

DOI:10.3969/j.issn.2096-8248.2024.03.011

## 基于 SSA-GRNN 的铜 CMP 抛光液抛光速率预测\*

栾晓东<sup>1,2</sup>, 张拓<sup>1</sup>, 穆成银<sup>1</sup>

(1. 江苏海洋大学 电子工程学院, 江苏 连云港 222005; 2. 江苏省海洋资源开发研究院, 江苏 连云港 222005)

**摘要:**铜化学机械抛光(CMP)是集成电路制造的关键步骤之一,其中铜抛光速率是衡量抛光液性能的关键指标。在 CMP 过程中,由于铜抛光液中各组分与铜之间的化学反应复杂,需要大量的数据实验来实现可调的抛光速率。为提高铜 CMP 抛光速率预测的准确性,利用麻雀搜索算法对广义回归神经网络的平滑因子进行优化,提出了一种基于麻雀搜索算法的广义回归神经网络(SSA-GRNN)铜 CMP 抛光液抛光速率预测模型。首先,在 MATLAB 中建立 SSA-GRNN 网络模型,然后输入抛光液各组分数据,预测在不同组分下抛光液的抛光速率,最后将 SSA-GRNN 模型的预测结果与 BP 神经网络模型(BP-NCABC)的预测结果对比。结果表明,SSA-GRNN 模型在训练集上的平均绝对百分比误差(MAPE)比 BP-NCABC 模型降低 4.82 个百分点,在测试集上的 MAPE 比 BP-NCABC 模型降低 1.78 个百分点;SSA-GRNN 模型在训练集上的最优预测精度比 BP-NCABC 模型提高 0.09 个百分点,在测试集上的最优预测精度比 BP-NCABC 模型提高 0.32 个百分点。上述研究结果表明,在 CMP 抛光速率的预测上 SSA-GRNN 模型比 BP-NCABC 模型的准确性更高,这为指导 CMP 实验、提升实验效率、降低研发成本和优化抛光液组分提供了一种可选的模型。

**关键词:**化学机械抛光;抛光液;广义回归神经网络;麻雀搜索算法

**中图分类号:** TN305.2

**文献标志码:** A

**文章编号:** 2096-8248(2024)03-0086-07

**引用格式:** 栾晓东,张拓,穆成银.基于 SSA-GRNN 的铜 CMP 抛光液抛光速率预测[J].江苏海洋大学学报(自然科学版),2024,33(3):86-92.

## Prediction of Copper CMP Polishing Rate Based on SSA-GRNN

LUAN Xiaodong<sup>1,2</sup>, ZHANG Tuo<sup>1</sup>, MU Chengyin<sup>1</sup>

(1. School of Electronic Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China;

2. Jiangsu Institute of Marine Resources Development, Lianyungang 222005, China)

**Abstract:** Copper chemical mechanical polishing (CMP) is one of the key steps in the manufacture of integrated circuits, and the copper polishing rate is the key index to measure the performance of the polishing slurry. It requires vast amounts of experimental data to achieve adjustable polishing rates due to the complex chemical reactions between various components of the copper polishing slurry and copper during the CMP process. To enhance the accuracy of copper CMP polishing rate prediction, sparrow search algorithm is used to optimize the smoothing operator of generalized regression neural network, and a prediction model of copper CMP polishing rate based on SSA-GRNN is proposed. Firstly, an SSA-GRNN network model is established in MATLAB. Subsequently, the component data of the polishing slurry is inputted to predict the polishing rate of the slurry under different compositions. Finally, a comparison is made between the prediction

\* 收稿日期:2023-06-12;修订日期:2023-10-07

**基金项目:**国家中长期科技发展规划科技重大专项资助项目(2016ZX02301003);国家自然科学基金资助项目(62104087);江苏省自然科学基金青年基金项目(BK20191005);江苏省高等学校自然科学研究面上项目(19KJB430011)

**作者简介:**栾晓东(1988—),男,山东烟台人,副教授,博士,研究方向为微电子技术与材料,(E-mail)zhangtuo0003@163.com。

results of the SSA-GRNN model and the BP-NCABC model. The comparative results indicate that the SSA-GRNN model exhibited a 4.82 percentage point reduction in mean absolute percentage error (MAPE) on the training set and a 1.78 percentage point reduction in MAPE on the testing set. The SSA-GRNN model demonstrated a 0.09 percentage point improvement in optimal prediction accuracy on the training set and a 0.32 percentage point improvement on the testing set compared to the BP-NCABC model. These findings indicate the SSA-GRNN model exhibits higher accuracy than the BP-NCABC model in predicting CMP polishing rates, which provides an alternative model for guiding CMP experiments to enhance experimental efficiency and reduce research and development costs and optimizing the components of the polishing slurry.

**Key words:** chemical mechanical planarization (CMP); polishing slurry; general regression neural network (GRNN); sparrow search algorithm (SSA)

## 0 引言

化学机械抛光(chemical mechanical polishing, CMP)是目前业内公认的唯一能同时实现局部和全局平坦化的技术,其中抛光速率是衡量抛光液性能的关键指标之一<sup>[1-3]</sup>。由于铜抛光液的组分多,且与铜之间的化学反应复杂,需要大量的实验来优化抛光速率,这将耗费极大的人力、物力和财力。因此,利用智能优化技术建立 CMP 抛光液各组分与抛光速率之间的关系模型,实现抛光速率的准确预测,对提高 CMP 实验效率,减少实验盲目性,降低研发成本,缩短研发周期具有重要意义。

当前,机器学习、人工智能等智能优化技术在众多领域得到广泛应用并取得了丰硕的成果。祖林禄等<sup>[4]</sup>利用麻雀搜索算法优化的长短期记忆网络模型实现了室温环境数据的精准预测,为控制作物生长环境,促进作物生长提供了有利的帮助。Shalini 等<sup>[5]</sup>针对早期肺癌的识别及诊断提出了一种基于混合神经网络的癌细胞检测方法和一种先进的 3D 卷积神经网络模型来提高诊断的准确率,评估结果证实了所提出的混合深度学习技术用于肺癌早期诊断的可行性。近期智能优化技术在 CMP 领域的应用已有报道。樊世燕<sup>[6]</sup>通过基于小生境排挤策略的人工蜂群(niche crowding artificial bee colony, NCABC)算法优化的 BP 神经网络模型(BP-NCABC)建立了 CMP 抛光液实验因素与实验结果间的关系模型,实现了抛光速率的预测;何平等<sup>[7]</sup>应用粒子群算法优化的支持向量机模型获得了一组优化的抛光液配比,提高了 CMP 抛光液的研发效率。上述研究报告中采用的 BP 神经网络存在本身参数较多训练过程耗时、容易陷入局部极值、网络结构以及神经元数

量的选择缺乏理论指导的问题;而支持向量机模型对核函数等参数的选择较为敏感,训练所需迭代次数多,计算复杂度较高。

广义回归神经网络(general regression neural network, GRNN)模型自身需要优化的参数少,训练过程迅速,在小样本数据的情况下预测精度高<sup>[8]</sup>。吕延军等<sup>[9]</sup>将广义回归神经网络应用到珩磨缸套表面 3D 粗糙度检测中,得到了一种检测精度较高的模型。张秋臣等<sup>[10]</sup>利用改进的 FOA-GRNN 算法实现了滚动轴承剩余寿命的准确预测,对提高滚动轴承故障诊断具有一定理论支撑作用。郑度奎等<sup>[11]</sup>利用 IAFA-GRNN 模型,提高了油田集输管道 CO<sub>2</sub> 腐蚀速率预测的准确性,对保证集输管道的运输安全有重要意义,然而其在 CMP 抛光速率预测中的应用还未见报道。

针对文献[6]所用 BP 神经网络模型参数多且训练过程复杂的问题,本文采用 GRNN 模型实现对抛光速率的预测,为解决单独使用 GRNN 网络预测精度低的问题,使用麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)优化 GRNN 网络的平滑因子,建立 SSA-GRNN 模型来表示铜 CMP 抛光液组分与抛光速率之间的映射关系,实现对抛光速率的预测,以达到指导 CMP 实验、降低 CMP 实验盲目性、优化抛光液成分配比的目的。

## 1 理论与方法

### 1.1 GRNN 原理

GRNN 网络是 1991 年美国学者 Donald F. Specht 提出的,是由径向基神经网络衍化而来,具有极为强大的非线性拟合能力<sup>[12-14]</sup>。

GRNN是由输入层、模式层、求和层和输出层4层组成的前馈性神经网络<sup>[15]</sup>。

(1) 输入层。输入层神经元接收外部输入数据,个数与训练样本的向量维数一致。

(2) 模式层。模式层的神经元数量等于训练样本的数量,其传递函数为

$$p_i = \exp\left[-\frac{(Z-Z^i)^T(Z-Z^i)}{2\sigma^2}\right]。 \quad (1)$$

式中: $Z$ 为输入变量; $Z^i$ 是第*i*个神经元所对应的学习样本; $\sigma$ 为GRNN网络的参数平滑因子,控制着高斯函数的宽度,会对网络的性能有一定影响。

(3) 求和层。求和层的求和函数有两种,一种称为分子求和函数,一种称为分母求和函数。

分母求和函数可表示为

$$s_D = \sum_{i=1}^n p_i。 \quad (2)$$

分子求和函数可表示为

$$s_{Nj} = \sum_{i=1}^n y_{ij} p_i。 \quad (3)$$

式中: $p_i$ 为模式层第*i*个神经元的传递函数; $y_{ij}$ 为第*i*个输出样本中的第*j*个元素。

(4) 输出层。输出层神经元的个数与训练样本输出变量的维数相同,其传递函数可表示为

$$y_j = \frac{s_{Nj}}{s_D}。 \quad (4)$$

## 1.2 SSA算法原理

SSA算法是薛建凯于2020年受麻雀群体捕食与反捕食行为的启发而提出的一种新型群体智能优化算法,全局搜索与避免局部最小值的能力较为出色<sup>[16-18]</sup>。

在麻雀群体中,麻雀可分为发现者、加入者和警戒者<sup>[19]</sup>。它们按照自己的捕食习性来变换自己的位置,从而找到食物。

假设麻雀种群在以下矩阵空间中捕食

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,d} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,d} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,d} \end{bmatrix}。 \quad (5)$$

麻雀的适应度值可表示为

$$\mathbf{F}_X = \begin{bmatrix} f([x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,d}]) \\ f([x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,d}]) \\ \vdots \\ f([x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,d}]) \end{bmatrix}。 \quad (6)$$

式中: $n$ 代表种群麻雀的总量; $d$ 是待优化变量的维

度; $f$ 代表每个麻雀的适应度值。

发现者按如下公式进行位置更新

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{i,j}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{\alpha \cdot \text{iter}_{\max}}\right), & R_2 < \text{ST}; \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + \mathbf{Q} \cdot \mathbf{L}, & R_2 \geq \text{ST}. \end{cases} \quad (7)$$

式中: $t$ 代表当前的迭代次数; $j=1, 2, 3, \dots, n$ ; $\mathbf{X}_{i,j}^t$ 代表第*t*次迭代中第*j*维的第*i*个麻雀个体; $\text{iter}_{\max}$ 是最大迭代次数; $\alpha$ 是(0,1]范围内的一个随机数; $R_2$ 代表警戒值( $R_2 \in [0, 1]$ );ST代表安全阈值范围在[0.5, 1]; $\mathbf{Q}$ 是一个服从正态分布的随机数; $\mathbf{L}$ 是一个元素均为1的 $1 \times d$ 的矩阵。当 $R_2 < \text{ST}$ 时,意味着在当前的觅食区域里没有天敌,否则相反。

加入者的位置更新规则为

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{Q} \cdot \exp\left(\frac{\mathbf{X}_{\text{worst}}^t - \mathbf{X}_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > n/2; \\ \mathbf{X}_p^{t+1} + |\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_p^{t+1}| \cdot \mathbf{A}^+ \cdot \mathbf{L}, & i \leq n/2. \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{X}_p$ 是发现者的最优位置; $\mathbf{X}_{\text{worst}}^t$ 是当前全局最差位置; $\mathbf{A}$ 是一个元素均为1或者-1的 $1 \times d$ 的矩阵; $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^T(\mathbf{A}\mathbf{A}^T)^{-1}$ 。当 $i > n/2$ 时,表明第*i*个加入者拥有较低的适应度值,它可能飞到别处去觅食。

假设种群中可能意识到危险的麻雀(警戒者)占整个麻雀种群的10%~20%,它们的初始位置随机产生在种群的某个位置,其位置更新公式可表示为

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{\text{best}}^t + \beta \cdot |\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_{\text{best}}^t|, & f_i > f_g; \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + K \cdot \left(\frac{|\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \epsilon}\right), & f_i = f_g. \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{X}_{\text{best}}^t$ 是当前种群中的最优位置; $\beta$ 是一个服从标准正态分布的随机数,控制步长; $K$ 是一个范围为[-1, 1]的随机数,决定了麻雀移动的方向同时也控制移动的步长; $f_i$ 是当前麻雀的适应度值; $f_g$ 是当前所有麻雀中最优的适应度值; $f_w$ 是当前所有麻雀中的最差的适应度值; $\epsilon$ 是任一大于0的数。当 $f_i > f_g$ 时,表明麻雀处在种群的边缘位置;当 $f_i = f_g$ 时,表明处于种群中部位置的麻雀意识到了危险,需要移动到距离别的麻雀更近的位置。

## 1.3 SSA-GRNN算法模型

针对GRNN模型中平滑因子会对算法的预测能力产生影响的问题,利用SSA算法强大的搜索能力对GRNN的平滑因子进行寻优,建立SSA-GRNN模型。算法实现步骤:

(1) 根据本文所要解决的具体问题确定GRNN

模型的网络拓扑结构。

(2) 初始化麻雀种群并设置 SSA 算法的参数,包括最大迭代次数、种群中麻雀的总量、发现者的数量、警戒者的数量、警戒值等。

(3) 根据公式(7)~(9)分别更新发现者、加入者和警戒者的位置。

(4) 计算位置更新后每个麻雀的适应度值,选取当前最优解;若当前最优解优于上一次迭代的最优解则保留当前最优解,否则不保留。

(5) 当达到最大迭代次数后,结束搜索过程输出最优解。

(6) 得到最佳平滑因子,建立 GRNN 模型。

根据上述算法实现步骤,得到图 1 所示的 SSA-GRNN 算法流程图。

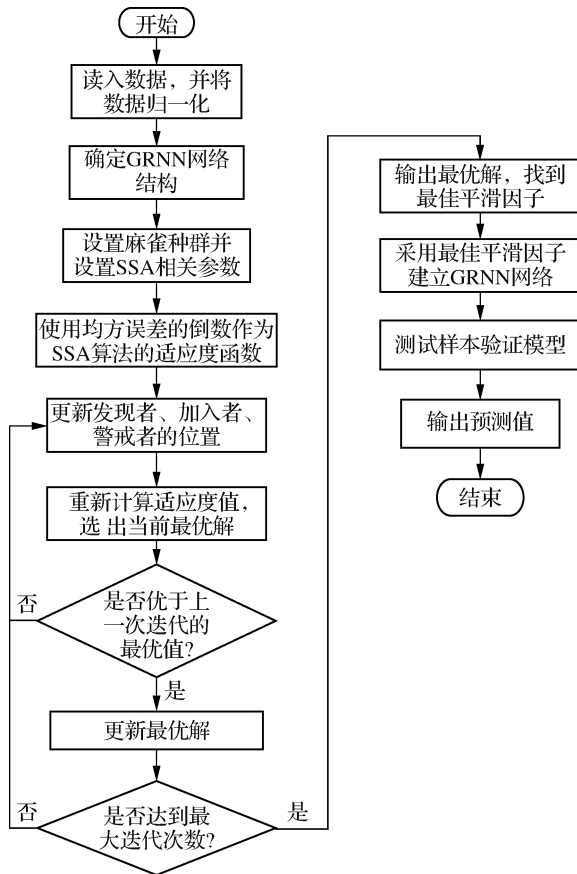


图 1 SSA-GRNN 流程图

Fig. 1 SSA-GRNN flow chart

## 2 CMP 数据

### 2.1 CMP 实验数据来源

将文献[6]中 CMP 实验所得的 60 组数据(工作压力为 13 789.5 Pa, 背压为 0 Pa, 抛头转速为

55 r/min, 下盘转速为 60 r/min, 流量为 150 mL/min, 抛光时间为 180 s)作为本文所用数据, 与文献[6]所用的 BP-NCABC 模型一样, 前 50 组作为训练样本, 51~60 组作为测试样本。其中抛光速率用  $v_{RR}$  表示, 单位为 nm/min。

### 2.2 CMP 实验数据的处理

由于数据中的 CMP 抛光液成分与抛光速率的物理含义与量纲各不相同, 为了消除量纲的影响并使预测更加准确, 所以要先对数据进行归一化处理。本文采用下式将数据归一化至  $[0, 1]$  范围内,

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (10)$$

式中:  $y$  代表归一化之后的数据;  $x$  代表当前的数据;  $x_{\min}$  代表某一实验因素中最小的数据;  $x_{\max}$  代表某一实验因素中最大的数据。

## 3 模型的建立与结果分析

### 3.1 网络拓扑结构的确定

根据上述 SSA-GRNN 算法的实现步骤, 首先确定 GRNN 网络的拓扑结构。输入层神经元数目为 4, 模式层神经元数量为 50, 求和层神经元数量为 2, 输出层神经元的数量为 1, 按照以上结构建立如图 2 所示 GRNN 网络。

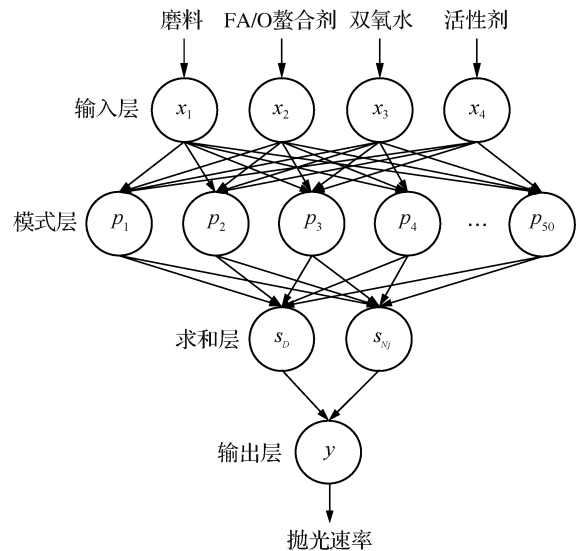


图 2 GRNN 网络拓扑结构

Fig. 2 GRNN network topology

### 3.2 GRNN 网络平滑因子的确定

首先初始化 SSA 算法的相关参数, 经过多次测试, 确定麻雀种群数量为 30, 此时既可以保证能得到最优的平滑因子, 又不会使算法的复杂度过高; 最大

迭代次数为 10 次;变量的维度为 1;发现者和警戒者的数量都为麻雀总量的 20%,警戒值为 0.8。以训练集数据的均方误差的倒数作为适应度函数,不断更新麻雀的位置,选出最优的适应度值,直到迭代结束。经过 SSA 算法的迭代搜索,确定最优的平滑因子为 0.067,以最优平滑因子建立 GRNN 网络。

### 3.3 结果分析

用建立的 SSA-GRNN 模型对抛光速率进行预测,测试集样本的预测结果如表 1 所示,表 2 为根据

预测结果计算得到的一些指标。为了更加直观地对比两种模型的预测效果,本文采用模型决定系数(coefficient of determination,  $R^2$ )<sup>[20]</sup>、预测精度(predict accuracy, PA)和平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)3 个指标对模型的预测效果进行评价,其对应公式如公式(11)~(13)所示。模型决定系数越接近 1,预测精度越接近 100%,平均绝对百分比误差越接近 0,表明模型的预测效果越好。

表 1 测试集样本  
Table 1 Test set sample

编号	磨料体积分数/%	FA/O 型螯合剂体积分数/%	活性剂体积分数/%	氧化剂 H <sub>2</sub> O <sub>2</sub> 体积分数/%	实测值/(nm·min <sup>-1</sup> )	BP-NCABC 算法预测值/(nm·min <sup>-1</sup> )	SSA-GRNN 算法预测值/(nm·min <sup>-1</sup> )
51	5.5	1.5	2.5	5.0	368.81	417.51	383.57
52	7.5	3.0	3.0	0.5	903.36	985.65	896.70
53	8.0	1.5	2.5	1.0	452.91	554.50	404.05
54	8.0	1.0	5.0	2.0	417.02	336.66	466.92
55	9.0	1.0	0.0	3.0	465.19	536.88	476.12
56	9.5	0.7	0.0	3.0	391.74	361.43	426.44
57	2.5	5.0	3.0	0.5	961.27	915.94	993.32
58	9.0	1.0	0.0	2.0	479.09	390.78	517.54
59	6.0	4.5	1.0	0.3	400.64	428.06	373.22
60	6.0	4.5	1.0	7.0	338.62	422.32	334.56

表 2 SSA-GRNN 与 BP-NCABC 在训练集与测试集预测情况的对比  
Table 2 Comparison of SSA-GRNN and BP-NCABC in training and testing set predictions

模型	最优预测精度/%		最差预测精度/%		平均预测精度/%		MAPE/%	
	训练集	测试集	训练集	测试集	训练集	测试集	训练集	测试集
BP-NCABC	99.91	98.94	88.05	85.04	96.37	92.42	6.41	7.59
SSA-GRNN	100.00	99.26	91.68	88.03	98.41	94.19	1.59	5.81

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}, \quad (11)$$

$$PA = \left(1 - \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i}\right) \times 100\%, \quad (12)$$

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i}\right) \times 100\%。 \quad (13)$$

式中: $n$  为样本数量; $y_i$ ,  $\hat{y}_i$  和  $\bar{y}_i$  分别表示抛光速率的实测值、预测值以及平均值。

图 3 和图 4 为训练集和测试集抛光速率预测值与实测值之间的对比图。从这两张图中可以看出,SSA-GRNN 模型的预测结果与实测值之间仅存在非常小的差异,这表明该模型具有良好的预测能力。此外,训练集的  $R^2$  值为 0.993 50,测试集的  $R^2$  值为

0.981 15,两者都接近于 1,进一步说明 SSA-GRNN 模型在预测方面表现出色。

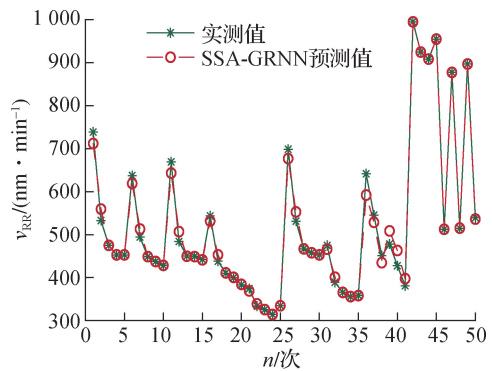


图 3 SSA-GRNN 训练集预测值与实测值对比

Fig. 3 Comparison of SSA-GRNN training set predictions and actual values

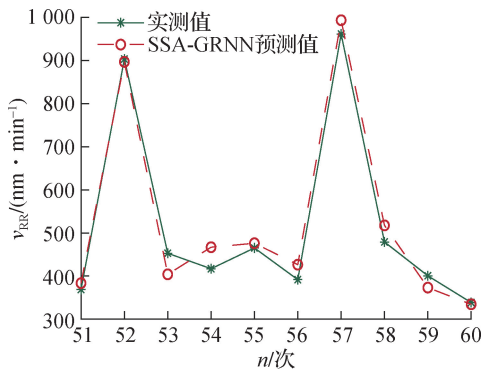


图 4 SSA-GRNN 测试集预测值与实测值对比

Fig. 4 Comparison of SSA-GRNN test set predictions and actual values

为了进一步验证 SSA-GRNN 模型性能的优劣,将本文采用的 SSA-GRNN 模型与文献[6]采用的 BP-NCABC 模型进行对比分析,根据两个模型的预测值分别做出两种模型在训练集与测试集上的对比图,见图 5 和图 6。

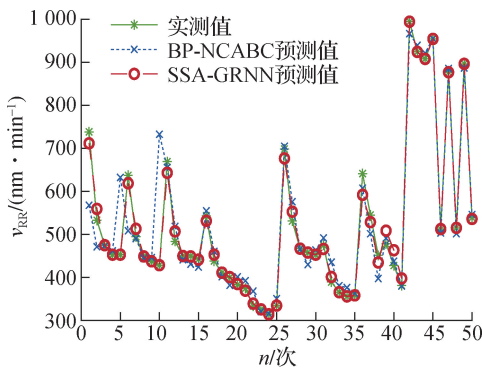


图 5 SSA-GRNN 与 BP-NCABC 在训练集上预测值对比

Fig. 5 Comparison of SSA-GRNN and BP-NCABC training set predictions

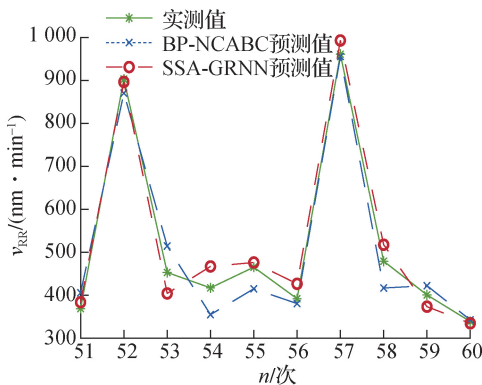


图 6 SSA-GRNN 与 BP-NCABC 在测试集上预测值对比

Fig. 6 Comparison of SSA-GRNN and BP-NCABC test set predictions

由图 5 和图 6 可以看出,在训练集的前 10 次实验中,SSA-GRNN 模型的预测表现明显优于 BP-NCABC 模型,表 2 中的结果表明 SSA-GRNN 模型在训练集的最优、最差以及平均预测精度均高于 BP-NCABC 模型。然而,在测试集上的预测结果图无法明确展现出两种模型之间的优劣,需要进一步分析。

图 7 为本文采用的 SSA-GRNN 模型的预测误差,从图中可以看出 SSA-GRNN 模型的预测误差在  $[-0.072, 0.075]$  之间;从文献[6]可知,樊世燕采用的 BP-NCABC 模型的预测误差在  $[-0.150, 0.150]$  之间,对比之下可以得知本文采用的 SSA-GRNN 模型预测能力以及泛化能力均优于 BP-NCABC 模型。

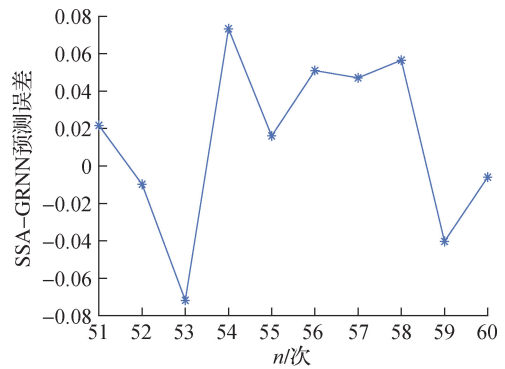


图 7 SSA-GRNN 模型的预测误差

Fig. 7 Prediction error of the SSA-GRNN model

根据表 2 的数据,可以清晰地观察到,SSA-GRNN 模型在训练集和测试集上的预测精度明显优于 BP-NCABC 模型。这表明 SSA-GRNN 模型相比于 BP-NCABC 模型在预测能力上更出色。此外,SSA-GRNN 模型在训练集和测试集上的 MAPE 值也均低于 BP-NCABC 模型,进一步验证了 SSA-GRNN 模型的优越性。

通过从模型决定系数  $R^2$ 、预测精度 PA、平均百分比误差 MAPE 3 个方面的对比分析,充分说明了本文所采用的 SSA-GRNN 模型的优越性。

## 4 结论

为解决 BP 神经网络在 CMP 抛光速率预测中所要优化参数多、收敛速度慢等问题,本文采用 SSA-GRNN 模型实现对抛光速率的预测,通过仿真实验,得出以下结果。

(1) SSA-GRNN 模型对训练集的模型决定系数  $R^2$  为 0.993 50, 对测试集的模型决定系数  $R^2$  为 0.981 15, 高于 BP-NCABC 模型。

(2) SSA-GRNN 模型在训练集上的 MAPE 为 1.59%, 在测试集上的 MAPE 为 5.81%, 低于 BP-NCABC 模型的 6.41%, 7.59%。

(3) SSA-GRNN 模型在训练集上的平均预测精度为 98.41%, 在测试集上的平均预测精度为 94.19%, 高于 BP-NCABC 模型的 96.37%, 92.42%。

从以上对比可以看出, 本文采用的 SSA-GRNN 模型的拟合度与预测精度均优于 BP-NCABC 模型, 可以用于指导 CMP 实验, 提高实验的效率, 降低人力物力成本, 一定程度上可以缩短 CMP 抛光液的研发优化周期。

#### 参考文献:

- [1] 孟凡宁, 张振宇, 郜培丽, 等. 化学机械抛光液的研究进展[J]. 表面技术, 2019, 48(7): 1-10.
- [2] 周佳凯, 牛新环, 杨程辉, 等. 用于铜互连 CMP 工艺的抛光液研究进展及发展趋势[J]. 电子元件与材料, 2020, 39(9): 12-18.
- [3] YANG Guang, HE Peng, QU Xinping. Inhibition effect of glycine on molybdenum corrosion during CMP in alkaline  $H_2O_2$  based abrasive free slurry[J]. Applied Surface Science, 2018, 427: 145-155.
- [4] 祖林禄, 柳平增, 赵妍平, 等. 基于 SSA-LSTM 的日光温室环境预测模型研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 351-358.
- [5] SHALINI W, VIGNESHWARI S. A novel hybrid deep learning method for early detection of lung cancer using neural networks[J]. Healthcare Analytics, 2023, 3: 1-13.
- [6] 樊世燕. 智能优化技术在 CMP 铜抛光材料与工艺参数优化中的应用研究[D]. 天津: 河北工业大学, 2016.
- [7] 何平, 罗萌, 韩欣玉, 等. 基于 PSO-SVM 模型的 Cu CMP 抛光液组分优化[J]. 微电子学, 2020, 50(5): 694-698.
- [8] NOSE-FILHO K, LOTUFO A D P, MINUSSI C R. Short-term multinodal load forecasting using a modified general regression neural network[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(4): 2862-2869.
- [9] 吕延军, 强程, 张永芳, 等. 基于 GRNN 的珩磨缸套表面 3D 粗糙度图像检测方法[J]. 中国表面工程, 2022, 35(6): 116-127.
- [10] 张秋臣, 张建国, 屈海涛, 等. 基于改进 FOA 和 GRNN 组合模型的滚动轴承寿命预测[J]. 机械设计与研究, 2022, 38(4): 129-131.
- [11] 郑度奎, 程远鹏, 李昊燃, 等. IAFSA-GRNN 在油田集输管道  $CO_2$  腐蚀速率预测中的应用[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(1): 110-117.
- [12] SPECHT D F. A general regression neural network[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1991, 2(6): 568-576.
- [13] 宁永香, 崔希民, 崔建国. 基于 ABC-GRNN 组合模型的露天矿边坡变形预测[J]. 煤田地质与勘探, 2023, 51(3): 65-72.
- [14] SONG Chenyang, WANG Liguang, Hou Jian, et al. The optimized GRNN based on the FDS-FOA under the hesitant fuzzy environment and its application in air quality index prediction[J]. Applied Intelligence, 2021, 51(11): 1-12.
- [15] 李皓璇, 沈振中, 张文兵. 基于 PSO-GRNN 的混凝土面板堆石坝渗透系数反演方法及应用[J]. 水电能源科学, 2023, 41(5): 67-70.
- [16] XUE Jiankai, SHEN Bo. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [17] 谢少华, 何山, 闫学勤, 等. 基于 SSA-BP 神经网络的光伏短期功率预测[J]. 浙江工业大学学报, 2022, 50(6): 628-633.
- [18] 王维高, 魏云冰, 滕旭东. 基于 VMD-SSA-LSSVM 的短期风电预测[J]. 太阳能学报, 2023, 44(3): 204-211.
- [19] 刘天凯, 刘洪, 郑敏, 等. 面向输变电场景的基于 SSA 的 WSN 分簇路由算法[J]. 中国科学院大学学报, 2023, 40(1): 119-127.
- [20] 魏广芬, 李梦递, 赵捷, 等. 基于 DFI-RSE 电子鼻传感器阵列优化的葡萄酒  $SO_2$  检测[J]. 农业工程学报, 2022, 38(7): 291-299.
- [21] 贺天福, 康家银, 武凌霄, 等. 基于三判别器生成对抗网络的 PET 和 MRI 图像融合[J]. 江苏海洋大学学报(自然科学版), 2023, 32(1): 63-72.

(责任编辑: 李琴, 秦海明 实习编辑: 易圣杰)