doi:10.12068/j.issn.1005－3026.2026.20240081

基于MTL-LSTM的烧结矿质量指标预测模型

杨 欢，范金鑫，宋小龙，吴朝霞
（东北大学秦皇岛分校 控制工程学院，河北 秦皇岛 066004）

摘 要：转鼓指数和筛分指数是反映烧结矿质量的关键指标.针对烧结矿质量指标(转鼓指数、筛分指数)预测中传统模型忽略指标间相关性,导致模型精度较低的问题,提出一种基于多任务学习的长短期记忆网络(MTL-LSTM)预测模型.首先筛选与质量指标强相关的特征作为输入;然后利用长短期记忆网络(LSTM)作为共享层,通过多任务学习捕捉指标间的耦合关系,该方法通过共享层实现信息交互,有效解决了传统模型独立预测精度较低的问题.结果表明,MTL-LSTM模型较其他组合模型具有更高精度,为烧结矿的高质量生产提供了新的指导方向.

关 键 词：烧结矿质量;多任务学习;转鼓指数;筛分指数;长短期记忆网络
中图分类号：TF 046.4 **文献标志码：**A **文章编号：**1005-3026(2026)05-0009-08

Prediction Model for Sinter Quality Indicators Based on MTL-LSTM

YANG Huan, *FAN Jin-xin*, *SONG Xiao-long*, *WU Zhao-xia*
(School of Control Engineering, Northeastern University at Qinhuangdao, Qinhuangdao 066004, China. Corresponding author: WU Zhao-xia, E-mail: ysuwzx@126.com)

Abstract: Drum index and sieving index are key indicators reflecting sinter quality. To address the problem of low accuracy in traditional models caused by ignoring correlations between indicators in the prediction of sinter quality indicators (drum index and sieving index), a prediction model based on multi-task learning and long short-term memory (MTL-LSTM) was proposed. First, features strongly correlated with quality indicators were selected as inputs. Then, the long short-term memory (LSTM) was used as a shared layer to capture the coupling relationship between indicators via multi-task learning. This method realized information interaction through the shared layer, effectively solving the problem of low accuracy in independent predictions of traditional models. The results show that the MTL-LSTM model has higher accuracy than other combination models, providing a new direction for the high-quality production of sinter.

Key words: sinter quality; multi-task learning; drum index; sieving index; long short-term memory network

烧结工艺是钢铁冶炼流程中的关键环节,其能耗约占整个行业总能耗的18%[1].其中,转鼓指数与筛分指数是反映烧结矿质量的核心指标.如果这些指标未达标,烧结矿容易破碎成细颗粒,导致返矿率升高,影响高炉的作业效率.此外,烧结矿的形成需要经历比例配料、加水混合、点火烧结、破碎、冷却和筛分等工序,整个过程大约花费3 h.这导致烧结过程具有多维非线性变量影响、过程机理复杂和测试结果滞后大等特点[2],这些特点使得传统人工方法难以实时获取转鼓指数等关键质量参数.建立高精度的预测模型成为解决这一问题的必要途径,可为生产过程提供及时的质量反馈.

近年来,伴随工业人工智能技术的迅速发

收稿日期：2025-04-09
基金项目：河北省教育厅科学技术研究项目(BJ2021099).
作者简介：杨 欢(2000—),男,黑龙江黑河人,东北大学硕士研究生.
通信作者：吴朝霞,E-mail:ysuwzx@126.com.

展,其在制造流程预测中的应用日益广泛,尤其在钢铁行业中展现出良好的实际效果.机器学习算法被应用于烧结过程建模,实现了对关键指标的快速预测,取代了传统依赖经验判断的方式[3-12].在相关研究中,Li等[13]基于顺序极限学习机(OS-ELM)设计了一种用于预测FeO含量与转鼓强度的模型,有效辅助优化了烧结配料策略.Chen等[14]则构建了一个适应数据分布不均与多工况挑战的预测系统,对烧结强度进行分类与预测.张振等[15]从终点温度角度出发,通过可视化手段将转鼓指数划分为不同类别,建立了对应的预测子模型,提升了模型对复杂数据的适应能力.此外,刘然等[16]基于工业现场采集数据,结合图像处理与特征提取技术,建立了预测框架,获得良好的精度表现.现有烧结矿质量指标预测研究虽然有所突破,但普遍采用单指标建模方法,不能充分考虑各质量指标之间的相互影响关系.由于烧结过程本身存在复杂的非线性特征和变量间的强相关性,这种单任务预测模型在实际应用中预测精度有限,对生产参数调整的指导作用较弱.

为克服传统单任务学习方法在特征间信息交互方面的局限性,本文设计了一种多任务学习策略.首先,对烧结现场采集的原始数据进行清洗和处理,确保输入变量在后续建模中的稳定性;随后采用最大互信息系数(maximal information coefficient,MIC)技术提取与转鼓指数及筛分指数紧密相关的输入特征,提升特征选择的科学性.在此基础上,结合烧结过程变量高度非线性且耦合特性显著的特点,引入长短期记忆网络(LSTM)作为建模核心,利用其在处理复杂动态序列数据方面的优势,提取特征的时序演化规律.为更有效捕捉2个质量指标间潜在的关系,采用多任务学习架构中的硬参数共享机制,构建统一的共享特征提取层,在保留各自预测输出的同时促进信息融合.该结构能够增强泛化能力并降低模型过拟合风险.最终基于真实烧结产线数据训练所构建的MTL-LSTM模型,与现有几种主流组合模型进行了对比实验.结果表明,该模型在精度和稳定性方面均优于对照组,有效弥补了传统模型在处理多指标任务时对指标间关联性考虑不足的缺陷,从而为提升烧结矿质量提供了一种可行的预测方法.

1 数据分析及预处理

1.1 数据预处理

本研究所用数据源于某钢铁企业3号烧结机的实际运行记录,包含烧结流程中涉及的关键工艺参数.结合现场工程经验与流程分析,将原始变量按照功能划分为4类:原料成分类、混合料特性类、操作设定类及状态反馈类.经过综合判断与初筛,选出49个可能对目标质量指标产生显著影响的参数,具体信息详见表1.

表1 烧结生产过程参数

Table 1 Sintering production process parameters

参数类别	序号	参数	序号	参数
原料参数	1	钙石灰粉质量流量/(t·h^{-1})	4	自返矿质量流量/(t·h^{-1})
	2	铁粉质量流量/(t·h^{-1})	5	燃料质量流量/(t·h^{-1})
	3	除尘灰质量流量/(t·h^{-1})	6	高炉返矿质量流量/(t·h^{-1})
混合料参数	7	全铁质量分数/%	10	SiO_2质量分数/%
	8	CaO质量分数/%	11	H_2O质量分数/%
	9	V_2O_5质量分数/%		
操作参数	12	圆辊转速/(r·h^{-1})	15	煤气体积流量/(cm^3·h^{-1})
	13	点火温度/℃	16	烧结机速度/(m·min^{-1})
	14	九辊转速/(r·h^{-1})	17	风机风量/(cm^3·h^{-1})
状态参数	18	南烟道温度/℃	21	北烟道温度/℃
	19	北烟道负压/kPa	22~35	14个风箱废气温度/℃
	20	南烟道负压/kPa	36~49	14个风箱负压/kPa
输出参数	50	转鼓指数/%	51	筛分指数/%

考虑到烧结现场存在传感器故障、系统干扰等不确定性因素,采集数据中存在缺失与异常.若不加处理直接参与建模,将严重干扰模型学习过程并降低预测精度.因此,在模型训练前需对原始数据进行预处理.传统的异常值检测方法如3σ准则或z-score方法依赖数据服从正态分布的假设,然而实际工业数据常呈现偏态或多峰特征,难以满足上述假设.为提升异常识别的稳健性,本文采用箱型

图法(见图1)进行无分布假设的异常检测[17],该方法通过统计分布特征确定数据正常范围,具体以25%分位数(Q1)和75%分位数(Q3)作为基准.异常值的判定标准为:低于Q1减去1.5倍四分位距(interquartile range,IQR)或高于Q3加上1.5倍四分位距的数据点.四分位距指的是Q3与Q1之间的差值.对于检测出的异常样本及缺失记录,采用相邻正常值的加权平均进行补全,以保持样本整体趋势的连续性与稳定性.补全后的数据在图2中予以展示,各变量按表1排列顺序展示异常校正效果.由于各变量存在不同的物理单位与量纲,直接输入模型易造成梯度不平衡与收敛问题.因此,在进行异常处理后,对所有变量进行标准化转换,统一输入特征的数值范围,为后续建模提供标准化数据.

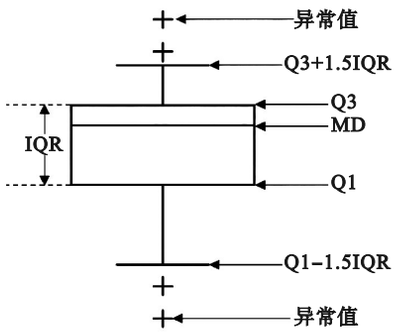


图1　箱形图

Fig. 1　Box plot

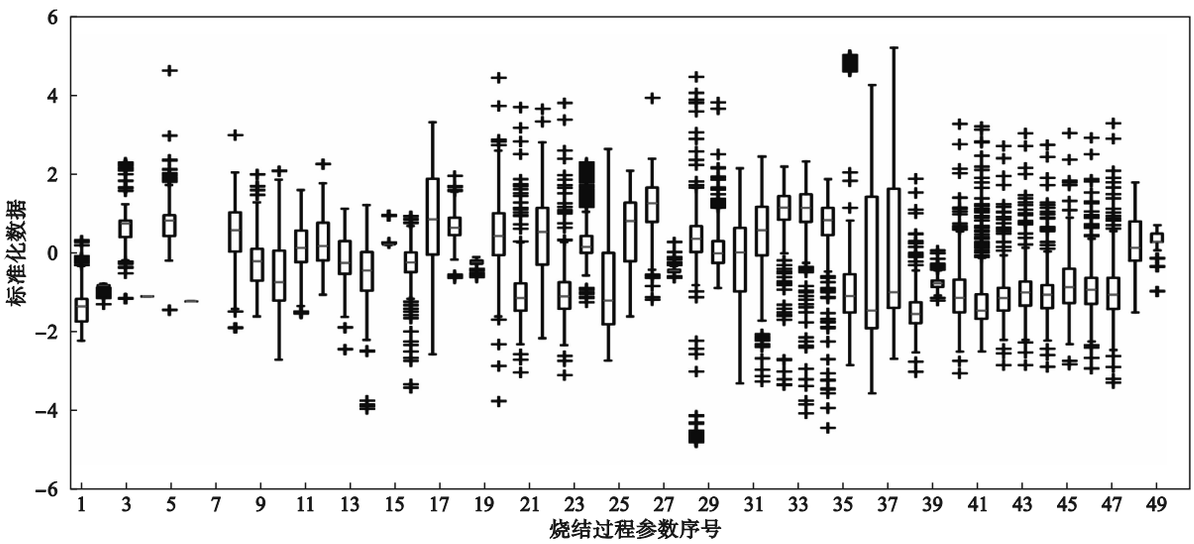


图2　数据处理结果

Fig. 2　Data processing results

1.2　关键特征变量选择

烧结过程建模面临系统变量复杂的问题.大量输入参数中存在着与预测目标关联性较弱的变量,这些无关变量会干扰模型训练过程,导致预测性能下降.构建预测模型时需要减小特征维度,保留与质量指标关联性强的参数,提高模型训练效率和预测准确性.传统相关系数分析方法在评估烧结过程变量时存在明显局限.Pearson和Spearman方法虽然能够检测线性或单调关系,但难以捕捉烧结系统中复杂的非线性特征.针对这一问题,本研究选用MIC进行特征选择,该方法能够识别变量间非线性和非函数依赖关系,且不需要对数据分布进行预先假设,使其特别适合处理工业过程中普遍存在的强非线性数据特征.MIC定义为

$$\mathrm{MIC}=\max_{|x||y|\ll B}\frac{\sum_{x,y}p(x,y)\,\mathrm{lb}\dfrac{p(x,y)}{p(x)p(y)}}{\mathrm{lb}\left(\min\left(|x|,|y|\right)\right)}. \quad (1)$$

式中:$|x|$和$|y|$分别表示对2个变量的划分格数;B为最大允许的网格数量上限,用于控制划分粒度;$p(x,y)$为样本点同时落在x方向第i格与y方向第j格的联合概率;$p(x)$为样本点落在x方向上的概率;$p(y)$为样本点落在y方向上的概率;分母项是归一化因子,用于限制MIC值在[0,1]区间.为保留对2个任务均有代表性的变量,本文取二者对应MIC值的算术平均值,并依据平均得分从高到低选取前20个变量构建输入特征集.各参数对应的平均互信息系数及其排序情况如表2所示.

2　烧结矿质量指标预测模型

2.1　多任务学习算法

与传统单任务学习相比,多任务学习通过共享网络结构同时处理多个相关任务,自动提取不同任务之间的内在联系,在模型训练过程中利用这些关

联性信息来优化网络参数,以此提高各个子任务的预测精度,增强模型对新数据的预测能力[18].单任务学习和多任务学习的结构图如图3所示.

表2 过程参数与2个质量指标的MIC均值

Table 2 Mean MIC of process parameters and two quality indicators

过程参数	MIC均值	过程参数	MIC均值
风机风量	0.218 7	16号风箱负压	0.160 6
5号风箱负压	0.198 1	九辊转速	0.160 5
1号风箱废气温度	0.190 2	15号风箱负压	0.159 4
7号风箱负压	0.184 7	2号风箱废气温度	0.158 7
铁粉质量流量	0.182 5	9号风箱废气温度	0.149 8
3号风箱负压	0.181 3	南烟道负压	0.148 0
燃料质量流量	0.174 9	22号风箱负压	0.144 7
北烟道负压	0.164 5	自返矿质量流量	0.140 8
全铁质量分数	0.164 4	16号风箱废气温度	0.140 3
13号风箱负压	0.162 7	18号风箱负压	0.139 4

多任务学习采用2种参数共享方式.硬参数共享通过底层网络的完全共用,获取预测指标间的内在联系.当预测目标具有较强相关性时,可以强化任务间的信息共享,降低模型复杂度.软参数共享虽然提供了更灵活的任务间关系建模方式,但在处理高度相关任务时会增加不必要的模型参数.

对于具有多维非线性变量影响、预测指标间耦合信息复杂的烧结过程来说,采用硬参数共享更为合适.本文采用的硬参数共享方法也是在各领域中应用最为广泛的方法.该方法包含信息共享层和多个独立的任务输出层,对不同的预测指标进行预测.多任务学习算法通过信息共享能力,能够有效处理不同预测指标间的耦合信息,提高模型的预测精度和泛化能力.

多任务学习包含任务集合M和数据集合N,传统多任务学习的整体优化损失函数为

$$g=\min\left[\frac{1}{T}\sum_{i=1}^{T}L(\boldsymbol{\omega}_s,\boldsymbol{\omega}_i)\right]. \tag{2}$$

式中:T为任务总数;$\boldsymbol{\omega}_s$和$\boldsymbol{\omega}_i$分别为任务间共享参数和任务参数;g表示预测函数;$L(\cdot)$表示损失函数.

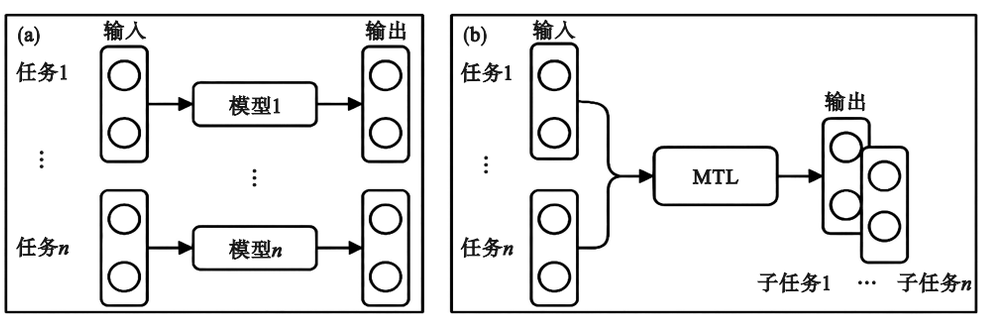


图3 单任务和多任务学习结构图

Fig. 3 Structure diagram of single-task and multi-task learning

(a)—单任务学习;(b)—多任务学习.

2.2 LSTM算法

长短期记忆网络在循环神经网络基础上进行了重要改进,专门解决了传统RNN处理长时序数据时的梯度问题.LSTM的优势在于能够控制信息的记忆与遗忘过程,适用于时序数据建模任务.其基本结构如图4所示,由内部记忆单元与3个控制门组成:遗忘门、输入门和输出门.图中⊗表示逐元素乘法,⊕表示逐元素加法.

遗忘门$\boldsymbol{f}_t$用于决定前一时刻的记忆状态中保留多少信息.其计算方式如下:

$$\boldsymbol{f}_t=\sigma\left(\boldsymbol{W}_f\boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{U}_f\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{b}_f\right). \tag{3}$$

式中:$\sigma(\cdot)$代表sigmoid激活函数;$\boldsymbol{W}_f$和$\boldsymbol{U}_f$表示遗忘门的权重矩阵;$\boldsymbol{W}$用来处理上一步的隐藏状态;$\boldsymbol{U}$用来处理当前输入,二者分别学习历史时序信息和当前输入信息,参数相互独立,下同;$\boldsymbol{h}_{t-1}$为上一时间步的隐藏状态;$\boldsymbol{x}_t$为当前输入;$\boldsymbol{b}_f$为遗忘门的偏置项.

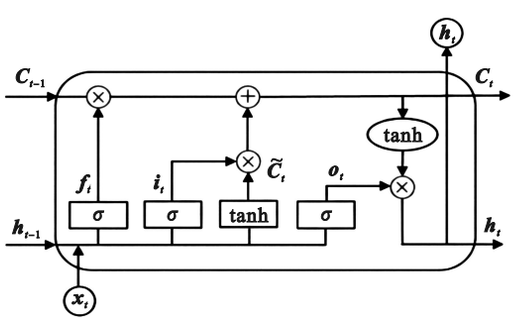


图4 LSTM结构图

Fig. 4 Structure diagram of LSTM

输入门$\boldsymbol{i}_t$模块控制当前时刻的新信息是否写入到记忆单元中,具体包括以下步骤:

$$\boldsymbol{i}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{i}}\boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{U}_{\mathrm{i}}\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{b}_{\mathrm{i}}). \tag{4}$$

式中:$\boldsymbol{W}_{\mathrm{i}}$和$\boldsymbol{U}_{\mathrm{i}}$为输入门的权重矩阵;$\boldsymbol{b}_{\mathrm{i}}$为输入门的偏置项.

记忆状态更新由当前记忆状态$\boldsymbol{C}_t$综合了旧状态$\boldsymbol{C}_{t-1}$和新输入$\tilde{\boldsymbol{C}}_t$:

$$\tilde{\boldsymbol{C}}_t=\tanh\left(\boldsymbol{W}_{\mathrm{c}}\boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{U}_{\mathrm{c}}\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{b}_{\mathrm{c}}\right), \tag{5}$$

$$\boldsymbol{C}_t=\boldsymbol{f}_t*\boldsymbol{C}_{t-1}+\boldsymbol{i}_t*\tilde{\boldsymbol{C}}_t. \tag{6}$$

式中:$\boldsymbol{W}_{\mathrm{c}}$和$\boldsymbol{U}_{\mathrm{c}}$为候选层的权重矩阵,$\boldsymbol{b}_{\mathrm{c}}$为候选层的偏置项,三者共同计算临时候选记忆;*表示按元素乘(Hadamard积).

输出门$\boldsymbol{o}_t$控制最终输出向量$\boldsymbol{h}_t$的值,它依赖于当前记忆状态经tanh变换后的结果:

$$\boldsymbol{o}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{o}}\boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{U}_{\mathrm{o}}\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{b}_{\mathrm{o}}). \tag{7}$$

式中:$\boldsymbol{W}_{\mathrm{o}}$和$\boldsymbol{U}_{\mathrm{o}}$为输出门的权重系数;$\boldsymbol{b}_{\mathrm{o}}$为输出门的偏置项.

最终的输出$\boldsymbol{h}_t$可以表示为

$$\boldsymbol{h}_t=\boldsymbol{o}_t*\tanh(\boldsymbol{C}_t). \tag{8}$$

LSTM通过引入门控机制对信息流进行调控,既能保留关键历史信息,又能有效过滤噪声,使其在工业预测、信号处理等领域表现出色.本文将LSTM网络作为多任务共享层的核心,从高维时间序列数据中提取潜在的时序关联,为预测多个烧结质量指标提供相关性支撑.

2.3　MTL-LSTM预测模型

为更准确地预测烧结过程中的多个质量指标,设计了一个融合多任务学习机制的LSTM网络结构.整体模型由两部分组成:共享特征提取层和任务输出层,采用硬参数共享策略,以提升训练效率与模型泛化能力.该模型架构如图5所示,预测流程如图6所示.建模过程可分为3个阶段:

1) 首先对烧结初始数据进行异常值和缺失值处理,然后用MIC法分别对2个质量指标(筛分指数和转鼓指数)进行特征选择,按照2个特征的MIC均值合并特征集,得到可直接用于建模输入的多维特征向量.

2) 在网络模型训练部分,首先将按照2个质量指标MIC分数均值选出的多维特征作为模型输入,将质量指标的预测值作为模型输出,直至达到预定的训练次数.通过信息共享层使模型能够充分学习指标间的隐含关系,使模型更好地处理指标间的耦合关系,以达到提升模型预测精度的目的.

3) 在参数优化部分,采用Adam优化器进行参数更新,其自适应学习机制可提升收敛速度与训练稳定性.为了对多个任务进行统一优化,将每个子任务的预测误差采用均方误差度量,对损失函数进行加权融合,这能有效抑制过拟合风险同时提升多个预测目标的准确性,具体流程如图6所示.

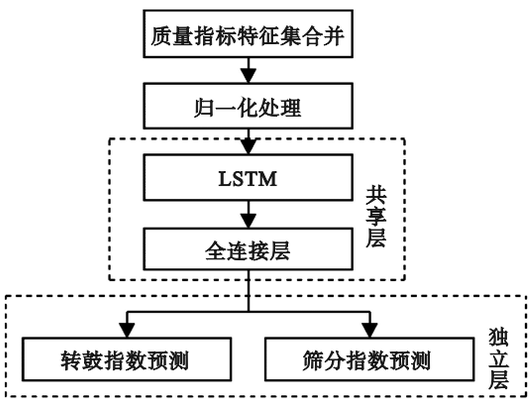


图5　MTL-LSTM模型结构图

Fig. 5　Structure diagram of MTL-LSTM model

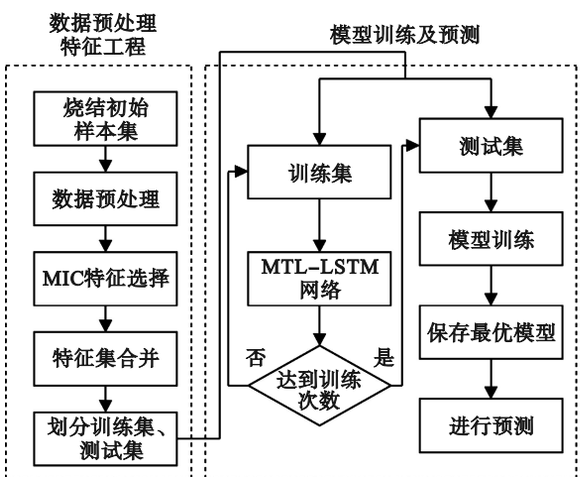


图6　MTL-LSTM预测流程图

Fig. 6　Prediction flow chart of MTL-LSTM

2.4　模型评价指标

为全面评估预测模型在不同任务上的性能表现,本文选用了3种常用的误差度量指标:平均绝对误差(MAE)、均方误差(MSE)和均方根误差(RMSE).这些指标共同构成了对模型性能的全面评估框架,能够从不同角度客观反映预测精度,定义如下:

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

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

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

式中:n表示测试样本数量;y_i和$\hat{y}_i$分别为样本i的真实值与预测值.

3 模型预测结果对比与分析

研究采用8∶2的数据划分方案来验证MTL-LSTM模型的预测效果.其中80%的样本数据用于训练模型参数,剩余20%的数据用于检验模型在未知数据上的表现.实验在Python 3.7环境下进行,采用scikit-learn 1.0.2库实现模型训练,硬件配置为Intel(R) Core(TM)i9-13900H处理器及16 GB内存.

为充分体现MTL-LSTM模型的性能优势,设计了对比实验方案,将其与未采用多任务学习的LSTM及采用多任务学习的BPNN(back propagation neural network,反向传播神经网络),RNN(recurrent neural network,循环神经网络)模型进行比较.其中转鼓指数的预测评估指标如表3所示,筛分指数的预测评估指标如表4所示.由表3和表4可知,本文所建模型的各项误差均小于其他模型,表明MTL-LSTM模型具有较强的预测能力.该模型为现场操作人员提供了可靠的决策支持,使其能够根据实时工况调整生产参数,从而有效提升烧结矿品质并优化生产效率.由于BPNN未考虑时间维度的信息,因此精度低于RNN.而长短期记忆神经网络充分考虑了历史数据和未来数据间的时序关系,多任务学习模型通过特征共享层能够更好地处理不同预测指标间的耦合信息.因此,MTL-LSTM的精度高于其他组合模型和单独的LSTM模型.

表3 转鼓指数预测模型对比结果

Table 3 Comparison results of drum index prediction models

模型	MAE	MSE	RMSE
LSTM	0.159 05	0.047 87	0.218 79
MTL-BPNN	0.119 19	0.041 45	0.192 17
MTL-RNN	0.114 60	0.035 92	0.187 14
MTL-LSTM	0.100 29	0.034 02	0.175 94

表4 筛分指数预测模型对比结果

Table 4 Comparison results of sieving index prediction models

模型	MAE	MSE	RMSE
LSTM	0.114 38	0.022 69	0.150 64
MTL-BPNN	0.093 68	0.014 01	0.118 38
MTL-RNN	0.087 74	0.010 54	0.102 69
MTL-LSTM	0.075 20	0.009 54	0.097 69

为直观展现模型的局部拟合能力,选取15个样本进行拟合校验,绘制了真实值与预测值的对比图(图7和图8).

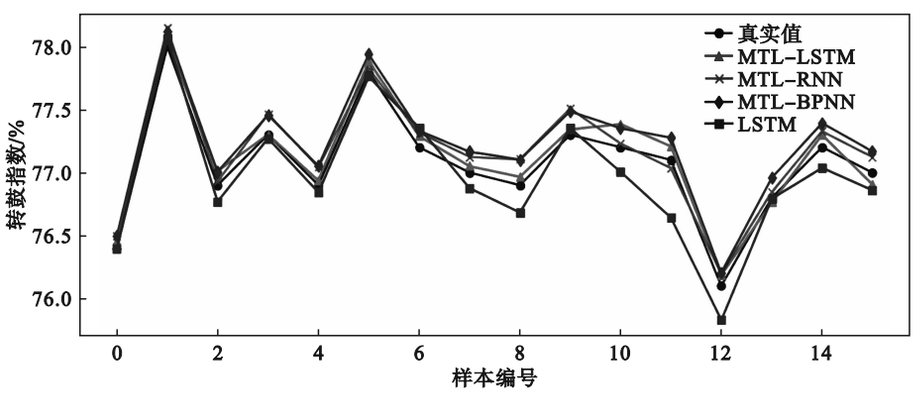


图7 转鼓指数预测结果

Fig. 7 Drum index prediction results

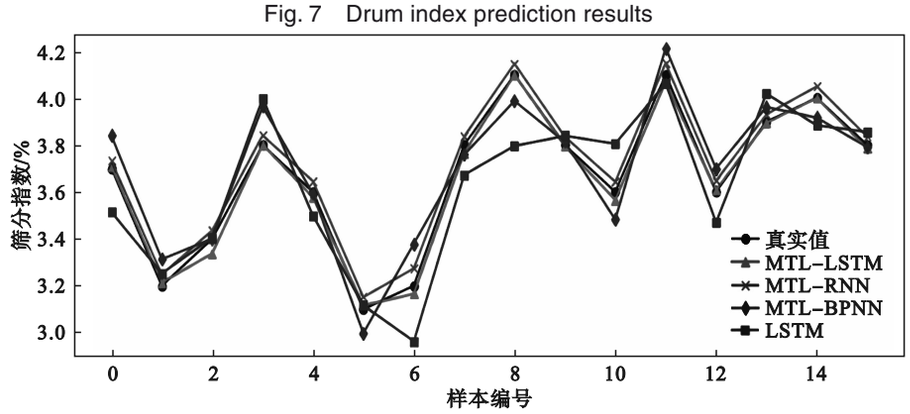


图8 筛分指数预测结果

Fig. 8 Sieving index prediction results

从图7~图8可以观察到,MTL-LSTM模型的预测曲线在整体趋势和细节变化上更贴近真实值,误差分布更集中,波动性较小.相比之下,未采用多任务机制的LSTM模型预测结果波动较大,部分区间出现偏离真实趋势的现象.而MTL-BPNN由于不具备时序建模能力,在某些时刻的预测精度亦受到限制.为深入分析预测误差的分布特征,本文进一步统计了预测误差的频数分布,并绘制了误差直方图(图9和图10).

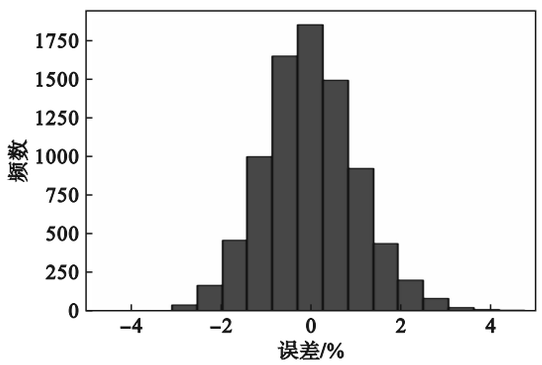


图9　转鼓指数预测误差频数直方图

Fig. 9　Frequency histogram of drum index prediction error

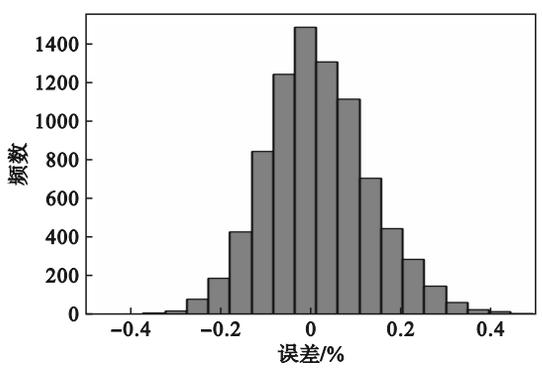


图10　筛分指数预测误差频数直方图

Fig. 10　Frequency histogram of sieving index prediction error

结果显示,大多数预测误差集中在零值附近,误差范围较小.其中,转鼓指数预测结果在±5%的误差容限内命中率达到94.73%,筛分指数在±0.5%的误差容限内命中率达到98.23%.这一结果表明,所提出的MTL-LSTM模型不仅在平均性能上优于对比模型,还能在局部范围内保持较高的稳定性和鲁棒性.综上,本文构建的多任务LSTM模型在精度、稳定性与误差控制方面均表现出明显优势,能够更准确地利用烧结过程中复杂变量之间的耦合关系,具备良好的工业应用潜力.

4　结　　论

1)针对当前对烧结矿质量指标预测很少考虑指标间的相关性问题导致模型精度不足的问题,本文提出了基于MTL-LSTM的烧结矿质量指标预测算法,其中多任务学习的信息共享层可以很好地使模型学习到子任务间的耦合信息,从而考虑到指标间的相关性.作为信息共享层的LSTM具有强大的时间序列处理能力,能够有效提高模型的预测精度.

2)通过将本文所建模型与MTL-BPNN,MTL-RNN和未进行多任务学习处理耦合信息的LSTM模型对比,所建模型的MAE,MSE和RMSE均比其他3种模型低,并且误差主要分布在0附近;在允许的误差范围±5%内时,转鼓指数预测值命中率为94.73%;在允许的误差范围±0.5%内时,筛分指数预测值命中率为98.23%,表明多任务学习考虑不同指标间的耦合信息能够有效提高模型预测精度.

3)本文为烧结矿质量指标预测提供了一种可以充分考虑到不同指标之间隐含抽象联系的方法.该方法不仅在理论上为多指标协同预测提供了一种通用方案,也为实际烧结生产中参数调节和配料优化提供了有效的辅助依据,有助于实现质量稳定与能耗降低的双重目标.

参考文献:

[1] Liu S, Liu X J, Lyu Q, et al. Comprehensive system based on a DNN and LSTM for predicting sinter composition[J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 95: 106574.

[2] Xia G L, Wu Z X, Liu M Y, et al. Prediction interval estimation of sinter drum index based on light gradient boosting machine and kernel density estimation [J]. *Ironmaking & Steelmaking*, 2023, 50(8): 909-920.

[3] Huang Q Y, Liu Z H, Liu Z C, et al. The strength prediction model of iron ore sinter based on an artificial neural network[J]. *Ironmaking & Steelmaking*, 2023, 50(2): 159-166.

[4] Liu S, Lyu Q, Liu X J, et al. Synthetically predicting the quality index of sinter using machine learning model[J]. *Ironmaking & Steelmaking*, 2020, 47(7): 828-836.

[5] Niu L L, Liu Z J, Zhang J L, et al. Prediction of sinter chemical composition based on ensemble learning algorithms[J]. *Journal of Sustainable Metallurgy*, 2023, 9(3): 1168-1179.

[6] Hu J, Wu M, Zhang P, et al. Prediction performance improvement *via* anomaly detection and correction of actual production data in iron ore sintering process[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(12): 7602-7612.

(下转第84页)