doi:10.12068/j.issn.1005-3026.2026.20250138

无取向硅钢热连轧过程变形抗力模型与预测方法研究

王奎越[1,2]，赵超群[2]，孙 杰[1]，曹光明[1]
（1.东北大学 数字钢铁全国重点实验室，辽宁 沈阳 110819；2.鞍钢集团北京研究院有限公司，北京 102211）

摘 要：针对传统变形抗力模型难以准确描述动态轧制条件下温度、真应变及应变速率等多因素耦合作用的问题，开展无取向硅钢热连轧变形抗力的建模与预测方法研究．基于热连轧变形区的楔形变形特征及工艺参数的动态演化规律，建立了综合考虑关键影响因素的变形抗力机理模型．在此基础上，引入遗传算法优化反向传播（GA-BP）神经网络模型，对变形抗力进行了预测分析．利用Gleeble热压缩实验数据对模型进行训练与验证，结果表明，该模型具有较高预测精度和良好泛化能力，可为热连轧工艺优化提供理论依据．

关 键 词：无取向硅钢；热连轧；变形抗力；机理模型；GA-BP神经网络
中图分类号：TG 335.11 **文献标志码：**A **文章编号：**1005-3026（2026）06-0090-07

Research on Deformation Resistance Models and Prediction Methods for Non-oriented Silicon Steel During Hot Strip Rolling Process

WANG Kui-yue[1,2], *ZHAO Chao-qun*[2], *SUN Jie*[1], *CAO Guang-ming*[1]
（1. State Key Laboratory of Digital Steel, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. Ansteel Group Beijing Research Institute Co., Ltd., Beijing 102211, China. Corresponding author: SUN Jie, E-mail: sunjie@mail.neu.edu.cn）

Abstract: To address the problem that traditional deformation resistance models are difficult to accurately describe the coupled effects of multiple factors such as temperature, true strain, and strain rate under dynamic rolling conditions, the modeling and prediction methods for deformation resistance of non-oriented silicon steel during hot strip rolling were investigated. Based on the wedge deformation characteristics and the dynamic evolution laws of process parameters in the hot strip rolling deformation zone, a mechanism model of deformation resistance comprehensively considering key influencing factors was established. On this basis, a genetic algorithm optimized backpropagation (GA-BP) neural network model was introduced, and the deformation resistance was predicted and analyzed. The model was trained and validated using Gleeble hot compression experimental data. The results indicate that the model has high prediction accuracy and good generalization ability, which provides a theoretical basis for the optimization of the hot strip rolling process.

Key words: non-oriented silicon steel; hot strip rolling; deformation resistance; mechanism model; GA-BP neural network

无取向硅钢作为电力、家电等领域的核心软磁材料，其热轧工艺的稳定性直接决定产品尺寸精度、板形质量与成材率．变形抗力是金属热加工过程中表征材料抵抗塑性变形能力的核心参数，其精准描述直接决定轧制力计算、轧制负荷分配及工艺规程制定的合理性．对无取向硅钢这

收稿日期：2025-11-25
基金项目：国家自然科学基金资助项目（U25A20470）．
作者简介：王奎越（1982—），男，辽宁鞍山人，东北大学博士研究生．
通信作者：孙 杰，E-mail：sunjie@mail.neu.edu.cn．

类兼具软磁特性与相变敏感性的材料而言，更是保障产品尺寸精度与磁性能的关键.在目前我国无取向硅钢生产过程中存在的诸多技术痛点中，翘头、边部开裂及尺寸超差等直接影响产品质量的关键问题，均与热轧变形抗力模型的构建及参数优化存在紧密关联.

现有研究从实验表征与机理分析层面对无取向硅钢热变形行为开展了较为系统的探索.例如，Zhong等[1]通过系统研究再结晶退火对高牌号无取向硅钢的影响，发现退火时间通过调控位错密度与晶粒生长，显著影响材料的力学性能与磁性能.Xu等[2]以Fe−3.0% Si无取向硅钢热轧带为研究对象，开展低温正火实验，系统揭示了正火工艺对材料组织、织构及力学性能的影响规律；Hu等[3]以2.4% Si无取向硅钢为研究对象，采用EBSD实验表征与蒙特卡罗波茨模型模拟相结合的方法，探究退火工艺对织构演变的影响规律.

随着工业智能化的发展，数据驱动型智能计算技术凭借卓越的非线性映射效能与自适应学习能力，在应对多因素耦合、不确定性突出的复杂工业场景中具有独特优势.曹建国等[4]针对电工钢自由规程轧制的板形控制瓶颈，提出非对称自补偿轧制（asymmetric self-compensation rolling，ASR）机制、数据−机理融合控制方法及全板形融合π模型，同步解决不均匀变形与轧辊磨损问题；Song等[5]通过热压缩实验结合粒子群优化深度神经网络（PSO−DNN）方法，建立含相变的无取向硅钢高温本构关系，其预测精度优于改进的Arrhenius模型，为多相区变形抗力的精准描述提供了智能算法支撑；黄望芽等[6]基于Hall−Petch方程与Stacking集成策略，构建无取向硅钢力学性能预报模型，实现高精度实时预测，为多相区变形抗力的在线监测提供了数据驱动支撑.

基于此，本文针对无取向硅钢热连轧的工艺特点，首先建立基于轧制变形区动态特性的变形抗力机理模型，再通过遗传算法优化反向传播（GA−BP）神经网络优化模型参数，实现变形抗力的精准预测，为实际生产提供理论与技术支持.

1　实验方案

选取无取向硅钢35W440作为研究对象，首先，将实验用无取向硅钢材料加工制备为ϕ8 mm×12 mm的标准热模拟压缩试样，随后在Gleeble热模拟试验机上开展热模拟压缩实验.具体工艺如下：试样以10 ℃/s的升温速率加热至1 200 ℃，并保温180 s；随后以5 ℃/s的冷却速率降至预设变形温度，保温30 s以确保材料内部温度均匀，之后分别在900，950，1 000，1 050，1 100和1 150 ℃下进行压缩变形，应变速率选取0.05，0.1，1，5和10 s^{-1}，变形后立即水冷.压缩前在试样两端垫上钽片，并在试样两端涂上润滑剂，以减小试样在压缩过程中与压头之间的摩擦.实验获得的35W440无取向硅钢在不同变形条件下的真应力−应变曲线如图1所示.

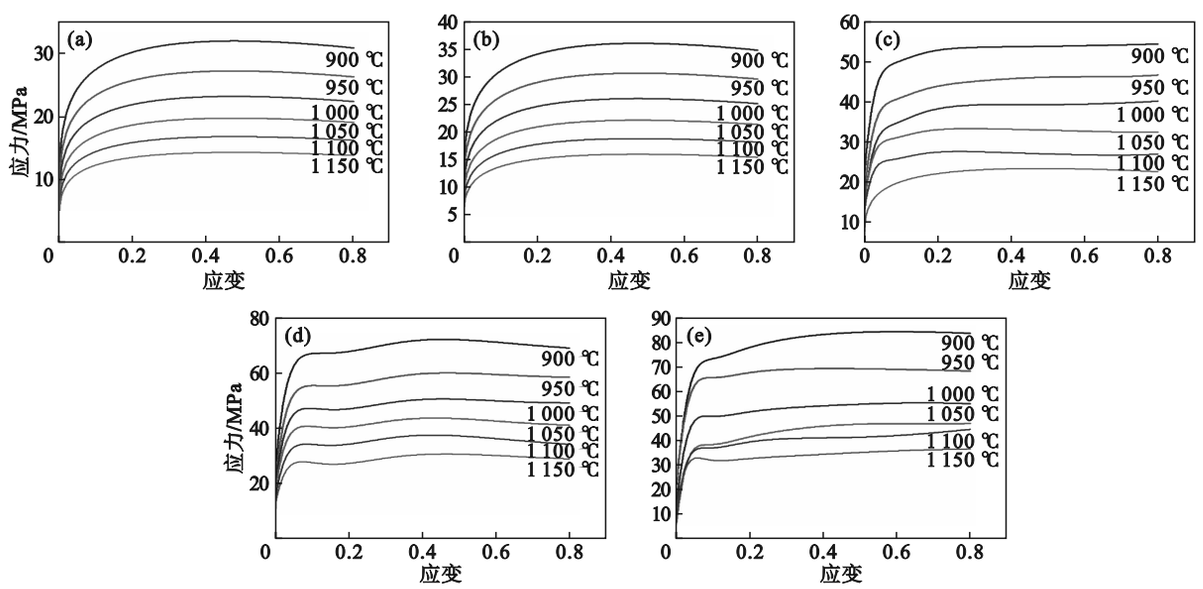


图1　35W440无取向硅钢在不同变形条件下的真应力−真应变曲线

Fig. 1　True stress vs. true strain curves of 35W440 non-oriented silicon steel under different deformation conditions

(a)—0.05 s^{-1}; (b)—0.1 s^{-1}; (c)—1 s^{-1}; (d)—5 s^{-1}; (e)—10 s^{-1}.

2 变形抗力模型的建立

2.1 轧制变形区几何表征

轧件在轧制变形区的变形情况示意图(图2)的$ABOC$区域内,由于上、下工作辊间辊缝的作用,轧件厚度呈现由厚到薄的变化形态,因此每处的应变、应变速率以及由塑性变形功转化的热能也是不同的,这就导致轧制变形区每处的变形抗力是动态变化的,而不是一个固定值.为准确表示无取向硅钢轧制过程中的变形抗力,综合考虑轧制变形区的应变、应变速率以及塑性变形功等因素对变形抗力的影响,建立无取向硅钢轧制过程中的变形抗力模型,轧制变形区变形情况如图2所示.

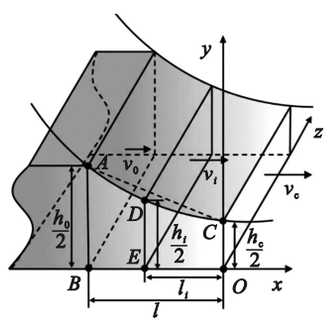


图2 轧件在轧制变形区的变形情况示意图

Fig. 2 Schematic diagram of rolled piece deformation in rolling deformation zone

图2中,各点坐标表示如下:$O(0,0)$, $A\left(-l, \frac{h_0}{2}\right)$, $B(-l,0)$, $C\left(0, \frac{h_c}{2}\right)$, $D\left(-l_i, \frac{h_i}{2}\right)$, $E(-l_i,0)$. 其中,l为轧制变形区接触弧水平投影长度,可近似为$\sqrt{R\Delta h}$,其中R为轧辊半径,Δh为绝对压下量;h_0为轧件入口厚度;h_c为轧件出口厚度;h_i为变形区内距坐标原点水平距离l_i位置处轧件的瞬时厚度;l_i为轧制变形区任意位置处与y轴之间的距离;v_0为轧件入口速度;v_c为轧件出口速度;v_i为变形区内l_i位置对应的轧件流动速度.

需要注意的是,热压缩实验中试件在垂直方向发生均匀变形,而轧制过程中,由于轧制变形区轧辊与轧件呈曲线接触状态,考虑轧制变形区楔状变形特点,采用以弦代弧的方式对其进行表征计算,根据点A与点C可求出AC的函数表达式,即

$$y=h(x)=-\frac{h_0-h_c}{\sqrt{R\Delta h}}x+\frac{h_c}{2}. \tag{1}$$

式中,$h(x)$为变形区内水平坐标x处的瞬时厚度.

2.2 真应变模型

首先,对于应变,变形区内固定坐标x处轧件厚度方向上的应变表达式为

$$\varepsilon(x)=\frac{h_0-2h(x)}{h_0}. \tag{2}$$

就应变速率而言,轧制过程中轧件材料质点沿变形区持续运动,需采用物质导数描述质点变形演化规律。取任意材料质点,质点随轧制进程向前运动,其空间坐标随时间发生变化,记位置关于时间的函数为$x=x(t)$,则该质点瞬时厚度为复合函数$h(x(t))$.该质点厚度方向上应变随时间的演化关系为

$$\varepsilon(x(t))=\frac{h_0-2h(x(t))}{h_0}. \tag{3}$$

在变形区内,定义坐标x为自轧件入口沿变形区长度方向的距离,取值范围$0\leqslant x\leqslant L$.基于线性厚度简化假设,变形区内厚度$h(x)$为

$$h(x)=h_0-\frac{\Delta h}{L}x. \tag{4}$$

式中,L为变形区长度.

根据轧制体积不变守恒条件,变形区内任意固定位置x处的轧件水平流动速度场$v(x)$为

$$v(x)=\frac{h_0v_0}{h(x)}. \tag{5}$$

变形区内固定坐标x处厚度方向真应变ε定义为

$$\varepsilon=\ln\left(\frac{h_0}{h(x)}\right). \tag{6}$$

2.3 应变速率动态模型

应变速率$\dot{\varepsilon}$是运动质点真应变随时间的变化速率,即$\dot{\varepsilon}=\frac{\mathrm{d}\varepsilon}{\mathrm{d}t}$.对于随时间运动的材料质点,有

$$\dot{\varepsilon}=\frac{\mathrm{d}\varepsilon}{\mathrm{d}t}=\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}\left[\ln\left(\frac{h_0}{h(x(t))}\right)\right]=-\frac{1}{h(x(t))}\frac{\mathrm{d}h(x(t))}{\mathrm{d}t}. \tag{7}$$

其中,$\frac{\mathrm{d}h(x(t))}{\mathrm{d}t}$是单个材料质点运动过程中的瞬时厚度变化率.厚度$h$为空间坐标$x$的函数,结合前文质点运动关系$x=x(t)$,依据多元复合函数链式求导法则得

$$\frac{\mathrm{d}h(x(t))}{\mathrm{d}t}=\frac{\mathrm{d}h(x)}{\mathrm{d}x}\frac{\mathrm{d}x(t)}{\mathrm{d}t}=\frac{\mathrm{d}h(x)}{\mathrm{d}x}v(x). \tag{8}$$

将式(8)代入式(7)得

$$\dot{\varepsilon}=-\frac{1}{h(x)}\frac{\mathrm{d}h}{\mathrm{d}x}v(x). \tag{9}$$

由厚度线性变化,有$\frac{\mathrm{d}h}{\mathrm{d}t}=-\frac{\Delta h}{L}$,代入式(9)得

$$\dot{\varepsilon}(x)=-\frac{1}{h(x)}\left(-\frac{\Delta h}{L}\right)v(x)=\frac{\Delta h}{L}\frac{v(x)}{h(x)}. \tag{10}$$

将$v(x)=\frac{h_0v_0}{h(x)}$代入式(10)，得到应变速率模型：

$$\dot{\varepsilon}(x)=\frac{\Delta h}{L}\frac{h_0v_0}{h(x)^2}. \tag{11}$$

其中，$h(x)=h_0-\frac{\Delta h}{L}x$.

2.4　温度动态模型

考虑塑性变形生热、接触传热与对流换热，任意位置x处的温度模型公式为

$$T(x)=T_0+\frac{\beta\sigma}{\rho c_p}\ln\left(\frac{h_0}{h(x)}\right)-\frac{2(\alpha_c+\alpha_a)(T_0-T_m)}{\rho c_p v_0 h_0}x. \tag{12}$$

式中：$T(x)$为位置x处的温度；T_0为入口基准温度；β为变形功转热系数(0.90~0.95)；σ为平均流动应力；ρ为材料密度；c_p为定压比热容；α_c为接触传热系数；α_a为对流换热系数；$T_m=\frac{\alpha_cT_r+\alpha_aT_a}{\alpha_c+\alpha_a}$为等效环境温度，其中$T_r$为轧辊表面温度，$T_a$为环境空气温度.

第一项T_0为入口基准温度，第二项$\frac{\beta\sigma}{\rho c_p}\ln\left(\frac{h_0}{h(x)}\right)$为塑性变形导致的温升，第三项$\frac{2(\alpha_c+\alpha_a)(T_0-T_m)}{\rho c_p v_0 h_0}x$为热传导导致的温降.

2.5　变形抗力模型

综合上述影响因素与动态参数，构建变形抗力模型如式(13)所示.

$$\sigma=\sigma_0\exp(a_1T+a_2)\left(\frac{\dot{\varepsilon}}{10}\right)^{a_3T+a_4}\times\left[a_6\left(\frac{\varepsilon}{0.4}\right)^{a_5}-(a_6-1)\left(\frac{\varepsilon}{0.4}\right)\right]. \tag{13}$$

式中：σ为变形抗力模拟值；σ_0为变形抗力计算基准值；T为归一化热力学温度，可表示为$T=\frac{(\theta+273)}{1\,000}$，其中$\theta$为实际温度(℃)；$a_1\sim a_6$为变形抗力模型回归系数.

首先，选取应变速率为10 s^{-1}，真应变为0.4，不同温度下的应力点进行线性回归；然后，选取应变速率为10 s^{-1}，温度为1 000 ℃，不同真应变下的应力点进行线性回归；最后，选取应变速率为1 s^{-1}，真应变为0.4，不同温度下的应力点进行线性回归.通过上述方法，对35W440无取向硅钢的变形抗力曲线进行回归得到无取向硅钢变形抗力模型为

$$\sigma=54.569\exp(-3.476\,4T+4.479\,7)\times\left(\frac{\dot{\varepsilon}}{10}\right)^{-0.048\,97T+0.232\,5}\times\left[1.217\,6\left(\frac{\varepsilon}{0.4}\right)^{0.204\,9}-0.217\,6\left(\frac{\varepsilon}{0.4}\right)\right]. \tag{14}$$

3　物理-智能融合计算模型构建

3.1　反向传播神经网络

反向传播(back propagation，BP)神经网络是一种受生物神经系统运行机制启发而构建的典型人工神经网络结构.BP神经网络通常包含输入层、隐含层以及输出层，其学习过程包含信号的前向传递与误差的反向传播2个核心步骤，通过不断调整网络参数以拟合已知样本的输入-输出关系，从而建立起可用于新样本预测的模型.

本文所构建的BP神经网络输入参数为轧制温度T、真应变ε、应变速率$\dot{\varepsilon}$，输出参数为变形抗力σ，故输入层节点数设为3，输出层节点数设为1.神经网络的结构是通过使用该数据集计算隐含层数量及其内部节点数量来确定的，隐含层节点数通常基于以往的设计经验或反复调整来确定，可参考公式(15)[7].BP神经网络结构如图3所示.

$$p=\sqrt{n+k}+a. \tag{15}$$

式中：p为隐含层节点数；n为输入层节点数，$n=3$；k为输出层节点数，$k=1$；a为[1,10]区间的常数.

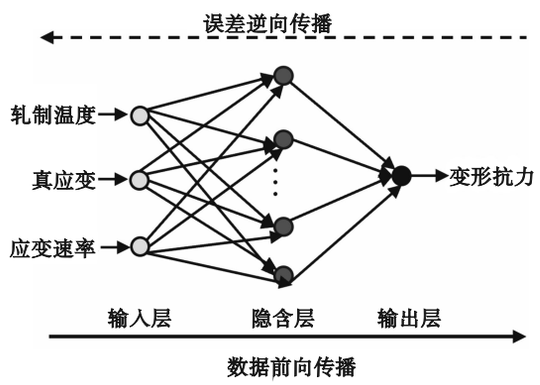


图3　BP神经网络架构图

Fig. 3　BP neural network architecture diagram

3.2　基于遗传算法的反向神经网络

遗传算法(genetic algorithm，GA)是一种模拟生物进化过程的搜索算法，通过在种群中选择出最优个体进行交叉、变异产生优秀的下一代种群，并通过连续筛选，进一步得到全局最优解[8].它的主要特点是基于种群的进化、适者生存、定向随机性和独立于梯度信息.它由5个过程组成：编码、选择、交叉、变异和解码操作[9-10].

尽管BP神经网络具有强大的非线性分析能力，但常面临局部误差最小化与收敛缓慢等问

题,导致预测精度下降.遗传算法作为模拟生物遗传进化机制的自适应并行优化算法,具备全局搜索能力、高并行性和强泛化能力等优势,采用遗传算法优化BP神经网络的融合策略,能够显著提升模型性能,使其在处理复杂非线性问题时表现出更强的适应能力与稳定性[11].

3.3 模型训练

实验数据由热模拟压缩实验获得,变形温度为900,950,1 000,1 050,1 100和1 150 ℃,应变速率为0.05,0.1,1,5和10 s^{-1}.在每一个由特定温度和应变速率组合定义的实验条件下,尽量保证真应变等间隔提取30个独立数据点,以此确保数据在应变维度上的代表性及构建模型的丰富性.基于上述设计,本研究最终获得共计900组数据构成的核心基础数据集,每个数据点均完整包含了对应的真应力、真应变、变形温度及应变速率信息.

由于热变形过程中的应变速率($\dot{\varepsilon}$),温度(T)及实验所得的变形抗力值在数量级和范围上差别较大,因此,为了使神经网络优化在搜索过程中损失函数收敛至全局最小值,规避量纲差异对输入层神经元激活函数的非线性干扰,需对模型输入特征数据执行归一化预处理,使结果值映射到[0,1]区间,数学表达式如式(16)所示.经预处理的实验数据按7∶3比例划分为训练集与测试集,其中,包含630个数据点的训练集用于数据分析模型的训练过程,而独立的测试集包含270个数据点,则专门用于客观评估各训练后模型对未知变形条件的预测精度与泛化能力.

$$x'=\frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}}. \tag{16}$$

式中:x为原始数据点;$x_{\min}$为该特征所有数据点的最小值;$x_{\max}$为该特征所有数据点的最大值;x'为归一化后的数据点.

取上述的3个特征参数作为输入特征,1个变形抗力值作为输出结果,建立含有1个隐含层的BP神经网络模型,通过试错法分别遍历测试神经元数量为3~12、学习速率为0.01~0.06的隐含层,筛选出均方根误差达到最小值时对应的隐含层神经元数量与学习速率.训练目标误差阈值设置为10^{-4},最大训练次数设置为1 000,激活函数采用ReLU函数,优化算法选用Adam算法.基于上述所建立的BP神经网络模型,引入遗传算法优化BP神经网络的初始权重与阈值以获取全局最优区域,随后基于这些最优参数持续训练BP神经网络直至完成训练过程,同时持续搜索对应最优适应度的参数组合[12].

为了更具体地表述模型的预测效果,选择常用的预测模型评价指标:准确率(A_{cc})、决定系数(R^2)、均方根误差(root mean squared error,RMSE)和平均绝对误差(mean absolute error,MAE),计算公式见式(17)~式(20).准确率A_{cc}值越接近100%,模型的预测准确度越高;R^2数值越趋近于1,模型精度越好;RMSE和MAE值越小,模型精度越高.

$$A_{cc}=1-\frac{1}{m}\sum_{i}^{m}\left|\frac{y_i-\hat{y}_i}{y_i}\right|, \tag{17}$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{m}(y_i-\hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{m}(y_i-\bar{y})^2}, \tag{18}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(\hat{y}_i-y_i)^2}, \tag{19}$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}|y_i-\widehat{y_i}|. \tag{20}$$

式中:$\hat{y}_i$为第i个样本的预测值;y_i为第i个样本的实际值;m为样本总数.

4 模型应用与验证

为评估不同模型在无取向硅钢热变形抗力预测中的适用性,基于热模拟压缩实验数据,对机理模型、BP神经网络模型及GA-BP神经网络模型进行了对比仿真分析.由图4a可见,机理模型的预测误差在坐标平面内呈现较为分散的分布特征,多数数据点偏离零误差基准线,且部分误差超过±10%的阈值范围,表明该模型在当前工况条件下的预测精度有限,难以充分表征热变形过程中材料行为的非线性特征;由图4b可知,BP神经网络模型的误差分布较机理模型明显收敛,大部分数据点集中于零误差附近,显示出其在拟合复杂非线性关系方面的优势,整体预测性能得到明显提升.然而,仍存在少量误差较大的数据点,且部分预测结果超出±10%误差范围,说明该模型在不同样本区间内的预测稳定性仍存在一定波动,其性能在一定程度上受网络初始参数设置及训练过程收敛特性的影响;相比之下,图4c所示的GA-BP神经网络模型的预测误差高度集中于零误差基准线两侧,整体分布最为紧凑,误差离散程度显著降低,表

明该模型在预测精度与稳定性方面均优于前述两种模型.

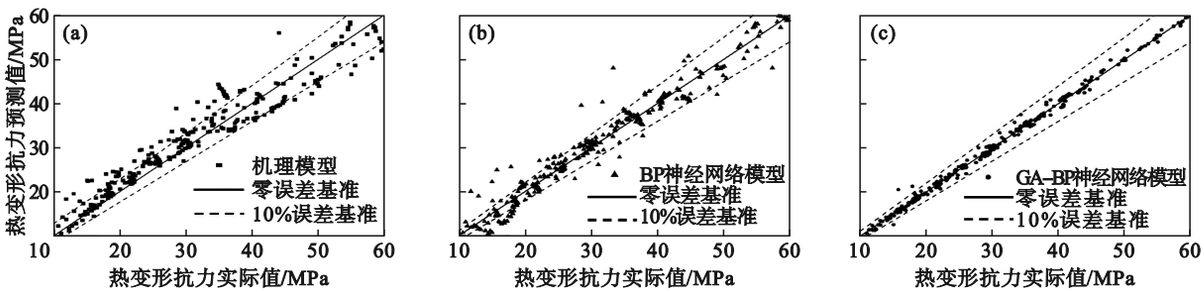


图4　不同模型对无取向硅钢热变形抗力的预测效果

Fig. 4　Prediction performance of different models for thermal deformation resistance of non-oriented silicon steel

(a)—机理模型;(b)—BP 神经网络模型;(c)—GA-BP 神经网络模型.

机理模型、BP 神经网络模型、GA-BP 神经网络模型的准确率(A_{cc})、决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)对比结果如表1所示.

表1　3种模型预测性能对比

Table 1　Comparison of prediction performance of three models

评价指标	机理模型	BP 神经网络模型	GA-BP 神经网络模型
A_{cc}/%	70. 15	84. 00	98. 46
R^2	0. 946 1	0. 981 0	0. 998 7
RMSE	3. 395 3	2. 153 1	0. 551 2
MAE	2. 609 1	1. 601 9	0. 371 6

在模型性能对比方面,基于遗传算法优化的反向传播神经网络模型(GA-BP)表现最为优异,其 A_{cc}(98.46%),R^2(0.998 7),RMSE(0.551 2),MAE(0.371 6)均为最优.从评价指标的变化趋势来看,机理模型、BP 神经网络模型、GA-BP 神经网络模型的 A_{cc} 呈显著递增态势,从 70.15% 提升至 84.00% 再到 98.46%,反映模型预测准确程度逐步提高;R^2 从 0.946 1 递增至 0.981 0 再到 0.998 7,愈发趋近于 1,说明预测值与实测值的相关性持续增强,模型拟合性能不断优化;RMSE 从 3.395 3 减小至 2.153 1 再到 0.551 2,MAE 从 2.609 1 减小至 1.601 9 再到 0.371 6,二者均呈逐渐减小趋势,说明预测值与实测值的差异逐步降低,预测精度显著提升.综上所述,从机理模型到 BP 神经网络模型再到 GA-BP 神经网络模型,模型的预测准确率、拟合相关性及预测精度均呈逐步优化趋势,GA-BP 神经网络在各项评价指标上表现最优,预测效果最为突出.

5　结　论

1) 构建了基于轧制变形区动态特性的无取向硅钢变形抗力机理模型,综合考虑轧制温度、真应变和应变速率等关键因素,较为准确地描述了热连轧过程中变形抗力的动态演化规律,弥补了传统模型对动态轧制条件适应性不足的问题.

2) 在机理模型基础上引入遗传算法优化的 BP 神经网络,对无取向硅钢热连轧过程中的变形抗力进行了预测分析.结果表明,该模型在预测准确率和误差指标上均明显优于传统机理模型和单一 BP 神经网络模型,有效提升了模型的泛化能力与稳定性.

3) 本文建立的变形抗力模型及 GA-BP 智能预测方法可为无取向硅钢热连轧过程中轧制力计算、负荷分配及工艺优化提供可靠参数支持,对缓解板形缺陷和提升生产稳定性具有工程应用价值.

参考文献:

[1] Zhong B L, Cheng Z Y, Volkova O, et al. Effect of microstructure modification on magnetic and mechanical properties of high-grade non-oriented silicon steel during annealing treatment[J]. *Journal of Materials Research and Technology*, 2023, 27:7730-7739.

[2] Xu C, Xu H J, Shu X D, et al. . Effect of normalizing treatment on microstructure and mechanical properties of non-oriented Fe-3.0% Si steel[J]. *Journal of Materials Engineering and Performance*, 2025,34(11):10184-10192.

[3] Hu Y, Miodownik M A, Randle V. Experimental and computer model investigations of microtexture evolution of non-oriented silicon steel [J]. *Materials Science and Technology*, 2008, 24 (6): 705-710.

[4] 曹建国,宋纯宁,孙磊,等.新一代高技术宽带钢轧机电工钢高精度板形控制研究进展[J].塑性工程学报,2024,31(4):131-142.
(Cao Jian-guo, Song Chun-ning, Sun Lei, et al. Research

progress on high precision profile contour and flatness control of electrical steel for new generation of high-tech wide strip rolling mills [J]. *Journal of Plasticity Engineering*, 2024, 31(4): 131−142.)

[5] Song C N, Cao J G, Xiao J, et al. High-temperature constitutive relationship involving phase transformation for non-oriented electrical steel based on PSO−DNN approach [J]. *Materials Today Communications*, 2023, 34(4): 105210.

[6] 黄望芽,康琦,黄若麟. 知识与数据融合驱动的无取向硅钢力学性能预报 Stacking 集成模型研究[J]. 电工钢, 2025,7(5):63−71.
(Huang Wang-ya, Kang Qi, Huang Ruo-lin. Knowledge-data fusion driven stacking ensemble model for mechanical property prediction of cold-rolled non-oriented electrical steel strip [J]. *Electrical Steel*, 2025, 7(5): 63−71.)

[7] Li S S, Wang S Z, Li W, et al. Rolled thickness prediction for titanium/steel-clad plates based on combined method of theoretical and neural network [J]. *Steel Research International*, 2025, 96(3): 2400602.

[8] Zhou Y T, Xia Y F, Jiang L, et al. Modeling of the hot flow behaviors for Ti−6Al−4V−0.1Ru alloy by GA−BPNN model and its application [J]. *High Temperature Materials and Processes*, 2018, 37(6):551−562.

[9] Ding S F, Su C Y, Yu J Z. An optimizing BP neural network algorithm based on genetic algorithm [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2011, 36(2):153−162.

[10] Chen Z J. Optimization of neural network based on improved genetic algorithm [C]// International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering. Wuhan, 2009:1−3.

[11] Lu J H, Liu B T, Huang S Y, et al. The effect of hot forming-quenching and heat treatment processes on the mechanical properties of AA6016 aluminum alloy sheets [J]. *Metals*, 2024,14(5):599.

[12] Dewan M W, Huggett D J, Liao T W, et al. Prediction of tensile strength of friction stir weld joints with adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and neural network [J]. *Materials & Design*, 2016, 92:288−299.

(上接第 89 页)

[7] Wei L X, Zhai B H, Sun H, et al. An ensemble JITL method based on multi-weighted similarity measures for cold rolling force prediction [J]. *ISA Transactions*, 2022, 126: 326−337.

[8] Jin H P, Li J G, Wang M, et al. Ensemble just-in-time learning-based soft sensor for mooney viscosity prediction in an industrial rubber mixing process [J]. *Advances in Polymer Technology*, 2020, 2020(1): 6575326.

[9] Venkata V S, Mohanta H K, Pani A K. Support vector regression modeling in recursive just-in-time learning framework for adaptive soft sensing of naphtha boiling point in crude distillation unit [J]. *Petroleum Science*, 2021, 18(4): 1230−1239.

[10] Kitson N K, Constantinou A C, Guo Z G, et al. A survey of Bayesian network structure learning [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2023, 56(8): 8721−8814.

[11] Giudice E, Kuipers J, Moffa G. The dual PC algorithm and the role of Gaussianity for structure learning of Bayesian networks [J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2023, 161: 108975.

[12] Murphy K, Schölkopf B, Colombo D, et al. Order-independent constraint-based causal structure learning [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2014, 15(1): 3741−3782.

[13] Liu J X, Tian Z L. Verification of three-phase dependency analysis Bayesian network learning method for maize carotenoid gene mining [J]. *BioMed Research International*, 2017, 2017(1): 1813494.

[14] Masegosa A R, Moral S. An interactive approach for Bayesian network learning using domain/expert knowledge [J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2013, 54(8): 1168−1181.

[15] Behjati S, Beigy H. Improved K2 algorithm for Bayesian network structure learning [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2020, 91: 103617.

[16] Neath A A, Cavanaugh J E. The Bayesian information criterion: background, derivation, and applications [J]. *Wiley Interdisciplinary Reviews*, 2012, 4(2): 199−203.

[17] Yang W T, Tamssaouet K, Dauzère-Pérès S. Bayesian network structure learning using scatter search [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2024, 300: 112149.

[18] Ghafari R, Mansouri N. Swarm intelligence techniques and their applications in fog/edge computing: an in-depth review [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2025, 58(11): 359.