

基于改进海鸥算法结合 Elman 网络的板形模式识别方法^①

吕冠艳¹, 田学东², 李奋华³

(1.山西水利职业技术学院 信息工程系,山西 运城 044000; 2.河北大学 计算机科学与技术学院,河北 保定 071002; 3.运城学院 数学与信息技术学院,山西 运城 044000)

摘要: 为了提高板形模式识别精度,提出了一种基于改进海鸥算法结合 Elman 网络的板形模式识别方法。将改进的海鸥算法对 Elman 网络权值阈值进行优化,用于板形模式识别,选取 20 组数据进行测试,并将结果与基于 BP 神经网络的板形模式识别和基于传统 Elman 网络的板形模式识别方法进行比较,结果表明本文算法精度更高、效果更好,均方误差 MSE 相比其他算法低 2 个数量级。

关键词: 海鸥算法; 混沌映射; 板形模式识别; Elman 神经网络; 板形控制

中图分类号: TH122, TP391

文献标识码: A

doi:10.3969/j.issn.0253-6099.2023.02.031

文章编号: 0253-6099(2023)02-0140-05

Flatness Pattern Recognition Based on Modified Seagull Optimization Algorithm and Elman Network

LÜ Guanyan¹, TIAN Xuedong², LI Fenhua³

(1. Department of Information and Engineering, Shanxi Conservancy Technical Institute, Yuncheng 044000, Shanxi, China; 2. School of Computer Science and Technology, Hebei University, Baoding 071002, Hebei, China; 3. School of Mathematics and Information Technology, Yuncheng University, Yuncheng 044000, Shanxi, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of flatness pattern recognition, a flatness pattern recognition method based on modified seagull optimization algorithm (MSOA) and Elman network is proposed. The weight threshold of Elman network is optimized with MSOA and then used for flatness pattern recognition. 20 sets of data are chosen for testing, and the obtained results are compared respectively with the flatness pattern recognition results based on BP neural network and traditional Elman network. It is found that algorithm method proposed in this paper has higher accuracy and better effect, with the mean square error lower than other algorithms by two orders of magnitude.

Key words: seagull optimization algorithm (SOA); chaotic map; flatness pattern recognition; Elman neural network; flatness control

板形是板带钢的重要质量指标^[1-4]。通过板形识别控制板形是板带钢生产过程中的重要环节。板形识别方法主要包括最小二乘法、神经网络法、智能优化算法等^[5-11]。但是这些方法仍然存在局限性,比如最小二乘法物理意义不明确,随着多项式系数和次数增加,精度较差,算法复杂度增强;传统神经网络法学习能力强,但泛化性差,容易过拟合;智能优化算法存在收敛速度慢、容易陷入局部最优解的缺点。本文将近年提出的智能优化算法海鸥算法^[12-16]进行改进,并与 Elman 神经网络相结合来提高板形识别精度。

1 海鸥算法

海鸥算法主要利用迁徙和攻击行为进行位置更新和搜索。

1.1 迁徙行为(全局搜索)

1) 为了避免与邻居(其他海鸥)碰撞,采用附加变量 A 计算海鸥的新位置。

$$C_s(t) = A \times P_s(t) \quad (1)$$

$$A = f_c - t \times (f_c / \text{MaxIter}) \quad (2)$$

式中 $C_s(t)$ 为不与其他海鸥存在位置冲突的新位置;

① 收稿日期: 2022-11-21

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(11501498); 山西省教育科学“十四五”规划课题(GH-21060)

作者简介: 吕冠艳(1980—),女,山西运城人,硕士,讲师,主要研究方向为数据挖掘、智能仪器与数字媒体技术。

$P_s(t)$ 为海鸥当前位置; t 为当前迭代次数; A 为海鸥在给定搜索空间中的运动行为; f_c 为控制系数, 取值从 2 降到 0; MaxIter 为最大迭代次数。

2) 在避免了与其他海鸥位置重合之后, 海鸥会向最佳位置所在的方向移动。

$$M_s(t) = B \times (P_{bs}(t) - P_s(t)) \quad (3)$$

$$B = 2 \times A^2 \times r_d \quad (4)$$

式中 $M_s(t)$ 表示最佳位置所在方向; B 为负责平衡全局和局部搜索的随机数; r_d 为 $[0, 1]$ 范围内的随机数。

3) 海鸥移动到不与其他海鸥相撞的位置后, 就朝着最佳位置所在的方向进行移动, 到达新的位置。

$$D_s(t) = |C_s(t) + M_s(t)| \quad (5)$$

式中 $D_s(t)$ 为海鸥的新位置。

1.2 攻击行为(局部搜索)

海鸥在攻击猎物过程中, 通过螺旋运动可以不断改变攻击角度和速度, 螺旋运动行为可表示为:

$$\begin{cases} x = r \times \cos(\theta) \\ y = r \times \sin(\theta) \\ z = r \times \theta \\ r = u \times e^{\theta v} \end{cases} \quad (6)$$

式中 r 为每个螺旋的半径; θ 为 $[0, 2\pi]$ 范围内的随机角度值; u 和 v 均为螺旋形状的相关常数。

攻击位置更新:

$$P_s(t) = D_s(t) \times x \times y \times z + P_{bs}(t) \quad (7)$$

式中 $P_s(t)$ 为海鸥的攻击位置; $P_{bs}(t)$ 为海鸥的当前最佳位置。

2 改进海鸥算法

2.1 Sinusoidal 混沌映射

原始海鸥算法中, 种群都是随机生成的, 具有盲目性, 易造成收敛速度缓慢。Sinusoidal 混沌映射可以改善种群分布, 提高初始种群多样性。Sinusoidal 混沌映射可以用式(8)来表示:

$$x_{k+1} = ax_k^2 \sin(\pi x_k) \quad (8)$$

式中 $a=2.3$; x_k 为第 k 次迭代的值; x_{k+1} 为第 k 次迭代计算得到的新值。

2.2 混合攻击策略

原始海鸥算法单纯采用螺旋方式进行搜索, 本文引入正余弦算法思想, 于是将海鸥算法的攻击式拆分为正余弦攻击式:

$$P_s(t) = r^2 \times \sin\theta \times \theta \times D_s(t) + P_{bs}(t) \quad (9)$$

$$= x \times z \times D_s(t) + P_{bs}(t)$$

$$P_s(t) = r^2 \times \cos\theta \times \theta \times D_s(t) + P_{bs}(t) \quad (10)$$

$$= y \times z \times D_s(t) + P_{bs}(t)$$

将正余弦攻击和螺旋搜索方式进行融合, 各搜索

方式切换为等概率切换的方式。改进后的海鸥位置更新方式为:

$$P_s(t) = \begin{cases} x \times z \times D_s(t) + P_{bs}(t), & \text{if rand} < pr \\ D_s(t) \times y \times z + P_{bs}(t), & \text{if } pr \leq \text{rand} < 2pr \\ D_s(t) \times x \times y \times z + P_{bs}(t), & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

式中 pr 为攻击选择概率, 本文 $pr=0.3$; rand 为从 0 到 1 的随机数。

2.3 自适应对立学习

每次位置更新完成后, 对每个海鸥采用带惯性权重的对立求解:

$$P_{\text{new}}(t) = \text{rand}(c, P_s(t)) \quad (12)$$

$$c = w \times (ub + lb) / 2 \quad (13)$$

$$w = 2 - 2 \times \left(\frac{t}{\text{MaxIter}} \right) \quad (14)$$

式中 ub 为寻优参数上边界; lb 为寻优参数下边界; $P_s(t)$ 为当前海鸥位置; $P_{\text{new}}(t)$ 为更新后的新位置。

改进海鸥算法 (ISOA) 主要步骤如下:

1) 设定海鸥算法参数 f_c , 种群数量 n , 最大迭代次数 MAX_I , 收敛精度 ξ 。根据式(8)将种群进行 Sinusoidal 混沌初始化。并计算函数适应度值。

2) 根据式(1)~(5), 利用海鸥迁徙行为进行位置更新。

3) 根据式(6), 计算螺旋参数。

4) 计算随机概率 rand 。

5) 根据式(10)更新海鸥位置。

6) 重新计算适应度值。

7) 对更新后的海鸥种群, 利用式(11)进行对立学习, 并更新种群。

8) 重新计算适应度值。

9) 若满足最大迭代次数或收敛精度条件, 则输出最优结果, 否则重复执行步骤 2~9。

3 板形信号的基本模式

常见板形的基本模式分为以下 8 种: 左边浪、右边浪、中间浪、双边浪、右三分浪、左三分浪、四分浪和边中浪。采用勒让德正交多项式表示板形的 8 种基本模式, 则板形模式的归一化方程如下:

$$\text{左边浪: } \sigma_1 = y \quad (15)$$

$$\text{右边浪: } \sigma_2 = -y \quad (16)$$

$$\text{中间浪: } \sigma_3 = \frac{3}{2}y^2 - \frac{1}{2} \quad (17)$$

$$\text{双边浪: } \sigma_4 = -\left(\frac{3}{2}y^2 - \frac{1}{2}\right) \quad (18)$$

$$\text{右三分浪: } \sigma_5 = \frac{1}{2}(5y^3 - 3y) \quad (19)$$

$$\text{左三分浪: } \sigma_6 = -\frac{1}{2}(5y^3 - 3y) \quad (20)$$

$$\text{四分浪: } \sigma_7 = \frac{1}{8}(35y^4 - 30y^2 + 3) \quad (21)$$

$$\text{边中浪: } \sigma_8 = \frac{1}{8}(35y^4 - 30y^2 + 3) \quad (22)$$

式中 y 为归一化板宽, $y \in [-1, 1]$; $\sigma_i (i=1, 2, \dots, 8)$ 为各种板形归一化的残余应力。实际的板形通常由上述基本板形模式线性组合而成的。由于同一种板形中互反的两种基本模式不能同时存在, 故板形可表示成:

$$Y(y) = \mu_1\sigma_1 + \mu_2\sigma_3 + \mu_3\sigma_5 + \mu_4\sigma_7 \quad (23)$$

式中 $\mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4$ 代表实际板形所占的比例成分, 取值既可以是正数也可以是负数, 取值范围为 $[-1, 1]$ 。

4 基于改进海鸥算法结合 Elman 网络的板形模式识别方法

4.1 改进海鸥算法结合 Elman 的神经网络

Elman 神经网络一般分为 4 层: 输入层、隐含层 (中间层)、承接层和输出层。Elman 神经网络的特点是隐含层的输出通过承接层的延迟与存储, 自联到隐含层的输入。这种自联方式使其对历史状态的数据具有敏感性, 内部反馈网络的加入增强了网络本身处理动态信息的能力, 从而达到动态建模的目的。拓扑结构如图 1 所示。

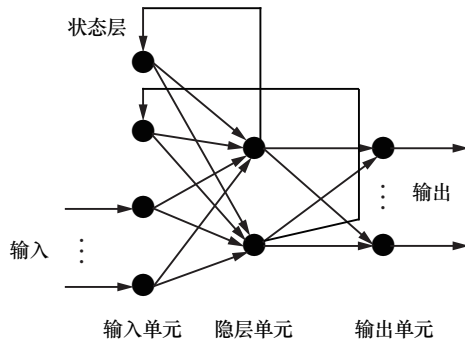


图 1 Elman 网络结构

由于 Elman 神经网络的预测性能受初始网络权值和阈值的影响较大, 原始算法的初始网络权值和阈值采用的是随机生成的方式, 具有盲目性。本文采用改进海鸥算法对 Elman 的网络权值和阈值进行优化, 以网络输出结果与真实值的均方误差 (MSE) 作为目标函数对网络权值和阈值进行寻优。

4.2 基于改进海鸥算法结合 Elman 的板形模式识别模型建立

对板形进行模式识别的过程其实就是将该板形所含有基本模式的比例成分识别出来, 即将 $\mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4$

的具体值识别出来。8 种基本板形模式分为 4 组两两互反的模式, 且识别出的板形中互反的两种模式不能同时存在。对待识别样本与两个互反的基本模式求欧氏距离, 将欧氏距离差作为网络的输入。

实测板形和每组基本板形互反模式的欧氏距离为:

$$S_k = \|Y^* - \sigma_k\| \quad (24)$$

$$S_{k+1} = \|Y^* - \sigma_{k+1}\| \quad (25)$$

欧氏距离差为:

$$\eta_k = S_k - S_{k+1} \quad (26)$$

式中 Y^* 为实测板形的离散应力值; σ 为基本板形的离散应力值。本文需要建立 4 输入 4 输出模型。确定好网络结构后, 利用前述基于改进海鸥算法结合的 Elman 神经网络进行数据训练和预测。

5 实验与分析

5.1 实验环境

所有算法代码均利用 MATLAB R2018a 编写, 实验采用 Windows 10 系统, 32G 内存, 处理器为 Intel Core i7 9700 3.0GHz。

5.2 改进海鸥算法测试

表 1 给出了每个基准测试的算法参数设置。本文设置最大迭代次数为 1 000, 种群数量为 30, 5 种算法均独立运行 30 次, 选择平均最优解、标准差、平均耗时作为评价算法性能的指标。表 2 给出了基准测试函数的详细信息, 包含单峰和多峰函数。单峰函数一般用来测试算法的全局搜索能力及收敛速度; 多峰函数一般用来测试算法的跳出局部最优的能力, 同时衡量算法在平衡全局搜索与局部搜索的水平。表 3 为算法测试结果。

表 1 算法参数设置

算法	参数设置
SOA	$f_c = 2$
CS	$pa = 0.25; \beta = 1.5$
GWO	$a = [2, 0]$
WOA	$a_1 = [2, 0]; a_2 = [-2, -1]; b = 1$
ISOA	$\text{Tolerance} = 10^{-10}, f_c = 2$

由表 3 可以看出, 对于函数 F_1, F_2, F_3, F_4, F_6 和 F_8 , 相比其他算法, ISOA 算法收敛精度高, 且均能搜索到全局最优解; 相比 SOA, CS, GWO 和 WOA 算法, ISOA 算法可获取较好的寻优结果。充分说明 ISOA 具有较高寻优能力。在 8 个基准测试函数中, ISOA 算法的标准差均小于 SOA, CS, GWO 和 WOA 算法的标准

差。充分说明 ISOA 算法比 SOA,CS,GWO 和 WOA 算法更稳定。

表 2 基准测试函数

函数表达式	特征	范围	f_{min}	维度
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	单峰	$[-100, 100]$	0	30
$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	单峰	$[-10, 10]$	0	30
$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	单峰	$[-100, 100]$	0	30
$f_4(x) = \max \{ x_i , 1 < i < n \}$	单峰	$[-100, 100]$	0	30
$f_5(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1}-x_i)^2 + (x_i-1)^2]$	单峰	$[-30, 30]$	0	30
$f_6(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	多峰	$[-5.12, 5.12]$	0	30
$f_7(x) = -20\exp\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	多峰	$[-32, 32]$	0	30
$f_8(x) = \frac{1}{4000}\sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	多峰	$[-600, 600]$	0	30

表 3 算法测试结果

函数	算法	平均值	标准差
F_1	SOA	2.716×10^{-71}	1.811×10^{-70}
	CS	1.936×10^{-14}	2.718×10^{-14}
	GWO	2.913×10^{-116}	1.239×10^{-115}
	WOA	2.37×10^{-162}	8.508×10^{-162}
	ISOA	0	0
F_2	SOA	2.519×10^{-49}	7.601×10^{-49}
	CS	7.134×10^{-7}	3.771×10^{-7}
	GWO	7.427×10^{-67}	2.856×10^{-66}
	WOA	2.67×10^{-107}	1.035×10^{-106}
	ISOA	0	0
F_3	SOA	5.634×10^{-23}	2.683×10^{-22}
	CS	3.241×10^{-7}	2.297×10^{-7}
	GWO	3.608×10^{-53}	1.443×10^{-52}
	WOA	2.303×10	1.509×10^2
	ISOA	0	0
F_4	SOA	3.607×10^{-21}	1.602×10^{-20}
	CS	3.768×10^{-4}	1.374×10^{-4}
	GWO	4.875×10^{-37}	1.264×10^{-36}
	WOA	5.175×10^{-1}	2.402
	ISOA	0	0
F_5	SOA	7.254	1.29×10^{-1}
	CS	1.725	1.355
	GWO	6.586	0.712×10^{-1}
	WOA	6.280	6.269×10^{-1}
	ISOA	2.261×10^{-2}	2.461×10^{-2}
F_6	SOA	0	0
	CS	6.987×10	1.547
	GWO	1.991×10^{-1}	7.521×10^{-1}
	WOA	0	0
	ISOA	0	0

续表 3

函数	算法	平均值	标准差
F_7	SOA	1.406×10^{-15}	6.186×10^{-16}
	CS	4.495×10^{-4}	8.618×10^{-4}
	GWO	5.169×10^{-15}	1.228×10^{-15}
	WOA	3.567×10^{-15}	2.620×10^{-15}
	ISOA	8.8717×10^{-16}	0
F_8	SOA	0	0
	CS	4.577×10^{-2}	1.776×10^{-2}
	GWO	1.589×10^{-2}	1.892×10^{-2}
	WOA	4.520×10^{-2}	8.382×10^{-2}
	ISOA	0	0

综上所述,改进海鸥算法相比其他传统优化算法具有较大的优势。

5.3 板形预测实验

为了验证基于改进海鸥算法结合 Elman 网络的板形模式识别方法的优越性,本文选取 20 组数据进行测试,并将结果与基于 BP 神经网络的板形模式识别和基于传统 Elman 网络的板形模式识别方法进行比较。其中 Elman 和 BP 的网络输入输出结构均为 4×4 ,设置隐层数量均为 16。其中海鸥算法的参数设置为:种群数量 30,最大迭代次数 50。20 组数据中的 14 组数据用于训练,另外 6 组数据用于测试。利用均方误差 (MSE)作为评价标准。训练样本和测试样本的信息如表 4 所示。

表 4 样本信息

样本种类	样本输入
训练样本	$Y_1 = 0.1\sigma_1 + 0.2\sigma_3$
	$Y_2 = -0.1\sigma_1 + 0.4\sigma_5$
	$Y_3 = 0.1\sigma_1 + 0.6\sigma_3 - 0.4\sigma_7$
	$Y_4 = 0.1\sigma_3 - 0.3\sigma_5 + 0.6\sigma_7$
	$Y_5 = 0.2\sigma_1 + 0.3\sigma_3 + 0.1\sigma_5 + 0.6\sigma_7$
	$Y_6 = 0.3\sigma_1 + 0.8\sigma_3 + 0.1\sigma_5 + 0.9\sigma_7$
	$Y_7 = 0.4\sigma_1 + 0.1\sigma_3 + 0.2\sigma_5 + 0.3\sigma_7$
	$Y_8 = 0.4\sigma_1 + 0.1\sigma_3 + 0.3\sigma_5 + 0.2\sigma_7$
	$Y_9 = 0.4\sigma_1 + 0.2\sigma_3 + 0.1\sigma_5 + 0.3\sigma_7$
	$Y_{10} = 0.4\sigma_1 + 0.3\sigma_3 + 0.2\sigma_5 + 0.1\sigma_7$
	$Y_{11} = -0.2\sigma_1 + 0.3\sigma_3 + 0.1\sigma_5 + 0.6\sigma_7$
	$Y_{12} = 0.3\sigma_1 - 0.8\sigma_3 + 0.1\sigma_5 + 0.9\sigma_7$
	$Y_{13} = 0.4\sigma_1 + 0.1\sigma_3 - 0.2\sigma_5 + 0.3\sigma_7$
	$Y_{14} = 0.4\sigma_1 + 0.1\sigma_3 + 0.3\sigma_5 - 0.2\sigma_7$
测试样本	$Y_{15} = 0.1\sigma_1 + 0.3\sigma_3 + 0.5\sigma_5$
	$Y_{16} = 0.1\sigma_1 + 0.5\sigma_3 + 0.4\sigma_5 + 0.3\sigma_7$
	$Y_{17} = 0.1\sigma_1 + 0.6\sigma_3 + 0.2\sigma_5 - 0.4\sigma_7$
	$Y_{18} = 0.2\sigma_1 - 0.1\sigma_3 - 0.3\sigma_5 + 0.4\sigma_7$
	$Y_{19} = 0.4\sigma_1 + 0.2\sigma_3 + 0.1\sigma_5 + 0.3\sigma_7$
	$Y_{20} = 0.4\sigma_1 + 0.4\sigma_3 + 0.2\sigma_5 + 0.1\sigma_7$

训练样本和测试样本的测试结果如表 5 所示。

从表5可以看出, BP 和传统 Elman 预测结果的 MSE 在同一个数量级, 训练集为 10^{-3} , 测试集为 10^{-2} , 表明两种算法在板形识别上的效果比较接近。而 ISOA-Elman 预测结果在训练集上 MSE 为 10^{-5} 数量级, 测试集的 MSE 为 10^{-4} 数量级, 均优于其他两种算

法。表明本文提出的算法相比其他两种算法具有明显优势。

图2~3 为 ISOA-Elman 训练集、测试集回归预测结果。由图可见, ISOA-Elman 回归的预测曲线和原始数据非常贴近, 表明本文算法回归性能很好。

表5 样本测试结果

样本种类	样本名称	BP				Elman				ISOA-Elman			
		μ_1	μ_2	μ_3	μ_4	μ_1	μ_2	μ_3	μ_4	μ_1	μ_2	μ_3	μ_4
训练集	Y_1	0.106 3	0.206 0	0.003 1	0.005 3	0.097 0	0.208 7	0.003 8	-0.009 9	0.100 1	0.199 9	0.000 1	0.000 1
	Y_2	-0.091 9	-0.007 2	0.393 4	0.005 9	-0.093 4	-0.007 4	0.405 0	0.005 5	-0.100 0	-0.000 1	0.399 9	0.000 0
	Y_3	0.092 5	0.598 4	0.004 1	-0.406 3	0.101 7	0.601 4	-0.001 0	-0.393 7	0.099 9	0.600 0	0.000 1	-0.400 0
	Y_4	0.108 3	-0.291 7	-0.009 4	0.599 8	0.101 0	-0.300 6	-0.008 3	0.607 4	0.100 0	-0.300 0	0.000 1	0.600 1
	Y_5	0.202 6	0.305 8	0.095 5	0.598 9	0.208 3	0.290 2	0.094 6	0.591 7	0.199 9	0.300 0	0.100 0	0.600 1
	Y_6	0.292 0	0.809 2	0.090 9	0.902 9	0.295 7	0.796 7	0.108 3	0.898 0	0.299 9	0.800 0	0.100 0	0.900 0
	Y_7	0.395 6	0.103 1	0.191 9	0.304 2	0.405 1	0.093 2	0.193 0	0.295 2	0.400 1	0.100 0	0.200 0	0.300 0
	Y_8	0.400 9	0.090 7	0.306 5	0.205 1	0.405 1	0.105 9	0.306 5	0.206 0	0.400 1	0.100 0	0.300 0	0.200 0
	Y_9	0.409 2	0.207 0	0.103 9	0.295 5	0.397 6	0.196 2	0.100 8	0.298 6	0.400 0	0.200 0	0.100 0	0.299 9
	Y_{10}	0.409 3	0.308 7	0.196 3	0.103 6	0.401 4	0.300 6	0.209 9	0.108 2	0.399 9	0.299 9	0.200 0	0.100 0
	Y_{11}	-0.206 8	0.303 6	0.109 0	0.603 1	-0.208 5	0.293 3	0.091 6	0.593 6	-0.200 1	0.300 0	0.100 1	0.600 0
	Y_{12}	0.309 4	-0.794 8	0.090 7	0.893 3	0.291 1	-0.798 0	0.098 9	0.895 3	0.300 0	-0.800 1	0.100 1	0.899 9
	Y_{13}	0.409 1	0.104 9	-0.201 2	0.292 4	0.400 6	0.095 3	-0.207 9	0.292 9	0.400 1	0.100 0	-0.200 0	0.300 1
	Y_{14}	0.399 7	0.097 8	0.297 6	-0.200 0	0.405 6	0.103 1	0.309 2	-0.207 3	0.399 9	0.100 0	0.300 0	-0.200 1
平均 MSE		5.858×10^{-3}				5.189×10^{-3}				4.491×10^{-5}			
测试集	Y_1	0.191 9	0.301 2	0.429 9	0.085 9	0.173 9	0.270 2	0.436 8	-0.001 8	0.099 5	0.299 9	0.499 5	-0.000 6
	Y_2	0.068 1	0.539 8	0.351 5	0.270 0	0.115 9	0.502 6	0.348 0	0.297 9	0.099 3	0.499 4	0.399 8	0.299 2
	Y_3	0.117 1	0.678 2	0.268 1	-0.460 7	0.110 0	0.580 4	0.183 5	-0.432 5	0.099 5	0.600 8	0.200 2	-0.400 4
	Y_4	0.144 8	-0.008 1	-0.349 1	0.350 2	0.129 0	-0.184 8	-0.390 1	0.480 0	0.199 9	-0.099 0	-0.300 5	0.399 6
	Y_5	0.450 3	0.209 4	0.162 9	0.323 2	0.470 6	0.148 0	0.180 5	0.273 8	0.399 6	0.199 9	0.100 2	0.299 8
	Y_6	0.351 0	0.327 7	0.148 7	0.094 7	0.424 4	0.324 7	0.289 0	0.022 2	0.400 8	0.399 2	0.200 4	0.100 0
平均 MSE		4.971×10^{-2}				4.757×10^{-2}				4.484×10^{-4}			

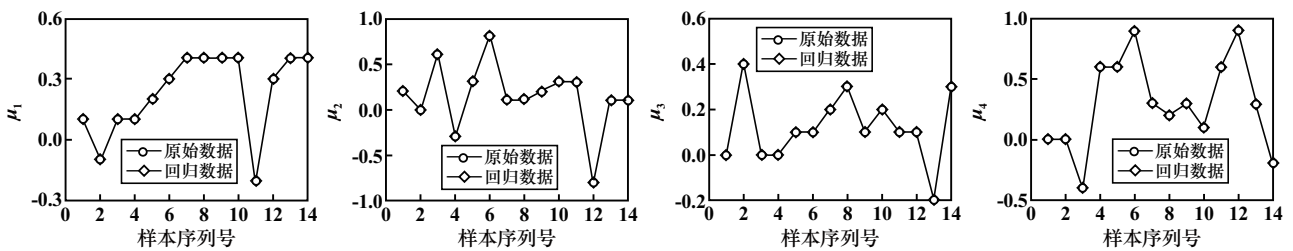


图2 ISOA-Elman 训练集 $\mu_1 \sim \mu_4$ 回归预测结果

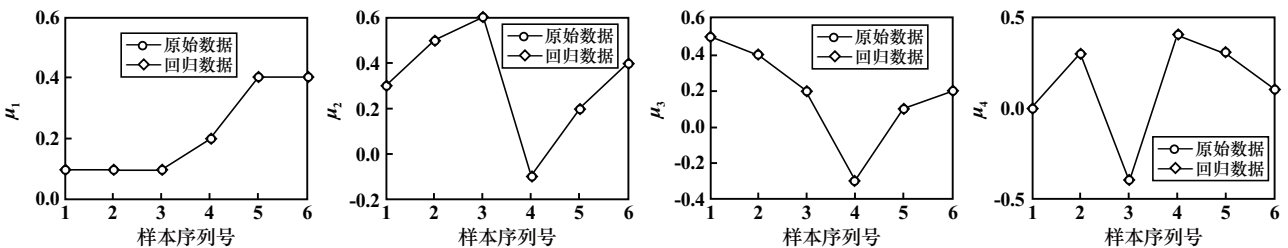


图3 ISOA-Elman 测试集 $\mu_1 \sim \mu_4$ 回归预测结果

6 结 论

提出了一种基于改进海鸥算法结合 Elman 网络的

板形模式识别方法, 克服了原始海鸥算法精度差、收敛速度慢的缺点。实验结果表明, 改进海鸥算法比其他

(下转第 148 页)

2) 随着烧结温度升高,试样相对密度、抗弯强度以及显微硬度总体呈上升趋势。

3) 烧结温度 1 500 °C 时,烧结基本完成,试样综合性能较好,其相对密度、抗弯强度、断裂韧性和显微硬度分别为 99.1%、807.8 MPa、6.2 MPa·m^{1/2}和 3 233HV。

参考文献:

- [1] 胡小龙,邵芳,王仁伟. PCBN 刀具切削镍基合金时的氧化与扩散磨损分析[J]. 金刚石与磨料磨具工程, 2020,40(1):99-102.
- [2] 魏文静,沈浩. PCBN 刀具断续车削 Cr12MoV 钢表面粗糙度的试验研究[J]. 机械科学与技术, 2014,33(10):1514-1517.
- [3] 倪红海,纪飞飞,陈友广,等. PCBN 刀具材料的性能及切削 20CrMnTi 合金钢试验研究[J]. 矿冶工程, 2022,42(3):125-128.
- [4] CHEN Z, LIN PENG R, ZHOU J, et al. Effect of machining parameters on cutting force and surface integrity when high-speed turning AD 730™ with PCBN tools[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019,100(9):2601-2615.
- [5] Mnok A S, Klimenko S A, Yu M, et al. Tribology of cutting by tools equipped with CBN-based PSHM[J]. Journal of Superhard Materials, 2014,36(2):124-135.
- [6] 崔金蒙,孟德忠,吴哲,等. PCBN 刀具切削性能和磨损机理研究综述[J]. 金刚石与磨料磨具工程, 2020,40(6):83-91.
- [7] 史胜祥,丁胜明. CBN 刀片在发动机缸体缸盖出砂孔粗加工中的高效应用[J]. 汽车工艺师, 2019(21):51-54.
- [8] 代锐华. PCBN 刀具对汽车发动机缸体的加工性能及几何参数优化研究[D]. 南昌:南昌大学机电工程学院, 2013.
- [9] 聂建军,李辉. 整体 PCBN 刀具在高速重度断续切削端盖中的应用[J]. 工具技术, 2014,48(8):89-91.
- [10] 李启泉,张旺玺,刘书锋,等. Co/Al 金属在聚晶立方氮化硼中的作用及加工适用性[J]. 工具技术, 2020,54(1):37-41.

- [11] 江文清,彭凡林,罗涛. TiN/WC/Al 合成 PCBN 复合材料及其性能研究[J]. 中国陶瓷, 2021,57(3):34-38.
- [12] 邹娟,成照楠,邹芹,等. CBN 含量对 PCBN 车刀切削性能影响的模拟与实验研究[J]. 矿冶工程, 2021,41(3):134-137.
- [13] 莫培程,陈超,陈家荣,等. CBN/TiC/Al 合成 PCBN 及其性能研究[J]. 人工晶体学报, 2020,49(3):480-484.
- [14] 莫培程,吴一,于文霖,等. CBN-Ti-Al-Si 原位合成 PCBN 复合材料及其力学性能[J]. 材料导报, 2018,32(14):2355-2359.
- [15] 邓福铭,贺雪花,邓雯丽,等. 不同 TiN 含量整体式 PCBN 复合材料微观组织及性能研究[J]. 金刚石与磨料磨具工程, 2019,39(5):39-43.
- [16] ZHANG L L, LIN F, LV Z, et al. CBN-Al-HfC composites Sintering behaviors and mechanical properties under high pressure[J]. International Journal of Refractory Metals & Hard Materials, 2015,50:221-226.
- [17] YU W L, WANG J L, WU Y, et al. In situ synthesis of polycrystalline cubic boron nitride with high mechanical properties using rod-shaped TiB₂ crystals as the binder[J]. Advances in Applied Ceramics, 2017,116(10):1-9.
- [18] WANG B, QIN Y, JIN F, et al. Pulse electric current sintering of cubic boron nitride/tungsten carbide-cobalt (CBN/WC-Co) composites: effect of CBN particle size and volume fraction on their microstructure and properties[J]. Mater Sci Eng: A, 2014,607:490-497.
- [19] LI L, ZHAO Y, SUN K, et al. Composition, microstructure and mechanical properties of CBN-based composites sintered with AlN-Al-Ni binder[J]. Ceramics International, 2018,44(14):16915-16922.

引用本文: 杨桂娟,杨胜才,王冠群. 温度对汽车零部件切削加工用 PCBN 复合材料结构与性能的影响研究[J]. 矿冶工程, 2023,43(2):145-148.

(上接第 144 页)

优化算法精度更高、寻优性能更好,将其应用于板形识别时,识别结果优于其他传统板形识别方法,其中板形识别的均方误差相比传统算法结果误差更小(低 2 个数量级),具有较强的实用性和工业价值。

参考文献:

- [1] 曹建国,江军,邱澜,等. 新一代高技术宽带冷轧机全机组一体化板形控制[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2019,50(7):1584-1591.
- [2] 王鹏飞,张智杰,李旭,等. 冷轧带材板形在线云图监控系统研究与应用[J]. 中国有色金属学报, 2019,29(12):2775-2784.
- [3] 王伟,林威,王楠,等. 以板形控制为目标的冷连轧过程压下规程优化技术[J]. 塑性工程学报, 2022,29(3):73-78.
- [4] 唐焱,王超,刘昌豹,等. 成品铝箔板形值离线自动检测应用研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(8):102-104.
- [5] 吴忠强,康晓华,于丹琦. 基于优化终端滑模模糊神经网络的板形模式识别[J]. 矿冶工程, 2017,37(5):109-113.
- [6] 毕志敏,王焱. 基于改进遗传算法优化 Elman 网络的板形识别方法[J]. 钢铁研究学报, 2017,29(4):305-311.
- [7] 吴忠强,康晓华,于丹琦. 基于小波消噪和优化支持向量机的板形模式识别[J]. 中国机械工程, 2018,29(1):95-103.

- [8] 张秀玲,李家欢,魏其珺,等. 基于 CGA-SNPOM 优化 RBF-ARX 模型的板形缺陷识别[J]. 矿冶工程, 2018,38(3):127-131.
- [9] 张秀玲,代景欢,康学楠,等. 基于多 RBF 神经网络的板形数据建模[J]. 矿冶工程, 2019,39(6):124-128.
- [10] 张秀玲,李家欢,李金祥,等. 混合优化 RBF-BP 网络的板形缺陷识别[J]. 模糊系统与数学, 2020,34(1):149-156.
- [11] 王海霞,王庆华. 基于 Legendre 多项式的板形模式识别优化仿真及应用[J]. 材料与冶金学报, 2021,20(4):275-281.
- [12] Gurav Dhiman, Vijay Kumar. Seagull optimization algorithm: Theory and its applications for large-scale industrial engineering problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2019,165(1):169-196.
- [13] 秦维娜,张达敏,尹德鑫,等. 一种基于非线性惯性权重的海鸥优化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2022,43(1):10-14.
- [14] 施振稳,张志安,黄学功,等. 基于海鸥优化改进采样过程的 RB-PF-SLAM 算法[J]. 兵器装备工程学报, 2021,42(9):210-214.
- [15] 钟昌廷,李刚. 基于生物地理-海鸥群优化的高维结构可靠性分析[J]. 计算力学学报, 2022,39(1):1-6.
- [16] 罗浩,于靖康,潘一山,等. 基于海鸥优化的分位数差值矿震定位方法研究[J]. 地球物理学进展, 2022,37(1):421-429.

引用本文: 吕冠艳,田学东,李奋华. 基于改进海鸥算法结合 Elman 网络的板形模式识别方法[J]. 矿冶工程, 2023,43(2):140-144.