doi:10.12068/j.issn.1005－3026.2026.20250125

模糊动态随机配置网络驱动的磁选回收率软测量模型

韩跃新[1,2]，郭卓豪[3]，乔景慧[3]，祝昕冉[1,2]
（1. 东北大学 资源与土木工程学院，辽宁 沈阳 110819；2. 东北大学 数字钢铁全国重点实验室，辽宁 沈阳 110819；
3. 沈阳工业大学 机械工程学院，辽宁 沈阳 110870）

摘 要：针对难选铁矿石氢基矿相转化磁选过程中铁回收率实时预测难的瓶颈问题，提出一种模糊动态随机配置网络软测量模型. 采用核密度估计构建非凸隶属度函数，结合最大-最小化算法与广义投影梯度下降算法优化模糊系统参数，提升了隶属度函数平滑度与推理稳定性；提出基于误差变化率的自适应权重搜索策略，动态调整参数范围以改善节点生成质量，缩短模型训练与预测时间. 实验结果表明，在高维复杂函数逼近任务中，该模型的RMSE(0.003 94)显著低于SCN(0.025 68)和SPSCN(0.013 34)；在工业磁选回收率软测量任务中，较传统SCN模型，所提模型预测精度达到了99.3%，预测耗时缩短60.5%. 本研究为实现氢基矿相转化磁选回收率的实时监测提供了高精度、高效率的手段，为工艺参数闭环优化和复杂工业过程建模提供了创新性解决方案.

关 键 词：氢基矿相转化；磁选回收率；随机配置网络；软测量模型；自适应优化
中图分类号：TP 29 **文献标志码：**A **文章编号：**1005-3026(2026)06-0016-16

Soft Measurement Model for Magnetic Separation Recovery Driven by Fuzzy Dynamic Stochastic Configuration Network

HAN Yue-xin[1,2], *GUO Zhuo-hao*[3], *QIAO Jing-hui*[3], *ZHU Xin-ran*[1,2]
(1. School of Resources & Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. State Key Laboratory of Digital Steel, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 3. School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China. Corresponding author: QIAO Jing-hui, E-mail: qiaojh2002@163.com)

Abstract: To solve the bottleneck problem of difficult real-time prediction of the iron recovery during the hydrogen-based mineral phase transformation and magnetic separation of refractory iron ores, a soft measurement model of fuzzy dynamic stochastic configuration network was proposed. Non-convex membership functions were constructed using kernel density estimation, and the parameters of the fuzzy system were optimized by combining the max-min algorithm and the generalized projection gradient descent algorithm, which improved the smoothness of membership functions and the stability of inference. An adaptive weight search strategy based on error variation rate was proposed to dynamically adjust the parameter range, improve the node generation quality, and shorten the model training and prediction time. Experimental results indicate that in the high-dimensional complex function approximation task, the RMSE (0.003 94) of the proposed model is significantly lower than that of SCN (0.025 68) and SPSCN (0.013 34); in the industrial soft measurement task of magnetic separation recovery, compared with the traditional SCN model, the prediction accuracy of the proposed model has reached 99.3%, and the prediction time is shortened by 60.5%. This paper provides a high-precision and high-efficiency means for the real-time monitoring of the magnetic separation recovery in hydrogen-

收稿日期：2025-10-27
基金项目：国家自然科学基金资助项目(U23A20603,52274253).
作者简介：韩跃新(1961—),男,内蒙古赤峰人,东北大学教授,博士生导师.
通信作者：乔景慧,E-mail:qiaojh2002@163.com.

based mineral phase transformation and provides an innovative solution for the closed-loop optimization of process parameters and the modeling of complex industrial processes.

Key words: hydrogen-based mineral phase transformation; magnetic separation recovery; stochastic configuration network; soft measurement model; adaptive optimization

我国铁矿石资源丰富,但平均品位仅为34%左右[1−2],利用效率偏低,严重影响了我国钢铁工业的可持续健康发展[3].为提高难选铁矿石的资源利用率,磁化焙烧−磁选工艺已成为处理难选铁矿石最具潜力的技术之一[4].文献[5−6]提出的氢基矿相转化(hydrogen-based mineral phase transformation, HMPT)过程是难选铁矿高效利用的关键环节,磁选回收率(magnetic separation recovery, MSR)是评价该工艺效能的核心指标,用于衡量转化后铁矿石中铁元素被富集至精矿的比例.MSR受还原温度、还原气浓度、焙烧时间、磁场强度及焙烧产物的磨矿细度[7]等多种动态耦合参数的影响,目前缺乏对MSR的实时监测手段,导致传统依赖人工经验的参数调控方式难以适应复杂工况,存在失效风险.

现有软测量建模方法如卷积神经网络(CNN)[8]、支持向量机(SVM)[9]、随机森林[10]及反向传播(BP)神经网络等在面对HMPT过程特有的复杂工况时存在显著局限性,难以有效表征矿相转变中磁畴重构造成的非均匀、多峰分布特性[11],且高度依赖大规模高质量数据,训练收敛慢,难以满足实时监测需求.Wang等[12]提出的随机配置网络(stochastic configuration networks, SCN),通过在一定范围内随机生成隐层节点,并利用监督机制筛选可显著降低误差的节点,提升了模型的泛化能力与学习效率.Li等[13]在SCN结构上引入T−S型模糊推理模块,提出了模糊随机配置网络(F−SCN),通过强化层提取模糊规则中的非线性特征,进一步提升了模型的非线性建模能力.Qiao等[14]开发了基于混沌映射机制的随机配置网络(stochastic configuration networks with chaotic maps, SCNCM),并引入分层学习策略来提高学习效率,节点参数配置采用正态分布.为进一步优化节点的配置效率,Qiao等[15]又提出串并联切换配置随机配置网络(stochastic configuration networks with serial-parallel switching distribution, SPSCN),通过正态与均匀分布的切换增强参数搜索的多样性,避免因单一模式无法有效搜索到高质量节点.上述SCN类模型在复杂系统建模中表现出良好的增量式学习特性,但仍存在2个瓶颈问题:一是处理大规模非线性数据时预测耗时较长,难以满足工业实时性要求;二是随机权重的搜索范围均依赖预设的超参数集$\{\lambda(1),\lambda(2),\cdots,\lambda(k)\}$,限制了参数搜索和节点配置的效率,影响预测精度和速度的进一步提升.

基于上述分析,本文提出串并联切换配置模糊动态随机配置网络(fuzzy dynamic stochastic configuration networks with serial-parallel switching distribution, FDSCNSSD).通过原始输入数据分布构建动态非凸隶属度函数,利用多目标梯度引导投影下降(MM−GPGD)算法对模糊系统参数进行自适应优化,提升系统建模精度.同时,设计基于误差变化率的自适应控制机制,动态调整权重搜索空间$\Lambda(t)$,有效克服传统SCN模型依赖固定超参数列表的局限性,使节点生成策略具有良好的工况适应能力.在工业场景下,应用FDSCNSSD模型对难选铁矿石HMPT过程的磁选回收率进行预测,实验结果验证了模型的有效性,为后续工艺优化提供理论支持.

1　氢基矿相转化工艺及问题描述

难选铁矿石是指因矿物组成和嵌布关系复杂、结晶粒度微细等,导致常规选矿工艺难以在经济合理条件下实现有效单体解离和高回收率富集的铁矿石.针对此类矿石,矿相转化常被用作必要的预处理工艺以改变铁矿物的磁性特征(如弱磁性转变为强磁性),提升后续分选效率.氢基矿相转化工艺通过利用氢气的还原性,在高温气氛条件下将弱磁性的铁氧化物(如赤铁矿、褐铁矿)还原为强磁性的磁铁矿(Fe_3O_4),其优点在于焙烧后铁矿物的磁选回收率大幅提高,且反应过程产生的副产物无二次污染,符合绿色冶金的发展趋势.HMPT焙烧工艺运行原理如图1所示,矿石经碎磨—矿相转化—磁选分离的全流程分述如下:

1) 破碎与磨矿.对难选铁矿石进行物理预处理,获得粒度适合的细颗粒物料.

2) 高温还原.将粉状物料与氢气还原剂充分混合,在还原反应器中于控制温度下进行还原反

应,将弱磁性铁矿物还原为强磁性铁矿物.

3) 磁选分离.利用磁选设备将转变后的强磁性矿物与脉石矿物实现高效分离.

4) 产物回收与尾气处理.焙烧磁选精矿作为炼铁的高品位原料;反应产生的尾气经处理达到标准后排放.

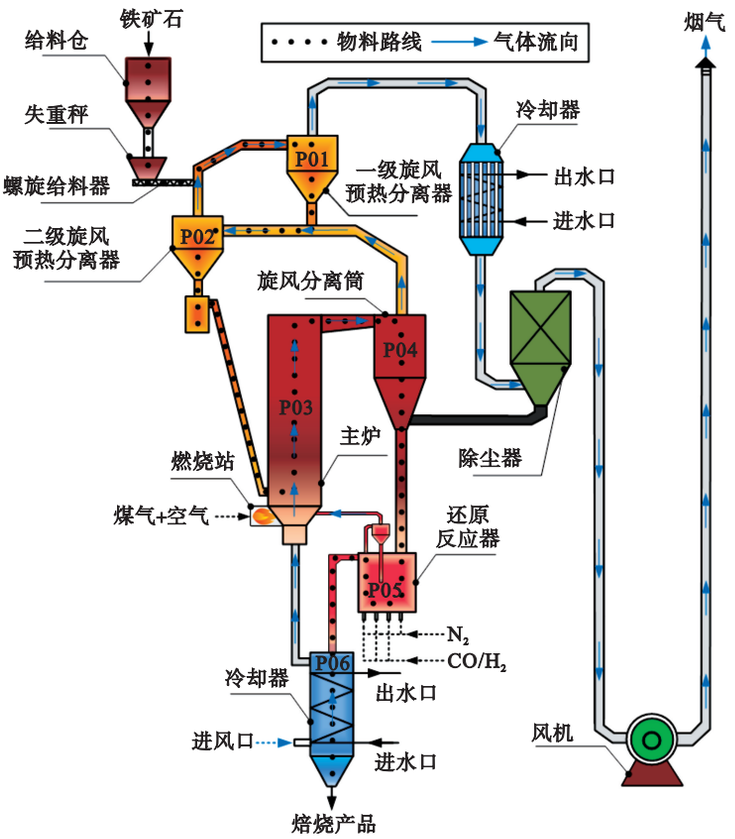


图 1 氢基矿相转化过程

Fig. 1 Hydrogen-based mineral phase transformation process

HMPT 的核心是在还原反应器中进行的高温氢气还原反应.该过程对反应条件的控制要求较高,需精确调控温度、还原剂浓度以及反应时间,以确保铁矿物高效地实现磁性转变.同时,为提高资源利用率与经济性,部分未反应的氢气经气固分离后返回主炉作为燃料使用.

以海南石碌铁矿为例,其铁元素主要赋存于赤(褐)铁矿中,分布率高达 86.18%[16].在 HMPT 过程中,弱磁性的赤铁矿(Fe_2O_3)在氢气气氛下被还原为强磁性的磁铁矿(Fe_3O_4)[17],该还原反应可表示为

$$3Fe_2O_3+H_2=2Fe_3O_4+H_2O. \tag{1}$$

该反应为气-固反应,其转化进程可用赤铁矿转化率 α 来描述,其中 $0\leqslant\alpha\leqslant1$.转化率 α 与反应时间 t 及反应速率 v 的关系为

$$\alpha=\int_0^t v\,\mathrm{d}t. \tag{2}$$

在等温条件下,反应速率可表示为

$$v=\frac{\mathrm{d}\alpha}{\mathrm{d}t}=\varphi f(\alpha). \tag{3}$$

式中:φ 为反应速率常数;$f(\alpha)$ 为反应机理函数.根据 Arrhenius 定律,φ 与温度之间的关系可以表示为

$$\varphi=A\mathrm{e}^{-\frac{E_a}{RT}}. \tag{4}$$

式中:A 为指前因子;E_a 为反应的表观活化能,$\mathrm{kJ\cdot mol^{-1}}$;$R$ 为气体常数;T 为反应的热力学温度,K.

式(4)表明,升高反应温度 T,将导致速率常数 k 呈指数增长,进而直接提高反应速率 v,在相同反应时间内获得更高的转化率 α,加快铁氧化物向磁铁矿的转化过程,从而提高后续磁选分离过程的回收率.

在长期的工程实践中,还原反应器的工作温度通常设定在 500~600 ℃,在该温度区间内磁铁矿转化率 > 85%,MSR > 92%[18].然而,在实际运行过程中,仍存在以下两个关键问题:一方面,气固两相流场的瞬态响应存在一定滞后,人工调节策略难以实时适配工艺过程的动态特性;另一方面,工业现场普遍缺乏高精度的 MSR 在线监测装置,参

数调控过程缺少闭环反馈,导致MSR在实际生产中难以保持稳定.

由于反应器温度对铁矿物的转化率具有显著影响[19],因此如何基于反应器内部的温度状态,准确预测MSR并实现动态调节,是保障HMPT工艺稳定性与产品质量的关键环节,也是当前亟待解决的工程技术难题.

2　模糊动态随机配置网络

传统的软测量模型均基于梯度下降法进行大量的迭代训练,训练和预测所需时间较长,难以满足实时监测以便及时调节温度参数的要求.现有的SCN类算法虽然泛化能力更强、训练及预测时间更短,且F-SCN也更适用于工业中的大规模非线性数据,但受限于固定的节点参数配置范围,生成节点的有效性仍需进一步提升以提高模型效率.FDSCNSSD对模糊系统进行自适应优化以提高模糊推理的稳定性,同时提出基于误差变化率的参数配置范围自适应调节模块,兼顾复杂非线性数据的快速处理与隐层节点的有效性和生成效率,为HMPT过程中MSR的软测量提供一个高效的模型.

2.1　模糊系统的优化

2.1.1　最大-最小化算法

最大-最小化(majorization-minimization,M-M)算法通过将原始优化问题转化为求解构造函数$G(w)$的最小化问题,实现对目标函数的迭代优化.在每一轮迭代中,通过不断最小化$G(w)$,保证原始目标函数$F(w)$的值单调递减,最终使参数更新过程朝向全局最优解或稳定的局部极小点收敛[20].

考虑下面的优化问题:

$$\left.\begin{aligned}&\text{minimize } F(w),\\&\text{s.t. } w\in W.\end{aligned}\right\}\tag{5}$$

其中$W\subset\mathbf{R}^n$,$F(w)$是连续目标函数.假设当$w\in W$且$\|w\|\to+\infty$时,$F(w)$趋近于无穷大.

初始化$w^{(0)}\in W$,$w^{(k)}$是w上的任意点,并通过最大步长来执行M-M算法,从而构建一个凸代理函数$G(w/w^{(k)})$:$W\to\mathbf{R}$并满足以下两个严格约束:

1)上界约束:

$$G\left(w|w^{(k)}\right)\geqslant F(w),\forall w\in W.\tag{6}$$

2)接触约束:

$$G(w^{(k)}|w^{(k)})=F(w^{(k)}).\tag{7}$$

算法流程如图2所示,第k+1次迭代的参数由以下凸优化问题生成:

$$w^{(k+1)}=\underset{w\in W}{\operatorname{argmin}}\ G(w|w^{(k)}).\tag{8}$$

根据代理函数构造特性可得单调下降性保证:

$$F\left(w^{(k+1)}\right)\leqslant G\left(w^{(k+1)}|w^{(k)}\right)\leqslant G\left(w^{(k)}|w^{(k)}\right)=F(w^{(k)}).\tag{9}$$

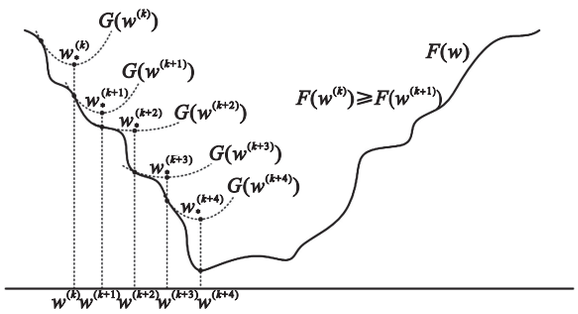


图2　最大-最小化算法过程

Fig. 2　M-M algorithm process

M-M算法通过引入代理函数的几何特性,保持目标函数Hessian矩阵的谱半径上界,可有效规避非凸问题中常见的振荡发散现象.

M-M算法的伪代码如表1所示.

表1　M-M算法伪代码

Table 1　Pseudocode of M-M algorithm

输入:目标函数$F(w)$,初始点$w^{(0)}\in\mathbf{R}^n$,收敛阈值ε

输出:最优解w^*

初始化:设定当前迭代次数$k=0$,当前解$w\leftarrow w^0$

for each iteration do:

构造代理函数$G(w/w^{(k)})$,需满足以下条件:

对任意w,有$G(w/w^{(k)})\geqslant F(w)$;

且在$w=w^{(k)}$处满足$G(w^{(k)}/w^{(k)})\geqslant F(w^{(k)})$

求解子问题:

$$w^{(k+1)}\leftarrow\arg\min_{w\in W}G(w/w^{(k)})$$

若满足收敛条件:

$$\left\|w^{(k)}-w^{(k+1)}\right\|_2\leqslant\varepsilon$$

则终止迭代.

否则,更新迭代次数$k\leftarrow k+1$

end for

return $w^*\leftarrow w^{(k+1)}$

2.1.2　广义投影梯度下降算法

在M-M算法框架下,本文提出一种融合广义投影梯度下降(generalized projected gradient descent,GPGD)的集成优化方法.该方法通过在代理函数$G(w)$内部引入GPGD算法求解其最小值,实现对原始目标函数的高效迭代优化.整体优化过程可划分为以下3个阶段:

1) 代理函数构建.在第t次迭代中,基于当前解$w^{(t)}$构造凸代理函数$G(w|w^{(t)})$,其几何形态严格满足$G(w|w^{(t)})\geqslant F(w)$的全局上界约束.

2) 投影梯度优化.使用GPGD算法求解当前代理函数的最小值$\min G(w|w^{(t)})$,并确保投影算子的迭代解始终位于可行域C内.

3) 解更新与验证.执行迭代以获得$\min G(w|w^{(t)})$的解,完成参数更新并验证下降条件,继续执行下一次迭代.

当目标函数$F(w)$在可行域内可微时,最优解w^*满足一阶驻点条件$\nabla F\left(w^*\right)=0$[21].

GPGD算法的伪代码如表2所示.

表2 GPGD算法伪代码

Table 2 Pseudocode of GPGD algorithm

输入:目标函数$F(w)$,约束集C,步长ω

输出:约束集C中满足接近最优目标值的点$\hat{w}$

初始化:设初始点$w^{(0)}\leftarrow 0$

for each iteration do:

计算梯度下降步:

$$z^{(k+1)}\leftarrow w^{(k)}-\omega\cdot\nabla P(w^{(k)})$$

进行约束投影:

$$w^{(k+1)}\leftarrow\prod_C(z^{(k+1)})$$

end for

return $\hat{w}\leftarrow w^{(k+1)}$

注:z表示迭代点.

2.1.3 模糊系统的参数优化

在动态模糊系统设计中,常用核密度估计(kernel density estimation,KDE)拟合数据分布,构建具备数据自适应能力的隶属度函数生成机制[22].针对原始工业数据呈现准高斯分布的特性,选用高斯核函数进行概率密度估计,其建模表达式如下:

$$\hat{f}(x)=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{n}K_h(x-x_i). \tag{10}$$

式中,$K_h(u)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\mathrm{e}^{-\frac{u^2}{2}}$为高斯核函数,$h$为带宽参数.

为保证由KDE生成的函数严格满足模糊隶属度函数的数学定义(值域为[0,1]),需对概率密度估计值$\hat{f}(x)$进行归一化处理:

$$\mu(x)=\frac{\hat{f}(x)}{\max\limits_{x\in\chi}\hat{f}(x)}. \tag{11}$$

其中:$\mu(x)$表示隶属函数;χ为输入变量的定义域.

函数值被映射至[0,1]区间,并确保至少存在一点x^*使得$\mu\left(x^*\right)=1$,符合模糊集合的基本要求,同时完整保留了数据分布的多峰与非凸形态特征.

在采用的T-S模糊系统框架下,前提条件中多峰非凸的隶属度函数具有明确的工程合理性.T-S模型的输出为输入变量的线性函数,系统输出是各规则的加权和.多峰形态能够更精细地刻画输入数据的复杂分布,并将这种复杂性转化为对输出模型权重的连续、自适应分配.由于T-S系统的输出是各规则的确定性加权和,而非语言变量的模糊聚合,因此前提条件隶属度函数的多峰非凸特性并不会导致规则输出的语义模糊或冲突.这种设计在增强模型非线性刻画能力的同时,完全保持了模糊推理过程的数学确定性与逻辑一致性.带宽参数通过拉格朗日乘数法被选择,在保证拟合精度的前提下寻求最优带宽.

为进一步提升建模效率与非凸函数优化精度,本研究提出一种边界自适应带宽优化策略.通过融合M-M算法与GPGD算法,迭代定位非凸隶属度函数的全局最小值,并在每次迭代中根据梯度信息$\nabla f(x^*)$动态调整带宽参数$h_{\text{new}}=h_{\text{old}}-\phi\nabla f(x^*)$,$\phi$为步长因子.梯度较大时增大步长以加快收敛,反之则减小步长以提升求解精度,从而实现带宽参数的自适应调控.

图3为由KDE拟合、并经归一化处理后得到的初始隶属度曲线,其形态特征呈现高频波动特性,在输入区间出现多个非对称尖峰,无法保证其连续性,这种不规则形态可能导致模糊系统计算不稳定,推理过程出现振荡现象.

图4为参数优化后的隶属度曲线,优化过程在有效抑制原始隶属度中因数据噪声或过拟合产生的高频波动与尖锐峰值的同时,保留并凸显数据内在的主要分布趋势.优化后曲线的平滑度与连续性得到显著改善,数据中真实的多峰结构得以更清晰、稳定地呈现,大幅提升了模糊推理在数值计算中的稳定性与鲁棒性,增强了整体系统的精度.

2.2 动态调节机制

具有$L-1$个隐层节点的随机配置网络可以表示为

$$\boldsymbol{f}_{L-1}(X)=\sum_{j=1}^{L-1}\beta_j g_j(\boldsymbol{\omega}_j^{\mathrm{T}}X+b_j). \tag{12}$$

式中:$\boldsymbol{f}_{L-1}(X)=\left[f_1,f_2,\cdots,f_m\right]$表示当前的网络输出;$X=\{x_1,x_2,\cdots,x_N\}$表示网络输入;$\boldsymbol{\omega}_j,b_j,\beta_j,g_j$分

别表示第j个隐层节点的输入权值、偏置、输出权值和激活函数.

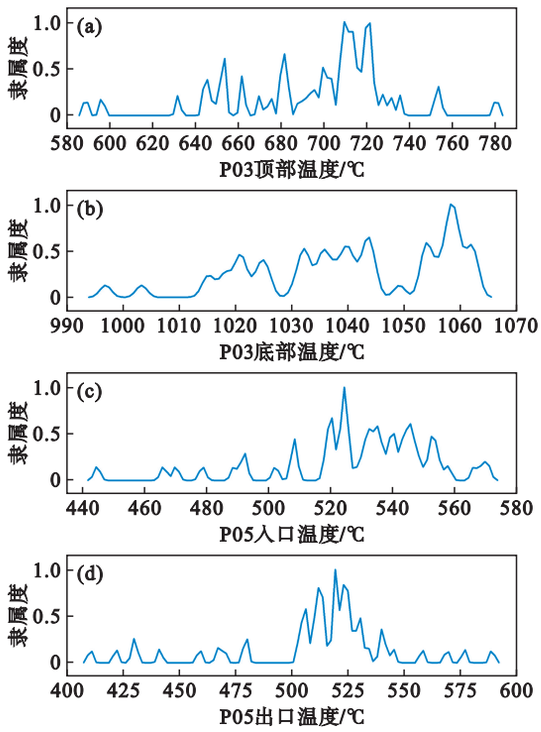


图3　参数优化前隶属度曲线

Fig. 3　Membership curves before parameter optimization

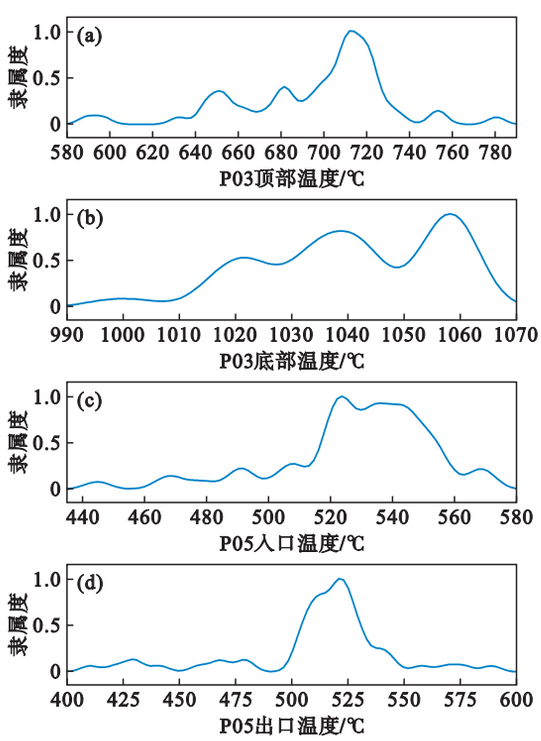


图4　参数优化后隶属度曲线

Fig. 4　Membership curves after parameter optimization

在SCN中,每个新添加的隐层节点的输入权值和偏置都是随机确定的.定义网络误差为$e_{L-1}=\boldsymbol{f}(X)-\boldsymbol{f}_{L-1}(X)=\left[e_{L-1,1}(X),e_{L-1,2}(X),\cdots,e_{L-1,m}(X)\right]$,并引入一组不等式约束条件.

$$\delta_L=\sum_{q=1}^{m}\delta_{L,q},\delta_{L,q}=\left(1-r-\mu_L\right)\left\|e_{L-1,q}\right\|^2,\tag{13}$$

$$\left\langle e_{L-1,q},g_L\right\rangle^2\geqslant b_g^2\delta_{L,q},q=1,2,\cdots,m.\tag{14}$$

式中:δ_L表示当前误差加权和的非负实数;$\delta_{L,q}$表示目标函数第q个输出维度对应误差的加权项;g_L表示第L个隐层节点的激活函数;$b_g\in\mathbf{R}^+$;$0<r<1$;$0<\mu_L<(1-r)$且$\lim\limits_{L\to+\infty}\mu_L=0$.

不等式(14)作为监督机制,保证每一个新添加的隐层节点都可以减小误差e_{L-1},是SCN具有全局最优特性的关键.

输出权值可计算为

$$\beta_{L,q}=\frac{\left\langle e_{L-1,q},g_L\right\rangle}{\left\|g_L\right\|^2},q=1,2,\cdots,m.\tag{15}$$

式中:$\beta_{L,q}$为第L个隐层节点的第q个输出权值;$e_{L-1,q}$为添加第L个隐层节点前的第q个输出维度的误差;$\left\|g_L\right\|^2$为第L个隐层节点激活函数的2范数.

在SCN类神经网络实际训练过程中,隐层节点权重搜索范围$[-\lambda,\lambda]$是其核心参数,对候选节点的有效性、网络训练的速度和稳定性至关重要.传统方法中将λ提前设定为固定的超参数集$\{\lambda(1),\lambda(2),\cdots,\lambda(k)\}$,导致参数空间探索效率受限,极大地限制了模型的预测精度,不仅增大了调参难度,并且会限制网络的学习能力.

2.2.1　基于误差变化率的自适应控制模块

针对传统SCN中关键参数λ依赖人工经验预设、缺乏动态适应能力的问题,本文提出一种基于误差变化率动态调整λ的自适应控制模块.在原有SCN架构的基础上,引入误差反馈机制,用于实时监测模型训练过程中的误差下降趋势,并据此动态调整参数λ,实现由误差驱动的参数自适应调节策略.

为实现基于误差反馈的动态控制机制,本文构建了一个基于离散时间的参数调节模型.当SCN向隐层每新增一个节点时,控制器即利用当前迭代的误差值e_k(为方便算法描述,令$e_k=e_{L-1}$,其中k表示控制器迭代次数,L表示SCN当前节点数)及其变化率Δe_k动态更新参数λ_k.该机制能够准确捕捉新增节点引入后误差的变化速率,并据此自适应地调整权重搜索范围,提升后续节点对整体模型性能的贡献.考虑到误差快速下降阶

段需加快收敛,而误差趋稳时需抑制膨胀,本文在更新规则中引入非线性调节函数 $\tanh(\cdot)$,使参数更新量在误差波动较小时自动收敛至平缓区间,提升系统稳定性与鲁棒性.该动态调节过程避免了因参数设定不当引发的节点冗余或模型精度下降问题,在显著提升节点搜索效率的同时,大幅缩短模型的训练与预测时间,确保模型的稳定性与高精度.

设误差序列为 $\{e_k|k=1,2,\cdots,N\}$,历史误差加权平均为 $\bar{e}_k$,参数 λ_k 的更新由下述离散方程定义:

$$\lambda_k=\lambda_{k-1}+\alpha\cdot\tanh\left(K_{\mathrm{p}}(|e_k|,\Delta e_k)\cdot\frac{1}{\Delta e_k+\tau}+K_{\mathrm{i}}(|e_k|)\cdot\bar{e}_k^{(\eta_k)}\right). \tag{16}$$

式中:增益 α 用于调整 λ 的变化速度;K_{p} 为比例增益;K_{i} 为积分增益;τ 为极小平滑因子,用于避免除零操作,防止 $\Delta e_k\to 0$ 时数值不稳定.

式(16)包括比例项和积分项两个关键环节.

比例项通过误差变化速率 $\Delta e_k=e_{k-1}-e_k$ 进行动态调节.当训练误差下降较慢时,说明当前 λ 范围内生成的节点参数有效性不足,比例项显著增大,主动加快 λ 的调整速度,探索更优质的节点参数;当误差下降较快时,说明当前 λ 范围内生成的节点参数可以有效降低训练误差,抑制 λ 的过快增长,在当前范围仔细搜索,生成更多优质节点,同时有效防止响应振荡.

积分项则利用动态的指数移动平均(EMA)$\bar{e}_k^{(\eta_k)}$,实现对历史误差的平滑处理与实时跟踪,并快速且稳健地消除长期存在的稳态误差.

同时,训练过程中需考虑 SCN 对不同数据区间误差的敏感性差异.为提升参数控制性能与网络泛化能力,比例增益 $K_{\mathrm{p}}(|e_k|,\Delta e_k)$ 和积分增益 $K_{\mathrm{i}}(|e_k|)$ 均采用基于误差特性的自适应设计.在此框架下,增益参数可随误差动态调整,实现控制精度与稳定性的平衡,从而增强网络在不同数据区间的适应能力,提升泛化性能.

比例增益 K_{p} 的自适应设计同时考虑了误差的幅值与误差变化速率:

$$K_{\mathrm{p}}\left(|e_k|,\Delta e_k\right)=K_{\mathrm{p,min}}+(K_{\mathrm{p,max}}-K_{\mathrm{p,min}})\times\sigma\left(\gamma_{\mathrm{p}}\left(|e_k|-e_{\mathrm{th}}\right)-\gamma_{\mathrm{d}}\Delta e_k\right). \tag{17}$$

式中:$\sigma(x)=1/(1+\mathrm{e}^{-x})$;$\gamma_{\mathrm{p}}$ 为误差幅值项的调节系数;e_{th} 为误差阈值;γ_{d} 为误差变化速率项的调节系数.引入 Sigmoid 函数的目的在于实现增益的平滑动态切换.当误差幅值较大且下降速率较慢时,比例增益自动增大,促使控制响应迅速强化;当误差幅值较小或下降速率较快时,比例增益自动减小,避免控制强度过大,造成系统振荡.

积分增益 $K_{\mathrm{i}}(|e_k|)$ 的调节主要考虑误差幅值的大小:

$$K_{\mathrm{i}}(|e_k|)=K_{\mathrm{i,max}}-(K_{\mathrm{i,max}}-K_{\mathrm{i,min}})\sigma(\gamma_{\mathrm{i}}(|e_k|-e_{\mathrm{th}})). \tag{18}$$

当误差幅值较大时,积分环节的作用适当减弱,避免积分项过早饱和,影响控制响应的速度;当误差幅值较小时,积分作用则逐步增强,消除系统中的稳态误差,进而提高系统的控制精度.

此外,为了使积分项的历史误差累积更加灵活且适应误差变化的不同频率,对传统固定参数的 EMA 积分进行改进,引入动态的 EMA 参数 η_k,定义如下:

$$\bar{e}_k^{(\eta_k)}=(1-\eta_k)e_k+\eta_k\bar{e}_{k-1}^{(\eta_k)},$$
$$\eta_k=\eta_{\min}+(\eta_{\max}-\eta_{\min})\sigma(\gamma_\eta|\Delta e_k|). \tag{19}$$

其中,γ_η 为误差变化的调节系数.当误差变化较慢时,参数 η_k 减小,系统对当前误差更加敏感,加速积分项对缓慢变化误差的响应;当误差快速变化时,η_k 增大,使积分项更注重历史误差的平滑,避免系统因短期干扰而产生不稳定响应.

基于误差变化率的 λ 自适应控制模块的伪代码如表 3 所示.

综上所述,所提出的自适应控制器不仅在比例环节与积分环节上实现了双重自适应调节,还进一步结合误差的幅值与变化速率对调节策略进行了深度优化.该控制器能够针对不同的训练数据实时调整随机权重搜索空间 $\Lambda(t)$,从而提升 SCN 隐层节点的配置效率,并保持良好的模型泛化能力.

图 5 给出了 λ 在该控制策略下的自适应调整过程.开始阶段,λ 在初始值下,误差快速下降,说明模型能够在当前紧凑的搜索空间内找到高质量的节点参数,此时 λ 仅缓慢增长,从当前范围内继续挖掘优质节点.随着隐层节点数增加至约 40 个,当前 $\Lambda(t)$ 空间内已难以产生新的有效节点,误差下降速率趋缓,控制器据此迅速放大 λ,扩展搜索空间 $\Lambda(t)$,以探索更多有效节点并再次提升模型性能.随着误差变化进一步趋缓,非线性函数 $\tanh(\cdot)$ 抑制了更新增幅,$\Lambda(t)$ 变化进入平稳区间,控制过程逐步收敛.

2.2.2 自适应控制模块稳定性分析

为验证所提出的自适应控制器在参数动态调节过程中的稳定性,引入 Lyapunov 稳定性理论对其参数更新机制进行系统分析.考虑到控制器

采用离散时间形式的参数更新策略,定义系统状态变量为权重搜索范围参数λ_k,其动态演化规律可由式(20)表示.

表3　λ动态调节模块伪代码

Table 3　Pseudocode of λ dynamic adjustment module

输入:控制器初始参数λ_0,步长系数α,比例/积分增益上下界$[K_{\mathrm{p,min}},K_{\mathrm{p,max}}]$,$[K_{\mathrm{i,min}},K_{\mathrm{i,max}}]$,误差阈值$e_{\mathrm{th}}$,平滑系数$\eta$,常数$\tau$,最大节点数$L_{\max}$

输出:每一轮对应的搜索权重参数λ_k

初始化:设定λ_0,误差积累队列$E\leftarrow\varnothing$,时间步$k\leftarrow 1$

for $k=1$ to $L_{\max}$ do

计算当前节点预测误差e_k

若$k>1$,则计算误差变化率$\Delta e_k\leftarrow e_k-e_{k-1}$

否则设$\Delta e_k\leftarrow e_k$

更新EMA积分误差项:

$$\bar{e}_k\leftarrow(1-\eta)\cdot e_k+\eta\cdot\bar{e}_{k-1}$$

计算比例增益:

$$K_{\mathrm{p}}\leftarrow K_{\mathrm{p,min}}+(K_{\mathrm{p,max}}-K_{\mathrm{p,min}})\cdot\mathrm{Sigmoid}\left(\gamma_{\mathrm{p}}\cdot(e_k-e_{\mathrm{th}})-\gamma_{\mathrm{d}}\cdot\Delta e_k\right)$$

计算积分增益:

$$K_{\mathrm{i}}\leftarrow K_{\mathrm{i,max}}-(K_{\mathrm{i,max}}-K_{\mathrm{i,min}})\cdot\mathrm{Sigmoid}(\gamma_{\mathrm{i}}\cdot(e_k-e_{\mathrm{th}}))$$

计算λ_k:

$$\lambda_k\leftarrow\lambda_{k-1}+\alpha\cdot\tanh\left[K_{\mathrm{p}}/(\Delta e_k+\varepsilon)+K_{\mathrm{i}}\cdot\bar{e}_k\right]$$

更新误差记录:$e_{k-1}\leftarrow e_k,\bar{e}_{k-1}\leftarrow\bar{e}_k$

end for

return λ_k

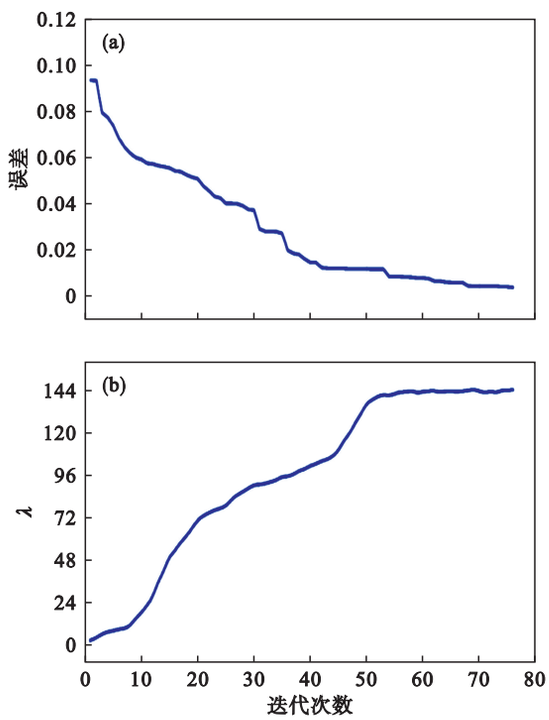


图5　误差与λ变化趋势对比

Fig. 5　Comparison of variation trends of error and λ

(a)—误差变化曲线;(b)—λ变化曲线.

定义Lyapunov候选函数为如下形式:

$$V_k=\frac{1}{2}\lambda_k^2. \tag{20}$$

该函数满足$V_k\geqslant 0$,且仅当$\lambda_k=0$时$V_k=0$,符合Lyapunov函数的正定性要求.

函数的前向差分为

$$\Delta V_k=V_k-V_{k-1}=\frac{1}{2}\left(\lambda_k^2-\lambda_{k-1}^2\right). \tag{21}$$

进一步展开式(21),

$$\Delta V_k=\frac{1}{2}\left[(\lambda_{k-1}+\Delta\lambda_k)^2-\lambda_{k-1}^2\right]=\lambda_{k-1}\Delta\lambda_k+\frac{1}{2}(\Delta\lambda_k)^2. \tag{22}$$

式中,$\Delta\lambda_k$表示控制增量,

$$\Delta\lambda_k=\alpha\cdot\tanh\left[K_{\mathrm{p}}(|e_k|,\Delta e_k)\cdot\frac{1}{\Delta e_k+\tau}+K_{\mathrm{i}}(|e_k|)\bar{e}_k^{(\eta_k)}\right]. \tag{23}$$

控制器内在的非线性有界性源于设计中采用的两个关键非线性函数.

用于实现增益调节的Sigmoid函数$\sigma(x)=1/(1+\mathrm{e}^{-x})$,其值域为$(0,1)$,使得比例增益$K_{\mathrm{p}}$与积分增益$K_{\mathrm{i}}$被自然约束在预设范围内:

$$\left.\begin{aligned}K_{\mathrm{p,min}}\leqslant K_{\mathrm{p}}(|e_k|,\Delta e_k)\leqslant K_{\mathrm{p,max}},\\K_{\mathrm{i,min}}\leqslant K_{\mathrm{i}}(|e_k|)\leqslant K_{\mathrm{i,max}}.\end{aligned}\right\} \tag{24}$$

另外,核心的非线性函数$\tanh(\cdot)$具有全局有界性,对于任意实数输入x,其输出满足$\forall x\in\mathbf{R},|\tanh(x)|<1$,且$\lim\limits_{x\to\pm\infty}\tanh(x)=\pm 1$.该特性确

保了控制增量严格受限.

$$|\Delta\lambda_k| \leqslant \alpha, \forall k. \tag{25}$$

在随机配置类网络的监督机制下,网络通过逐步添加隐层节点以减小逼近误差[14],对于任意给定的误差容限$\epsilon^* > 0$,存在有限的隐层节点数L^*,使得当隐层节点数$L \geqslant L^*$时,网络输出误差满足$|e_L| \leqslant \epsilon^*$,在整个训练过程中,误差序列$\{e_k\}$始终有界.基于上述理论分析,可设定存在有限常数$E>0$,使得对于所有迭代次数$k$,均有$|e_k| \leqslant E, \forall k$,$E$为网络添加第一个隐层节点后的初始误差,即$E=|e_1|$.结合增益有界性,控制增量满足更精确界限:

$$|\Delta\lambda_k| \leqslant \alpha \cdot \tanh\left(\frac{K_{\mathrm{p,max}}}{\varepsilon} + K_{\mathrm{i,max}} E\right) < \alpha. \tag{26}$$

综合上述信号有界性条件,将控制增量的界限代入式(21),可得

$$\Delta V_k \leqslant |\lambda_{k-1}| \cdot |\Delta\lambda_k| + \frac{1}{2}(\Delta\lambda_k)^2 \leqslant \alpha|\lambda_{k-1}| + \frac{1}{2}\alpha^2. \tag{27}$$

考虑控制器在训练收敛期的行为.当误差逐步收敛时,变化率$\Delta e_k \to 0$,控制器输入项趋于有限值G,控制增量满足:

$$\lim_{k\to\infty} \Delta\lambda_k = \alpha \cdot \tanh(G). \tag{28}$$

其中,G为与稳态误差相关的有限常数,反映控制器在稳态时的微调能力.

当状态变量λ_{k-1}较大(即系统远离平衡点)时,ΔV_k可能存在负值.但在实际训练过程中,误差e_k逐步收敛,变化率$\Delta e_k = e_k - e_{k-1} \to 0$,更新函数内部增益项趋于稳定,控制器输出$\Delta\lambda_k \to 0$.结合式(27)可得

$$\lim_{k\to\infty} \Delta V_k = 0. \tag{29}$$

由上述极限分析可知,Lyapunov候选函数V_k在迭代过程中逐步收敛,系统状态变量λ_k不会发生持续发散行为,从而满足离散时间系统的Lyapunov稳定性判据.

综上,通过构造Lyapunov函数并对其差分项进行严格分析,证明了所提自适应控制器满足离散Lyapunov稳定性条件.控制器的非线性调节机制有效抑制了后期扰动放大效应,确保了参数更新过程具备良好的长期稳定性与系统稳态收敛性.

2.3 模糊动态随机配置网络

FDSCNSSD构建了一个由模糊特征提取器与动态随机配置网络紧密耦合的协同建模框架.该框架利用模糊系统将数据映射到更利于学习的特征空间,再由动态随机配置网络在该空间内执行高效且精准的非线性拟合.两个模块通过明确的信息流衔接与功能互补,共同提升模型在处理HMPT复杂数据时的学习效率与预测精度.

图6展示了FDSCNSSD模型的完整工作流程.原始输入数据X首先输入至模糊系统,该系统基于核密度估计构建动态非凸隶属度函数$\mu(\cdot)$,并通过最大-最小化算法与广义投影梯度下降算法进行参数优化,最终输出模糊特征矩阵$\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{fuzzy}}$.该矩阵融合了原始数据的分布特征与模糊语义信息,构成后续网络的增强型输入.随机配置网络模块以$\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{fuzzy}}$为输入,采用串并联切换配置策略生成隐层节点参数.在串联配置模式下,先由均匀分布$U[-\lambda,\lambda]$生成第j个隐层节点的ω_1, b_1,经过监督机制筛选出最优参数ω_μ, b_μ并将其设置为μ_U,最后通过正态分布$\lambda \times N(\mu_U, \sigma)$生成参数$\omega_2$,$b_2$,其节点质量高于$\omega_1, b_1$;在并联配置模式下,参数$\omega_1, b_1$由均匀分布生成的同时,$\omega_2, b_2$由正态分布$\lambda \times N(0, \sigma)$生成.

3 模糊动态随机配置网络性能测试

3.1 三项指数函数近似

为验证FDSCNSSD模型的性能,选取3项指数函数$F(x)$作为目标函数(式(30)),构建包含1 000个样本点的数据集,并按照8:2的比例划分训练集与验证集,使用多种算法对$F(x)$进行拟合.

$$F(x) = 0.4\exp[-(80x-420)^2] + 0.2\exp[-(10x-4)^2] + 0.5\exp[-(80x-30)]^2, x \in [0,1]. \tag{30}$$

首先将FDSCNSSD与反向传播(BP)、径向基函数(RBF)、自适应神经模糊推理系统(ANFIS)对$F(x)$的拟合能力进行比较实验,可视化结果如图7所示.其中,BP网络的隐层由50个神经元组成,学习速率为0.01.RBF网络的隐层单元中心由K-means算法确定,宽度设为0.1[23].ANFIS采用20个高斯隶属度函数来定义模糊集[24].FDSCNSSD参数设置为最大节点数$L_{\max}=80$,均匀分布配置节点数$L_{\mathrm{umax}}=$正态分布配置节点数$L_{\mathrm{nmax}}=40$,最大候选节点数$T_{\max}=100$,块增量大小$\Upsilon=\{1, 10, 20, 50, 100, 200\}$.

由图7可见,在函数陡变区域逼近任务中,FDSCNSSD与ANFIS表现出比标准BP、RBF网络更优的适应性.其中,ANFIS虽具有较好的拟合效果,但FDSCNSSD在减少隶属度函数数量和

提高训练速度方面具有显著优势,且拟合速度更　　快、精度更稳定.

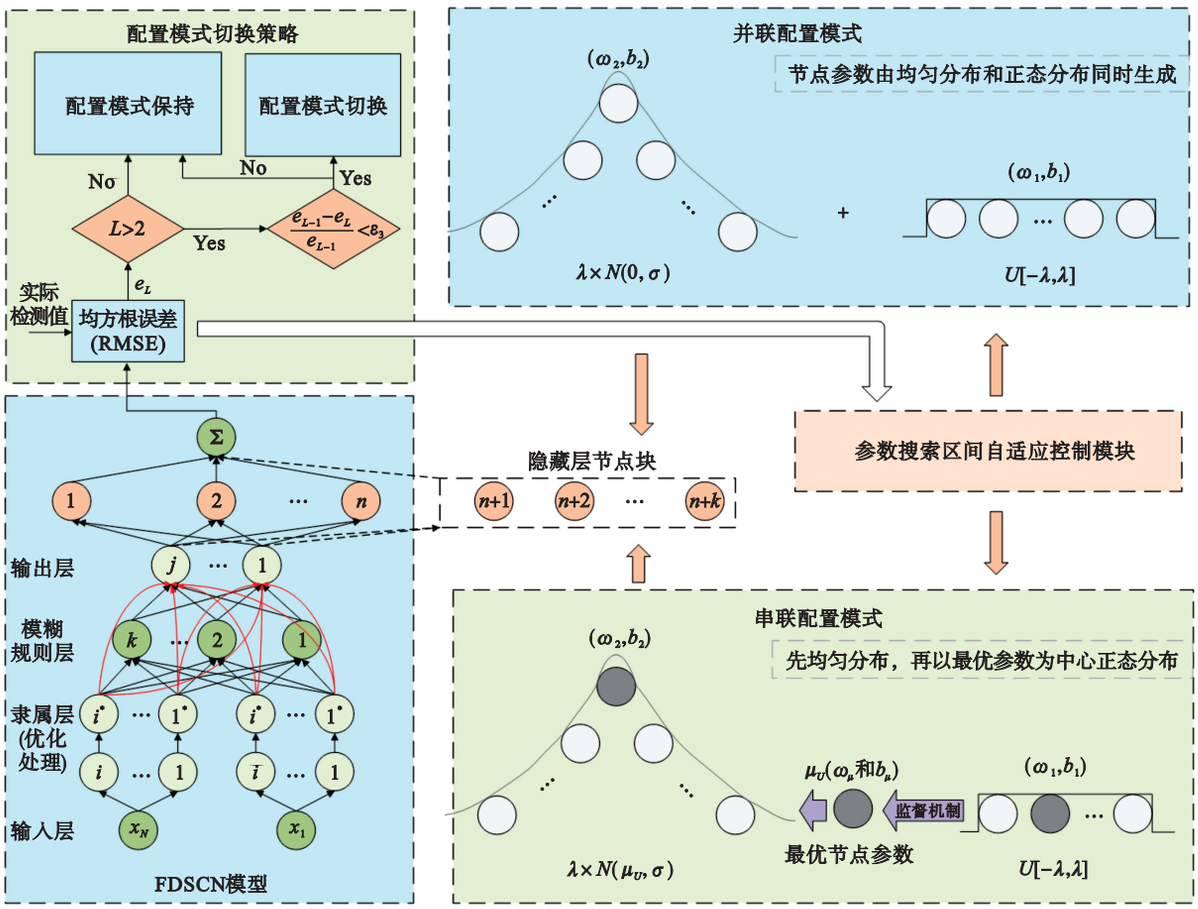


图 6　FDSCNSSD 模型流程图

Fig. 6　Flowchart of FDSCNSSD model

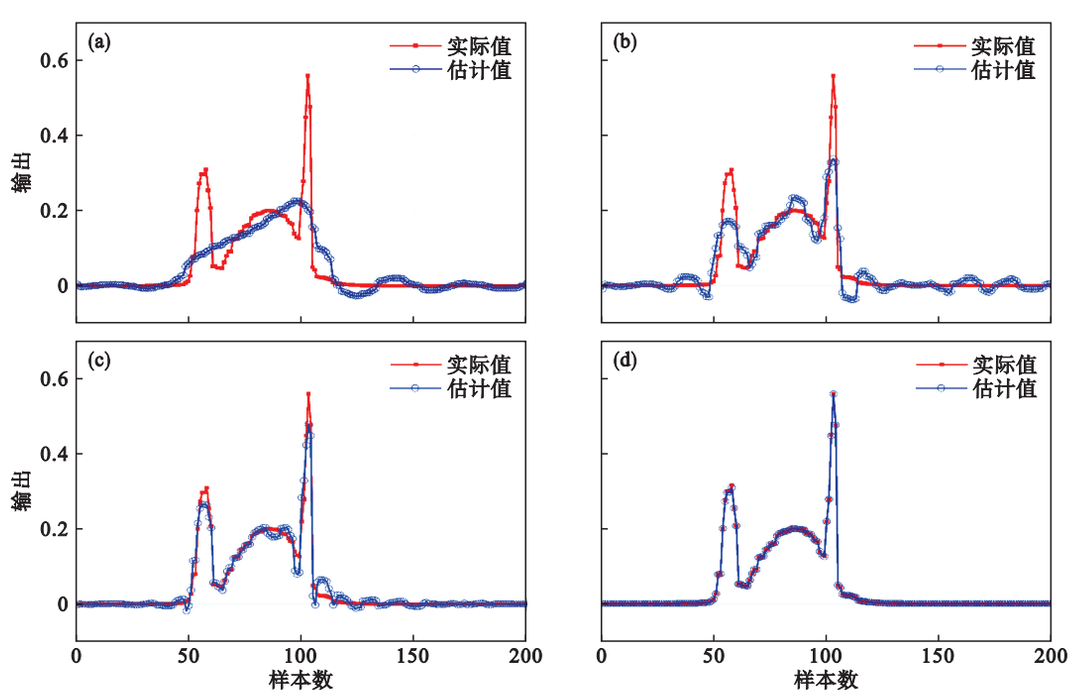


图 7　BP,RBF,ANFIS 和 FDSCNSSD 的逼近性能

Fig. 7　Approximation performance of BP,RBF,ANFIS,and FDSCNSSD

(a)—BP;(b)—RBF;(c)—ANFIS;(d)—FDSCNSSD.

再将 FDSCNSSD 与 SCN，SPSCN 在 $F(x)$ 的 RMSE 进行了对比，结果如图 8 所示．实验参数统一设定为 $L_{max}=50$，$T_{max}=100$，其中 FDSCNSSD 和 SPSCN 的 $L_{umax}=L_{nmax}=25$，块增量大小 $\Upsilon=\{1,10,20,50,100,200\}$.

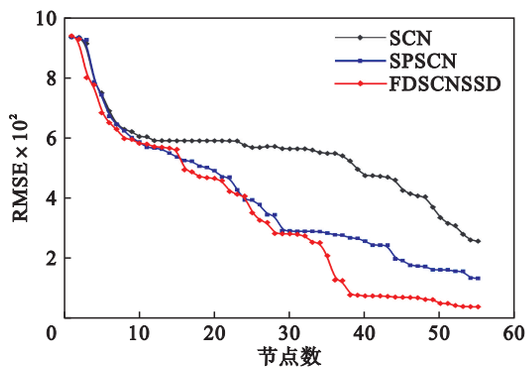


图 8 SCN，SPSCN，FDSCNSSD 的 RMSE 下降曲线

Fig. 8 RMSE descent curves of SCN,SPSCN,and FDSCNSSD

由图 8 可见，FDSCNSSD 在训练过程中相较于 SCN 和 SPSCN 表现出更快的误差收敛速度，尤其是在节点数量增加、误差下降趋缓的阶段，FDSCNSSD 能更有效地探索更优的 $\Lambda(t)$，从而进一步降低均方根误差(RMSE).

为从效率与精度两个维度系统评估 3 种算法的性能，本文基于图 8 的实验结果提取相关统计指标，表 4 列出了候选隐层节点的有效性数据，在表 4 的基础上，测试集上 SCN，SPSCN 和 FDSCNSSD 模型的 RMSE 值分别为 0.025 68，0.013 34，0.003 94. 综合分析表明，FDSCNSSD 在节点利用率和拟合精度两方面均优于对比方法，体现出其在复杂数据拟合任务中的高效性与精确性.

3.2 Rastrigin 函数近似

Rastrigin 函数是高维优化问题中的一个标准测试函数，常用于全局优化和局部优化算法的测试，其包含多个局部极小值，算法必须能够找到全局最小值.

表 4 候选隐层节点有效性

Table 4 Validity of candidate hidden layer nodes

模型	候选隐层节点		
	总节点数	有效节点数	有效节点占比/%
SCN	4 200	97	2. 31
SPSCN	6 580	187	2. 84
FDSCNSSD	7 260	230	3. 17

$$f(x_1,x_2)=A\cdot n+\sum_{i=1}^{n}(x_i^2-A\cos(2\pi x_i)). \quad (31)$$

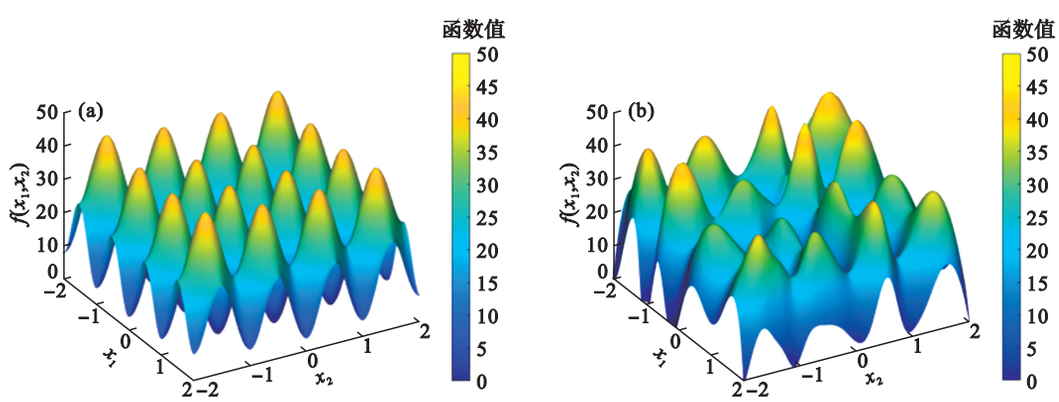
其中：A 通常取 10；n 为维度($n=2$).

分别使用 SCN，SPSCN，FDSCNSSD 对 Rastrigin 函数进行拟合，参数设定为 $L_{max}=150$，$T_{max}=100$，其中 FDSCNSSD 和 SPSCN 的 $L_{umax}=L_{nmax}=75$，保持块增量大小 $\Upsilon=\{1,10,20,50,100,200\}$.

图 9a 展示了 Rastrigin 函数的测试数据分布情况，图 9b~9d 分别展示了固定节点下 SCN，SPSCN，FDSCNSSD 对函数的拟合情况．FDSCNSSD 展现出显著的性能优势：其拟合精度显著超越 SCN 和 SPSCN 方法，并与测试数据集表现出更高的吻合度．实验结果表明，FDSCNSSD 在多粒度函数拟合和边界特征刻画方面表现卓越.

3.3 基准数据集验证

为了进一步验证 SCN，SPSCN 和 FDSCNSSD 的性能，采用 4 个基准数据集(见表 5)[25-28]，算法的参数设置为 $L_{max}=100$，$L_{umax}=L_{nmax}=50$，$T_{max}=100$，$\Upsilon=\{1,10,20,50,100,200\}$. 其中 SCN 和 SPSCN 初始节点数设为 1，FDSCNSSD 的初始节点数分别为 5，7，9，11，输入隶属度函数个数分别为 3，5，使用多种参数组合进行验证，并对基准数据集进行归一化处理，验证结果如图 10 所示.



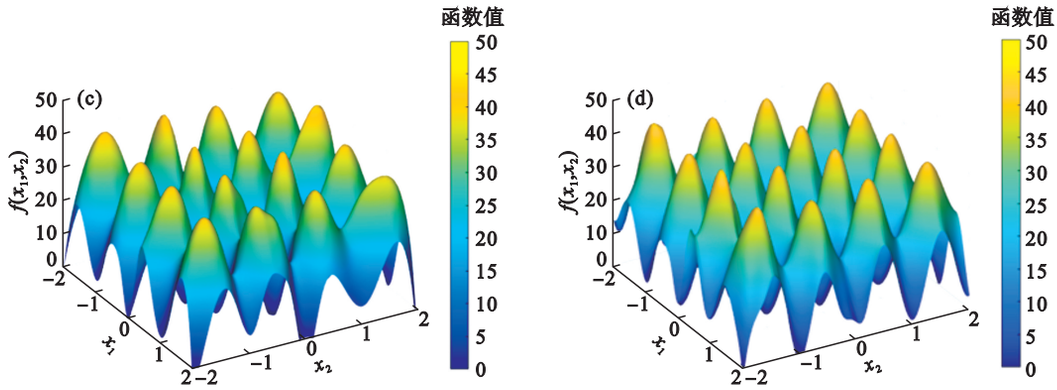


图9　SCN,SPSCN和FDSCNSSD的逼近性能

Fig. 9　Approximation performance of SCN, SPSCN, and FDSCNSSD

(a)—测试数据;(b)—SCN;(c)—SPSCN;(d)—FDSCNSSD.

表5　基准数据集规范

Table 5　Benchmark dataset specifications

数据集	说明	特征		样本
		输入	输出	数量
DS1	CO_2 emission by vehicles	6	1	7 385
DS2	Concrete compressive strength	8	1	1 030
DS3	Appliances energy prediction	26	1	19 735
DS4	Graduate admission	8	1	400

表6给出了4种数据集下不同算法所需节点数和时间的比较,从参数上展示了不同网络的性能.

从图10可以看出,虽然SPSCN所需隐层节点数量更少,但是训练耗时增加.FDSCNSSD在其基础上引入了参数自适应调节机制,增强了隐层节点的搜索效率,并对模糊系统的非凸动态隶属函数进行优化,大幅减少了训练所需的时间,较SCN效率提高19.7%~63.1%,整体性能有了显著提升.

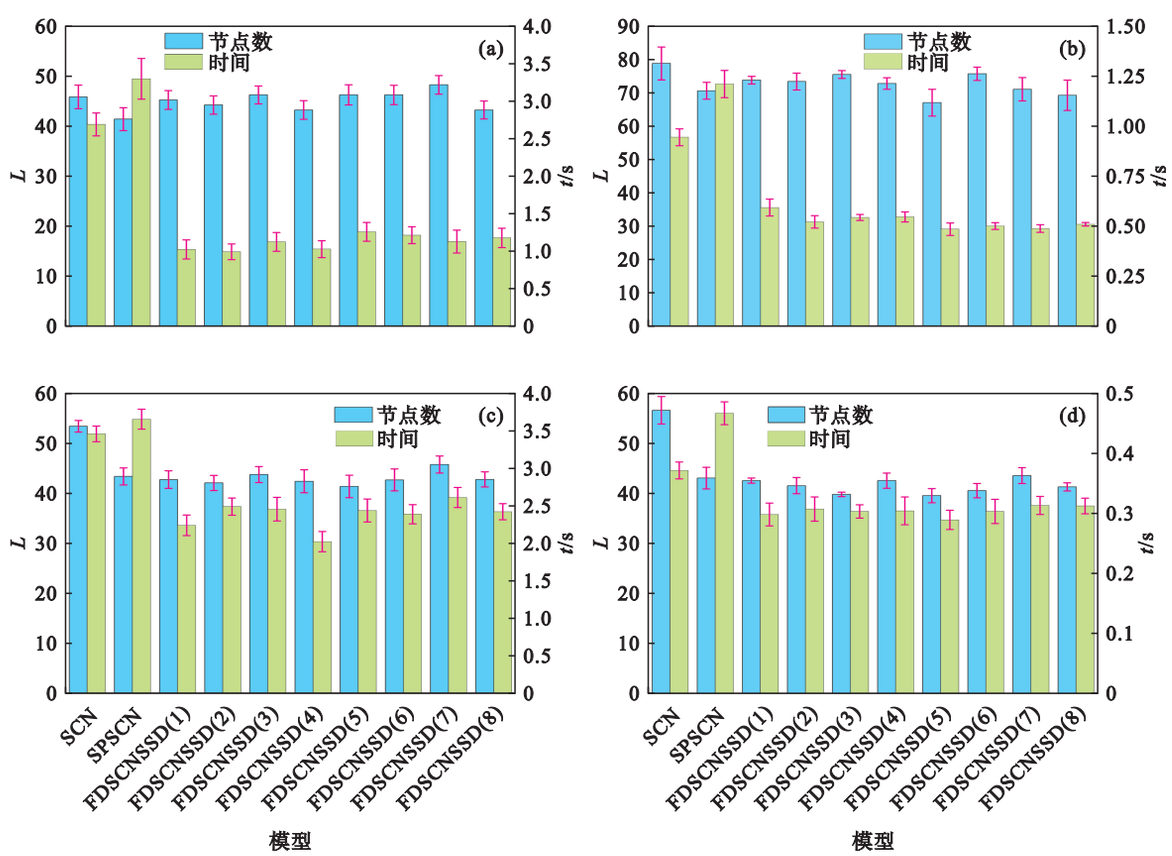


图10　SCN,SPSCN和FDSCNSSD的性能比较

Fig. 10　Performance comparison of SCN, SPSCN, and FDSCNSSD

(a)—DS1;(b)—DS2;(c)—DS3;(d)—DS4.

表 6 网络性能参数

Table 6 Network performance parameters

数据集	模型	误差容忍度	训练模型参数	
			节点数	时间/s
DS1	SCN	0.03	45.6	2.676
	SPSCN	0.03	41.2	3.281
	FDSCNSSD(1)	0.03	45.6	1.021
	FDSCNSSD(2)	0.03	44.3	0.988
DS2	SCN	0.07	78.5	0.941
	SPSCN	0.07	70.3	1.206
	FDSCNSSD(1)	0.07	73.5	0.591
	FDSCNSSD(2)	0.07	73.1	0.520
DS3	SCN	0.01	53.3	3.452
	SPSCN	0.01	43.3	3.647
	FDSCNSSD(1)	0.01	42.7	2.236
	FDSCNSSD(2)	0.01	42.3	2.486
DS4	SCN	0.08	56.5	0.371
	SPSCN	0.08	43.2	0.466
	FDSCNSSD(1)	0.08	42.5	0.298
	FDSCNSSD(2)	0.08	41.5	0.307

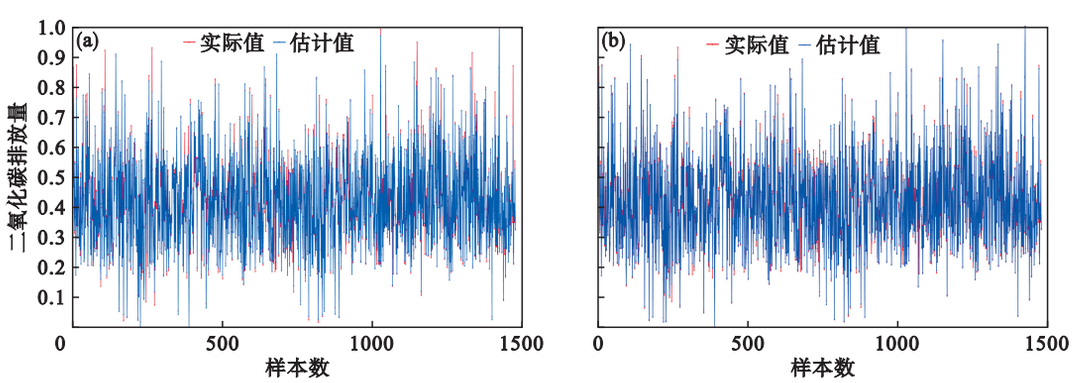
3.4 消融实验

为验证模糊系统、参数自适应控制模块在FDSCNSSD中的核心作用,设计了系统性的消融实验,并比较SPSCN、串并联切换配置模糊随机配置网络(FSCNSSD)、串并联切换配置动态随机配置网络(DSCNSSD)和FDSCNSSD的性能差异.选用与实际工业数据结构更相似的基准数据集1进行测试,并对基准数据集进行归一化处理,按8:2随机划分训练集和测试集.模型的参数设置为$L_{max}=150$,$L_{umax}=L_{nmax}=75$,$T_{max}=100$,$\Upsilon=\{1,10,20,50,100,200\}$,初始节点数均设为1.性能比较如表7所示,其中训练时间和预测时间取5次测试的均值,误差指标取5次测量的最低值,拟合结果如图11所示.

表 7 SPSCN,FSPSCN,DSPSCN和FDSCNSSD的性能比较

Table 7 Performance comparison of SPSCN, FSPSCN, DSPSCN, and FDSCNSSD

性能指标	模型			
	SPSCN	DSCNSSD	FSCNSSD	FDSCNSSD
平均训练时间/s	21.627	9.345	22.360	11.228
平均预测时间/s	12.979	2.310	13.855	3.478
平均绝对误差(MAE)	0.015 9	0.009 7	0.005 7	0.002 6
均方根误差(RMSE)	0.028 0	0.017 4	0.010 7	0.005 1



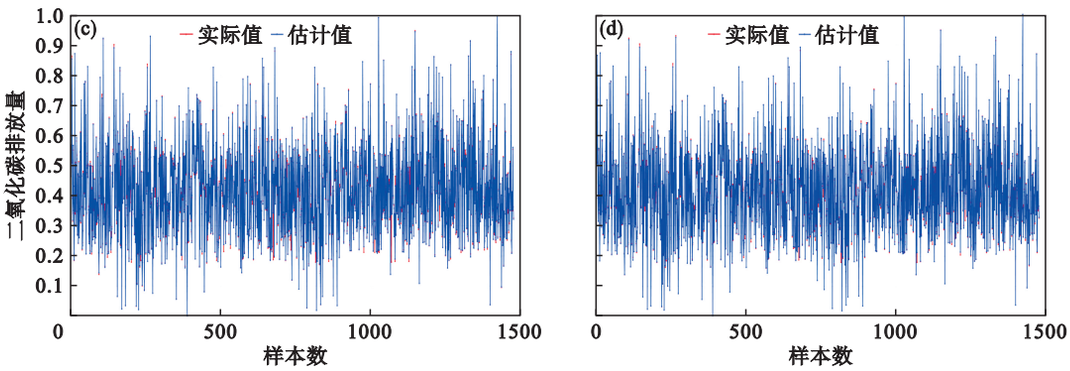


图 11　SPSCN,DSCNSSD,FSCNSSD 和 FDSCNSSD 的逼近性能

Fig. 11　Approximation performance of SPSCN,DSCNSSD,FSCNSSD,and FDSCNSSD

(a)—SPSCN; (b)—DSCNSSD; (c)—FSCNSSD; (d)—FDSCNSSD.

根据性能对比结果,FDSCNSSD 在预测精度上显著优于其他模型,在训练与预测时间上也保持了良好的效率,综合性能最佳.DSCNSSD 的训练与预测速度最快,但预测误差相对较高;而 FSCNSSD 虽预测精度次优,但其计算耗时最长.结果清晰地展示了 FDSCNSSD 中两大模块各自的核心作用:参数配置区间自适应控制模块可以显著提高节点有效占比并搜索到更优质的节点,进而提高模型的训练速度和预测速度;优化后的模糊系统在处理复杂数据时,具有更强的适应性,提高了整体预测精度.

4　模糊随机配置网络的工业应用

在难选铁矿石氢基矿相转化过程中,磁选回收率(MSR)是衡量产品质量的关键指标.然而,MSR 难以通过常规传感器实时测量,且工业现场采集的输入参数(如温度等)不可避免含有测量噪声与过程波动.为此,本文提出 FDSCNSSD 预测模型,用于评估不同工况下的 MSR.该模型通过模糊系统对原始输入数据进行自适应平滑与特征增强,以提升噪声环境下的鲁棒性.如图 3 与图 4 所示,基于核密度估计构建并经过优化的非凸隶属度函数,能有效抑制数据中的高频噪声与异常波动,同时保留反映工艺本质的多峰分布结构.

在 HMPT 反应机理中,温度通过 Arrhenius 方程直接影响还原速率常数,是决定磁铁矿生成量与 MSR 最敏感的宏观变量.在实际工程中,温度传感器可实现高频、高质量的在线测量,满足软测量模型对数据实时性与质量的要求;而氢气流量、H_2 与 CO 物质的量比等变量测得数据准确率低,且多为人工预设的固定参数或设定值,难以反映与 MSR 同步的实时过程变化.因此,本研究构建了以温度为核心的实时预测框架.

在 100 kg/h 恒定进料速率下进行工业验证,选取一部分实验数据,以燃烧室 P03 顶温(θ_1)、底温(θ_2)和还原室 P05 入口温度(θ_3)、出口温度(θ_4)作为关键输入参数(具体数值见表 8).使用经基准数据集训练后的模型对 MSR 进行预测,同时验证模型的预测精度与泛化能力,为工艺优化提供依据.

表 8　部分实验数据

Table 8　Partial experimental data

序号	θ_1/℃	θ_2/℃	θ_3/℃	θ_4/℃	回收率/%
1	692. 6	1 050. 7	430. 1	398. 8	88. 58
2	701. 0	1 053. 6	444. 9	410. 4	87. 79
3	713. 8	1 056. 1	466. 2	421. 7	92. 11
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
60	696. 5	1 054. 9	537. 3	512. 7	97. 82

利用 SCN,SPSCN 和 FDSCNSSD 三种模型预测 MSR.三种模型的参数设置如下:$L_{max}=150$,$T_{max}=100$,其中 SPSCN 和 FDSCNSSD 的块增量大小 $\Upsilon=\{1,10,20,50,100,200\}$,$L_{umax}=L_{nmax}=75$. SCN,SPSCN 和 FDSCNSSD 模型的初始节点数均为 1,FDSCNSSD 中的隶属度函数个数为 5.预测结果

如图 12 所示.

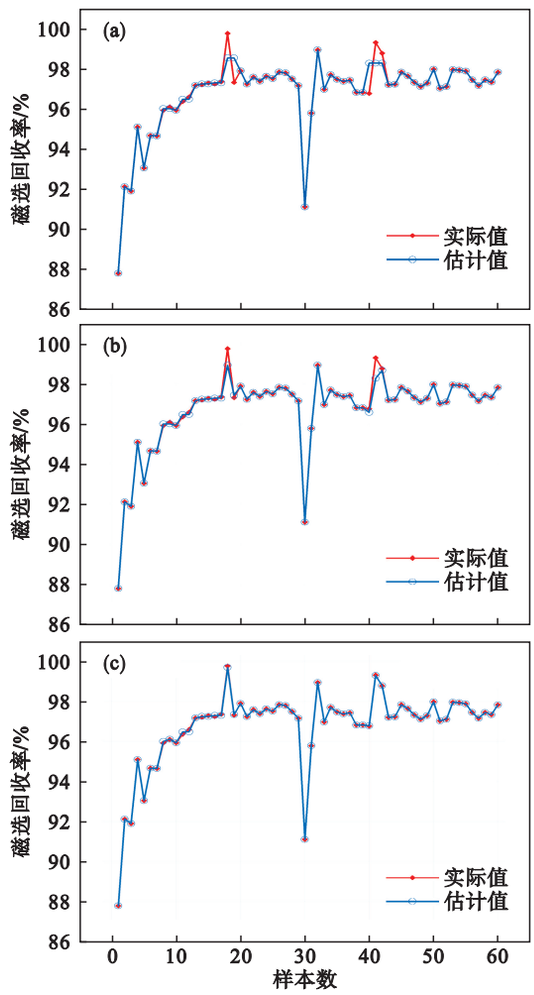


图 12 SCN,SPSCN 和 FDSCNSSD 模型的工业数据逼近性能

Fig. 12 Industrial data approximation performance of SCN, SPSCN, and FDSCNSSD model

(a)—SCN;(b)—SPSCN;(c)—FDSCNSSD.

使用均方误差(MSE)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分比误差(MAPE)评估模型的性能.分别进行 10 次预测,各项指标的结果如图 13 所示,并对预测过程进行计时,具体的性能指标如表 9 所示.

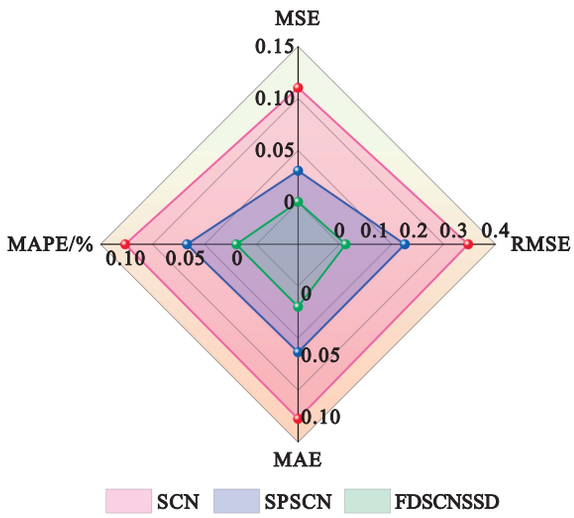


图 13 SCN,SPSCN 和 FDSCNSSD 模型的指标评估结果

Fig. 13 Metric evaluation results of SCN,SPSCN, and FDSCNSSD model

综上,FDSCNSSD 在预测精度和计算效率方面均优于传统 SCN 与 SPSCN 模型.在实际工业数据中,FDSCNSSD 的 MSE,RMSE,MAE 和 MAPE 等误差指标显著降低,模型预测精度达到 99.3%,预测时间减少 60.5%.在保持高预测精度的同时大幅提升了响应效率.该模型对含噪声及不确定性数据具有更强的适应性和鲁棒性,能够更高效地支持复杂工况下的专家决策过程,为后续工艺优化与生产效益提升提供了可靠保障.

表 9 SCN,SPSCN 和 FDSCNSSD 的性能比较

Table 9 Performance comparison of SCN, SPSCN, and FDSCNSSD

性能指标	模型		
	SCN	SPSCN	FDSCNSSD
预测所需时间/s	0. 43	0. 24	0. 17
节点数	50. 1	65. 4	68. 8
均方误差(MSE)	0. 110 3	0. 030 6	0. 000 8
均方根误差(RMSE)	0. 332 1	0. 174 9	0. 028 2
平均绝对误差(MAE)	0. 101 0	0. 047 2	0. 010 5
平均绝对百分比误差(MAPE)/%	0. 10	0. 05	0. 01

5 结 论

1) 针对难选铁矿石氢基矿相转化磁选过程中铁回收率实时预测难的瓶颈问题,提出了一种基于误差变化率的串并联切换配置模糊动态随机配置网络软测量模型.

2) 通过引入核密度估计构建非凸隶属度函数,并融合最大-最小化(M-M)算法与广义投影梯度下降算法进行优化,有效提升了隶属度函数的平滑度与模糊系统的推理稳定性.

3) 通过设计基于误差变化率的自适应权重

搜索策略,实现了隐层节点权重参数λ的动态调整,显著提高了节点生成质量和效率.

4) 实验验证结果表明,FDSCNSSD能够高效解决高维复杂函数逼近问题,在多项基准测试中预测效率提高了19.7%~63.1%,并在工业场景中对MSR预测精度达到了99.3%,预测时间缩短了60.5%.

5) FDSCNSSD模型成功解决了传统模型在复杂工业场景下面临的高预测耗时、泛化能力受限等瓶颈问题,显著提升了MSR预测精度与实时性,为HMPT等复杂工业过程的优化控制提供了可靠的技术支撑.

参考文献:

[1] 赵立群, 王春女, 张敏, 等. 中国铁矿资源勘查开发现状及供需形势分析[J]. 地质与勘探, 2020, 56(3): 635−643.
(Zhao Li-qun, Wang Chun-nyu, Zhang Min, et al. Current exploration status and supply-demand situation of iron ore resources in China mainland [J]. *Geology and Exploration*, 2020, 56(3): 635−643.)

[2] Li G R. The Chinese iron ore deposits and ore production [M]. London: Iron Ores and Iron Oxide Materials, 2018: 3−34.

[3] 郭娟, 崔荣国, 周起忠, 等. 2023年中国矿产资源形势回顾与展望[J]. 中国矿业,2024,32(1):12−19.
(Guo Juan, Cui Rong-guo, Zhou Qi-zhong, et al. Outlook and overview of mineral resources situation of China in 2023 [J]. *China Mining Magazine*, 2024, 32(1): 12−19.)

[4] Sun Y S, Zhu X R, Han Y X, et al. Iron recovery from refractory limonite ore using suspension magnetization roasting: a pilot-scale study [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 261: 121221.

[5] Ning J L, Gao P, Yuan S, et al. Highly efficient and green separation of iron from complex low-grade polymetallic ore via hydrogen-based mineral phase transformation [J]. *Powder Technology*, 2024, 433: 119177.

[6] Li W B, Wang H Y, Han Y X, et al. A zero-carbon emission approach for the reduction of refractory iron ores: mineral phase, magnetic property and surface transformation in hydrogen system [J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2024, 89: 531−540.

[7] Tang Z D, Li P Y, Gao P, et al. Minerals phase transformation by hydrogen reduction technology: a new approach to recycle iron from refractory limonite for reducing carbon emissions [J]. *Advanced Powder Technology*, 2022, 33(12): 103870.

[8] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84−90.

[9] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers [J]. *Neural Processing Letters*, 1999, 9(3): 293−300.

[10] Liaw A, Wiener M. Classification and regression by randomForest [J]. *R News*, 2002, 2(3):18−22.

[11] Zhang Q, Sun Y S, Gao P, et al. Hydrogen-based mineral phase transformation of bastnaesite: detailed assessment of physicochemical properties and flotation behavior [J]. *Chemical Engineering Journal*, 2024, 500: 156992.

[12] Wang D G, Li M. Stochastic configuration networks: fundamentals and algorithms [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2017, 47(10): 3466−3479.

[13] Li K, Qiao J F, Wang D H. Fuzzy stochastic configuration networks for nonlinear system modeling [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2024, 32(3):948−957.

[14] Qiao J H, Chen Y X. Stochastic configuration networks with chaotic maps and hierarchical learning strategy [J]. *Information Sciences*, 2023, 629: 96−108.

[15] Qiao J H, Xiong N K, Qiao J Y. Multivariable adaptive decoupling control based on stochastic configuration networks with serial-parallel switching distribution [J]. *Information Sciences*, 2025, 686: 121352.

[16] 郭风芳, 韩跃新, 张琦, 等. 海南石碌铁矿石氢基矿相转化——磁选试验研究[J]. 金属矿山, 2024(2): 152−156.
(Guo Feng-fang, Han Yue-xin, Zhang Qi, et al. Experimental study on hydrogen-based mineral phase transformation followed by magnetic separation of iron ore from Shilu, Hainan [J]. *Metal Mine*, 2024 (2): 152−156.)

[17] Zhang Q, Sun Y S, Han Y X, et al. Pyrolysis behavior of a green and clean reductant for suspension magnetization roasting [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 268: 122173.

[18] Zhu X R, Han Y X, Liu P F, et al. Reduction mechanism of the porous hematite in limonite ore magnetization roasting [J]. *Mineral Processing and Extractive Metallurgy Review*, 2024, 45(2): 85−90.

[19] 余建文, 韩跃新, 李艳军, 等. 鞍山式赤铁矿预选粗精矿悬浮态磁化焙烧−磁选试验研究[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2018, 49(4): 771−778.
(Yu Jian-wen, Han Yue-xin, Li Yan-jun, et al. Experimental study on utilization of crude concentrate from an Anshan-type hematite ore by suspension magnetization roasting-magnetic separation [J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2018, 49(4): 771−778.)

[20] Sun Y, Babu P, Palomar D P. Majorization-minimization algorithms in signal processing, communications, and machine learning [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(3): 794−816.

[21] Jain P, Kar P. Non-convex optimization for machine learning [J]. *Foundations and Trends in Machine Learning*, 2017,10(3/4):142−336.

[22] Botev Z I, Grotowski J F, Kroese D P. Kernel density estimation via diffusion [J]. *The Annals of Statistics*, 2010, 38(5): 2916−2957.

[23] Zhang D Q, Zhang N, Ye N, et al. Hybrid learning algorithm of radial basis function networks for reliability analysis [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2021, 70(3): 887−900.

[24] Zhang Y, Zhou Q, Sun C X, et al. RBF neural network and ANFIS-based short-term load forecasting approach in real-time price environment [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2008, 23(3): 853−858.

[25] Podder D. CO_2 emission by vehicles [EB/OL]. (2020−08−05) [2024−10−01]. https://www.kaggle.com/datasets/debajyotipodder/co2-emission-by-vehicles? resource=download.

[26] Yadav N. Concrete compressive strength [EB/OL]. (2024−03−28) [2024−10−01]. https://www.kaggle.com/datasets/niteshyadav3103/concrete-compressive-strength.

[27] Candanedo L. Appliances energy prediction [EB/OL]. (2017−02−14) [2024−10−01]. https://archive.ics.uci.edu/dataset/374/appliances+energy+prediction.

[28] Acharya M S. Graduate admission 2 [EB/OL]. (2018−12−28) [2024−10−01]. https://www.kaggle.com/datasets/mohansacharya/graduate-admissions.