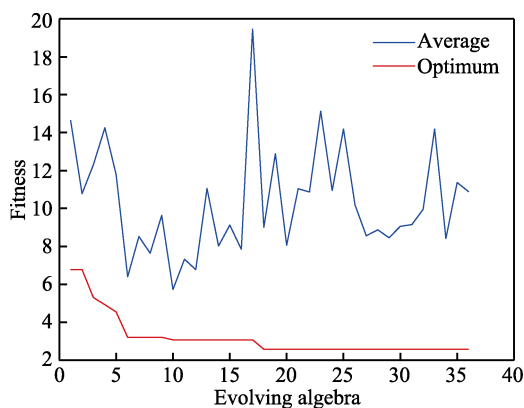


图5 适应度曲线

Fig.5 Fitness curve

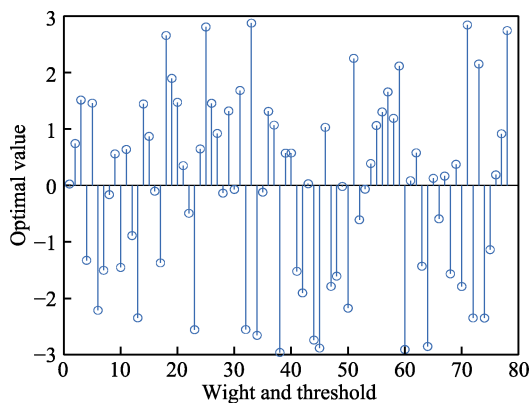


图6 最优个体

Fig.6 Best individual

第三部分为 BP 神经网络再次利用 GA 最优个体做预测和训练。首先对最优的权值和阈值进行分解，最优个体序列的前 55 个为输出层到隐含层的权值，56 到 66 为隐含层的阈值，67 到 77 为隐含层到输出层的权值，最后一个最优个体为输出层的权值。将权值和阈值赋值给网络结构参数中，再进行网络的训练和预测。

2.3 模型预测结果分析

对比 BP 神经网络进化前后的预测误差（预测值与期望值的差），当预测误差越接近于 0，说明模型预测越准确。如图 7 所示，传统的 BP 神经网络的预测误差最大值为 0.86，最小值为-0.45。进化后的神经网络预测误差最大值为 0.28，最小值为-0.33。对比分析得到，进化神经网络比传统神经网络的预测误差整体更加接近于 0，预测准确度更高。

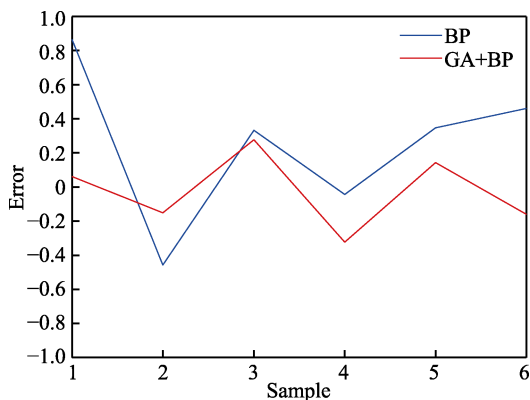


图 7 预测误差  
Fig.7 Forecast error

通过模型仿真时间和均方差 MSE 两个方面来评价模型的预测精度，对比 BP 神经网络和 GA 优化后的神经网络模型对表面粗糙度进行预测。

MSE = \frac{1}{k} \sum\_{k=1}^k (A\_k - A'\_k)^2 \tag{1}

式中： $A_k$  为第  $k$  个样本的表面粗糙度预测值； $A'_k$  为对应条件下第  $k$  个样本的表面粗糙度真实值。

在 MATLAB 中建立神经网络，进化后的神经网络模型均方差为 0.044，建模仿真时间为 0.187 s。传统的 BP 神经网络模型均方差为 0.231，建模仿真时间为 1.840 s。两种预测模型的运行结果如图 8 所示。从图 8 中可以看出，优化后 BP 神经网络比传统 BP 神经网络更加接近试验的真实值，说明优化后的神经网络具有更好的预测精度，能够有效地避免陷入局部最小值。

将进化前后的平均相对误差作为评价神经网络的预测准确性，平均相对误差 ARE 为：

ARE = \frac{1}{k} \sum\_{k=1}^k \left( \frac{B\_k - A\_k}{A\_k} \right) \tag{2}

式中： $B_k$  为第  $k$  个样本的表面粗糙度预测值； $A_k$  为对应条件下第  $k$  个样本的表面粗糙度真实值。

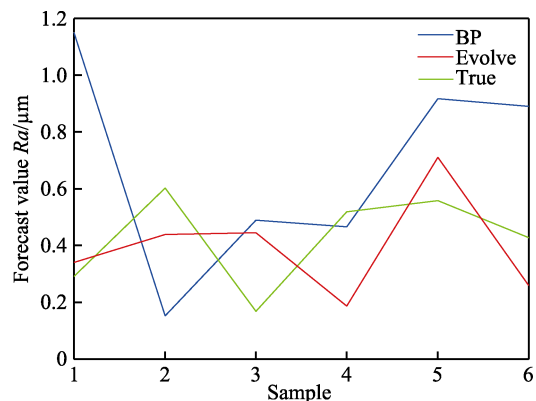


图 8 表面粗糙度预测值与试验值的比较  
Fig.8 Comparison of predicted and tested surface roughness values

将试验数据、传统神经网络和优化后的 BP 神经网络模型预测试件的表面粗糙度进行对比，并计算相对误差，结果如表 3 所示。

表 3 试验和预测结果对比  
Tab.3 Comparison of test and prediction results

Test number	Ra/μm			BP relative error	GA+BP relative error
	Test value	BP value	GA+BP value		
1	0.290	1.149	0.340	2.958	0.172
2	0.602	0.152	0.439	-0.747	-0.271
3	0.168	0.489	0.445	1.908	1.649
4	0.518	0.466	0.187	-0.101	-0.639
5	0.558	0.916	0.710	0.642	0.272
6	0.428	0.890	0.260	1.083	-0.393
Average relative error				0.957	0.132

3 结论

1) 通过正交试验设计出不同加工工艺参数配比，在磁粒研磨 5052 铝合金管内进行试验，经遗传算法优后的 BP 神经网络预测模型可以实现对表面粗糙度的精准预测。

2) 通过对比传统和进化的 BP 神经网络预测模型，传统的 BP 神经网络的平均相对误差为 95.7%，而经遗传算法优化后的 BP 神经网络具有更高的预测精度，平均误差相对误差为 13.2%，能够极大地避免传统 BP 神经网络易陷入局部极小值的缺点。

3) 进化后的 BP 神经网络相比于传统的 BP 神经网络在磁粒研磨领域能更准确地预测表面粗糙度，在 6 组铝合金管内表面的研磨试验中得到了证实，可推广到不同的材质及加工工艺的磁粒研磨加工中。

## 参考文献:

- [1] 谢冬柏, 洪昊, 多树旺, 等. 铝合金表面氧化层在燃烧气氛中的退化行为[J]. 表面技术, 2020, 49(1): 79-86.  
XIE Dong-bai, HONG Hao, DUO Shu-wang, et al. Degradation of oxide on surface of Al-Mg alloy in combustion atmospheres[J]. Surface technology, 2020, 49(1): 79-86.
- [2] 刘冬冬, 韩冰, 陈燕, 等. 超声磁粒研磨 Al 6061 管内表面光整试验研究[J]. 电镀与精饰, 2019, 41(12): 14-19.  
LIU Dong-dong, HAN Bing, CHEN Yan, et al. Research on application of magnetic abrasive particle aided magnetic needles grinding[J]. Plating & finishing, 2019, 41(12): 14-19.
- [3] 陈燕, 李龙邦, 曾加恒, 等. 航空发动机钛合金导管内表面精密研磨试验研究[J]. 航空制造技术, 2018, 61(9): 40-46.  
CHEN Yan, LI Long-bang, ZENG Jia-heng, et al. Experimental study on precision grinding of titanium alloy conduit inner surface in aero-engine[J]. Aeronautical manufacturing technology, 2018, 61(9): 40-46.
- [4] 王占奎, 杨亚坤, 逢明华, 等. 固结磨料研磨石英玻璃的工艺参数优化[J]. 金刚石与磨料磨具工程, 2020, 40(5): 90-95.  
WANG Zhan-kui, YANG Ya-kun, PANG Ming-hua, et al. Optimization of process parameters for lapping quartz glass with fixed abrasive[J]. Diamond & abrasives engineering, 2020, 40(5): 90-95.
- [5] ABDULKADIR L N, ABOU-EL-HOSSEIN K, ODEDE-YI P B, et al. RSM and MD—A roughness predictive model and simulation comparison of monocrystalline optical grade silicon[J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2021, 112(1-2): 437-451.
- [6] 肖作义. 磁粒研磨加工机理的研究[J]. 机械制造, 2004, 42(12): 39-41.  
XIAO Zuo-yi. Study on the mechanism of magnetic particle grinding[J]. Machinery, 2004, 42(12): 39-41.
- [7] 张永宏, 胡德金, 张凯, 等. 基于进化神经网络的曲面磨削表面粗糙度预测[J]. 上海交通大学学报, 2005, 39(3): 373-376.  
ZHANG Yong-hong, HU De-jin, ZHANG Kai, et al. Prediction of the surface roughness in curve grinding based on evolutionary neural networks[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2005, 39(3): 373-376.
- [8] 刘道华, 原思聪, 汪金友, 等. 遗传算法构建的神经网络及在机械工程中的应用[J]. 西安电子科技大学学报, 2008, 35(1): 152-156.  
LIU Dao-hua, YUAN Si-cong, WANG Jin-you, et al. Neural networks based on the genetic algorithm and its application in mechanical engineering[J]. Journal of xidian University, 2008, 35(1): 152-156.
- [9] 李文龙, 陈燕, 赵杨, 等. 采用神经网络和遗传算法优化磁粒研磨 TC4 弯管工艺参数[J]. 表面技术, 2020, 49(6): 330-336.  
LI Wen-long, CHEN Yan, ZHAO Yang, et al. Optimizing technological parameters of magnetite grinding TC4 elbow by neural network and genetic algorithms[J]. Surface technology, 2020, 49(6): 330-336.
- [10] HE Jiang-jiang, LI Xiao-quan, ZHAO Yu-wei. The fault diagnosis of diesel fuel supply system based on BP neural network optimized by genetic algorithm[J]. Journal of physics: Conference series, 2021, 1732(1): 012065.
- [11] LIU Heng-chao. The forecast of household power load based on genetic algorithm optimizing BP neural network[J]. Journal of physics: Conference series, 2021, 1871(1): 012110.
- [12] WANI A M, YADAVA V, KHATRI A. Simulation for the prediction of surface roughness in magnetic abrasive flow finishing (MAFF)[J]. Journal of materials processing technology, 2007, 190(1-3): 282-290.
- [13] DING Shi-fei, SU Chun-yang, YU Jun-zhao. An optimizing BP neural network algorithm based on genetic algorithm[J]. Artificial intelligence review, 2011, 36(2): 153-162.
- [14] 陈仲铭, 彭凌西. 深度学习原理与实践[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2018: 29-40.  
CHEN Zhong-ming, PENG Ling-xi. Principles and practice of deep learning[M]. Beijing: People's Posts and Telecommunications Press, 2018: 29-40.
- [15] 宋国平, 张家晨. 基于群体智能技术的人工神经网络结构优化研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2020, 34(8): 143-148.  
SONG Guo-ping, ZHANG Jia-chen. Research on structure optimization of artificial neural network based on swarm intelligence technology[J]. Journal of Chongqing University of Technology (natural science), 2020, 34(8): 143-148.
- [16] CAI Xiao-jiang, LIU Z Q, WANG Q C, et al. Surface roughness prediction in turning of free machining steel 1215 by artificial neural network[J]. Advanced materials research, 2011, 188: 535-541.
- [17] 王胜, 杨宏才. 改进的 BP 神经网络在传动轴结构设计中的应用[J]. 无线互联科技, 2017(16): 146-148.  
WANG Sheng, YANG Hong-cai. Application of improved BP neural network in structural design of drive shaft[J]. Wireless internet technology, 2017(16): 146-148.
- [18] 朱旭东. BP 网络样本数据预处理技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2015.  
ZHU Xu-dong. Research on BP network sample data preprocessing technology[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2015.

(下转第 118 页)