doi:10.12068/j.issn.1005-3026.2026.20259050

基于工业大数据的宽厚板轧制工艺智能前馈策略

杜 平，雷佳为，曲锦波
（江苏省（沙钢）钢铁研究院，江苏 张家港 215625）

摘 要：宽厚板机械性能检测存在滞后，成分与工艺参数的变化最终会表现为异板机械性能的差异，给产品质量的稳定控制带来困难．为减少成分和工艺参数变化造成的机械性能波动，提出了一种结合深度学习与大数据分析的轧制前馈控制策略．通过大数据挖掘分析合金成分、轧制工艺参数与机械性能之间的耦合关系．在此基础上，构建深度学习模型，将成分偏差映射到所需的工艺补偿．借助该模型，可利用实时成分监测实现对下游轧制参数的动态调整．以X80管线钢为案例的研究表明，所提出的方法能够有效抑制由成分波动引起的性能偏差．同时，该方法提高了宽厚板质量的稳定性，并为宽厚板生产过程中的精准控制提供了技术支持．

关 键 词：宽厚板；前馈控制；深度学习；合金成分；机械性能；性能预测
中图分类号：TG 335.5 **文献标志码**：A **文章编号**：1005-3026(2026)06-0108-12

Intelligent Feedforward Strategy for Wide and Heavy Plate Rolling Process Based on Industrial Big Data

DU Ping, *LEI Jia-wei*, *QU Jin-bo*
(Institute of Researeh of lron & Steel, Jiangsu Province/Sha-Steel Co., Ltd., Zhangjiagang 215625, China. Corresponding author: DU Ping, E-mail: duping572@163.com)

Abstract: Mechanical property testing of wide and heavy plates is delayed, and changes in composition and process parameters are eventually manifested as differences in the mechanical properties of different plates, bringing difficulties to the stable control of product quality. To reduce mechanical property fluctuations caused by composition and process parameter changes, a feedforward control strategy for rolling combining deep learning and big data analysis was proposed. The coupling relationship among alloy composition, rolling process parameters, and mechanical properties was analyzed through big data mining. On this basis, a deep learning model was constructed to map composition deviations to required process compensations. With the help of this model, dynamic adjustment of downstream rolling parameters could be realized by using real-time composition monitoring. As shown by a case study on X80 pipeline steel, performance deviations caused by composition fluctuations can be effectively suppressed by the proposed method. At the same time, the quality stability of wide and heavy plates is improved by this method, and technical support is provided for precise control in the wide and heavy plate production process.

Key words: wide and heavy plate; feedforward control; deep learning; alloy composition; mechanical property; performance prediction

宽厚板是钢铁工业体系内极具战略意义的核心产品，其性能稳定性与质量可靠性直接关联国民经济多个关键领域的发展进程．在造船工业中，宽厚板作为船体结构的核心材料，需承受海洋环境的长期腐蚀与复杂载荷；在建筑工程领域，用于超高层建筑承重结构与大型场馆支撑构件，对强度与韧性有着严苛要求；此外，工程机械的底盘框架、桥梁建设的主梁结构、军工装备的防护部件以及焊管、压力容器的制造，均高度依赖宽厚板产品的优质供给．因此，宽厚板产业的发展水平，在一定程度上反映了国家重工业基础与高端制造领域的竞争力[1]．

收稿日期：2025-11-03
作者简介：杜 平（1980—），男，山东潍坊人，江苏省（沙钢）钢铁研究院正高级工程师，博士．
通信作者：杜 平，E-mail：duping572@163.com.

我国钢铁制造业在长期规模化发展后,面临原材料价格波动、能源成本上升以及环保政策趋严等多重挑战.同时,产能过剩问题加剧了市场竞争,推动下游客户对宽厚板产品提出更高要求,包括严格控制化学成分波动和缩小机械性能差异,以提高产品一致性并降低下游加工风险[2].这一系列需求的变化,对宽厚板生产过程的精准控制能力提出了前所未有的高要求.随着人工智能与大数据技术的持续演进,智能技术已逐步渗透到宽厚板生产领域.该领域通过引入大数据与机器学习、深度学习等数据科学手段,能够快速挖掘海量数据中潜藏的企业生产流程规律.依托这些规律,流程工业中普遍存在的不确定性等"黑箱"问题得以有效破解,为钢铁行业的数字化转型与高质量发展提供有力支撑[3-4].Zhang 等[5]以宽厚板工业数据为基础,用遗传算法(genetic algorithm,GA)与机器学习结合建立预测模型,精准预测应力缺陷以提高成品率.张田等[6]以深度学习建立传热系数自学习神经网络,优化超参数与算法,解决传统模型修正不稳问题,提升宽厚板终冷温度预报精度.结合工艺机理与工业大数据,Guo 等[7]用时间切片法等多种方法,解决了宽厚板轧制能耗核算困难等问题,实现了能耗的核算与预测.Wang 等[8]对4038铝合金正火宽厚板进行冲击强化与时效处理,采用3层反向传播(back propagation,BP)神经网络建模,解决了其中温热稳定性预测问题.在实际生产中,冶炼和轧制环节存在窄成分区间与窄工艺窗口的控制模式,虽有助于保障产品质量,但上游关键参数的波动仍可能被放大,对下游工序的实时调节造成困难.现有方法主要针对单一指标进行预测或控制,难以充分考虑参数之间的耦合效应.针对此问题,现有方法仍存在明显局限:首先,多数模型高度依赖预设定参数,缺乏对生产过程中实时波动的快速响应能力.例如,当合金成分出现短时偏差时,传统模型难以及时捕捉并调整轧制参数,导致最终板材性能偏离目标;其次,深度学习算法在复杂非线性及噪声环境下泛化能力有限,现场的环境噪声较多,若直接将模型作为前馈控制模型参与计算,往往会出现控制不稳定的情况;在实际生产中,化学成分、轧制温度、性能指标等关键参数相互影响,操作工仅通过实测数据进行调节具有一定的滞后性.因此,开发能够兼顾实时响应、稳定性和考虑多参数耦合的前馈控制策略,成为宽厚板生产过程中提升质量稳定性、实现精准控制的关键技术.

本文提出一种基于深度学习与大数据技术的宽厚板轧制前馈控制策略.该策略首先通过大数据分析技术,系统挖掘合金元素与机械性能、轧制工艺参数与机械性能之间的内在关联规律;在此基础上,构建合金成分-轧制工艺-机械性能的深度学习模型,进一步建立合金成分波动与轧制工艺调整量之间的隐性映射关系.最终通过上游实时监控合金成分变化,对下游轧制工艺参数进行前馈动态调整,确保宽厚板产品的机械性能稳定满足标准要求,为宽厚板生产的质量管控提供技术支撑.

1　智能驱动的宽厚板轧制前馈控制策略

1.1　基于大数据分析的宽厚板前馈策略分析

通过宽厚板数据应用平台获取化学成分、轧制工艺参数、机械性能等实际数据.该平台整合了各工序的过程控制系统、车间的制造执行系统(manufacturing execution system,MES)以及检化验一体化管理系统(简称检化验系统)的数据,依据钢板号、炉号等进行关联对应,通过该钢板号可查询炉号、化学成分、生产工艺及后续生产完成并检验合格的性能数据等,将这些数据作为数据分析的原始数据,即前馈控制的输入量.同时平台存储产品设计时的工艺卡数据,包括产品要求的化学成分,轧制工艺参数的上限值、下限值和目标值,机械性能标准以及客户要求的上限值和下限值,将获得数据存储于数据应用平台数据库中.

基于宽厚板数据应用平台的采集数据,对产品的机械性能进行正态分布分析,根据机械性能在目标区间的分布及占比,确定其中机械性能变化超出目标范围的 m 个变量($y_1,y_2,\cdots,y_m$).确定产品受化学成分、工艺波动影响较大的性能指标,如屈服强度等.根据该机械性能确定影响该性能指标的化学成分.选择产品的化学成分($x_1,x_2,\cdots,x_n$)分别与每个机械性能变量($y_1,y_2,\cdots,y_m$)进行相关性分析,得到化学成分与每个性能变量的相关系数,得到如下相关系数矩阵[9-11]:

$$\boldsymbol{r}=\begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \cdots & r_{mn} \end{bmatrix}. \tag{1}$$

式中,r_{mn} 为第 n 个化学成分与第 m 个机械性能相

关系数.

第 n 个化学成分对 m 个机械性能的组合相关系数计算式为

$$c_n=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left|r_{in}\right|. \tag{2}$$

得到 n 个化学成分与 m 个机械性能的组合相关系数 $(c_1,c_2,\cdots,c_n)$,根据这些组合相关系数,确定该产品的 k 个主要影响性能波动的化学成分 $(x_1,x_2,\cdots,x_k)$.

选择产品的轧制工艺参数 $(a_1,a_2,\cdots,a_p)$ 分别与每个机械性能变量 $(y_1,y_2,\cdots,y_m)$ 进行相关性分析,得到轧制工艺参数与每个性能变量的相关系数,形成如下相关系数矩阵:

$$\boldsymbol{\lambda}=\begin{bmatrix}\lambda_{11} & \lambda_{12} & \cdots & \lambda_{1p}\\ \lambda_{21} & \lambda_{22} & \cdots & \lambda_{2p}\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ \lambda_{m1} & \lambda_{m2} & \cdots & \lambda_{mp}\end{bmatrix}. \tag{3}$$

式中,λ_{mp} 为第 p 个轧制工艺与第 m 个机械性能相关系数.

计算 λ_{ip} 的绝对值,第 p 个轧制工艺参数与 m 个机械性能的组合相关系数为

$$d_p=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left|\lambda_{ip}\right|. \tag{4}$$

得到如下 p 个轧制工艺参数与 m 个机械性能的组合相关系数 $(d_1,d_2,\cdots,d_p)$,根据上述组合相关系数,确定 q 个主要轧制工艺 $(a_1,a_2,\cdots,a_q)$.

通过分析产品设计工艺可知,化学成分包含各元素(第 i 个元素)的下限值、上限值及目标值,轧制工艺参数包含各工序(第 j 个工序)的下限值、上限值及目标值.上述参数值在炼钢、轧钢工序实施前,依据质量计划及操作要点录入MES,作为实际生产过程的执行依据.设第 i 个化学成分的实际值为 $x_{i,\mathrm{act}}$,基于化学成分波动的第 j 个轧制工艺参数前馈优化量为

$$\Delta a_{j,\mathrm{tar}}=\sum_{i=1}^{k}\left[\beta_i\cdot\frac{x_{i,\mathrm{act}}-x_{i,\mathrm{tar}}}{x_{i\mathrm{H}}-x_{i\mathrm{L}}}\cdot\left(a_{j\mathrm{H}}-a_{j\mathrm{L}}\right)\right]. \tag{5}$$

式中:$x_{i,\mathrm{tar}}$ 为第 i 个化学成分的目标值;β_i 为化学成分的影响因子;$x_{i\mathrm{L}}$ 和 $x_{i\mathrm{H}}$ 为第 i 个化学成分的下限值和上限值;$a_{j\mathrm{L}}$ 和 $a_{j\mathrm{H}}$ 为第 j 个轧制工艺的下限值、上限值.

那么第 j 个轧制工艺参数优化后的目标值为

$$a'_{j,\mathrm{tar}}=a_{j,\mathrm{tar}}+\Delta a_{j,\mathrm{tar}} \tag{6}$$

式中,$a_{j,\mathrm{tar}}$ 为轧制工艺优化前的设定值.

为了保证生产安全,第 j 道次轧制工艺的前馈优化值与第 j 道次轧制工艺的设定上限值和下限值进行比较,当优化值超过上限 $a'_{j,\mathrm{tar}}>a_{j\mathrm{H}}$ 时,取上限值作为目标值 $a'_{j,\mathrm{tar}}=a_{j\mathrm{H}}$;当优化值低于下限值 $a'_{j,\mathrm{tar}}<a_{j\mathrm{L}}$ 时,取下限值作为目标值 $a'_{j,\mathrm{tar}}=a_{j\mathrm{L}}$.将经过前馈优化的轧制工艺目标值传递给轧机过程控制系统,轧机过程控制系统依据优化后的目标值计算轧制规程并组织生产.总体的宽厚板轧制前馈控制流程如图1所示.

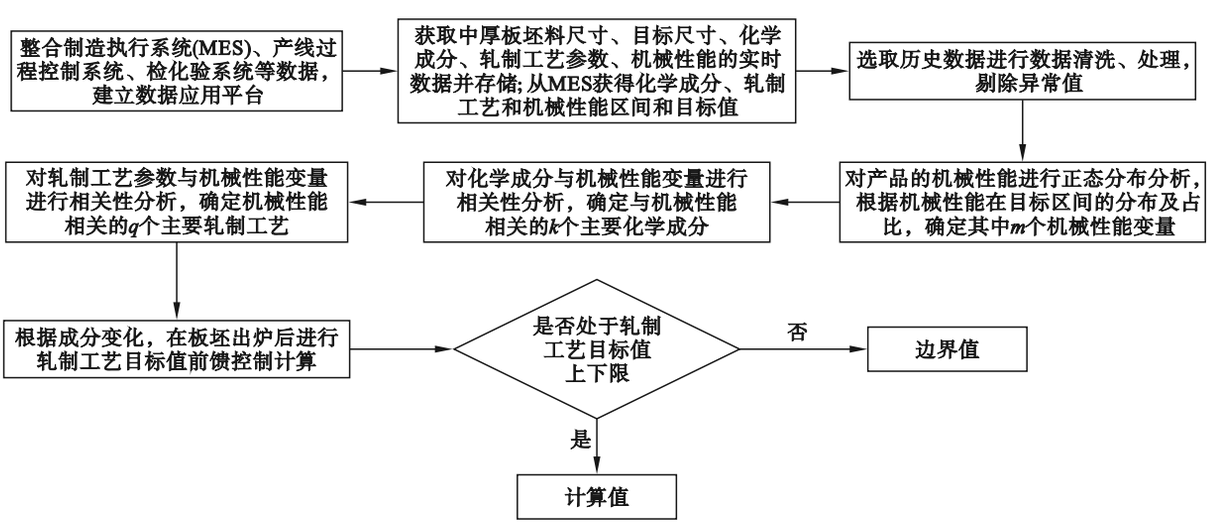


图1 大数据驱动的宽厚板轧制前馈控制流程图

Fig. 1 Big data-driven feedforward control flowchart for wide and heavy plate rolling

1.2 基于GWO-PSO-DNN的影响因子优化

化学成分影响因子是决定前馈控制策略实施效果的关键参数.在实际研究与应用中,若为简化计算过程而任意选取某一固定值,虽能降低短期运算复杂度,但存在显著局限性:一方面,难以通过理论分析或经验判断确定该固定值是否为最优参数,导致前馈策略无法达到预期控制精度;另一方面,在动态变化的生产环境中,即使针

对同一钢种,其冶炼过程的工况条件(如原料成分微小差异等)仍会发生动态变化,此时采用固定影响因子已无法适配工况的动态调整需求,进而影响前馈策略的适应性与控制效果.基于上述问题,为实现化学成分影响因子的动态优化与精准匹配,引入深度学习方法,通过构建适用于钢铁生产过程的深度神经网络模型,利用生产过程中积累的多维度数据(如成分检测数据、工艺参数、机械性能检测数据等)进行模型训练与参数优化,最终实现对化学成分影响因子的动态计算与实时调整,为前馈控制策略的精准实施提供关键技术支撑.

1)数据预处理.为保证数据的多样性,如表1所示,共采集了1 235块钢板的化学成分、终轧温度、屈服强度和抗拉强度数据.

表1　建模所需的生产参数

Table 1　Production parameters required for modeling

参数	质量分数/%								终轧温度/℃	抗拉强度/MPa	屈服强度/MPa
	C	Si	Mn	Cu	Ni	Cr	V	…			
1	0.051 1	0.174	1.56	0.01	0.01	0.23	0.003 1	…	732.99	697	564
2	0.049 0	0.180	1.59	0.02	0.01	0.23	0.002 3	…	776.43	705	575
3	0.053 3	0.182	1.60	0.01	0.01	0.22	0.001 5	…	751.99	719	592
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1 235	0.045 9	0.166	1.58	0.01	0.02	0.12	0.002 5	…	667.02	689	567

由于现场的仪器和生产环境问题,采集的数据中存在异常值,因此首先需要剔除异常值.本文根据拉依达(Pauta)准则,将符合式(7)条件的数据剔除[12].

$$|x-\mu|>3\sigma. \tag{7}$$

式中:μ为数据的均值;σ为标准差.

当数据的量级不统一,合金成分(如碳质量分数为0.04%~0.06%)与终轧温度(720~780 ℃)的数值量级差异较大时,易引发“特征贡献度失衡”问题.由于反向传播中梯度计算与特征数值直接相关,终轧温度等量级大的特征会主导权重更新,致使碳含量等微量成分的梯度信号被掩盖,即合金成分对应权重更新缓慢,其对机械性能预测的实际影响被低估.因此需要通过归一化处理,采用最大最小归一化的方法,将数据统一到(0,1]区间内,归一化公式如下[13]:

$$x_i'=\frac{x_i-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}}. \tag{8}$$

式中:x_i'表示归一化后的数据;$x_{\min}$和$x_{\max}$分别表示总体样本的最小值与最大值;x_i表示原始数据.

为评估各模型的预测效果,选择平均绝对误差(mean absolute error,MAE)、均方根误差(root mean square error,RMSE)、决定系数(R^2)作为评价指标,相应计算方法[14-16]分别为

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|\hat{y}_i-y_i|, \tag{9}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2}, \tag{10}$$

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

式中:n为样本总数;y_i和$\hat{y}_i$分别为第i个样本的真实值和预测值;$\bar{y}$为真实数据的平均值.MAE和RMSE是度量模型预测值和真实值之间偏差的指标,数值越小代表预测精度越高;R^2代表预测值和真实值之间的相关性关系,R^2越高,两者的相关性越高.

2)模型构建.构建了基于粒子群优化(particle swarm optimization,PSO)算法与深度神经网络(deep neural network,DNN)的合金性能预测模型,用于关联合金成分、终轧温度与机械性能的映射关系.

如图2所示,DNN模型的输入层有12个神经元,分别对应11项合金成分参数(如各合金元素的质量分数)和1项工艺参数(终轧温度),通过这12个特征变量完整表征合金的成分与加工状态.输入特征经线性变换与激活函数处理后传入隐含层;隐含层通过多层非线性映射对特征进行深度挖掘,逐步提取成分、工艺参数与机械性能间的隐含关联信息.模型输出层包含2个神经元,分别输出两项关键机械性能指标的预测值——屈

服强度和抗拉强度.

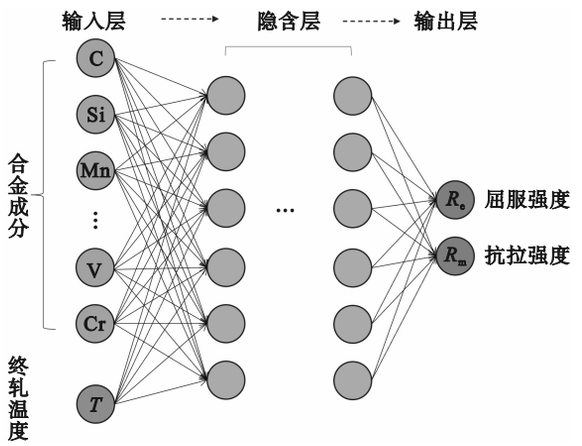


图2 DNN模型结构

Fig. 2 DNN model structure

激活函数在神经网络中起着至关重要的作用,主要用于决定每个神经元是否被激活.它通过对神经元加权输入与偏置项的总和进行变换,引入非线性特征,从而增强模型对复杂数据关系的表达能力.常见的激活函数包括以下几种:

1) Sigmoid函数:可以将输入值映射到0~1之间[17].其表达式为

$$\sigma(x)=\frac{1}{1+\exp(-x)}. \tag{12}$$

2) tanh函数:值域为−1~1,它的输出是零中心化的(zero-centered)[18].表达式为

$$\tanh(x)=\frac{\exp(x)-\exp(-x)}{\exp(x)+\exp(-x)}. \tag{13}$$

3) ReLU函数:当前最常用的激活函数之一,因其结构简单、计算高效且在实际应用中表现优异而被广泛采用[19].ReLU函数的核心优点在于它仅包含基本的加法、乘法和比较操作,极大地提高了模型的计算效率;同时,它能够有效缓解深层神经网络中常见的梯度消失问题,从而加快误差反向传播过程中梯度的收敛速度.ReLU的数学表达式为

$$\mathrm{ReLU}(x)=\begin{cases}x, & x>0;\\ 0, & x<0.\end{cases} \tag{14}$$

在本研究中采用ReLU函数作为神经元的激活函数,可在保证模型对非线性特征捕捉能力的同时,兼顾训练效率与深层网络的收敛稳定性,更适配本研究中合金性能预测模型的构建需求.

由于数据结构复杂且训练过程具有较强非线性特征,单一固定的学习率难以满足模型训练需求.当学习率设置过小时,训练速度会显著下降,甚至可能导致模型陷入局部最优;而学习率过大则可能使参数更新幅度过大,从而越过最优解,影响收敛性能.基于上述原因,本研究采用自适应学习率策略,以实现对学习率的动态调节.图3展示了训练过程中学习率变化的典型趋势.

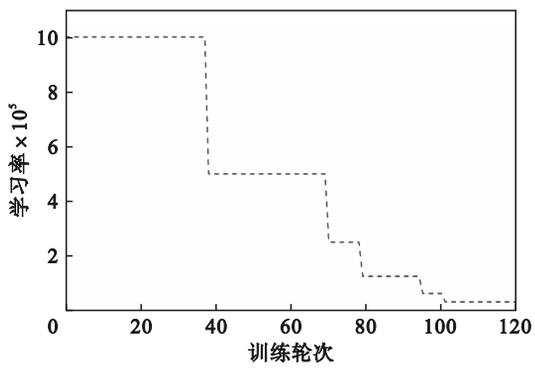


图3 学习率变化图

Fig. 3 Learning rate variation chart

不同于StepLR的固定步数调整与Adam的梯度依赖自适应方式,本文策略通过监控测试集损失值,当损失值连续5个训练轮次未降低时,自主降低学习率.该策略旨在避免过拟合、探索更优参数空间.

为提升模型预测精度,引入PSO算法对DNN的关键超参数(隐含层数和每层神经元数量)进行寻优:通过粒子群在解空间的迭代搜索,筛选出使模型损失函数最小化的超参数组合,以解决DNN易陷入局部最优的问题,最终构建兼顾拟合能力与泛化性能的宽厚板性能预测模型,训练流程如图4所示.DNN的网络层数与神经元数量是影响模型预测性能的核心结构参数.网络层数过少时,模型的特征提取能力有限,难以深度挖掘输入变量间的内在关联规律,易出现欠拟合;层数过多则会导致模型结构冗余,不仅增加训练难度,还可能因过度学习噪声信息引发过拟合,反而降低预测精度.神经元数量的影响与之类似:数量不足会限制模型对复杂映射关系的拟合能力,数量过多则会加剧计算负担,同时增加过拟合风险.

PSO算法的参数设置同样直接影响寻优效果[20].粒子数量决定了搜索群体的规模,数量过少时,群体多样性不足,易陷入局部最优;数量过多虽能提升搜索覆盖度,但会显著增加计算成本,降低寻优效率.最大迭代次数需兼顾寻优精度与计算代价:迭代次数不足时,算法可能尚未收敛至全局最优解;迭代次数过多则会导致冗余计算,造成资源浪费.局部学习因子(p_{best})与全局

学习因子(g_{best})分别调控粒子对自身历史最优位置和群体全局最优位置的学习权重,前者影响局部经验的利用程度,后者决定群体信息的共享效率,两者的平衡直接关系到算法的全局搜索与局部搜索能力[21-22].因此,本研究选取了这些参数和范围,如表2所示.

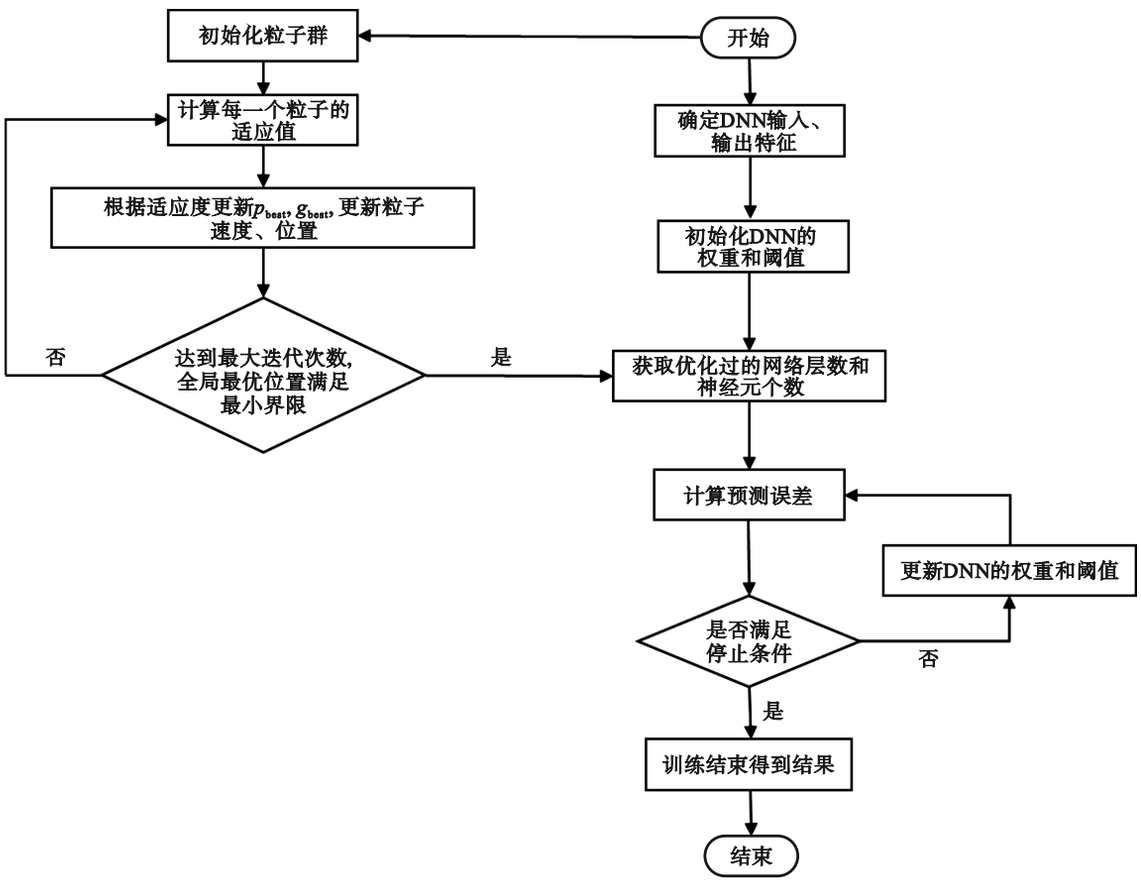


图4　PSO-DNN模型训练流程图

Fig. 4　Training flowchart of PSO-DNN model

表 2　PSO算法寻优参数范围

Table 2　Optimization parameter ranges of PSO algorithm

DNN网络层数	DNN神经元数量	PSO粒子数量	PSO迭代次数	PSO局部学习因子p_{best}	PSO全局学习因子g_{best}
1~4	32~256	5,10,15,20,25,30,35,40	10,15,20,25	0. 5,1,1. 5,2	0. 5,1,1. 5,2

将数据按8∶2的比例分为训练集和测试集,采用训练集的数据进行模型训练寻优.以模型预测值和真实值的损失值作为评价指标,在不同PSO参数下,对DNN的优化效果如图5所示,当粒子数为35时,模型的损失最小;当迭代次数到达10,模型优化效果稳定;局部学习因子和全局学习因子分别为0.5和1.5,PSO的寻优效果最好.综上,当粒子数为35,迭代次数为10,局部学习因子为0.5,全局学习因子为1.5时的寻优结果为最佳性能模型,此时模型的网络层数为3,神经元数量分别为240,182,180.

3)模型效果分析.将PSO-DNN模型与DNN模型进行对比,如图6所示,可以看出经过优化后模型在机械性能预测方面取得了明显提升,屈服强度预测和抗拉强度预测的R^2提高了3%,屈服强度的MAE降低了0.8 MPa,抗拉强度的RMSE降低了0.87 MPa.

因此,PSO对模型性能指标有明显的提升作用,能够有效改善深度学习模型的预测精度和稳定性,从而显著增强模型在性能预测任务中的适用性.

4)基于GWO的影响因子求解.2014年,澳大利亚学者Mirjalili等[23]提出了灰狼优化(grey wolf optimizer,GWO)算法,这是一种群智能优化算法.其灵感来源于灰狼的捕食行为,通过模拟狼群的群体狩猎策略构建而成.灰狼具有群居特

性,群体内存在严格的社会等级结构:处于最高层级的是α狼,作为群体的领导者,承担着制定各项重要决策的职责,对应算法中的最优解;β狼处于第二层级,主要协助α狼进行决策与群体管理,代表次优解;δ狼位于第三层级,需服从α狼和β狼的指令,负责放哨、看护等事务;ω狼处于最底层,无决策权力,作用是维持种群内部的关系平衡,对应其余候选解.目前,灰狼算法在调度优化等多个领域得到了广泛应用[24-25].所建立的PSO-DNN模型可构建合金成分-轧制工艺-机械性能的非线性映射关系:首先,输入合金成分,以DNN的预测输出(屈服强度、抗拉强度)为优化目标,通过GWO算法找出宽厚板的机械性能满足生产标准时的最优轧制工艺参数前馈量,优化过程如图7a所示.GWO算法优化500条样本的屈服强度和抗拉强度如图7b,7c所示,可以看出,算法优化后的屈服强度和抗拉强度处于机械性能要求的区间内,并且分布更加集中,保留终轧温度前馈优化量用于后续计算.

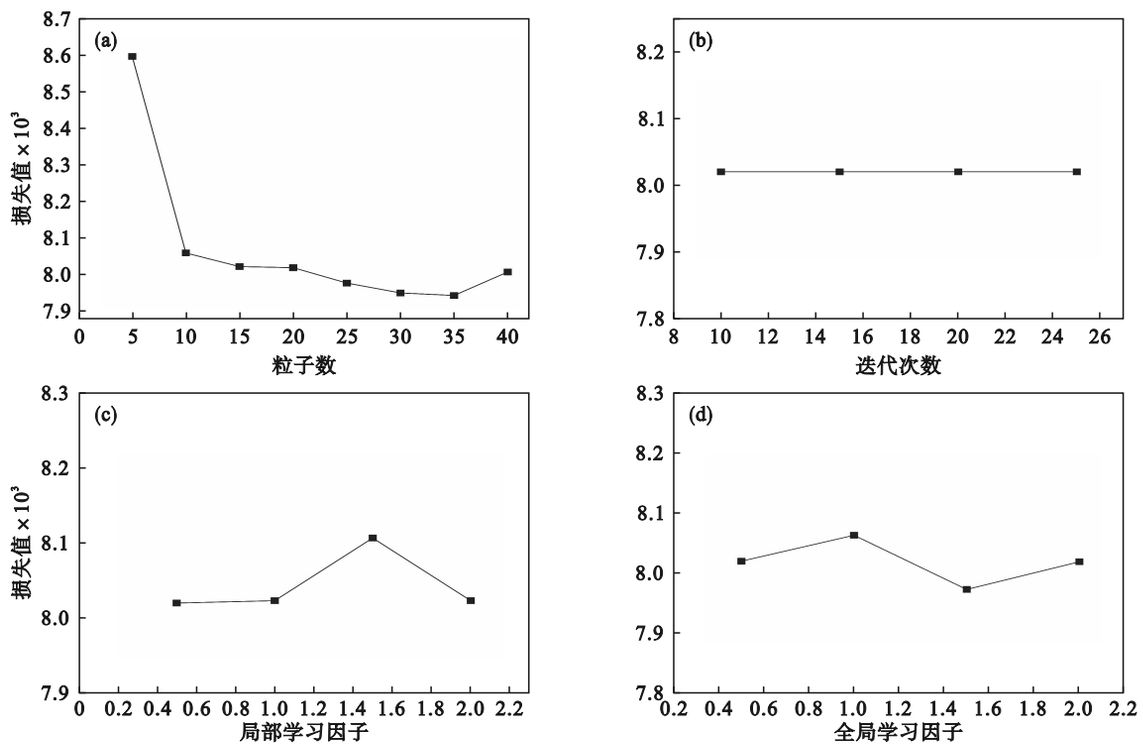


图5 不同PSO参数的优化对比

Fig. 5 Optimization comparison of different PSO parameters

(a)—粒子数;(b)—迭代次数;(c)—局部学习因子;(d)—全局学习因子.

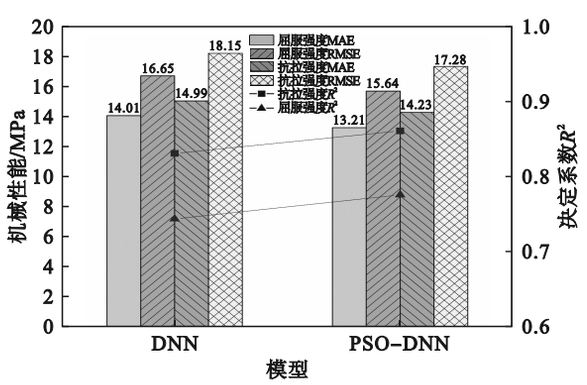


图6 模型指标对比

Fig. 6 Comparison of model indicators

为定量评估各合金元素对终轧温度前馈补偿的影响,基于优化得到的前馈量对成分敏感性进行求解.根据式(5),对前馈优化量分别对各合金成分求偏导,可建立其与成分变化之间的理论关系式,用于表征不同元素对前馈补偿的贡献程度.

$$\partial\Delta a_{j,\mathrm{tar}}=\frac{a_{j\mathrm{H}}-a_{j\mathrm{L}}}{x_{i\mathrm{H}}-x_{i\mathrm{L}}}\cdot\sum_{i=1}^{k}(\beta_i\cdot\partial x_{i,\mathrm{act}}). \tag{15}$$

以碳元素为例,在控制其他成分变化量为零的条件下,可由式(15)进一步推导得到式(16).此时,方程右端除碳元素影响因子之外的相关量均为已知常数,因此能够直接求取碳元素的定量影响.对于其他合金成分,其影响因子的求解过程一致,即通过依次固定其余变量,并对前馈量求偏导即可获得对应结果.

$$\frac{\partial\Delta t}{\partial w_{\mathrm{C,act}}}=\frac{t_{\mathrm{H}}-t_{\mathrm{L}}}{w_{\mathrm{C,H}}-w_{\mathrm{C,L}}}\cdot\beta_{\mathrm{C}}. \tag{16}$$

式中:Δt为终轧温度前馈量,℃;t_{H},t_{L}分别为终轧

温度的上限值和下限值,℃;β_C为碳元素对终轧温度的影响因子;$w_{C,act}$为碳元素的实际质量分数,%;$w_{C,H}$,$w_{C,L}$分别为碳元素质量分数的上限值和下限值,%.

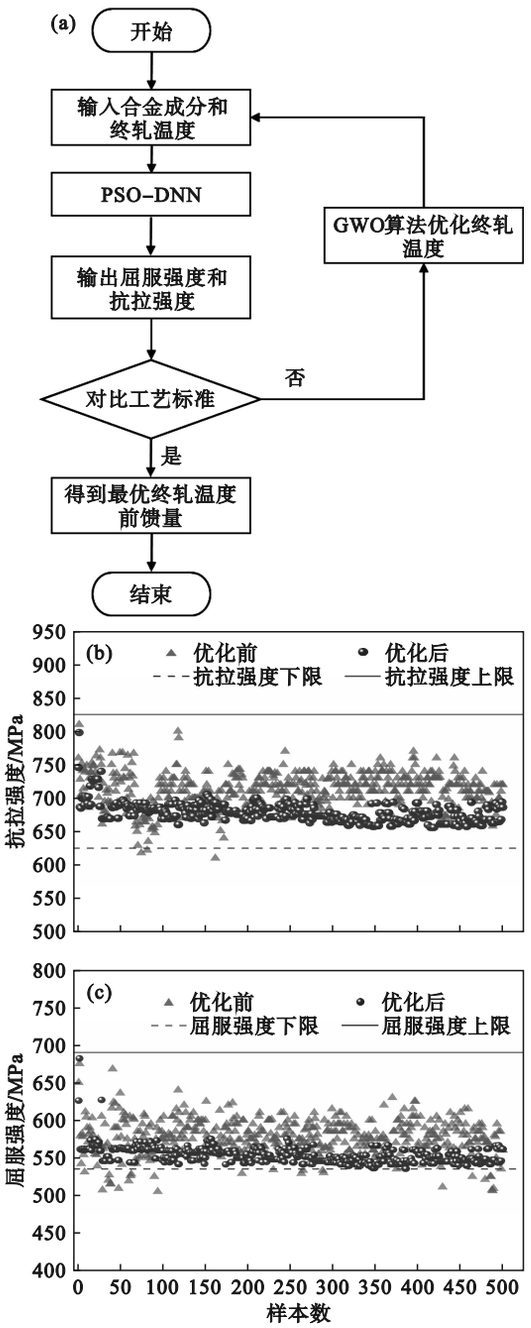


图7　GWO算法优化流程和优化结果

Fig. 7　GWO algorithm optimization process and optimization results

(a)—GWO算法优化流程;(b)—抗拉强度;(c)—屈服强度.

基于GWO算法对终轧温度优化得到了前馈补偿量,分析前馈量随化学成分变化的关联规律,并绘制拟合曲线以表征该关系,其中曲线的斜率用于表征合金元素对终轧温度的影响因子.以C,Si,Mn为例,如图8所示,曲线的斜率由一个常数项和影响因子的乘积构成,将该影响因子参数纳入前馈控制量的计算模型,从而提升策略对成分变化的适应性.

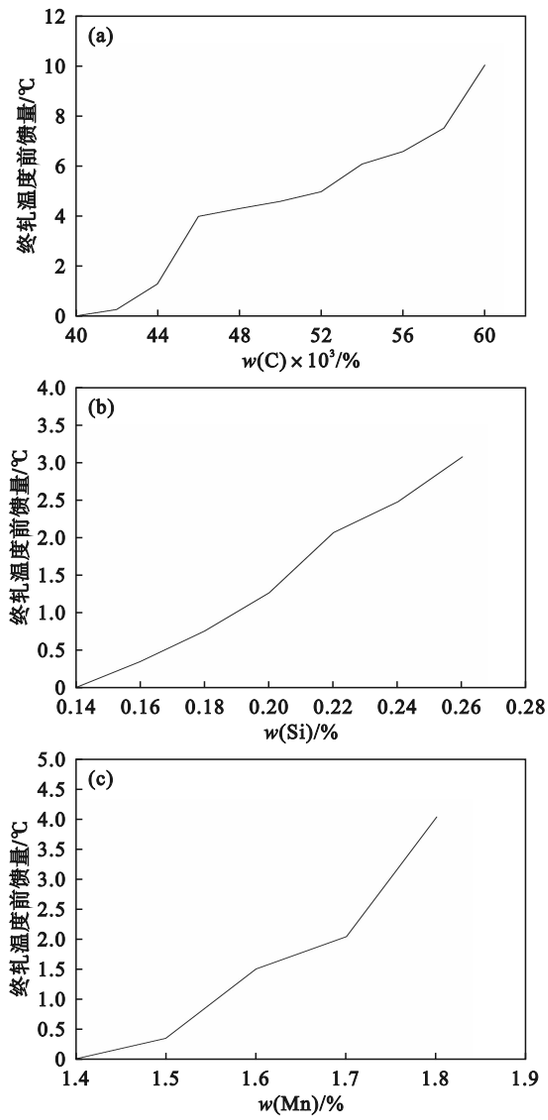


图8　终轧温度前馈量随合金成分变化

Fig. 8　Variation of feedforward amount of final rolling temperature with alloy composition

(a)—碳元素;(b)—硅元素;(c)—锰元素.

2　应用情况

在国内某宽厚板生产线进行应用,该产线配备基础自动化系统、过程控制系统、制造执行系统(MES)和检化验系统,可以根据设定值进行轧制规程自动计算和自动轧钢.

实施案例选择该产线17~20 mm规格的X80管线钢,设计的主要化学成分如表3所示,设计的关键轧制工艺控制参数如表4所示.根据GB/T 21237—2007石油天然气输送管用宽厚钢板国家标准,17~

20 mm规格的X80管线钢的性能要求如表5所示.

表3 17~20 mm规格的X80管线钢主要合金成分

Table 3 Main alloy compositions of 17~20 mm thick X80 pipeline steel

达到程度	质量分数/%					
	C	Si	Mn	Mo	V	Ni
目标	0.05	0.19	1.60	0.12	—	0.20
下限	0.04	0.16	1.50	0.15	—	0.23
上限	0.06	0.24	1.65	0.10	0.01	0.18

表4 17~20 mm规格的X80管线钢关键轧制工艺控制参数

Table 4 Key rolling process control parameters for 17~20 mm thick X80 pipeline steel

达到程度	除鳞压力/MPa	开轧温度/℃	中间坯厚度/mm	二次开轧温度/℃	终轧温度/℃
目标	20	1 030	90	950	750
下限	18	980	60	920	720
上限	22	1 080	120	980	780

如图9所示,在构建融合深度学习与大数据分析的轧制前馈控制策略时,整个流程可分为离线阶段与在线阶段两部分.离线阶段首先依据钢种对现场生产数据进行分类与整理,随后开展数据分析并利用深度学习模型识别与建模关键影响因子,为前馈控制量的计算提供依据.在线阶段则基于实时采集的生产数据,调用离线阶段得到的影响因子模型,动态计算相应的前馈补偿量,从而实现对轧制过程的实时调节.

以下是离线阶段的计算内容,通过正态分布(图10)对17~20 mm规格的X80管线钢的机械性能进行分析,实际屈服强度、抗拉强度均符合标准要求,且屈服强度与抗拉强度的相关系数为0.72,具有良好相关性,因此选取屈服强度和抗拉强度作为机械性能调整目标.

表5 17~20 mm规格的X80管线钢国家标准性能指标

Table 5 Performance indicatorson national standard of 17~20 mm thick X80 pipeline steel

达到程度	屈服强度/MPa	抗拉强度/MPa	伸长率/%	落锤撕裂试验(-15 ℃)剪切面积百分数/%	180°冷弯试验 b=2a(横向)
下限	555	625	22	90	—
上限	690	825	—	—	合格

注:b为试样宽度;a为试样厚度.

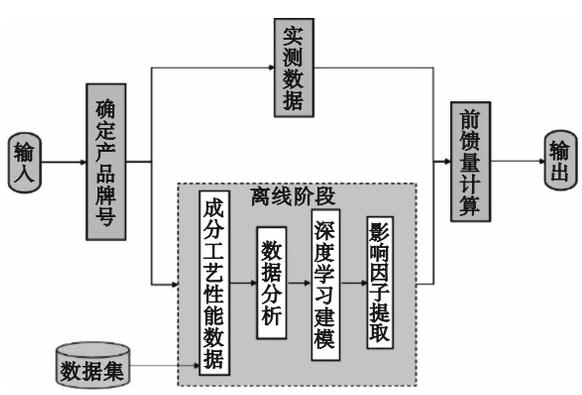


图9 前馈控制策略实施流程图

Fig. 9 Implementation flowchart of feedforward control strategy

根据策略计算化学成分(C,Si,Mn,Mo,V,Ni)分别与屈服强度和抗拉强度的相关性,相关系数如表6所示.

通过表6的相关系数计算组合相关系数,确定化学成分与机械性能的组合相关系数,如表7所示.根据表7确定3个主要影响性能波动的化学成分(C,Si,Mn).

计算轧制工艺参数(开轧温度、二次开轧温度、二次开轧厚度、终轧温度)分别与屈服强度、抗拉强度的相关性,相关系数如表8所示.

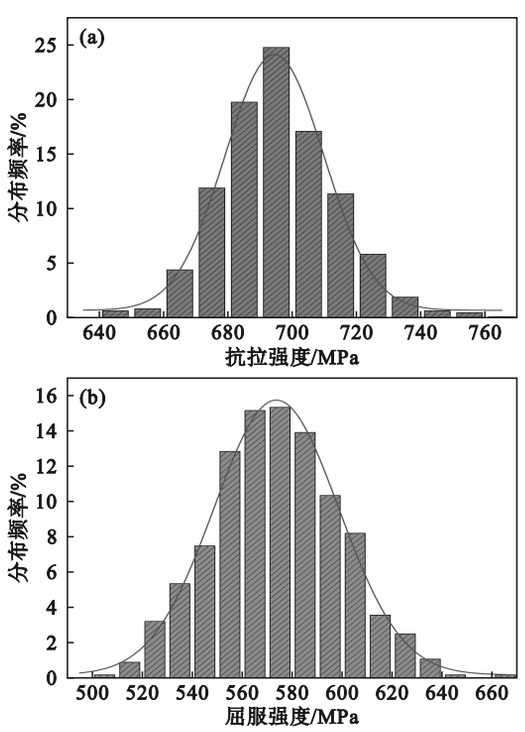


图10 17~20 mm规格的X80管线钢的机械性能正态分布

Fig. 10 Normal distribution of mechanical properties for 17~20 mm thick X80 pipeline steel

(a)—抗拉强度;(b)—屈服强度.

通过表8的相关系数计算组合相关系数,确定轧制工艺参数与机械性能的组合相关系数如表9

所示.根据表9确定1个主要影响性能波动的轧制工艺参数(即终轧温度);钢板号为B5352005000, B5449057000, B5501236000 和 B5501435000 的主要化学成分如表10所示.

表6　化学成分与屈服强度、抗拉强度的相关系数

Table 6　Correlation coefficients of chemical composition with yield strength and tensile strength

机械性能	相关系数					
	r_1(C)	r_2(Si)	r_3(Mn)	r_4(Mo)	r_5(V)	r_6(Ni)
屈服强度(y_1)	0. 126	0. 080	0. 199	0. 054	0. 081	0. 025
抗拉强度(y_2)	0. 218	0. 172	0. 223	0. 076	0. 020	0. 023

表7　化学成分与机械性能的组合相关系数

Table 7　Combined correlation coefficients of chemical composition with mechanical properties

c_1(C)	c_2(Si)	c_3(Mn)	c_4(Mo)	c_5(V)	c_6(Ni)
0. 344	0. 252	0. 422	0. 130	0. 101	0. 048

表8　轧制工艺参数与屈服强度、抗拉强度的相关系数

Table 8　Correlation coefficients of rolling process parameters with yield strength and tensile strength

机械性能	相关系数			
	λ_1(开轧温度)	λ_2(二次开轧温度)	λ_3(二次开轧厚度)	λ_4(终轧温度)
屈服强度(y_1)	0. 102	−0. 101	0. 034	0. 332
抗拉强度(y_2)	−0. 033	−0. 046	0. 021	0. 191

表9　轧制工艺参数与机械性能组合相关系数

Table 9　Combined correlation coefficients of rolling process parameters with mechanical properties

d_1(开轧温度)	d_2(二次开轧温度)	d_3(二次开轧厚度)	d_4(终轧温度)
0. 135	0. 147	0. 055	0. 523

表10　4块钢板的主要化学成分

Table 10　Main chemical compositions of four steel plates

钢板号	质量分数/%		
	C	Si	Mn
B5352005000	0. 047	0. 17	1. 57
B5449057000	0. 054	0. 197	1. 58
B5501236000	0. 050	0. 218	1. 55
B5501435000	0. 053	0. 193	1. 60

根据前文所得到的合金成分影响因子,计算的终轧温度前馈优化量和优化后的终轧温度目标值如表11所示.

根据优化后的终轧温度目标值进行轧制,4块钢板的性能如表12所示,屈服强度标准差为9.18 MPa,抗拉强度标准差为10.53 MPa.统计分析,通过采用该前馈控制方法,17~20 mm规格的X80管线钢的异板性能更加稳定.

表11　终轧温度前馈优化量和终轧温度目标值

Table 11　Feedforward optimization amount and target value of final rolling temperature

钢板号	前馈优化量 Δt/℃	优化后的终轧温度 t/℃
B5352005000	−4. 88	751. 12
B5449057000	2. 16	760. 16
B5501236000	4. 13	752. 13
B5501435000	2. 12	747. 12

表12　轧后4块钢板的实际性能

Table 12　Actual properties of four steel plates after rolling

钢板号	屈服强度/MPa	抗拉强度/MPa	伸长率/%	落锤撕裂试验(−15 ℃)剪切面积百分数/%	180°冷弯试验 b=2a(横向)
B5352005000	562. 45	688. 78	26. 0	95	合格
B5449057000	593. 23	667. 09	24. 5	100	合格
B5501236000	578. 76	693. 64	27. 5	100	合格
B5501435000	584. 71	698. 28	25. 0	95	合格

3　结　　论

1) 本文提出了基于GWO−PSO−DNN融合算法与大数据分析的宽厚板机械性能前馈控制策略:通过大数据分析精准捕捉合金成分与机械性能、轧制工艺参数与机械性能之间的关联关系(如碳含量与屈服强度的正相关性、终轧温度与

抗拉强度的关联),进一步结合GWO-PSO-DNN算法优化轧制工艺前馈量,最终实现宽厚板工艺的在线实时前馈控制.实验结果表明,应用该策略的管线钢异板的屈服强度标准差为9.18 MPa,抗拉强度标准差为10.53 MPa.

2)依托PSO-DNN构建的合金成分-轧制工艺参数-机械性能非线性映射模型,通过对模型前馈优化量求偏导求解各化学成分的影响因子变化规律,将模型复杂的非线性关联转化为"成分变化量与对应影响因子乘积"的可解释量化关系,为前馈控制策略中"成分波动-工艺补偿"的精准匹配提供核心技术支撑,提升成分波动下的工艺调整精度.

参考文献:

[1] 王国栋. 高质量中厚板生产关键共性技术研发现状和前景[J]. 轧钢, 2019, 36(1): 1-8, 30.
(Wang Guo-dong. Status and prospects of research and development of key common technologies for high-quality heavy and medium plate production [J]. *Steel Rolling*, 2019, 36(1): 1-8, 30.)

[2] 郭强. 机理和数据融合的中厚板生产能耗核算与预测方法及应用研究[D]. 北京: 北京科技大学, 2025.
(Guo Qiang. Mechanism and data fusion methods and applications for energy consumption accounting and prediction of plates mills [D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2025.)

[3] 王国栋, 张殿华, 孙杰. 建设数据驱动的钢铁材料创新基础设施加速钢铁行业的数字化转型[J]. 冶金自动化, 2023, 47(1): 2-9.
(Wang Guo-dong, Zhang Dian-hua, Sun Jie. Creating data-driven innovation infrastructure for iron and steel material to accelerate digital transformation of iron and steel industry [J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2023, 47(1): 2-9.)

[4] 王国栋. 数字钢铁白皮书[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2022.
(Wang Guo-dong. White paper on digital steel [M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2022.)

[5] Zhang H, Zhao J H, Yong X Y, et al. Genetic algorithm based approaches for medium-thick plate stress analysis feature extraction and product defect prediction [C]//2017 29th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Chongqing, 2017: 6366-6369.

[6] 张田, 张子豪, 田勇, 等. 深度学习在中厚板轧后超快速冷却系统中的研究与应用[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2019, 40(5): 635-640.
(Zhang Tian, Zhang Zi-hao, Tian Yong, et al. Research and application of deep learning method for plate ultra fast cooling [J]. *Journal of Northeastern University* (*Natural Science*), 2019, 40(5): 635-640.)

[7] Guo Q, Zhou Z M, Li J, et al. Mechanism-and data-driven algorithms of electrical energy consumption accounting and prediction for medium and heavy plate rolling [J]. *Electronic Research Archive*, 2025, 33(1): 381-408.

[8] Wang X L, Ai Y B, Zhang W D, et al. Predicting the medium-temperature thermal stability of impact-strengthened medium-thick plate aluminum alloy using a back propagation artificial neural network [J]. *Heliyon*, 2023, 9(12): 23018.

[9] Xiu X C, Miao Z H. Robust sparse canonical correlation analysis: new formulation and application to fault detection [J]. *IEEE Sensors Letters*, 2022, 6(8): 7002804.

[10] Wang Y J, Wang J D, Cao M, et al. Prediction method of wind farm power generation capacity based on feature clustering and correlation analysis [J]. *Electric Power Systems Research*, 2022, 212: 108634.

[11] Yuan X F, Wang Y C, Wang C, et al. Variable correlation analysis-based convolutional neural network for far topological feature extraction and industrial predictive modeling [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 3001110.

[12] Shewhart W A. Economic quality control of manufactured product [J]. *Bell System Technical Journal*, 1930, 9(2): 364-389.

[13] Shantal M, Othman Z, Bakar A A. A novel approach for data feature weighting using correlation coefficients and min-max normalization [J]. *Symmetry*, 2023, 15(12): 2185.

[14] Kassam S. The mean-absolute-error criterion for quantization [C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Hartford, 2003: 632-635.

[15] Rodríguez S A, Salmerón G R, García C. The coefficient of determination in the ridge regression [J]. *Communications in Statistics—Simulation and Computation*, 2022, 51(1): 201-219.

[16] Yuan S C. Review of root-mean-square error calculation methods for large deployable mesh reflectors [J]. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2022, 2022(1): 5352146.

[17] Akher F B, Shu Y N, Varga Z, et al. Parametrically managed activation function for fitting a neural network potential with physical behavior enforced by a low-dimensional potential [J]. *The Journal of Physical Chemistry A*, 2023, 127(24): 5287-5297.

[18] Shen S L, Zhang N, Zhou A N, et al. Enhancement of neural networks with an alternative activation function tanhLU [J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 199: 117181.

[19] Kou Y W, Chen Z X, Gu Q Q. Implicit bias of gradient descent for two-layer ReLU and leaky ReLU networks on nearly-orthogonal data [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2023, 36: 30167-30221.

[20] Li Y, Wang J S, Wang H R, et al. Optimization of tandem cold rolling schedule based on collaborative optimized PSO [C]//International Conference on Information Computing and Applications. Berlin: Springer, 2012: 399-407.

[21] 蒋启龙, 许健. 改进PSO-PH-RRT*算法在智能车路径规划中的应用[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2025, 46(3): 12-19.
(Jiang Qi-long, Xu Jian. Application of improved PSO-PH-RRT* algorithm in intelligent vehicle path planning [J]. *Journal of Northeastern University* (*Natural Science*), 2025, 46(3): 12-19.)

(下转第129页)