

轧制

基于混合人工神经网络的冷连轧水平力预测

夏军勇¹, 卢 奇¹, 张子健², 周宏娣¹

(1. 湖北工业大学 机械工程学院 现代制造质量工程湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430068;

2. 中冶南方工程技术有限公司, 湖北 武汉 430223)

摘要: 针对冷连轧机组辊系中工作辊沿带钢运动方向的水平力难以利用传统的数学模型进行计算的问题, 提出了利用混合人工神经网络模型对其进行预测。分析了工作辊在轧制过程中的受力情况, 并根据监测的状态参数, 从中挑选了轧制力、弯辊力矩、张力、带钢厚度、弯辊力等几类对工作辊受到的沿带钢运动方向的水平力有影响的参数作为输入变量。提出了两种新型的粒子群优化算法, 并对人工神经网络的初始化权值与阈值进行优化。通过对预测结果进行分析发现, 提出的改进混合人工神经网络相比较改进前能够提高模型的预测精度, 且拟合精度均达到 90% 以上, 可用于指导实际生产。

关键词: 冷连轧机; 带钢轧制; 工作辊; 混合人工神经网络; 粒子群优化算法

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2024.03.012

中图分类号: TG335.56

文献标志码: A

文章编号: 1000-3940 (2024) 03-0086-08

Prediction on horizontal force in cold continuous rolling based on hybrid artificial neural network

Xia Junyong¹, Lu Qi¹, Zhang Zijian², Zhou Hongdi¹

(1. Hubei Key Laboratory of Modern Manufacturing, School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China; 2. WISDRI Engineering & Research Incorporation Limited, Wuhan 430223, China)

Abstract: For the problem that it is difficult to use the traditional mathematical model to calculate the horizontal force of working roll along the direction of strip steel movement in the cold continuous rolling mill roll system, a hybrid artificial neural network model was proposed to predict it, and the stress situation of working roll during the rolling process was analyzed. Then, based on the monitored state parameters, several types of parameters that had an impact on the horizontal force acting on the working roll along the direction of strip steel movement, such as rolling force, bending moment, tension, strip steel thickness and bending force, were selected as input variables, and two new particle swarm optimization algorithms were proposed to optimize the initialization weights and thresholds of artificial neural networks. The prediction analysis results show that the proposed improved hybrid artificial neural network can improve the prediction accuracy of the model compared with that before improvement, and the fitting accuracy is more than 90%, which can be used to guide the actual production.

Key words: cold continuous rolling mill; strip steel rolling; working roll; hybrid artificial neural network; particle swarm optimization algorithm

冷连轧机是带钢生产的常见设备, 一般由四辊或六辊轧机组成^[1]。其中新一代四辊轧机机型主要

为上下辊交叉窜移型 (如 T-WRS&C) 和工作辊窜移型四辊轧机 (如 ECC 轧机和 CVC-4), 新一代六辊轧机机型主要为中间辊/工作辊双窜移型六辊轧机 (如 CVC-6+EDC 和 UCMW 轧机) 和中间变接触窜移型六辊轧机 (如 UCM 和 HCM 轧机)^[2-3]。其中, 带钢最终轧制成形的板形质量与带钢轧机工作辊的挠曲变形有关, 而带钢轧机的工作辊受到的沿带钢运动方向的水平力是带钢轧机工作辊产生挠曲变形的重要因素^[4]。此外, 本文所研究的带钢轧机为六辊轧机, 与四辊轧机相比较, 六辊轧机的工作辊的

收稿日期: 2023-08-03; 修订日期: 2023-11-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (52005168); 武汉市科技成果转化专项 (2020030603012342); 湖北省科技创新人才计划 (2023DJC068)

作者简介: 夏军勇 (1976-), 男, 博士, 教授

E-mail: 20171013@hbut.edu.cn

通信作者: 卢 奇 (1995-), 男, 硕士研究生

E-mail: dzyx671@126.com

辊径较小, 且对于其受到的沿带钢运动方向的水平力更加敏感。另一方面, 带钢轧制过程中, 工作辊自身过大的挠曲变形容易使其产生周期性疲劳, 进而发生断裂, 减少工作辊的使用寿命。因此, 带钢轧机工作辊受到的沿带钢运动方向的水平力是带钢轧机的关键指标, 对于工作辊受到的水平力的精准预测极其重要。

带钢轧机的性能参数的预测主要分为解析法^[5]、有限元法^[6]、影响函数法^[7]以及人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)^[8]等几种方法。严国平^[9]采用解析法对六辊轧机的辊系受力情况进行分析, 列出了辊系的受力表达式, 并且结合有限元法对小辊径的工作辊进行了挠度计算。白振华等^[10]针对四辊轧机工作辊水平位移对板形的影响进行了研究, 并且利用解析法建立了板形预报模型, 进一步利用影响函数法分析了工作辊水平位移对板形的影响。郭利华等^[11]对机架载荷采用解析法进行分析, 求解出轧辊辊系的水平力, 并利用有限元法对处于水平力与轧制力共同作用下的机架进行分析, 精确计算出机架的变形情况。Bai Z H 等^[12]利用解析法建立了辊缝间接触变形模型, 并通过单一变量法研究了不同参数变量对展平系数的影响。

由于安装误差与尺寸磨损等不可控因素的影响, 使得解析法求解出的理论数学模型常常与实际加工生产中的检测数据存在较大偏差^[13], 需要不断地对理论数学模型进行校准, 增加了利用分析法建立数学模型的工作量^[14]。有限元法由于其庞大的计算量以及巨大的计算时间, 增加了建立的有限元分析模型的响应时间, 难以应用到实际生产中^[15]。Wang Z H 等^[16]对热轧过程中工作辊受到的弯辊力进行分析, 将人工神经网络与遗传算法相结合, 建立了混合人工神经网络预测模型, 对弯辊力进行了预测。Deng J F 等^[17]对热轧工艺中的板凸度进行研究, 利用人工神经网络与改进遗传算法相结合的方式建立混合人工神经网络预测模型, 进而预测了板凸度。曹建国等^[18]对宽厚板轧制过程中的质量数据进行分析, 建立了板凸度随机森林预测模型, 用于指导工艺参数的调整。Liu J Y 等^[19]对热轧过程中轧制力对带钢板形的影响进行分析, 利用遗传算法与粒子群算法结合的多层极限感知机, 建立了混合感知机模型, 从而预测了轧制力。

在以上研究的基础上, 本文首先利用解析法分析了冷连轧机在带钢轧制过程中, 辊系中的工作辊受到的沿带钢运动方向的水平力情况。然后, 从轧

机状态监控系统检测的参数指标中选取与工作辊所受到的沿带钢运动方向的水平力有关的参数, 将这些参数作为人工神经网络模型的输入参数, 并采用改进的粒子群算法对初步建立的单层人工神经网络的初始权值与阈值进行优化。最后, 建立了混合人工神经网络, 实现了对冷连轧机工作辊水平力的精准预测。

1 轧辊的受力分析

本文所研究的冷连轧机的第7机架的轧辊由两个支撑辊、两个中间辊以及两个工作辊组成。轧制过程中, 由于带钢传动引起的张力差以及由于偏心距引起的轧制力分量等原因, 轧辊中的工作辊受到了沿着带钢运动方向的水平力。对辊系的上半部分轧辊进行受力分析, 其受力示意图如图1所示。其中, R_1 、 R_2 、 R_3 分别为工作辊、中间辊、支撑辊半径, F_1 、 F_2 、 F_3 分别为工作辊、中间辊、支撑辊受到的沿带钢运动方向的水平力, F_4 、 F_5 分别为工作辊、中间辊的弯辊力, ρ_1 、 ρ_2 、 ρ_3 分别为工作辊、中间辊、支撑辊辊径处的摩擦圆半径, N_1 、 N_2 、 N_3 分别为工作辊与中间辊、中间辊与支撑辊、支撑辊与机架之间的作用力, K_1 、 K_2 分别为工作辊与中间辊之间、支撑辊与中间辊之间的滚动摩擦力臂, φ_1

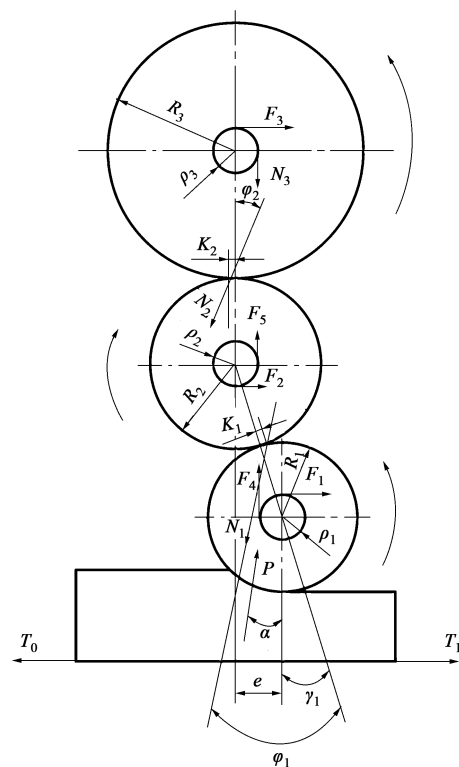


图1 上半部分轧辊受力示意图

Fig. 1 Schematic diagram of force on upper half of roller

为 N_1 与工作辊和中间辊中心连线之间的夹角, φ_2 为 N_2 与 N_3 之间的夹角, P 为轧制力, α 为轧制力与铅垂线之间的夹角, e 为偏心距, γ_1 为工作辊和中间辊中心连线与铅垂线之间的夹角, T_0 为前张力, T_1 为后张力。

对工作辊进行受力分析, 建立力和力矩的平衡方程, 可以得到如式 (1) ~ 式 (5) 所示的方程。

$$\alpha = \frac{T_1 - T_0}{2P} \quad (1)$$

$$\gamma_1 = \frac{e}{R_1 + R_2} \quad (2)$$

$$N_1 = P + 2F_4 \quad (3)$$

$$\varphi_1 = \frac{M + 2F_4 \rho_1 + N_1 K_1}{N_1 R_1} \quad (4)$$

式中: M 为单根工作辊上的轧制力矩。

图 1 中 F_1 可以由式 (1) ~ 式 (4) 中的变量表示, 可得到 F_1 的表达式如式 (5) 所示。

$$F_1 = N_1(\varphi_1 - \gamma_1) - P\alpha \quad (5)$$

2 预测模型理论

2.1 标准人工神经网络

由于受到装配过程中定位误差、加工过程中轧辊磨损以及机械振动的影响, 传统的理论公式并不能准确地反映出加工过程中轧钢工作辊受到的沿带钢运动方向的水平力。由于人工神经网络模型具有大样本、非线性、耦合性等特点, 已经越来越广泛地被运用于带钢轧制过程中性能参数的预测^[20]。

ANN 的拓扑结构主要由输入层、隐藏层以及输出层 3 个部分组成, 其中, 输入层用于储存数据集的输入参数, 隐藏层用于更新人工神经网络模型中的超参数, 输出层用于验证与校准模型的准确性以及输出预测结果。人工神经网络中由输入层到隐藏层以及隐藏层到输出层的数据传递方式如式 (6) 所示。

$$y_i = f_i \left(\sum_{h=1}^L w_{hi} x_{hi} - b_i \right) \quad (6)$$

式中: h 为神经元序列数, $h = 1, \dots, L$; L 为输入层神经元总个数; i 为训练集样本序列数; y_i 为模型训练集第 i 个样本的输出参数; f_i 为模型训练集第 i 个样本的传递函数; x_{hi} 为模型训练集第 i 个样本在第 h 个神经元的输入参数; w_{hi} 为模型训练集第 i 个样本在第 h 个神经元的权值; b_i 为模型训练集第 i 个样本的阈值。

由于标准人工神经网络中的初始权值与阈值是

随机产生的, 在迭代更新的过程中容易陷入局部最优解, 从而使得模型的预测精度降低。通常采用启发式算法对标准人工神经网络的初始权值与阈值进行优化, 提高模型的预测精度。

2.2 标准粒子群算法

粒子群算法最早由 Kennedy J 等^[21]提出, 粒子更新的思路受到了鸟群觅食的启发。其中粒子群的全局最优解为粒子群中所有粒子在迭代过程中适应度值最优的粒子, 粒子的局部最优解为当前粒子在迭代过程中适应度值最优的粒子。粒子群中, 每个粒子迭代过程中的步长是根据全局最优解与局部最优解的位置坐标按照权重进行更新, 从而实现粒子的迭代更新。标准粒子群算法中粒子的位置与速度更新公式如式 (7) 和式 (8) 所示。

$$x_j^{k+1} = x_j^k + v_j^{k+1} \quad (7)$$

$$v_j^k = wv_j^k + c_1 r_1 (p_j^k - x_j^k) + c_2 r_2 (g^k - x_j^k) \quad (8)$$

式中: j 为粒子群算法中粒子的序号; k 为粒子群算法的迭代次数; x_j^k 和 x_j^{k+1} 为第 j 个粒子在第 k 次和第 $(k+1)$ 次迭代中的位置坐标; v_j^k 和 v_j^{k+1} 分别为第 j 个粒子在第 k 次和第 $(k+1)$ 次迭代中的速度; w 为惯性权重; c_1 为个体加速因子; c_2 为群体加速因子; p_j^k 为第 j 个粒子在第 k 次迭代中的历史最优解的位置坐标; g^k 为所有粒子在第 k 次迭代中的历史最优解的位置坐标; r_1 与 r_2 为 0~1 之间的随机数。

2.3 改进的粒子群算法

标准粒子群算法中惯性权重通常选取一个固定的经验值, 在惯性权重的选取过程中, 增加了模型建立的复杂程度。与此同时, 固定的惯性权重也降低了标准粒子群算法的搜索能力, 使得标准粒子群算法难以收敛到最优解。

Shi Y 等^[22]根据惯性权重的特征提出了惯性权重线性下降方法, 该方法改善了标准粒子群算法中由于固定的惯性权重导致的搜索能力下降的问题。该方法中, 惯性权重在前期较大, 提升了算法在前期的全局收敛能力, 同时惯性权重在后期逐渐减小, 提升了算法在后期的局部收敛能力。Shi Y^[23]又将此方法的思路应用到标准粒子群算法中, 设计出了线性梯度下降惯性权重粒子群优化算法 (Linear Gradient Descent Inertia Weight Particle Swarm Optimization, LPSO), 其惯性权重 w 的迭代公式如式 (9) 所示。

$$w_k = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \frac{k}{T} \quad (9)$$

式中: w_k 为第 k 次迭代中的惯性权重; w_{\max} 为最大惯

性权重； w_{\min} 为最小惯性权重； T 为最大迭代次数。

然而，惯性权重递减的速度并未随着迭代次数的增加而发生变化，未能进一步提升算法的收敛能力^[24]。因此，本文提出了惯性权重加速下降与减速下降两种方法，并且进一步设计出了加速梯度下降惯性权重粒子群优化算法（Accelerate Gradient Descent Inertia Weight Particle Swarm Optimization, APSO）与减速梯度下降惯性权重粒子群优化算法（Decelerate Gradient Descent Inertia Weight Particle Swarm Optimization, DPSO）。其中，APSO 算法中的惯性权重 w 的迭代公式如式（10）所示。

$$w_k = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \times \left(\frac{k}{T}\right)^m \quad (10)$$

式中： m 为加速因子。

另外，DPSO 算法中的惯性权重 w 的迭代公式如式（11）所示。

$$w_k = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) \times \left(\frac{T}{n + T}\right)^k \quad (11)$$

式中： n 为减速因子。

式（10）和式（11）中，通过调整加速因子与减速因子的大小能够控制惯性权重的加速下降与减速下降的趋势，能够进一步使得惯性权重更好地符合建立的 APSO 与 DPSO 算法的要求。此外，当加速因子与减速因子确定后，其惯性权重 w 的变化趋势并不会随着最大迭代次数 T 的改变而发生变化，使得算法的结构比较简单。

2.4 混合人工神经网络模型

由于标准人工神经网络中的初始权值与阈值是随机产生的，在迭代更新过程中容易陷入局部最优解，从而使得模型的预测精度降低^[25]。本文采用了改进的粒子群算法对人工神经网络的初始权值与阈值进行优化。

通过将改进的粒子群算法与标准的人工神经网络相结合的方法，建立了混合人工神经网络模型。其中利用改进的粒子群算法去优化标准人工神经网络中的初始权值与阈值，使得优化后的混合人工神经网络的初始权值与阈值能够更快速地向最优解靠近^[26]。从而使得建立的混合人工神经网络能够避免陷入局部收敛，进一步提高了模型的预测精度^[27]。混合人工神经网络模型的流程图如图2所示。

3 实验与验证

3.1 水平力测量装置

为了测量带钢轧机工作辊受到的沿带钢运动方

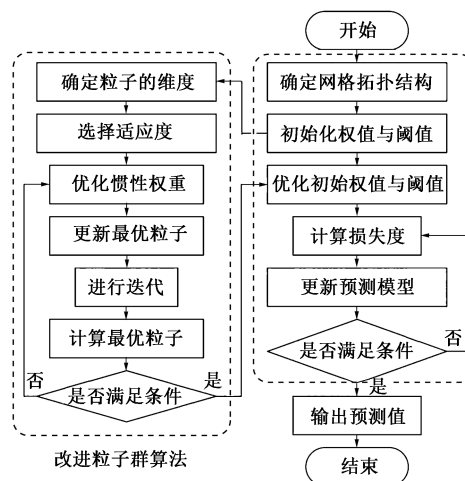


图2 混合人工神经网络流程图

Fig. 2 Flow chart of hybrid artificial neural network

向的水平力，搭建了水平力测量装置，如图3所示。该测量装置主要由电源转换器、无线路由器、数据采集卡、工作站、信号放大器及压力传感器组成。其中压力传感器共有24个，每3个为一组，分为8组。工作时，首先电源转换器为测量装置提供24 V的直流电压，然后压力传感器测量轴承座两侧所受到的压力，之后信号放大器将压力传感器的信号进行放大，最后数据采集卡将信号通过无线路由器传输至工作站。

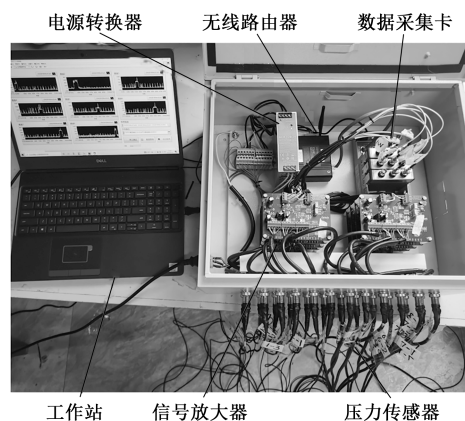


图3 水平力测量装置

Fig. 3 Measurement device for horizontal force

将某钢铁厂的850 mm七机架冷连轧机组的第7机架作为实验对象，所轧钢种为AISI304L。首先，在测试现场将压力传感器进行归零校准；然后，将8组压力传感器依次安装到待测机架的工作辊轴承座两侧内；之后，通过调整轴承座两侧的内六角圆柱头螺钉使得每组压力传感器所受到的预紧力为20 kN；最后，进行数据采集，并获取同时间段内的

轧机监测数据。

3.2 参数的确定

通过图 1 中的受力分析可以看出, 连轧机工作辊受到的沿带钢运动方向的水平力与前后张力、轧制力和轧制力矩等多个因素有关。然而, 受力模型未考虑到在加工生产过程中与水平力相关的带钢厚度、工作辊之间辊缝以及带钢速度等实际因素, 结合 Yan Z W 等^[28] 所做的研究, 选取不同类型的 53 个参数变量作为预测模型的输入参数, 参数特征如表 1 所示, 其中 S1~S7 为冷连轧机组的机架, S0 为冷连轧机组中带钢入口处的非轧制机架。

表 1 输入参数的特征

Table 1 Characteristics of input parameters

序号	参数	最大值	最小值
1~2	带宽 (入口与出口)/mm	781.60	681.30
3~10	张力 (S0~S7)/kN	254.46	64.84
11~17	带钢速度 (S1~S7)/(m·min ⁻¹)	378.58	107.53
18~24	弯辊力矩 (S1~S7)/(kN·m)	38.58	3.76
25~31	轧制力 (S1~S7)/(kN)	8323.48	4501.56
32~38	弯辊力 (S1~S7)/kN	294.85	15.62
39~45	辊缝 (S1~S7)/mm	1.85	0.24
46~51	带钢厚度 (S0~S5)/mm	2.28	0.44
52~53	钢卷直径 (出口与入口)/mm	Φ1758.59	Φ508.00

为了消除数据中因范围不同而对模型产生的影响, 对数据集进行归一化预处理。通常将数据归一化至-1~1 之间, 归一化公式如式 (12) 所示。

$$X_i = \frac{x_i - x_{\text{mean}}}{x_{\text{max}} - x_{\text{min}}} \quad (12)$$

式中: X_i 为模型训练集中第 i 个样本的输入参数的归一化值; x_i 为模型训练集中第 i 个样本的输入参数; x_{mean} 为模型训练集中各样本输入参数的平均值; x_{max} 为模型训练集中各样本输入参数的最大值; x_{min} 为模型训练集中各样本输入参数的最小值。

3.3 模型的性能指标

在预测模型的性能分析过程中, 相关系数 R^2 与均方根误差 $RMSE$ 通常作为对预测模型的性能评判指标, 其相关公式如式 (13) 和 (14) 所示。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{q=1}^Q (y_q - \hat{y}_q)^2}{\sum_{q=1}^Q (y_q - \bar{y})^2} \quad (13)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q (y_q - \hat{y}_q)^2} \quad (14)$$

式中: q 为测试集样本序列数, $q=1, \dots, Q$; Q 为测试集样本总数; y_q 为测试集第 q 个样本的输出参数的测量值; \hat{y}_q 为测试集第 q 个样本的输出参数的预测值; \bar{y} 为测试集中各样本输出参数测量值的平均值。

3.4 模型的建立

混合模型中的人工神经网络选取单层隐藏层拓扑结构, 并且隐藏层神经元个数为 8。此外, 由于在预处理过程中已经将原始数据归一化至-1~1 之间, 因此, 需要优化的人工神经网络的权重与阈值处于-1~1 之间, 所以, 粒子位置标量的最大值为 1。同时, 选取人工神经网络的最大误差为 0.01, 最大迭代次数为 1000。

粒子群优化算法中的粒子个数为 50, 最大迭代次数为 200。同时, 为了对粒子群中的步长加以限制, 防止其出现振荡现象, 粒子群步长标量的最大值为粒子群位置标量最大值的 10%。根据经验, 选取惯性权重的最大值 w_{max} 为 0.9, 最小值 w_{min} 为 0.4。

选取加速因子分别为 2~5, 对应的惯性权重的下降曲线如图 4 所示。

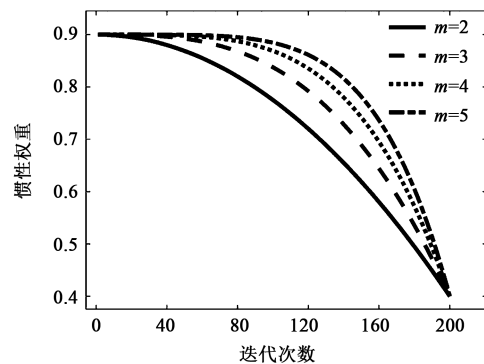


图 4 惯性权重加速下降曲线

Fig. 4 Inertia weight acceleration descent curves

减速因子分别选取 4、6、8 和 10 这 4 个整数, 对应的惯性权重的下降曲线如图 5 所示。

根据图 4 可以看出, 加速因子越大, 则惯性权重加速下降曲线的弧度越大, 加速下降的趋势越明显, 为了更好地区分线性梯度下降算法, 选择 $m=5$ 。同时, 可以发现减速因子 n 也具有相同的特性, 因此选择减速因子 $n=10$ 。

在数据采集的时间内随机选择 500 个样本数据作为混合人工神经网络模型的数据集, 并且将数据集中 70% 的样本作为训练集, 其余 30% 的样本作为

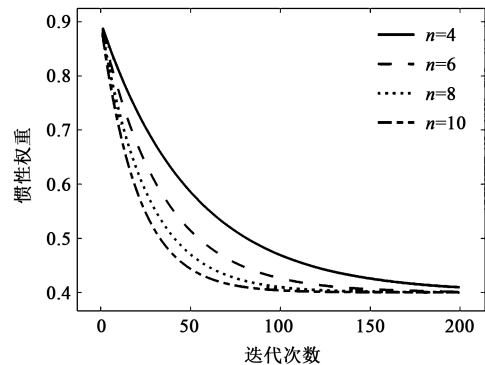


图 5 惯性权重减速下降曲线
Fig. 5 Inertia weight deceleration descent curves

测试集，然后进行模型运算。

3.5 预测结果分析

分别将 3 种改进的粒子群算法与人工神经网络相结合，从而建立了 3 种混合人工神经网络预测模型，分别为 LPSO-ANN、APSO-ANN 与 DPSO-ANN。并且在建立模型的过程中使用相同的超参数与数据集。同时，将相关系数 R^2 与均方根误差 $RMSE$ 作为性能指标对建立的预测模型进行评估，误差结果如表 2 所示。

表 2 3 种混合人工神经网络模型的性能指标

Table 2 Performance indicators of three kinds of hybrid artificial neural network models		
模型	$RMSE$	R^2
LPSO-ANN	3.42	0.910
APSO-ANN	2.47	0.953
DPSO-ANN	1.89	0.972

从表 2 中可以看出，APSO-ANN 模型的 $RMSE$ 相比于 LPSO-ANN 混合模型降低了 27.8%，而 DPSO-ANN 模型降低了 44.7%。此外，APSO-ANN 混合模型的 R^2 相比于 LPSO-ANN 混合模型提高了 4.7%，而 DPSO-ANN 混合模型则提高了 6.8%。从以上分析可以看出，本文创建的 APSO-ANN 以及 DPSO-ANN 混合预测模型相比于之前的 LPSO-ANN 混合模型在预测精度以及泛化性等方面均有提高。

为了能够更加直观清晰地观察到不同模型的精度差别，对 3 个模型的预测结果进行进一步分析。3 个不同模型的预测值与真实值的比较如图 6 所示，从图 6 中可以大致地看到，3 个模型的预测值与真实值均比较接近，未出现偏差较大的样本。

此外，3 个模型的预测值与真实值的绝对误差如图 7 所示，从图 7 中可以看出，LPSO-ANN 模型

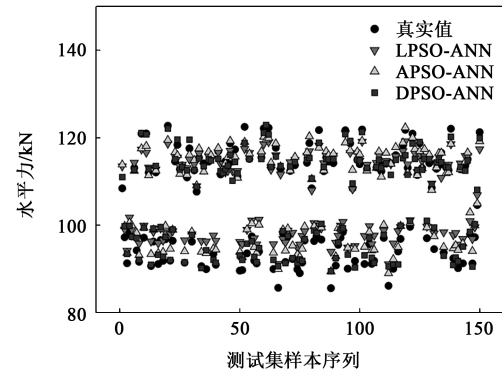


图 6 3 种混合人工神经网络模型的预测值和真实值的比较
Fig. 6 Comparison of predicted values by three kinds of hybrid artificial neural network models with actual values

的误差值散点与其他两个模型的误差散点图相比，过于分散，而 APSO-ANN 模型的误差值散点更加靠近绝对零线，DPSO-ANN 模型的误差值散点则最靠近绝对零线。

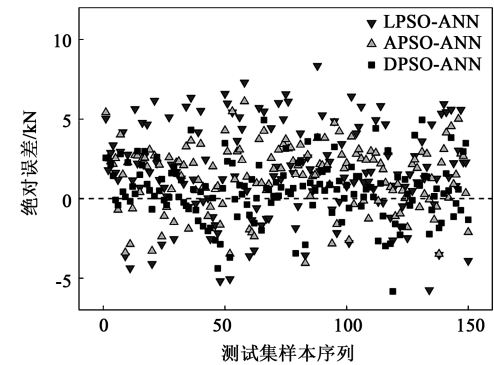


图 7 3 种混合人工神经网络模型的预测值与真实值绝对误差的比较
Fig. 7 Comparison of absolute errors between predicted values by three kinds of hybrid artificial neural network models and actual values

绘制 3 个模型的回归散点图，如图 8 所示。可以看到，DPSO-ANN 模型的回归散点更加集中并且靠近对称轴线，而 APSO-ANN 模型的回归散点则比

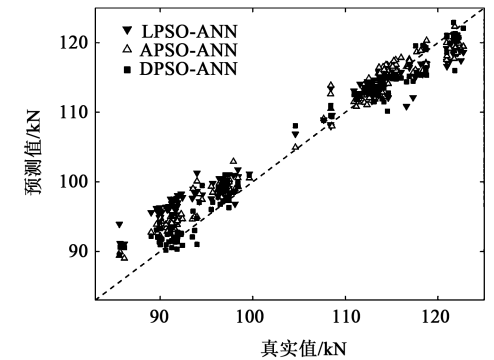


图 8 3 种混合人工神经网络模型的回归散点图的比较
Fig. 8 Comparison of regression scatter plots for three kinds of hybrid artificial neural network models

较分散, LPSO-ANN 模型的回归散点则最为分散。

从图 6~图 8 的分析也能够直观地验证表 2 的结论, 说明从多个角度证明了本文所建立的混合人工神经网络模型的预测效果, 并且大部分样本的误差绝对值均在 5 kN 以内, 说明模型的预测效果良好, 可以用于指导实际生产。

4 结论

(1) 利用改进的粒子群算法对人工神经网络的初始权值与阈值进行优化, 建立了混合人工神经网络模型, 用以预测冷连轧机第 7 机架的工作辊受到的沿带钢运动方向的水平力。并且选取了轧制力、弯辊力矩、张力、带钢厚度、弯辊力等几类不同的参数作为模型的输入, 建立了单层混合人工神经网络模型。

(2) 将 $RMSE$ 与 R^2 作为模型的误差评判标准, 发现本文提出的 APSO-ANN 与 DPSO-ANN 两种改进的混合人工神经网络模型与 LPSO-ANN 混合人工神经网络模型在预测精度与泛化性上均有了大幅度的提高。其中 R^2 分别提高了 4.7% 和 6.8%, $RMSE$ 分别降低了 27.8% 与 44.7%。

参考文献:

- [1] 康永林. “十三五”中国轧钢技术进步及展望 [J]. 钢铁, 2021, 56 (10): 1-15.
Kang Y L. China steel rolling technology progress in the 13th five-year plan and prospection [J]. Iron & Steel, 2021, 56 (10): 1-15.
- [2] 曹建国, 宋纯宁, 王雷雷, 等. 新一代高技术轧机电工钢矩形断面板形控制创新研究 [A]. 中国金属学会. 第十三届中国钢铁年会论文集——4. 轧制与热处理钢铁 [C]. 重庆: 冶金工业出版社, 2022.
Cao J G, Song C N, Wang L L, et al. Innovation research on rectangular section for profile and flatness control of electrical steel in new-generation high-tech rolling mills [A]. The Chinese Society for Metals. Proceedings of the 13th China Steel Annual Conference-4. Rolling and Heat Treatment of Steel [C]. Chongqing: Metallurgical Industry Press, 2022.
- [3] 曹建国, 江军, 邱澜, 等. 新一代高技术宽带钢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.
Cao J G, Jiang J, Qiu L, et al. High precision integrated profile and flatness control for new-generation high-tech wide strip cold rolling mills [J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2019, 50 (7): 1584-1591.
- [4] 龚亮, 张钢, 董绍友, 等. 冷轧机工作辊操作侧支承轴承系统力学特性分析 [J]. 工业控制计算机, 2020, 33 (11): 74-77.
Gong L, Zhang G, Dong S Y, et al. Analysis of mechanical characteristics of supporting bearing system on operating side of work roll of cold mill [J]. Industrial Control Computer, 2020, 33 (11): 74-77.
- [5] 张大志, 李谋渭, 孙一康, 等. 四机架冷连轧机轧制力模型的研究与应用 [J]. 轧钢, 2000, 17 (3): 15-17.
Zhang D Z, Li M W, Sun Y K, et al. The research and application of the rolling force model for 4-stand tandem cold strip mill [J]. Steel Rolling, 2000, 17 (3): 15-17.
- [6] 宋纯宁, 曹建国, 王雷雷, 等. 六辊冷连轧机电工钢矩形断面控制弯辊力模型 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2022, 54 (7): 143-150.
Song C N, Cao J G, Wang L L, et al. Model of rectangular section control roll bending force for electrical steel in six-high tandem cold mill [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2022, 54 (7): 143-150.
- [7] 邢德茂, 姚利辉, 李学通. 2030 mm 冷连轧机组板形预报及影响因素研究 [J]. 塑性工程学报, 2021, 28 (3): 210-216.
Xing D M, Yao L H, Li X T. Study on prediction and influencing factors of flatness of 2030 mm tandem cold rolling mill [J]. Journal of Plasticity Engineering, 2021, 28 (3): 210-216.
- [8] 刘华强, 唐荻, 杨荃, 等. 模糊小脑模型神经网络在多辊冷连轧机轧制力预报模型中的应用 [J]. 北京科技大学学报, 2006, 28 (10): 969-972.
Liu H Q, Tang D, Yang Q, et al. Rolling force prediction model of a multi-roll cold tandem mill by fuzzy cerebellum model articulation controller [J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2006, 28 (10): 969-972.
- [9] 严国平. 六辊轧机小辊径工作辊变形受力分析 [J]. 冶金设备, 2015, (6): 19-21.
Yan G P. Stress analysis on the deformation of the small working rolls of six roller mill [J]. Metallurgical Equipment, 2015, (6): 19-21.
- [10] 白振华, 刘亚星, 钱承, 等. 小型四辊轧机工作辊水平位移对板形的影响 [J]. 中国机械工程, 2017, 28 (9): 1085-1091.
Bai Z H, Liu Y X, Qian C, et al. Influences of work roll horizontal displacements on shape in small four high rolling mills [J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28 (9): 1085-1091.
- [11] 郭利华, 张振营, 严裕宁. 基于有限元的六辊轧机机架变形分析 [J]. 轧钢, 2012, 29 (2): 12-14, 20.
Guo L H, Zhang Z Y, Yan Y N. Finite element analysis of the stand deformation of a 6-high mill [J]. Steel Rolling, 2012, 29 (2): 12-24, 20.
- [12] Bai Z H, Xing Y, Liu S Y, et al. Calculating the flattening coefficient between roll gaps at the horizontal deflection of work rolls [J]. Ironmaking & Steelmaking, 2019, 46 (2): 184-192.
- [13] 周富强, 曹建国, 张杰, 等. 冷连轧机轧制力的影响因素 [J]. 机械工程学报, 2006, 43 (10): 94-97.
Zhou F Q, Cao J G, Zhang J, et al. Influence factors of rolling force in tandem cold rolling [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2006, 43 (10): 94-97.

- [14] 周富强, 曹建国, 张杰, 等. 基于神经网络的冷连轧机轧制力预报模型 [J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2006, 37 (6): 1155-1160.
- Zhou F Q, Cao J G, Zhang J, et al. Prediction model of rolling force for tandem cold rolling mill based on neural networks and mathematical models [J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2006, 37 (6): 1155-1160.
- [15] 孙登月, 杜凤山, 朱泉封, 等. 五机架冷连轧机轧制力人工神经网络预报 [J]. 钢铁, 2002, 37 (2): 28-30, 34.
- Sun D Y, Du F S, Zhu Q F, et al. Prediction on five-stand cold rolling mill of rolling force by neural network [J]. Iron & Steel, 2002, 37 (2): 28-30, 34.
- [16] Wang Z H, Gong D Y, Li X, et al. Prediction of bending force in the hot strip rolling process using artificial neural network and genetic algorithm (ANN-GA) [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 93 (4): 3325-3338.
- [17] Deng J F, Sun J, Peng W, et al. Application of neural networks for predicting hot-rolled strip crown [J]. Applied Soft Computing, 2019, 78: 119-131.
- [18] 曹建国, 江军, 赵秋芳, 等. 基于数据挖掘的宽厚板板凸度控制 [J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2019, 50 (11): 2743-2752.
- Cao J G, Jiang J, Zhao Q F, et al. Wide and heavy plate crown control based on data mining [J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2019, 50 (11): 2743-2752.
- [19] Liu J Y, Liu X X, Ba T L. Rolling force prediction of hot rolling based on GA-MELM [J]. Complexity, 2019, (4): 1-11.
- [20] 张俊明, 刘军, 康永林, 等. 应用 RBF 神经网络预测冷连轧机轧制力 [J]. 钢铁, 2007, 42 (8): 46-48.
- Zhang J M, Liu J, Kang Y L, et al. Application of RBF neural networks to prediction of rolling force of tandem cold mill [J]. Iron & Steel, 2007, 42 (8): 46-48.
- [21] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [A]. Proceedings of the 1995 ICNN-International Conference on Neural Networks [C]. Perth: IEEE Press, 1995.
- [22] Shi Y, Eberhart R. A modified particle optimizer [A]. Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation [C]. Anchorage, 1998.
- [23] Shi Y. Particle swarm optimization [J]. IEEE Connections, 2004, 2 (1): 8-13.
- [24] 杨静, 任彦, 高晓文, 等. 基于 GA-PELM 的板材热连轧轧制力预测 [J]. 锻压技术, 2022, 47 (1): 43-48.
- Yang J, Ren Y, Gao X W, et al. Rolling force prediction of hot strip rolling based on GA-PELM [J]. Forging & Stamping Technology, 2022, 47 (1): 43-48.
- [25] 张浩, 王国文, 曾凡宜, 等. 基于 BP 神经网络的 6082 铝合金固溶时效处理后的晶粒尺寸预测 [J]. 锻压技术, 2023, 48 (3): 227-235.
- Zhang H, Wang G W, Zeng F Y, et al. Grain size prediction of 6082 aluminum alloy after solution and aging treatment based on BP neural network [J]. Forging & Stamping Technology, 2023, 48 (3): 227-235.
- [26] 张海霞, 李灿. 基于比例损失去噪自编码器的冷连轧轧制力预测分析 [J]. 锻压技术, 2022, 47 (4): 190-194.
- Zhang H X, Li C. Rolling force prediction analysis of tandem cold rolling based on proportional loss denoising autoencoder [J]. Forging & Stamping Technology, 2022, 47 (4): 190-194.
- [27] 王辉, 廖旭洲, 蔡继文, 等. AZ31B 镁合金电流辅助旋压回弹角预测及工艺参数优化 [J]. 锻压技术, 2022, 47 (8): 29-34.
- Wang H, Liao X Z, Cai J W, et al. Prediction on springback angle and process parameter optimization in electro-assisted spinning for AZ31B magnesium alloy [J]. Forging & Stamping Technology, 2022, 47 (8): 29-34.
- [28] Yan Z W, Bu H N, Hu C Z, et al. Rolling force prediction during FGC process of tandem cold rolling based on IQGA-WNN ensemble learning [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2023, 125 (5-6): 2869-2884.

(上接第 51 页)

- [12] Jiang H, Yang L, Dong J X, et al. The recrystallization model and microstructure prediction of alloy 690 during hot deformation [J]. Materials & Design, 2016, 104: 162-173.
- [13] 杨浩, 王方军, 李采, 等. 镍基高温合金的熔炼工艺研究进展 [J]. 特殊钢, 2023, 44 (3): 1-9.
- Yang H, Wang F J, Li C, et al. Research progress on the melting process of nickel based high-temperature alloys [J]. Special Steel, 2023, 44 (3): 1-9.
- [14] ASME SB-443-2023, Specification for nickel-chromium-molybdenum-columbium alloy (UNS N06625) and nickel-chromium-molybdenum-silicon alloy (UNS N06219) plate, sheet and strip [S].
- [15] ASTM E 8/E 8M-21, Standard test methods for tension testing of metallic materials [S].
- [16] 王岩. 镍基合金 N06625 变形-热处理组织演变特性研究 [A]. 2019 年 (首届) 中国金属学会不锈钢科技发展论坛 [C]. 北京, 2019.
- Wang Y. Study on microstructure evolution characteristics of N06625 nickel-based alloy during deformation-heat treatment [A]. First China Metal Society Stainless Steel Technology Development Forum in 2019 [C]. Beijing, 2019.
- [17] GB/T 10561—2023, 钢中非金属夹杂物含量的测定 标准评级图显微检验法 [S].
- GB/T 10561—2023, Determination of content of nonmetallic inclusions in steel—Micrographic method using standard diagrams [S].
- [18] ASTM A262C-2021, Standard practices for detecting susceptibility to intergranular attack in austenitic stainless steels [S].
- [19] ASTM G28-2015, Standard test methods for detecting susceptibility to intergranular corrosion in wrought, nickel-rich, chromium-bearing alloys [S].
- [20] ASTM G48-2020, Standard test methods for pitting and crevice corrosion resistance of stainless steels and related alloys by use of ferric chloride solution [S].