

基于遗传算法和神经网络的软脆工件 研磨加工工艺智能决策系统

郭继通¹, 郑方志², 徐成宇¹, 朱永伟¹

(1.南京航空航天大学, 南京 210001; 2.上海航天精密机械研究所, 上海 201600)

摘要: **目的** 解决研磨抛光工艺决策中工艺试验耗时耗力的问题, 实现在研磨抛光加工中根据加工工艺参数对加工质量进行预估。**方法** 采用遗传算法优化的 BP 神经网络为主要算法, 构建智能预测模型, 建立研磨加工中输入参数和输出参数之间的映射关系。然后收集有效的输入参数和输出参数作为网络训练和测试的样本数据集, 通过遗传算法对神经网络的初始化权值和偏置进行优化, 用样本数据集训练神经网络。同时, 在决策系统的理论基础上, 将神经网络与决策系统进行结合, 利用神经网络的学习能力建立智能决策的数据库和规则库, 最终建立智能决策系统。**结果** 与无改进的 BP 神经网络的决策方法相比, 无论是在预测精度, 还是学习速度上, 遗传算法优化的神经网络性能更加优异, 决策系统的决策效果更好。**结论** 研磨加工工艺智能决策系统是可行的, 为研磨加工的工艺决策提供了一种新的思路。

关键词: 智能决策; 神经网络; 遗传算法; 研磨加工; 抛光; 工艺决策

中图分类号: TG580.68; TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3660(2020)04-0023-07

DOI: 10.16490/j.cnki.issn.1001-3660.2020.04.003

Intelligent Decision System for Lapping Process of Soft and Brittle Workpiece Based on Genetic Algorithm and Neural Network

GUO Ji-tong¹, ZHENG Fang-zhi², XU Cheng-yu¹, ZHU Yong-wei¹

(1.Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210001, China;

2.Shanghai Spaceflight Precision Machinery Institute, Shanghai 201600, China)

ABSTRACT: In order to solve the problem of time-consuming and labor-intensive process testing in the decision-making process of lapping/polishing, and estimate the process quality according to the process parameters in the lapping/polishing process. The BP neural network optimized by genetic algorithm was used as the main algorithm to construct the intelligent prediction model, and establish the mapping relationship between input parameters and output parameters in the lapping process.

收稿日期: 2019-10-29; 修订日期: 2020-01-15

Received: 2019-10-29; Revised: 2020-01-15

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51675276)

Fund: Supported by the National Natural Science Foundation of China (51675276)

作者简介: 郭继通 (1994—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为智能制造、精密超精密加工。

Biography: GUO Ji-tong (1994—), Male, Master, Research focus: intelligent manufacturing, precision and ultra-precision machining.

通讯作者: 朱永伟 (1967—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为纳米材料的制备与应用、精密超精密加工、表面工程。邮箱: meeywzhu@nuaa.edu.cn

Corresponding author: ZHU Yong-wei (1967—), Male, Doctor, Professor, Research focus: preparation and application of nanomaterials, precision and ultra-precision machining, surface engineering. E-mail: meeywzhu@nuaa.edu.cn

引文格式: 郭继通, 郑方志, 徐成宇, 等. 基于遗传算法和神经网络的软脆工件研磨加工工艺智能决策系统[J]. 表面技术, 2020, 49(4): 23-29.

GUO Ji-tong, ZHENG Fang-zhi, XU Cheng-yu, et al. Intelligent decision system for lapping process of soft and brittle workpiece based on genetic algorithm and neural network[J]. Surface technology, 2020, 49(4): 23-29.

Then the effective input and output parameters were collected as sample data sets for network training and testing. The initialization weights and offsets of the neural network were optimized by genetic algorithm, and the neural network was trained with the sample data sets. Meanwhile, based on the theory of decision-making system, the neural network was combined with the decision-making system, and the learning ability of the neural network was used to build the database and rule base of intelligent decision-making, and finally the intelligent decision-making system was established. Compared with the decision-making method without improved BP neural network, the neural network performance optimized by genetic algorithm is better in both prediction accuracy and learning speed, but the decision-making system has better decision-making effect. It verifies the feasibility of the intelligent decision-making system of the lapping process and provides a new idea for the process decision of the lapping process.

KEY WORDS: intelligent decision; neural network; genetic algorithm; lapping processing; polishing; process planning

在研磨抛光加工中,探索最佳的工艺参数以获得更好的加工质量和加工效率是重要的研究方向之一^[1]。随着计算机算法和人工智能技术的发展和广泛应用,在研磨抛光加工中使用机器学习等技术探索最佳工艺参数成为可能^[2-4]。

目前, Duangkaew 等^[5]在改进表面研磨工艺时建立了研磨工艺响应曲面模型,将最速上升法和改进单纯形法相结合在响应曲面模型中搜寻最优解,最终获得由研磨时间、研磨速度和压力构成的最佳工艺参数组合。Lv 等^[6]使用自生多孔超硬磨料工具进行研磨加工时,采用了 Taguchi 方法进行工艺参数优化,分析得出对工件表面粗糙度影响最大的因素是磨料浓度,其次分别是研磨速度、填充剂浓度和研磨压力。Wang 等^[7]在加工蓝宝石时,采用 TRIZ 理论建立内部矛盾的冲突矩阵进行参数优化,结果表明蓝宝石的表面粗糙度从 159 nm 提升至 9 nm。周传强等^[8]在磁力研磨加工工艺优化中采用灰色关联理论计算输入参数对多性能指标的关联关系,在此过程中,影响加工质量关联度最高的因素是磁针型号,影响较小的是加工时间和加工磁间距。

在这些对研磨抛光加工工艺优化的研究中,虽然优化方法能够有效地进行工艺参数优化,但是自适应能力不强,需要根据具体的研磨加工工艺特点确定,而且缺乏学习能力,不能够利用已有的大量加工数据学习,获得经验进行工艺参数决策。本文利用遗传算法优化的 BP 神经网络对加工工艺参数等数据的学习能力,对研磨加工参数样本进行学习,并获得权值和偏置等知识。再结合决策支持系统的理论知识完善工艺决策流程,建立研磨加工工艺智能决策系统,实现研磨加工工艺参数预测。

1 遗传算法优化的神经网络模型

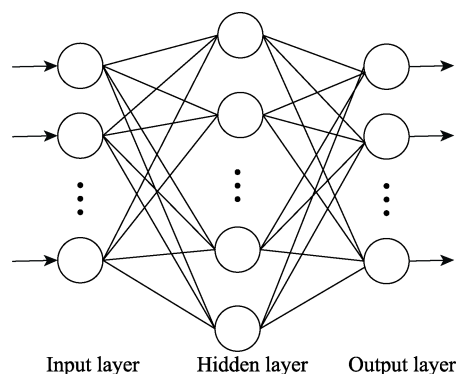
1.1 BP 神经网络

人工神经网络是模拟人脑神经结构而形成的一种仿生网络结构,网络中的每个神经元都可以存储权值和偏置信息,并且不会受到其他神经元的干扰,因

此网络中的神经元可以并行计算权值等信息,网络的信息计算速度比较迅速^[9]。由于网络连接的权值等信息是分布式存储,即使少量神经元的权值和偏置信息出错,整体计算结果所受的影响也非常小,所以人工神经网络的容错能力比较强。人工神经网络还具有优异的非线性拟合能力,可以无限逼近任何非线性函数。因此人工神经网络具有拟合出研磨加工中的加工参数和加工质量指标之间函数映射关系的能力。

人工神经网络中不同的网络类型,性能也各有差异。RBF (Radial basis function) 网络是一种单隐层前馈神经网络,而 BP 神经网络 (Back-propagation neural network) 可以有多个隐含层。与 BP 神经网络相比,RBF 网络在隐含层层数上并无优势,同样也是使用 BP 算法进行迭代,所以 BP 神经网络的优点更加显著。无监督类型的神经网络,如 SOM (Self-organizing map) 网络、ART (Adaptive resonance theory) 网络,不能够利用训练样本中的标记结果进行监督学习,并且无监督学习不能够控制学习的发展方向,得到预期的结果。同时无监督学习对训练样本的数量需求较大,而在本文研究的研磨加工案例中,提供大量的训练样本比较困难。因此,本文选择 BP 神经网络作为学习算法。

BP 神经网络是一种采用误差反向传播算法为核心算法的多层前馈型人工神经网络,其结构由输入层、隐含层及输出层构成,如图 1 所示。BP 神经网络



Input layer Hidden layer Output layer

图 1 BP 神经网络结构

Fig.1 Structure of BP neural network

络的学习和训练过程主要为：计算结果的向前传播→误差逆向传播→检查是否收敛→保存数据。

神经网络向前传播的公式即每层的神经元输出：

$$z^l = w^{l-1} a^{l-1} + b^l \quad (1)$$

$$a^l = f(w^{l-1} a^{l-1} + b^l) \quad (2)$$

$$a^l = f(z^l) \quad (3)$$

式(1)~(3)中， z^l 表示第 l 层的输入矩阵， w^{l-1} 表示第 $l-1$ 层到第 l 层的权重矩阵， a^{l-1} 表示第 $l-1$ 层的输出向量， b^l 表示第 l 层的偏置矩阵， f 表示神经元的激励函数。

BP 神经网络的反向传播过程如下。假设神经网络的损失函数为 L ，损失函数的表达式为公式(4)。

$$L(w, b) = \frac{1}{2} (y - a^L)^2 \quad (4)$$

式(4)中， y 为期望的输出值， a^L 为神经网络的预测输出值， w 为权值， b 为偏置。

首先定义第 l 层的第 i 个神经元的误差为 δ_i^l ：

$$\delta_i^l = \frac{\partial L}{\partial z_i^l} \quad (5)$$

式(5)中， z_i^l 第 l 层第 i 个神经元的输入。

损失函数关于偏置 b 的偏导：

$$\frac{\partial L}{\partial b_i^l} = \frac{\partial L}{\partial z_i^l} \frac{\partial z_i^l}{\partial b_i^l} = \frac{\partial L}{\partial z_i^l} = \delta_i^l \quad (6)$$

式(6)中， b_i^l 第 l 层第 i 个神经元的偏置。

损失函数关于权值 w 的偏导：

$$\frac{\partial L}{\partial w_{i,j}^l} = \frac{\partial L}{\partial z_i^l} a_j^{l-1} = a_j^{l-1} \delta_i^l \quad (7)$$

式(7)中， $w_{i,j}^l$ 为表示从第 l 层的第 i 个神经元到第 $l+1$ 层第 j 个神经元之间的权重， a_j^{l-1} 为第 $l-1$ 层第 j 个神经元的输出值。

以上是 BP 神经网络的向前传播过程和误差反向传播的推导公式^[10]。输入矩阵和权值矩阵相乘后加上偏置矩阵，经过激励函数处理后，逐层向前传播，由输出结果计算误差，根据误差函数和误差反向传播中权值和偏置的偏导数计算偏置和权值的修正量，进行误差的反向传播。正向传播和误差反向传播重复进行迭代，直至目标收敛，停止训练。

1.2 遗传算法在 BP 神经网络中的应用

遗传算法模拟自然界生物进化中的繁殖遗传和基因突变对生物种群的择优选择现象，通过对需要优化的信息进行编码，将编码的基因种群进行选择、交叉和变异的操作，产生经过优化选择后的基因种群，重复操作至收敛指标满足^[11]，最终得到适应度最好的基因。遗传算法是进化算法的代表之一。传统的优化算法有解析法和数值计算法。解析法对目标函数要求较高，需要明确目标函数并且目标函数要有偏导数存在，在对根据 BP 神经网络建立的模型优化时，模型无法提供满足要求的目标函数。如果使用数值计算法

进行优化，由于模型提供的目标函数比较模糊，存在选择合适的搜索方向困难的问题。遗传算法均可以克服以上问题，对 BP 神经网络模型进行优化。

遗传算法的全局搜索能力比较优异，且优化的结果独立于初始条件，但局部寻优能力不足。同时，BP 神经网络模型由于误差反向传播算法的缺点，导致神经网络易陷入局部极小值和迭代次数多，而遗传算法因其在种群交叉和变异时具有随机性，其在全局空间范围内的寻优能力强。并且遗传算法的收敛速度也较快，不需要依靠 BP 神经网络中的损失函数等信息确定寻优方向。因此，遗传算法用于优化 BP 神经网络，可以将遗传算法的全局寻优能力和 BP 神经网络的局部寻优能力结合起来^[12]。在 BP 神经网络的学习训练过程中，通过遗传算法对权重和偏置值进行求解寻优，提高训练质量和速度。遗传算法优化的 BP 神经网络流程如图 2 所示：1) 首先建立 BP 神经网络，在初始化权值和偏置时，通过遗传算法对权值和偏置编码，形成基因种群。2) 采用基因适应度值作为优化目标函数，进行选择、交叉、变异。3) 计算基因适应度值并判断是否达到收敛条件。4) 收敛后则将优化的基因反向编码得到权值和偏置，导入 BP 神经网络进行网络训练。5) 达到神经网络收敛条件后，将训练好的权值和偏置值保存。

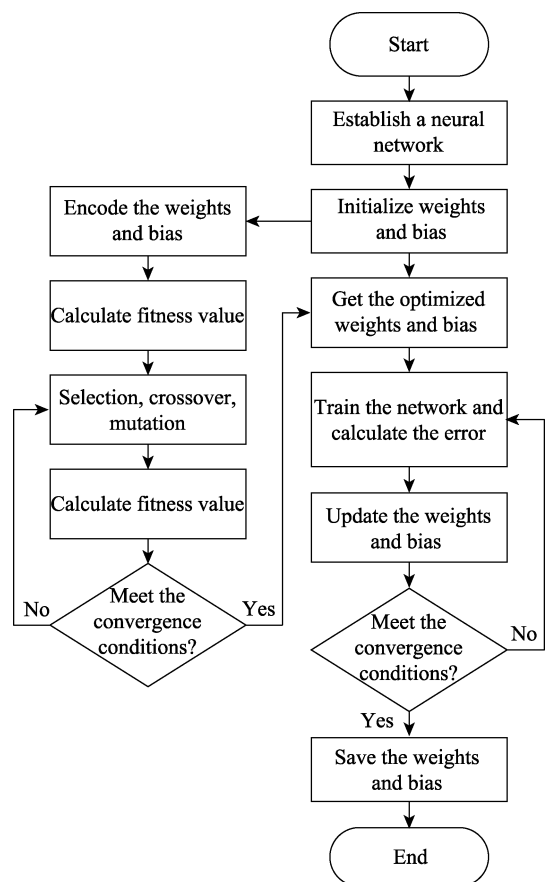


图 2 遗传算法优化的 BP 神经网络流程图
Fig.2 Flow chart of BP neural network optimized by genetic algorithm

2 智能决策系统设计

2.1 智能决策系统组成

智能决策支持系统是由决策支持系统理论和人工智能技术中的专家系统结合而形成的,同时具有定性分析和定量分析的优点,可进一步提高系统的决策分析能力,实现对数据、模型、知识和方法的集成^[13-14]。其主要结构包括推理机、知识库、数据库等及相应的管理系统^[15],如图3所示。其中数据库、模型库、知识库和推理机是不可缺少的基本要素。

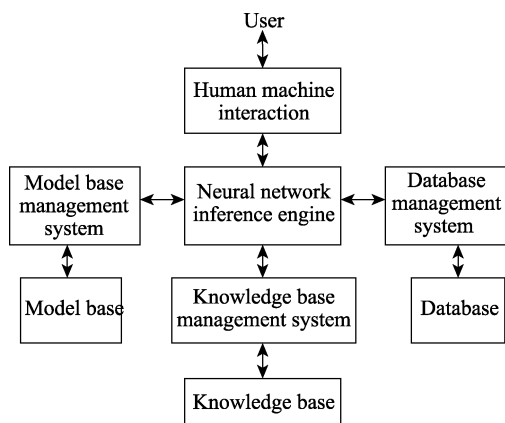


图3 智能决策支持系统组成单元

Fig.3 Components of intelligent decision support system

数据库是决策系统做决策的重要信息源,为系统提供必要的数据。在研磨加工工艺智能决策系统中,数据库主要存储研磨加工中的加工参数与加工结果所组成的原始样本数据和辅助数据。辅助数据主要包括研磨磨粒参数、工件的硬度参数等。

模型库是决策支持系统的核心。由于决策问题的不确定性,要求模型库能够提供足够的模型来解决不同的问题。在本系统中只针对于解决研磨加工结果的预测问题,模型为遗传算法优化的BP神经网络模型,但仍需要对BP神经网络的层数和神经元的数目等结构参数进行选择。此外,在遗传算法优化的BP神经网络训练时,要为BP神经网络选择合适的学习率等参数,以及为遗传算法的迭代选择种群规模、进化次数和变异概率等参数。因此,模型库用于存储训练好

的遗传算法优化的BP神经网络的参数组合,在实际应用时,可从模型库中选取合适的参数组合。

知识库是智能决策系统中的核心组成部分,其质量决定了决策系统的性能强弱。系统的问题求解过程就是利用知识库中的大量知识进行推理解释的过程^[16]。建立基于神经网络的智能决策系统的核心就是建立知识库,也就是确定神经网络的网络结构和神经网络各层神经元之间的连接权值和偏置信息。神经网络的网络结构、权值和偏置信息需要从数据库中筛选训练样本进行训练后获得。知识库的构建步骤如下:1)确定需要预测的研磨加工质量评价参数数量和研磨加工工艺参数数量,确定神经网络输入层和输出层神经元的个数,设置隐含层层数和隐含层神经元个数;2)从数据库中提取符合训练要求的数据样本,作为训练样本集;3)开始训练神经网络,直至神经网络收敛或者达到预设的训练精度,将神经网络中的连接权值和偏置信息作为知识,以矩阵的形式存入知识库。对于不同的预测参数问题进行训练,获得不同的知识。

推理机推理的过程,是根据问题的已知条件与知识库中的知识规则进行匹配,匹配成功后进行求解得到问题结果。推理机制一般有正向推理、反向推理和混合推理三种推理方法。本文采用BP神经网络中的向前传播算法作为其推理机,属于正向推理过程。具体推理过程如下:1)输入研磨加工工艺参数以及工件材料参数;2)根据输入参数从知识库中匹配对应的已训练好的权值和偏置信息;3)匹配成功,则将权值和偏置信息导入BP神经网络,调用BP神经网络向前传播算法输出预测结果;4)如果匹配失败,则重新进行学习训练,针对新的问题进行求解。

2.2 智能决策系统功能设计

在智能决策系统的功能方面,使用Python语言开发了系统界面,实现人机交互,使得智能决策系统的操作可视化。其中数据维护模块用于增加和删除训练样本,不断更新神经网络的训练样本库。为神经网络的训练功能设立网络训练模块,设置和调节神经网络训练参数。智能决策模块作为系统的主要模块,实现决策功能。此外再添加说明模块,用于指导用户对系统的使用。智能决策系统的结构如图4所示。

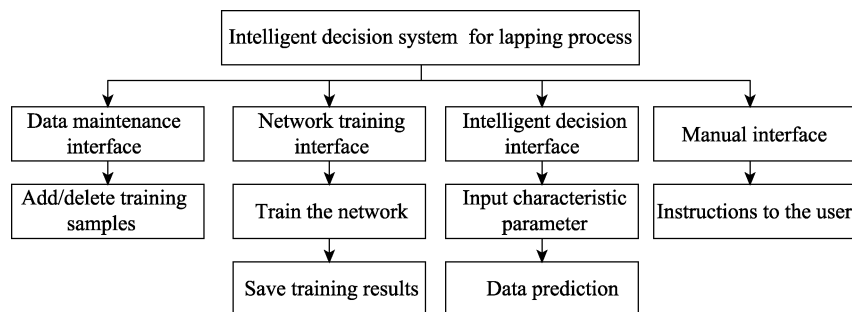


图4 智能决策系统功能

Fig.4 Functions of intelligent decision system

3 应用实例

3.1 样本选取与训练

以研磨抛光加工中的固结磨料研磨加工软脆工件为应用实例。使用固结磨料垫对软脆材料进行加工。固结磨料垫是使用一定粒径的金刚石颗粒作为磨粒，使用亲水性树脂作为粘结剂制成。其加工原理与游离磨料加工基本相同，主要区别在于固结磨料加工中磨粒嵌入在研磨垫中，磨粒的分布比较均匀，可实现工件的平坦化加工。抛光液也仅由简单的化学试剂和去离子水构成，不需要加入磨料。软脆材料具有硬度低、脆性大且莫氏硬度不大于 6 的特点。本文加工的材料为氟化钙、铈酸锂和硫化锌三种光学软脆材料，莫氏硬度值分别为 4、5 和 3。

在研磨软脆工件的过程中，通常以工件转速、研磨盘转速、磨粒粒径和研磨压力为主要的加工工

艺参数，根据固结磨料研磨加工的特点，分析影响研磨加工质量的因素。除了以上工艺参数，固结磨料垫的基体硬度和工件的硬度也影响研磨加工的质量。因此将这六个因素作为 BP 神经网络模型的输入参数。对于加工性能和质量的评估，以材料去除率和表面粗糙度为衡量标准，材料去除率和表面粗糙度作为模型输出参数。根据输入和输出参数选取训练样本。为更加贴近真实的应用场景，提高预测系统在预测时的鲁棒性，在进行样本选取时，从已有的加工数据样本中剔除不符合训练标准的样本，并随机选取 13 组样本。对于每组样本参数的选择，在工件研磨加工时加工参数选择在合理的加工经验参数范围内：工件转速 40~110 r/min，研磨盘转速 40~110 r/min，研磨压力 0~35 kPa，磨粒直径 1~40 μm，固结磨料垫的树脂基体硬度用邵氏硬度来表示，工件硬度以莫氏硬度表示。选择的研磨加工数据样本如表 1 所示。

表 1 研磨加工工艺数据样本集
Tab.1 Sample set of lapping process data

Input parameters						Output parameters	
Workpiece speed /(r·min ⁻¹)	Lapping disc speed /(r·min ⁻¹)	Lapping pressure /kPa	Abrasive pad hardness	Particle size /μm	Workpiece hardness	Removal rate/(μm·min ⁻¹)	Surface roughness/nm
100	100	6.89	92	28	5	1.13	32.5
100	100	10.34	92	28	5	1.3	38.9
100	100	12.06	92	28	5	1.99	49.1
100	100	20.67	92	28	5	7.17	100
60	60	6.89	79	14	5	0.149	5.75
80	80	13.78	79	14	5	0.469	5.18
100	100	10.34	79	14	5	0.344	2.92
80	80	2	79	3~5	5	0.252	2.29
58	60	3	79	1~3	3	0.0039	3.37
58	60	3	79	2~4	3	0.1	4.45
58	60	3	79	3~5	3	0.732	7.03
50	55	3	79	13	4	4.43	68.6
50	55	1	79	13	4	1.2	50.98

在网络训练过程中，建立了三层 BP 神经网络。隐含层的神经元节点数通过经验公式(8)确定。初步确定隐含层的神经元数目为 10。

$$Z = \sqrt{X + Y + W}$$

(8)

式(8)中，Z 为隐含层节点数，X 为输入层节点数，Y 为输出层节点数，W 为 1~10 之间的常数。

模型选择 sigmoid 函数和 purelin 函数作为隐含层和输出层的激活函数。损失函数选择均方误差损失函数。考虑到学习过程中的过拟合问题，在损失函数中加入了 L2 正则化作为惩罚因子，用于防止过拟合，提高网络模型的泛化能力。对 BP 神经网络训练前，需要对输入数据进行归一化预处理，使其数值在[0,1]区间内。根据训练集设定 BP 神经网络和遗传算法的

训练参数。BP 神经网络参数如下：最多训练次数 5000，学习率 0.01，正则化系数 0.1。遗传算法参数如下：种群规模 40，进化次数 30，交叉概率 0.7，变异概率 0.1。

遗传算法的迭代过程中的迭代曲线如图 5 所示。适应度值随着迭代过程迅速升高，迭代至 15 步时，适应度值稳定在 115 左右。迭代结果表明，BP 神经网络的权值和偏置经过遗传算法的寻优后获得一个较好的稳定值，可作为 BP 神经网络的初始化值。文中有优化的神经网络指遗传算法优化的神经网络，如图 6 所示，有优化的神经网络在迭代过程中，随着迭代步数的增加，误差率从 160%左右急速下降，在 800 步左右时下降速率逐渐变慢，至 1500 步左右时，误

差率收敛至 18%左右, 并且误差波动范围明显变小。无优化的 BP 神经网络在迭代过程中, 误差率从 290%左右开始急速下降, 在 1000 步左右时下降速率变缓, 至 2500 步左右时, 误差率收敛至 26%左右。与无优化的神经网络相比, 有优化的神经网络初始训练时误差较小, 并且收敛速度较快, 遗传算法的优化使得 BP 神经网络的迭代误差率降低了 8%左右。遗传算法对 BP 神经网络在训练速度和训练精度的改善作用比较显著。

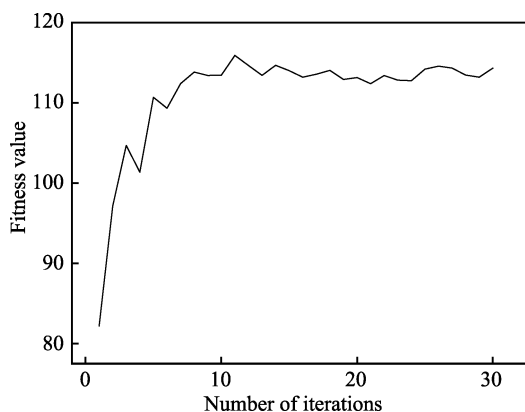


图 5 研磨加工工艺的遗传算法迭代曲线

Fig.5 Iteration curve of genetic algorithm for lapping process

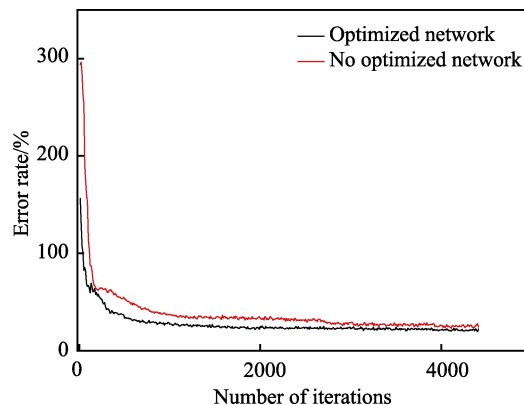


图 6 研磨加工工艺的 BP 神经网络迭代曲线

Fig.6 Iteration curve of BP neural network for lapping process

3.2 智能决策系统验证

在智能决策系统中选择网络结构和样本集, 设置训练参数, 使用样本集对 BP 神经网络训练。使用程序语言实现神经网络和智能决策系统融合, 将训练好的神经网络参数和推理规则作为智能决策系统的知识库。不断地更新系统的知识库, 提升系统的知识储备。训练完成后, 用户进入数据预测界面, 设置输入参数, 点击开始按钮, 系统自动调用神经网络推理机进行推理, 并将结果输出在图形界面上。以其中一次测试为例, 研磨工艺决策界面效果如图 7 所示。

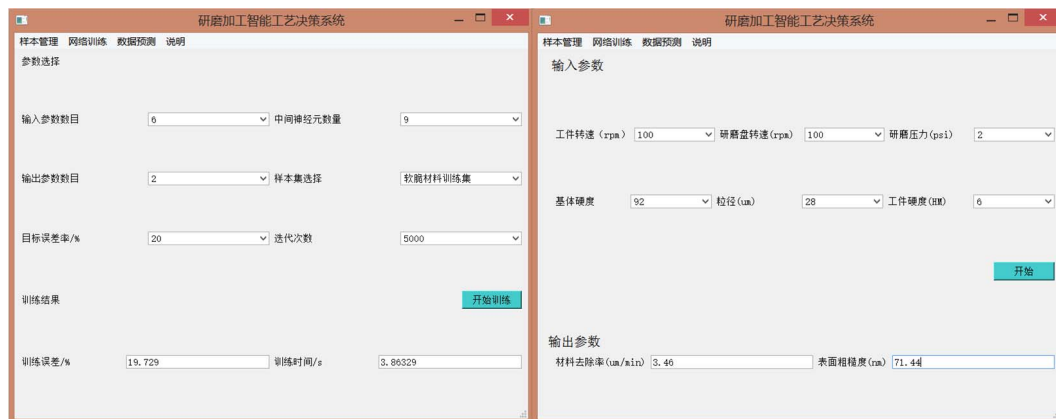


图 7 研磨工艺决策系统界面

Fig.7 Decision system interface for lapping process

仅通过神经网络模型的训练误差率和迭代步数不能完全反映神经网络模型的性能, 只能反映其学习能力, 仍然需要使用未参与训练的数据样本对其进行泛化能力验证。泛化能力是神经网络性能的一个重要参考, 也决定了其在预测时的性能。从未参与训练的样本集中选取样本进行系统预测效果验证, 验证样本如表 2 所示, 验证样本选取规则为随机选取。待预测结果表现稳定后, 对验证结果进行统计, 材料去除率和表面粗糙度预测结果如图 8 和图 9 所示。由图可知, 有优化的神经网络预测的研磨加工去除率的误差率为 16.33%, 表面粗糙度的误差率为 18.87%; 无优化的神经网络预测的

去除率的误差率为 31.6%, 表面粗糙度误差率为 32.7%。验证结果显示, 误差与 BP 神经网络训练误差基本一致, 并且经过优化的神经网络在预测精度上表现更好。无优化的神经网络预测的误差率平均值 32.15%高于其训练误差率 26%, 有优化的神经网络预测的误差率平均值 17.6%低于其训练误差率 18%, 表明有优化神经网络模型的泛化能力增强, 容错能力提高, 没有产生过度拟合。样本集样本的多样性和丰富性影响着智能决策系统性能和决策效率。本文仅采用了 13 组样本进行网络训练, 如果采集的研磨加工参数样本足够多, 可以进一步降低系统决策的误差。

表 2 验证样本集
Tab.2 Verification sample set

Input parameters						Output parameters	
Workpiece speed /(r·min ⁻¹)	Lapping disc speed/(r·min ⁻¹)	Lapping pressure/kPa	Abrasive pad hardness	Particle size /μm	Workpiece hardness	Removal rate /(μm·min ⁻¹)	Surface roughness/nm
50	55	13.78	79	13	4	2.94	62.4
100	100	13.78	92	28	5	3.89	98.0
80	80	13.78	79	3~5	5	0.252	2.29

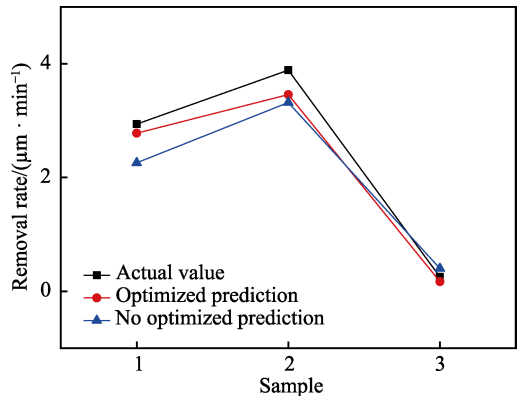


图 8 去除率预测
Fig.8 Removal rate prediction

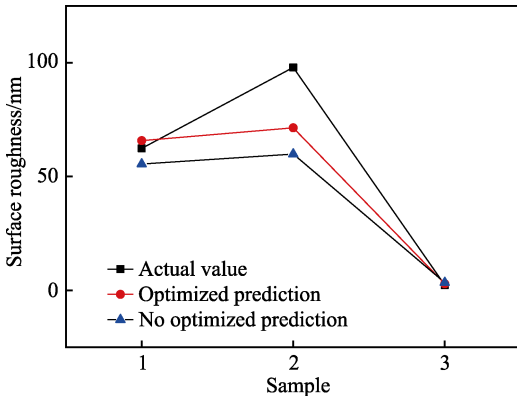


图 9 表面粗糙度预测
Fig.9 Prediction of surface roughness

4 结论

1) 通过遗传算法改进优化的 BP 神经网络建立研磨加工工艺智能决策系统, 将人工神经网络和智能决策支持系统的优势互相结合, 在应用中获得了很好的验证效果。实例验证分析表明, 系统能够提供有效的决策信息, 减少研磨抛光工艺中的工艺试验, 提升效率和节约成本。

2) 与无优化的 BP 神经网络相比, 遗传算法改进优化的 BP 神经网络在训练精度上有了明显改善, 训练误差率降低了 8%, 训练过程的迭代次数也减少 40%。在预测精度上, 有优化的神经网络表现更加稳定优异, 预测精度提升约 14%, 泛化能力也有所提升, 可以为研磨加工工艺决策提供有效的决策工具。进一

步将智能决策支持系统理论与 BP 神经网络融合, 构建工艺决策系统, 实现操作界面的可视化。

3) 遗传算法优化的 BP 神经网络也存在局限性。遗传算法并不能完全克服 BP 神经网络易陷入局部极小值的缺点, 导致训练无法收敛至预期的范围内, 最终使预测模型表现不理想。在训练网络时需要调节较多参数值, 参数的选择没有通用的选择规则, 需要根据实际的应用案例选择参数。

参考文献:

[1] 郑方志, 朱永伟, 朱楠楠, 等. 固结磨料研磨蓝宝石晶片的工艺优化[J]. 金刚石与磨料磨具工程, 2016, 36(1): 11-15.
ZHENG Fang-zhi, ZHU Yong-wei, ZHU Nan-nan, et al. Parameter optimization of sapphire wafer lapping with fixed abrasiv-e pad[J]. Diamond & abrasives engineering, 2016, 36(1): 11-15.

[2] 魏敏敏. 机器学习在趋势预测中的研究及应用[D]. 西安: 西安理工大学, 2019.
WEI Min-min. Research and application of machine learning in trend prediction[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2019.

[3] 李楠. 机器学习算法在刀具磨损状态评估上的应用研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2019.
LI Nan. Application of machine learning algorithm in tool wear state evaluation[D]. Hefei: Anhui University, 2019.

[4] 张润, 王永滨. 机器学习及其算法和发展研究[J]. 中国传媒大学学报(自然科学版), 2016, 23(2): 10-18.
ZHANG Run, WANG Yong-bin. Machine learning and its algorithm and development research[J]. Journal of Communication University of China (natural science edition), 2016, 23(2): 10-18.

[5] DUANGKAEW S, LUANGPAIBOON P. Surface lapping process improvement via steepest ascent method based on factorial and simplex designs[C]//Proceedings of the international multi-conference of engineers and computer scientists. Hong Kong: Newswood Limited, 2013: 918-923.

[6] LV B, WU Z, YUAN J, et al. Parameters optimization on the lapping process with porous self-generation superabrasive tool by applying taguchi method[J]. Advances in abrasive technology XV, 2012, 565: 267-272.

- [15] WANG Yong-guang, ZHU Yu-guang, ZHAO Dong, et al. Nanoscratch of aluminum in dry, water and aqueous H_2O_2 conditions[J]. Applied surface science, 2019, 464: 229-235.
- [16] 漆萍. 中国加快推进工业产品生态绿色设计与制造进程[J]. 炼油技术与工程, 2019, 49(1): 39.
QI Ping. China speeds up the process of eco-green design and manufacturing of industrial products[J]. Petroleum refinery engineering, 2019, 49(1): 39.
- [17] UNDERHILL P R, RIDEER A N. Hydrated oxide film growth on aluminium alloys immersed in warm water[J]. Surface and coatings technology, 2005, 192(2-3): 199-207.
- [18] LOPES R A, SEGADAES A M. The influence of solid type and content on the rheological behaviour of coagulated slurries and their bearing on the consolidation by pressure filtration[J]. Journal of the European Ceramic Society, 1997, 17(2): 339-343.
- [19] INTYRE J R M, GOMBA J M, PERAZZO C A, et al. Thermocapillary migration of droplets under molecular and gravitational forces[J]. Journal of fluid mechanics, 2018, 847: 1-27.
- [20] 杨宏. 油酸在水基金属加工液中的应用研究[J]. 润滑与密封, 2004(5): 71-72.
YANG Hong. Study on application of oleic acid in water base cutting fluid[J]. Lubrication engineering, 2004(5): 71-72.
- [21] KAJDAS C, LIU W. Tribochemistry of aluminium and aluminium alloy systems lubricated with liquids containing alcohol or amine additive types and some other lubricants—A review[J]. Lubrication science, 2004, 16(3): 267-292.
- [22] GLASSE B, ASSENHAIMER C, GUARDANI R, et al. Analysis of the stability of metal working fluid emulsions by turbidity spectra[J]. Chemical engineering and technology, 2013, 36(7): 1202-1208.
- [23] 于非, 何紫演, 邹水林, 等. 6063 铝合金在氟化钠溶液中的电化学行为[J]. 广东化工, 2017, 44(22): 3-4.
YU Fei, HE Zi-yan, ZOU Shui-lin, et al. The electrochemical behavior of aluminum alloy 6063 in sodium fluoride solution[J]. Guangdong chemical industry, 2017, 44(22): 3-4.
- [24] KAWAGUCHI K, ITO H, KUWAHARA T, et al. Atomistic mechanisms of chemical mechanical polishing of a Cu surface in aqueous H_2O_2 : Tight-binding quantum chemical molecular dynamics simulations[J]. ACS applied materials & interfaces, 2016, 8(18): 11830.
- [25] GRINSPAN A S, GNANAMOORTHY R. A novel surface modification technique for the introduction of compressive residual stress and preliminary studies on Al alloy AA6063[J]. Surface and coatings technology, 2006, 201(3-4): 1768-1775.
- [26] TSYNTSARU N, KAVAS B, SORT J, et al. Mechanical and frictional behaviour of nano-porous anodised aluminium[J]. Materials chemistry and physics, 2014, 148(3): 887-895.

(上接第 29 页)

- [7] WANG X, LU C, HONG T. Applying TRIZ for optimization formulation of sapphire precision lapping[J]. Digital design and manufacturing technology, 2010, 102-104: 564-567.
- [8] 周传强, 韩冰, 胡玉刚. 基于灰关联理论的磁力研磨工艺参数优化[J]. 电镀与精饰, 2019, 41(3): 15-21.
ZHOU Chuan-qiang, HAN Bing, HU Yu-gang. Optimization of magnetic grinding process parameters based on grey relational theory[J]. Electroplating & finishing, 2019, 41(3): 15-21.
- [9] 黄志辉. 人工神经网络优化算法研究[D]. 长沙: 中南大学, 2009.
HUANG Zhi-hui. Artificial neural network optimization algorithm[D]. Changsha: Central South University, 2009.
- [10] 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.
- [11] 马永杰, 云文霞. 遗传算法研究进展[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(4): 1201-1206.
MA Yong-jie, YUN Wen-xia. Research progress of genetic algorithm[J]. Computer application research, 2012, 29(4): 1201-1206.
- [12] 余文, 李人厚. 遗传算法对约束优化问题的研究综述[J]. 计算机科学, 2002, 29(6): 98-101.
- YU Wen, LI Ren-hou. A review of genetic algorithms for constrained optimization problems[J]. Computer science, 2002, 29(6): 98-101.
- [13] 司景萍, 马继昌, 牛家骅, 等. 基于模糊神经网络的智能故障诊断专家系统[J]. 振动与冲击, 2017, 36(4): 164-171.
SI Jing-ping, MA Ji-chang, NIU Jia-hua, et al. Intelligent fault diagnosis expert system based on fuzzy neural network[J]. Journal of vibration and shock, 2017, 36(4): 164-171.
- [14] 郝兴斌. 智能节水决策支持系统设计与实现[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.
HAO Xing-bin. Design and implementation of intelligent water saving decision support system[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2018.
- [15] 陈文伟. 决策支持系统及其开发[M]. 北京: 清华大学出版社, 2014: 106-108.
CHEN Wen-wei. Decision support system and its development[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2014: 106-108.
- [16] 王新志, 曹爽, 丁海勇. VB 调用 MATLAB 神经网络工具箱在测绘软件设计中的应用[J]. 测绘通报, 2011(11): 59-62.
WANG Xin-zhi, CAO Shuang, DING Hai-yong. Application of VB call MATLAB neural network toolbox in surveying soft-ware design[J]. Bulletin of surveying and mapping, 2011(11): 59-62.