

基于 IHPO-KELM 的冷轧带钢板形模式识别^①

周亚罗¹, 张少川¹, 刘文广², 张瑞成¹

(1.华北理工大学 电气工程学院,河北 唐山 063210; 2.首钢京唐钢铁联合有限责任公司,河北 唐山 063200)

摘要: 针对目前板形识别方法存在的识别精度低、速度慢等问题,提出了一种改进猎食者算法优化核极限学习机(IHPO-KELM)的冷轧带钢板形识别模型。首先,为减少网络中初始参数的数量、提高板形识别的精度与速度,采用了核极限学习机(KELM)网络;其次,为提高猎食者(HPO)算法的精度,利用基于Sine混沌映射初始化猎食者算法的种群,并针对HPO在迭代过程中易陷入局部早熟的问题,在改进的线性组合位置更新公式中加入莱维飞行机制;然后利用改进猎食者算法对核极限学习机网络识别模型的正则化系数和核参数进行优化,提高板形识别的精度;最后,通过Matlab仿真验证了IHPO-KELM算法具有网络结构简单、收敛速度快、识别精度高等优点。采用IHPO-KELM算法对某公司900HC可逆冷轧机实测数据进行识别,其识别精度比麻雀算法优化KELM(SSA-KELM)识别模型提高了58.8%,表明IHPO-KELM识别模型具有良好的泛化能力,为板形缺陷的高效智能识别提供了新思路。

关键词: 板形缺陷; 冷轧带钢; 板形识别; 改进猎食者算法; 神经网络; 核极限学习机

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

doi:10.3969/j.issn.0253-6099.2023.06.035

文章编号: 0253-6099(2023)06-0162-07

Pattern Recognition of Cold-Rolled Strip Plate Shape Based on IHPO-KELM

ZHOU Yaluo¹, ZHANG Shaochuan¹, LIU Wenguang², ZHANG Ruicheng¹

(1.College of Electrical Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, Hebei, China; 2.Shougang Jingtang United Iron and Steel Co Ltd, Tangshan 063200, Hebei, China)

Abstract: To address the problems of low recognition accuracy and slow speed of current plate shape pattern recognition methods, a pattern recognition model for cold-rolled strip plate shape based on IHPO-KELM was proposed. Firstly, kernel extreme learning machine (KELM) network was adopted to reduce the number of initial parameters in the network and improve the accuracy and speed of plate shape recognition. Secondly, Levy flight mechanism was added to the improved position update formula for linear combination by using the population of the predator algorithm initialized based on Sine chaos mapping, so as to improve the accuracy of the predator (HPO) algorithm, as well as to address the problem of HPO easily falling into local precocity during the iteration process. Then, the improved predator algorithm was used to optimize the regularization and kernel parameters of the KELM network model, as well as improve the accuracy of plate shape recognition. Finally, the Matlab simulation results have verified that the IHPO-KELM algorithm has the advantages of simple network structure, high convergence speed, and high recognition accuracy. The recognition accuracy of IHPO-KELM algorithm in identifying the measured data of 900HC reversible cold rolling mill of a company is higher than the KELM recognition model optimized with sparrow algorithm (SSA-KELM) by 58.8%, indicating a good generalization ability of IHPO-KELM recognition model. This provides a new idea for efficient and intelligent recognition of plate shape defects.

Key words: plate shape defects; cold rolled strip steel; plate shape recognition; improved predator algorithm; neural networks; kernel extreme learning machine (KELM)

随着我国经济发展和人民生活水平的提高,板带材的需求量逐渐增加,质量不断提高。板形模式识别

作为板带材产品质量控制的关键技术,成为学术界和行业关注的焦点,同时板形模式识别在板形控制策略

① 收稿日期: 2023-06-04

基金项目: 河北省自然科学基金(F2018209201);唐山市科技局科技计划项目(22130213G)

作者简介: 周亚罗(1982—),女,河北安平人,硕士,副教授,主要研究方向为复杂系统的建模与控制。

的制定中至关重要。

板形模式识别的常见方法有最小二乘法板形模式识别、模糊分类板形模式识别、神经网络板形模式识别等。在这些方法中,最小二乘法板形模式识别操作简单,但它无法清晰地识别板形较为复杂的浪形。模糊分类法板形模式识别具有抗干扰能力强、快速稳定的性能,但面对高精度轧机,识别精度不高,达不到高精度轧机的控制要求。神经网络板形模式识别法具有鲁棒性强、识别速度快等优点^[1],但存在易陷入局部最优解、网络模型建模复杂和网络训练精度较低等缺点。将智能算法与神经网络结合^[2-11]已成为当前板形模式识别的主要技术。虽然这些方法在板形模式识别中均提高了板形识别的精度,但提升效果仍有限,还需进一步研究。

为了解决收敛速度慢、易陷入早熟等缺点,本文提出一种基于改进猎食者算法优化核极限学习机神经网络板形模式识别方法。在核极限学习机神经网络建模过程中,采用改进的猎食者算法对核极限学习机的正则化系数和核参数同时进行优化,改善板形模式识别的效果。

1 建立板形模式识别

板形是带钢内部残余应力沿板宽方向分布的直观反映,板形模式识别是板形闭环控制的基础,精确的板形模式识别结果是板形控制研究的前提。

1.1 板形基本模式

在冷轧板带生产中常见的板形缺陷基本模式有左边浪、右边浪、中间浪、双边浪、左三分浪、右三分浪、四分浪以及边中浪等 8 种。在板形缺陷基本模式分析中,选择勒让德正交多项式作为板形基本模式,板形缺陷基本模式的归一化方程为:

$$\text{左边浪: } Y_1 = x \quad (1)$$

$$\text{右边浪: } Y_2 = -x \quad (2)$$

$$\text{中间浪: } Y_3 = \frac{3}{2}x^2 - \frac{1}{2} \quad (3)$$

$$\text{双边浪: } Y_4 = -\left(\frac{3}{2}x^2 - \frac{1}{2}\right) \quad (4)$$

$$\text{左三分浪: } Y_5 = \frac{1}{2}(5x^3 - 3x) \quad (5)$$

$$\text{右三分浪: } Y_6 = -\frac{1}{2}(5x^3 - 3x) \quad (6)$$

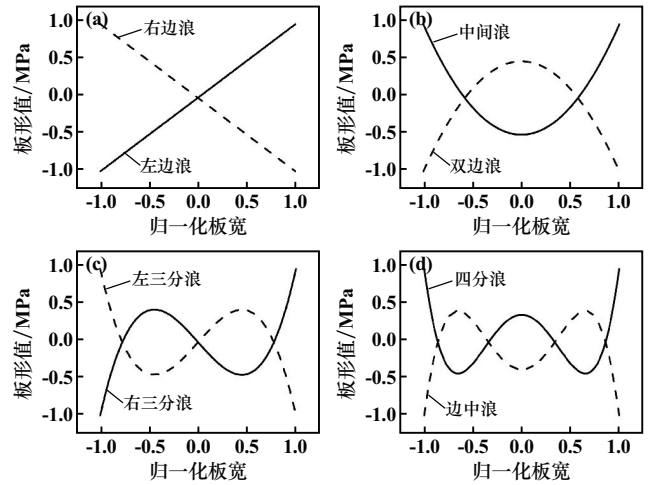
$$\text{四分浪: } Y_7 = \frac{1}{8}(35x^4 - 30x^2 + 3) \quad (7)$$

$$\text{边中浪: } Y_8 = -\frac{1}{8}(35x^4 - 30x^2 + 3) \quad (8)$$

式中 x 为归一化板宽, $x \in [-1, 1]$; $Y_i (i=1, 2, \dots, 8)$ 为

各种板形基本模式归一化的板形值。

8 种标准归一化的板形基本模式如图 1 所示。



(a) 一次板形; (b) 二次板形; (c) 三次板形; (d) 四次板形

图 1 标准归一化的板形基本模式

在实际板形识别中,同一种板形中互反模式不可能同时出现,所以轧后板材的板形可由下列基本板形模式的线性组合表示:

$$\sigma = a_1 Y_1 + a_2 Y_3 + a_3 Y_5 + a_4 Y_7 \quad (9)$$

式中 a_1, a_2, a_3, a_4 均为板形特征参数,分别代表一次,二次,三次,四次板形偏差; $Y_k (k=1, 3, 5, 7)$ 为板形基本模式归一化的板形值。

1.2 核极限学习机网络

极限学习机 (ELM) 是一种新型单隐层前馈神经网络,具有输入层、隐含层和输出层三层网络结构。ELM 在学习速度和泛化能力方面具有较大的优势,但容易出现训练结果不稳定以及泛化能力不理想的问题。核极限学习机 (KELM) 将核函数思想引入 ELM,采用核映射取代 ELM 的随机映射,增强了系统的鲁棒性。将核极限学习机网络应用于板形模式识别中,具有参数少、学习速率快、结果稳定和识别速度快等优点。

KELM 的标准输出 $F(x)$ 为:

$$F(x) = \begin{bmatrix} K(x, x_1) \\ K(x, x_2) \\ \vdots \\ K(x, x_N) \end{bmatrix}^T \left(\frac{\mathbf{I}}{\lambda} + \mathbf{\Omega}_{ELM} \right)^{-1} \mathbf{T} \quad (10)$$

式中 $K(x, x_i)$ 为核函数; $\mathbf{\Omega}_{ELM}$ 为核矩阵; \mathbf{I} 和 \mathbf{T} 分别为对角矩阵和目标向量矩阵; λ 为正则化系数。

其中核函数为高斯核函数(径向基核函数):

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\delta^2}\right) \quad (11)$$

式中 δ 为核参数。

1.3 基于 KELM 网络板形模式识别模型

在板形模式识别中,识别模型的输入采用待识别样本与板形基本模式的欧氏距离。将实测板形应力值离散为 m 个点位,待识别样本归一化为 $X = [\sigma(1), \sigma(2), \dots, \sigma(m)]$,第 k 个基本模式为 $X_k = [\sigma_k(1), \sigma_k(2), \dots, \sigma_k(m)]$ ($k = 1, 2, 3, \dots, 8$),计算待识别样本 X 与第 k 个基本模式 X_k 之间的欧氏距离:

$$D_k = \|X - X_k\| = \sqrt{\sum_{i=1}^m (\sigma(i) - \sigma_k(i))^2} \quad (12)$$

式(12)求得的 D_k 为 IHPO-KELM 网络的输入,理论上该网络有 8 个输入,但左边浪与右边浪、中间浪与双边浪、左三分浪与右三分浪、四分浪与边中浪为互反模式,它们不可能同时出现,所以对网络的输入进行简化:

$$DD_i = \frac{D_k - D_{k+1}}{\sum_{k=1}^8 |D_k - D_{k+1}|} \quad (i = 1, 2, 3, 4) \quad (13)$$

式中 D_k 和 D_{k+1} 为两个互反模式的欧式距离差。

因此将 DD_1, DD_2, DD_3, DD_4 作为 IHPO-KELM 网络的输入,网络的输出为板形特征参数的隶属度 $\mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4$,如果要得到实际的板形特征参数 a_1, a_2, a_3, a_4 ,则需要对 $\mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4$ 反归一化处理:

$$a_j = \mu_j * \max(|\Delta\sigma_i|) \quad (14)$$

式中 $i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, 3, 4; \Delta\sigma_i$ 为待识别板形与目标板形的板形偏差。

综上所述,KELM 网络结构为 4 个输入层结点和 4 个输出层结点。其中,待识别样本与板形基本模式的欧氏距离 DD_1, DD_2, DD_3, DD_4 为 KELM 网络的输入,板形特征参数 a_1, a_2, a_3, a_4 为 KELM 网络的输出。网络的拓扑结构如图 2 所示。

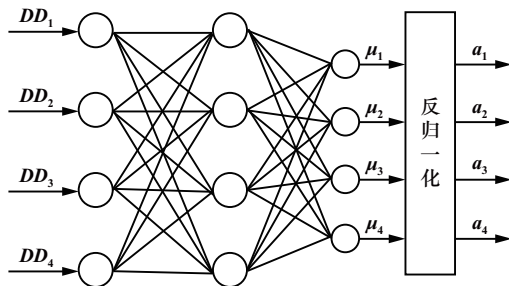


图 2 KELM 网络拓扑结构

2 改进猎食者算法优化核极限学习机网络的板形识别模型

在板形模式识别中,核极限学习机网络的形式取决于核参数以及正则化系数。在基于核极限学习机网络的板形模式识别^[10]方法中只针对核函数的核参数

进行寻优,而正则化系数需要依靠人为的经验选取,这对板形模式识别的精度有一定影响。因此,采用改进的猎食者算法对核极限学习机网络中的核参数 δ 和正则化系数 λ 同时进行优化,提高板形识别的速度以及精度。

2.1 猎食者算法

猎食者算法(HPO)^[12]是 2022 年提出的一种基于种群的新优化算法,具有收敛速度快、寻优能力强等优点。首先 HPO 算法在解空间中随机初始化种群位置,种群初始化公式为:

$$x_i = \text{rand}(l, d) * (ub - lb) + lb \quad (15)$$

式中 x_i 为第 i 个猎人或猎物的位置; ub 和 lb 分别为搜索空间的最大值和最小值; d 为搜索空间的维度。

猎食者和猎物的位置更新公式为:

$$x_i(t+1) = \begin{cases} x_i(t) + 0.5[(2CZP_{\text{pos}(j)} - x_i(t)) + (2(1-C)Z\mu(j) - x_i(t))] & R_5 < \beta \\ T_{\text{pos}(j)} + CZ\cos(2\pi R_4) \times (T_{\text{pos}(j)} - x_i(t)) & R_5 \geq \beta \end{cases} \quad (16)$$

式中 $P_{\text{pos}(j)}$ 为猎物的位置; μ 为所有位置的平均值; $x(t), x(t+1)$ 分别为猎物当前位置和下一次迭代位置; T_{pos} 为全局最优位置; R_4 为 $[-1, 1]$ 的随机数; R_5 为 $[0, 1]$ 的随机数; β 为一个调节参数,若 $R_5 < \beta$,则搜索代理被视为猎食者,若 $R_5 \geq \beta$,搜索代理将被视为猎物; C 为探索和开发之间的平衡参数,其值在迭代过程中从 1 减小到 0.02; Z 为自适应参数,其计算公式为:

$$\begin{cases} P = \vec{R}_1 < C; \text{IDX} = (P == 0) \\ Z = R_2 \otimes \text{IDX} + \vec{R}_3 \otimes (\sim \text{IDX}) \\ C = 1 - it(0.98/\text{Maxit}) \end{cases} \quad (17)$$

式中 P 是值为 0 或 1 的随机向量; \vec{R}_1 和 \vec{R}_3 为 $[0, 1]$ 的随机向量; R_2 是 $[0, 1]$ 内的随机数; IDX 是满足条件 ($P == 0$) 的向量 \vec{R}_1 的索引值; it 和 Maxit 分别为当前迭代次数和最大迭代次数。

2.2 基于改进猎食者算法

猎食者算法在寻优过程中易陷入局部最优,种群多样性少,进而影响算法的全局最优值,导致板形模式识别的精度不足。需对猎食者算法进行改进,提高算法的寻优能力。

2.2.1 Sine 混沌映射初始化种群

Sine 映射^[13]由正弦三角函数变换得到,由于 Sine 映射分布不均匀、概率密度差异较大,采用一种改进型 Sine 混沌映射^[14],其产生的序列初始化种群,在增强

种群多样性的同时,提升算法前期的收敛速度。具体如下:

$$\begin{cases} d_{i+1} = \sin(u\pi d_i) \\ e_{i+1} = \sin(u\pi e_i) \\ w_{i+1} = d_{i+1} + e_{i+1} \text{ mod } 1 \end{cases} \quad (18)$$

式中 u 为控制参数。

2.2.2 猎食者算法位置更新改进

1) 将全局最优位置 T_{pos} 引入位置更新公式^[15],将猎物位置和平均位置分别与全局最优位置进行线性组合,即 $\frac{P_{\text{pos}(j)} + T_{\text{pos}(j)}}{2}$ 、 $\frac{\mu(j) + T_{\text{pos}(j)}}{2}$, 扩大猎食者的搜索空间。将局部最优位置与全局最优位置的线性组合 $\frac{g_{\text{best}(j)} + T_{\text{pos}(j)}}{2}$ 引入猎物的更新公式中,增加猎物的搜索范围。

2) 引入莱维飞行机制^[16]改进猎食者的位置更新公式,使其跳出局部最优,增强算法的全局搜索能力以及局部开发能力。莱维飞行机制的公式为:

$$\alpha * \text{Levy}(\gamma) \sim \alpha * \frac{u}{|v|^{-\gamma}} (X(it) - X_{\text{best}}) \quad (19)$$

式中 α 表示步长因子; γ 为常数; $X(it)$, X_{best} 分别表示当前迭代位置和最优位置; u 和 v 服从正态分布:

$$u \sim N(0, \sigma_u^2), v \sim N(0, \sigma_v^2) \quad (20)$$

$$\sigma_u = \left[\frac{\Gamma(1 + \gamma) \sin\left(\frac{\pi\gamma}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1 + \gamma}{2}\right) \gamma \times 2^{\frac{\gamma - 1}{2}}}\right], \sigma_v = 1 \quad (21)$$

综上所述,改进的猎食者和猎物位置更新公式为:

$$x_i(t + 1) = x_i(t) + 0.5 \left[\left(2CZ \frac{P_{\text{pos}(j)} + T_{\text{pos}(j)}}{2} - x_i(t) \right) + \left(2(1 - C)Z \frac{\mu(j) + T_{\text{pos}(j)}}{2} - x_i(t) \right) \right] + \alpha * \text{Levy}(\gamma) \quad (22)$$

$$x_i(t + 1) = T_{\text{pos}(j)} + CZ \cos(2\pi R_4) * \left(\frac{g_{\text{best}(j)} + T_{\text{pos}(j)}}{2} - x_i(t) \right) \quad (23)$$

式中 γ 为常数; g_{best} 为个体最佳位置。

2.3 基于 IHPO-KELM 的板形模式识别

利用 IHPO 算法优化 KELM 网络的核函数 δ 和正则化系数 λ ,能够有效避免人工选择参数的随意性和盲目性。将 KELM 网络中待优化的两个参数核函数 δ 和正则化系数 λ 映射到改进的猎食者种群中,待优化的两个参数转化成猎食者个体的当前位置,通过不断更新迭代,寻得猎食者种群中最优位置,最优位置的数

值代表待优化参数的取值,即最优解为 IHPO-KELM 板形模式识别模型的参数。

算法步骤如下:

1) IHPO 种群数量选取为 N 个,将其位置作为待优化参数,根据改进型 Sine 混沌映射初始化种群。

2) 将粒子的位置作为核极限学习机的正则化参数和核参数,通过式 (10) 计算出板形模式识别的结果,求得与真实值的均方根误差 (RMSE)。

3) 通过线性组合与莱维飞行机制改进的猎食者位置更新公式,根据每组 RMSE 更新猎食者和猎物的位置。

4) 重复步骤 2) 和 3),同时记录 N 组粒子中的最优位置,直到满足 RMSE 达到设定的范围或达到最大迭代次数的要求。

5) 将最优位置作为最优参数应用到式 (11) 中,求出核极限学习机中的核函数。

6) 计算 IHPO-KELM 板形模式识别模型的输出,即板形特征参数。

适应度函数选取为板形特征参数的真实值与板形模式识别结果的均方根误差 (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_{\text{real}} - y_{\text{pre}})^2}{n}} \quad (24)$$

式中 y_{real} 为标准输出; y_{pre} 为识别结果; n 为样本集个数。

基于 IHPO-KELM 板形模式识别的流程如图 3 所示。

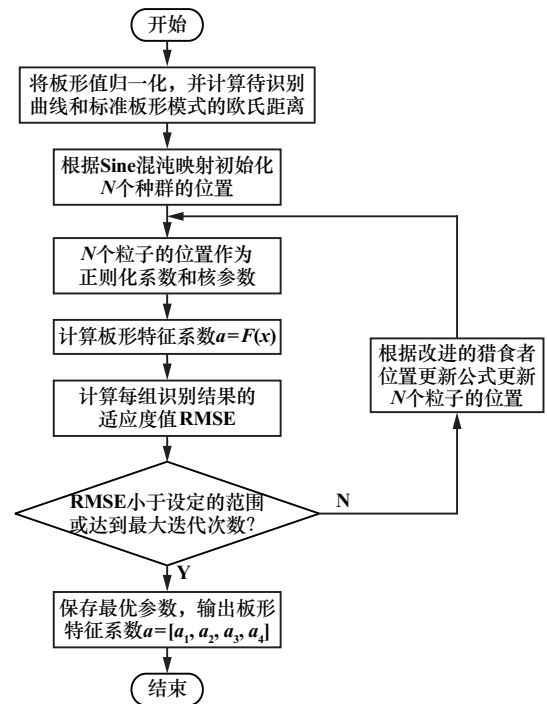


图3 基于 IHPO-KELM 板形模式识别流程

3 仿真实验结果对比分析

采用基于 IHPO-KELM 板形模式识别模型,本次实验构造了 10 000 组板形标准样本数据集,其中的 70% 用作网络的训练数据,剩下的 30% 作为测试数据,检测点选取为 37 个,适应度函数选取为均方根误差 (RMSE)。

IHPO-KELM 算法主要参数选择:种群规模 N 为 50,最大迭代次数 $Maxit$ 为 50 代,种群的上下界 ub 和 lb 分别为 $[1\ 000, 1\ 000]$ 、 $[0.001, 0.001]$,步长因子 α 为 0.01,莱维飞行机制中参数 γ 为 1.5,控制参数 u 为 1 500,调节参数 β 取值 0.1,维度 d 为 2。

通过 50 次迭代优化运行,最后寻得最优的正则化

系数为 531.16,最优核参数为 0.088。参数未优化的 KELM 正则化系数和核参数分别取 4 和 20。表 1 为随机选取 3 组未经过训练的测试集输出结果以及与标准输出的均方误差 (MSE)。从表 1 可以看出,基于 IHPO-KELM 板形模式识别模型在识别板形特征参数和均方误差 MSE 均优于麻雀算法优化的核极限学习机识别模型 (SSA-KELM) 和参数未优化的 KELM 模型。这表明改进的猎食者算法识别的精度更高。MSE 的计算公式为:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_{\text{real}} - y_{\text{pre}})^2}{n} \quad (25)$$

式中 y_{real} 和 y_{pre} 分别为标准输出和测试输出; n 为样本集个数。

表 1 3 种方法板形模式识别结果及均方误差

组号	参数	标准输出	KELM		SSA-KELM		IHPO-KELM	
			测试输出	MSE	测试输出	MSE	测试输出	MSE
1	a_1	0.231 2	0.343 5	4.3×10^{-3}	0.208 0	$3.113 6 \times 10^{-4}$	0.226 9	$6.150 2 \times 10^{-6}$
	a_2	-0.284 9	-0.260 8		-0.271 4		-0.286 1	
	a_3	0.297 7	0.347 8		0.274 9		0.295 8	
	a_4	0.186 2	0.223 3		0.184 3		0.185 7	
2	a_1	0.111 0	0.114 8	1.2×10^{-3}	0.098 0	$4.816 8 \times 10^{-4}$	0.110 3	$8.824 0 \times 10^{-6}$
	a_2	0.015 4	0.065 4		0.042 5		0.015 6	
	a_3	-0.306 7	-0.331 8		-0.279 2		-0.301 7	
	a_4	-0.566 9	-0.609 7		-0.550 3		-0.563 7	
3	a_1	-0.021 3	0.023 5	4.94×10^{-2}	-0.018 6	1.3×10^{-3}	-0.021 6	$1.239 6 \times 10^{-5}$
	a_2	-0.110 6	-0.126 9		-0.117 2		-0.110 5	
	a_3	0.641 7	0.907 8		0.578 1		0.648 4	
	a_4	-0.226 3	-0.290 8		-0.190 5		-0.224 3	

图 4 为 SSA-KELM 的收敛曲线,达到收敛稳定需要 17 代,适应度曲线趋近于 0.009 5。图 5 为 IHPO-KELM 的收敛曲线,达到收敛稳定只需要 6 代,适应度曲线趋近于 0.007。通过比较, IHPO-KELM 网络训练性能优于 SSA-KELM,训练时间更短,收敛速度更快。

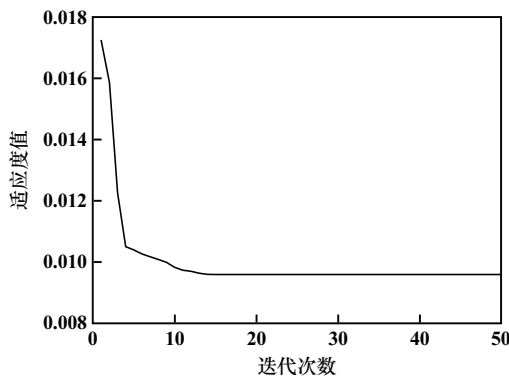


图 4 SSA-KELM 收敛曲线

KELM 以及标准输出绘制成曲线,如图 6 所示,可以看出, IHPO-KELM 的拟合效果最好。

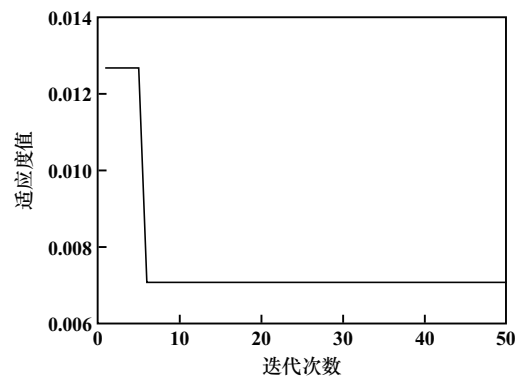


图 5 IHPO-KELM 收敛曲线

为了验证 IHPO-KELM 在实测数据中的识别能力,在 MATLAB 2021a 环境下,将上述训练后的 IHPO-KELM 板形识别模型应用到某钢厂 900HC 可逆冷轧机第五道次的板形识别中。

以表 1 第 1 组样本为例,将 IHPO-KELM、SSA-KELM、

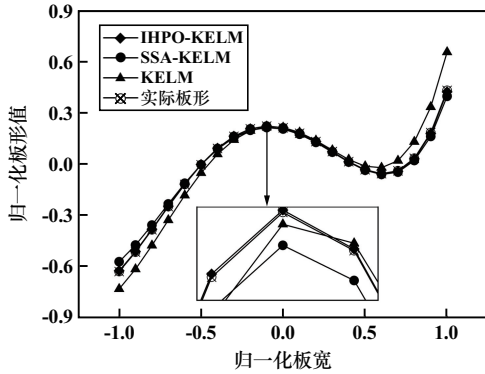


图6 板形识别对比曲线

第1组样本的归一化板形数据为 [0.197 1, -0.077 4, -0.191 8, -0.193 1, -0.122 6, -0.015 2, 0.099 9, 0.200 0, 0.268 0, 0.293 3, 0.271 2, 0.202 9, 0.096 0, -0.036 2, -0.174 0, -0.291 8, -0.357 8, -0.334 4, -0.177 7, 0.162 2, 0.741 4], 将实测数据通过不同的板形识别模型进行仿真分析, 识别结果如表2和图7所示。

表2 3种方法的板形缺陷识别结果

参数	实测板形	KELM	SSA-KELM	IHPO-KELM
a_1	-0.020 5	-0.002 6	-0.022 7	-0.022 6
a_2	-0.108 8	-0.019 7	-0.115 0	-0.112 1
a_3	0.292 6	0.270 2	0.300 1	0.296 4
a_4	0.578 1	0.590 3	0.592 6	0.588 0

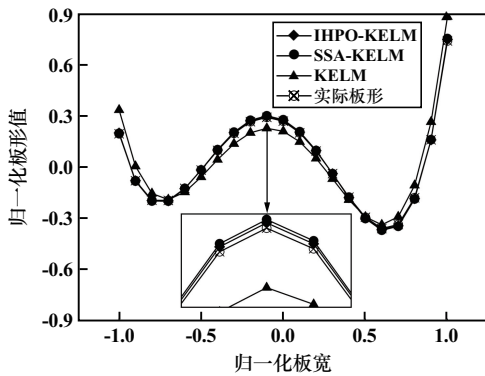


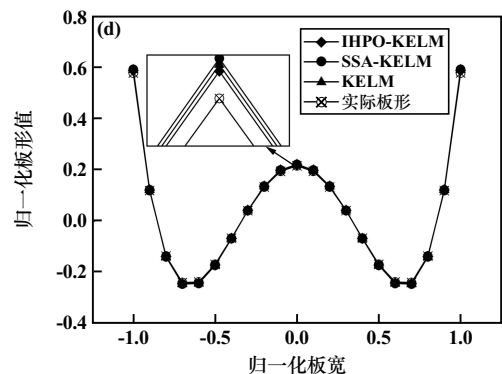
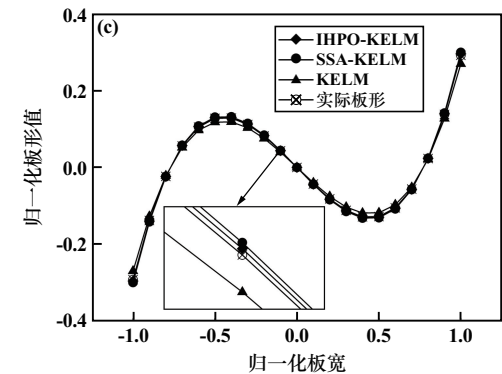
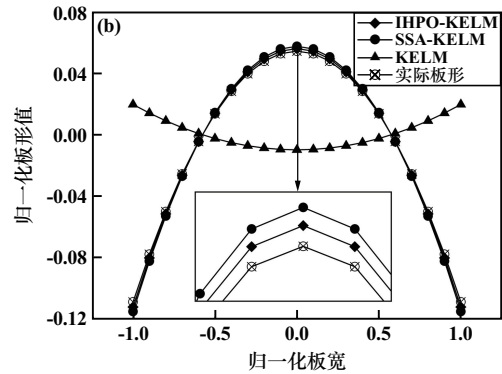
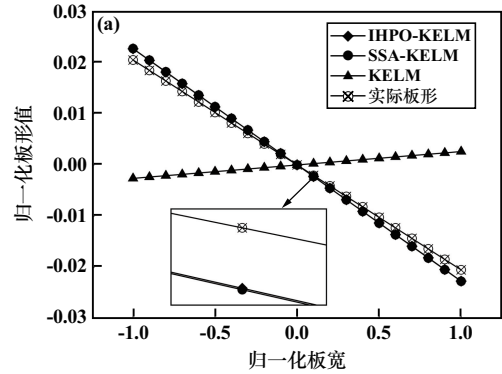
图7 识别的板形整体曲线

根据式(25), 计算得到 IHPO-KELM 模型、SSA-KELM 模型、KELM 模型的均方误差 MSE 分别为 3.19×10^{-5} 、 7.75×10^{-5} 和 0.004。IHPO-KELM 识别精度比 SSA-KELM 识别精度提高了 58.8%。

通过图7可以看出, 3种板形模型中, 参数未优化的 KELM 识别效果最差。由于 SSA-KELM 与 IHPO-KELM 曲线相近, 通过局部放大可以清楚地看到 IHPO-KELM 模型拟合效果最好, 最接近真实信号, 表明 IHPO-KELM 模

型在实际应用中具有识别精度高、识别速度快及良好的泛化能力等优点。

由图7识别的整体曲线可知, 板形缺陷是由图8所示的右边浪、双边浪、右三分浪和四分浪4种缺陷组合而成的, 在后续的板形控制中可以根据识别的板形不同分量采取相应的调控手段。



(a) 一次板形; (b) 二次板形; (c) 三次板形; (d) 四次板形

图8 不同板形识别曲线

4 结 语

1) 引进 Sine 混沌映射和改进位置更新公式的猎食者算法提高了种群的多样性,增强了算法的全局寻优和局部开发能力,收敛速度更快。

2) 采用改进猎食者算法同时优化核极限学习机的正则化系数 λ 和核参数 δ , 构建了基于改进猎食者算法优化核极限学习机的板形识别模型,为板形缺陷的高效智能识别提供了新思路。

3) 仿真实验验证了 IHPO-KELM 冷轧带钢板形识别模型具有识别精度高和泛化能力强的优点,对于今后的板形控制有积极的指导作用。

参考文献:

- [1] 唐露新,张儒锋,姜德志,等. 工业人工智能的现状与发展趋势[J]. 机床与液压, 2022,50(10):174-181.
- [2] 张秀玲. 冷带轧机板形智能识别与智能控制研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2003.
- [3] 张秀玲,李少清,田力勇. Elman 神经网络的板形模式识别方法[J]. 智能系统学报, 2010,5(5):449-453.
- [4] ZHANG Xiu-Ling, CHENG Long, HAO Shuang, et al. The new method of flatness pattern recognition based on GA-RBF-ARX and comparative research[J]. Nonlinear Dynamics, 2016,83(3):1535-1548.
- [5] ZHANG Xiu-ling, ZHAO Liang, ZHAO Wen-bao, et al. Novel method of flatness pattern recognition via cloud neural network[J]. Soft Computing, 2015,19(10):2837-2843.
- [6] ZHANG Xiu-ling, ZHAO Liang, ZANG Jia-yin, et al. Visualization of

- flatness pattern recognition based on T-S cloud inference network[J]. Journal of Central South University, 2015,22(2):560-566.
- [7] 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.
- [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] 刘建,王益群,姜万录,等. 引入单纯形算子的粒子群优化算法在板形模式识别中的应用[J]. 中国机械工程, 2007,18(23):2877-2880.
- [10] 刘建,王益群,孙福,等. 基于粒子群理论的板形模糊模式识别方法[J]. 机械工程学报, 2008,44(1):173-178.
- [11] 李晓刚. 冷带轧机板形模式识别及板形自适应控制研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2020.
- [12] Naruei I, Keynia F, Sabbagh M A. Hunter-prey optimization: Algorithm and applications[J]. Soft Computing, 2022,26(3):1279-1314.
- [13] 回立川,陈雪莲,孟嗣博. 多策略混合的改进麻雀搜索算法[J]. 计算机工程与应用, 2022,58(16):71-83.
- [14] 刘金源,葛继科,唐籍涛. 一种基于改进型 Sine 映射的快速混沌图像加密算法[J]. 重庆科技学院学报(自然科学版), 2020,22(5):75-80.
- [15] 顾箭峰,向春燕,陶甫先,等. 基于深度学习和 IHPO 的桥梁结构模型修正方法[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2022,47(5):1147-1159.
- [16] 梁田,曹德欣. 基于莱维飞行的改进简化粒子群算法[J]. 计算机工程与应用, 2021,57(20):188-196.

引用本文:周亚罗,张少川,刘文广,等. 基于 IHPO-KELM 的冷轧带钢板形模式识别[J]. 矿冶工程, 2023,43(6):162-168.

关于检测学术不端的公告

为弘扬良好学术风气,保护知识产权,防止抄袭、伪造、篡改、不当署名、一稿多投、一个学术成果多篇发表等学术不端行为,本刊与中国学术期刊(光盘版)电子杂志社合作,由中国学术期刊(光盘版)电子杂志社学术不端文献检测中心对本刊网络版刊登的文章进行系统检测,并按照“《中国学术期刊网络出版总库》删除学术不端文献暂行办法”,对出现以上学术不端行为的文章作出严肃处理。

特此公告!

矿冶工程杂志编辑部

2023年12月