doi:10.12068/j.issn.1005－3026.2026.20259049

异形坯表面纵裂纹的即时预测与根因诊断

何 飞，徐 钻，程春亮，刘 杨
（北京科技大学 钢铁共性技术协同创新中心，北京 100083）

摘 要：为避免批量表面裂纹并实现异常定位，提出基于极限梯度提升树（XGBoost）即时学习的纵裂纹预测模型．首先选择局部样本集，采用支持向量机过采样算法对有裂纹样本进行过采样；然后按照时间和切比雪夫距离双加权策略更新历史样本；最后构建极限梯度提升树的纵裂纹预测模型，准确率达到90%．提出基于贝叶斯网络的表面纵裂纹根因诊断模型．首先选择关键影响因素构建初始有向无环图，并将各特征离散化为低、中、高3类，利用互信息剔除次要因素；其次使用狄利克雷先验评分搜索算法，结合爬山算法确定最优的网络结构；最后采用最大似然估计法(MLE)进行参数学习，通过信念传播算法得到因果网络．结果表明，硅含量和结晶器冷却水出水温差是出现纵裂纹的重要因素．

关 键 词：质量预测；异形坯；表面纵裂纹；极限梯度提升树；即时学习；因果分析；根因诊断
中图分类号：TP 391.7 **文献标志码**：A **文章编号**：1005-3026(2026)06-0082-09

Just-in-Time Prediction and Root Cause Diagnosis of Surface Longitudinal Cracks in Beam Blank

HE Fei, *XU Zuan*, *CHENG Chun-liang*, *LIU Yang*
（Collaborative Innovation Center of Steel Technology, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China. Corresponding author: HE Fei, E-mail: hefei@ustb.edu.cn）

Abstract: To prevent the batch occurrence of surface cracks and achieve anomaly localization, a longitudinal crack prediction model based on an extreme gradient boosting tree (XGBoost) and just-in-time learning was proposed. First, a local sample set was selected, and a support vector machine oversampling algorithm was used to oversample the cracked samples. Then, historical samples were updated according to a dual-weighting strategy of temporal relevance and Chebyshev distance. Finally, a longitudinal crack prediction model based on an extreme gradient boosting tree was constructed, achieving an accuracy of 90%. A root cause diagnosis model for surface longitudinal cracks based on a Bayesian network was proposed. First, key influencing factors were selected to construct an initial directed acyclic graph; each feature was discretized into three categories: low, medium, and high, and secondary factors were eliminated using mutual information. Second, the optimal network structure was determined using a Dirichlet prior scoring search algorithm combined with a hill-climbing algorithm. Finally, parameter learning was performed using maximum likelihood estimation (MLE), and a causal network was obtained through a belief propagation algorithm. The results indicate that silicon content and the temperature difference of crystallizer cooling water outlet are important factors for the occurrence of longitudinal cracks.

Key words: quality prediction; beam blank; surface longitudinal crack; extreme gradient boosting tree; just-in-time learning; causal analysis; root cause diagnosis

异形坯由于其结构的特殊性，在连铸生产结晶器中的钢液形成初生坯壳时，受到不均匀热应力和非均匀冷却作用，容易产生表面质量问题．铸坯质量预测是连铸生产高效运行的重要支撑．

收稿日期：2025-11-03
基金项目：中央高校基本科研业务费专项资金资助项目（FRF-BD-25-002）．
作者简介：何 飞（1982—），男，山西右玉人，北京科技大学教授，博士生导师．
通信作者：何 飞，E-mail：hefei@ustb.edu.cn．

虽然研究学者对机理建模进行了广泛的研究,但在实际的工业过程质量控制中想要灵活运用机理建模技术仍然存在很多困难.随着数字化、信息化技术的蓬勃发展,以数据挖掘和神经网络为代表的智能化技术应运而生,为解决铸坯质量在线预测提供了新的思路[1].此外,通过根因诊断,可以深入分析异形坯表面纵裂纹形成的原因,从而采取针对性的方法改善和优化生产过程,有助于提高生产过程的稳定性,能有效预防此类问题的再次发生,保证生产的连续性.

数据驱动方法显著降低了建模对专家知识的依赖,已成为机理建模的有力补充.Sharafi等[2]、Wang等[3]及李中正等[4]分别利用决策树、GRU网络及GA-BiLSTM等算法,在静态数据集上实现了铸坯缺陷的高精度预测.针对裂纹控制,Wang等[5]与Norrena等[6]进一步引入智能优化和多物理场耦合策略,有效提升了模型的可解释性与控制效果.然而,上述方法多基于固定历史数据构建全局模型,难以实时适应连铸过程显著的非线性与时变特性,工况变化极易导致模型因参数固化而失效.因此,亟须开发一种具备在线自适应能力的质量预测方法.

即时学习是一种具有较高自适应能力的人工智能技术,当前即时学习已在部分领域用于构建预测模型.Wei等[7]针对冷连轧过程的轧制力预测问题,开发了一种基于多加权相似测度的集成即时学习建模方法,获得了较高的预测精度.在工业橡胶的质量预测领域,Jin等[8]通过将高斯过程回归与即时学习相结合构建了一种混合模型,实现了对门尼黏度的有效预测.Venkata等[9]将即时学习框架应用于原油蒸馏装置,能够对石脑油沸点进行长期稳定的高精度预测.即时学习在质量预测方面展现出了极高的有效性和实用性.通过不断地收集、分析和利用最新的数据,从而实时调整和优化预测模型,以适应不断变化的环境和需求.

贝叶斯网络(Bayesian network,BN)是处理不确定性因果推理的有效工具,其结构学习主要包括约束学习、评分搜索及混合学习3种范式[10].基于约束的方法以PC(Peter-Clarke)算法、三阶段依赖分析(three-phase-dependency analysis, TPDA)算法[11-13]为代表,这类算法虽无需先验假设,并常在搜索中引入专家知识[14]作为约束,但在高维数据下存在计算效率低与误差累积问题;基于评分的方法中,研究者相继提出K2[15]、BIC准则[16],虽搜索灵活,但易陷入局部最优且面临搜索空间爆炸挑战.尽管散点搜索[17]及群体智能[18]等元启发式策略提升了全局寻优潜力,但单纯依赖单一策略仍难以兼顾效率与精度.因此,融合低阶条件独立性检验与评分搜索优势的混合学习算法,成为解决高维复杂网络结构确定问题的有效途径.

本文提出了基于即时学习的铸坯表面纵裂纹预测方法和基于贝叶斯网络的铸坯表面纵裂纹根因诊断方法.在预测方面,针对全局模型适应性差的问题,构建了引入时间和切比雪夫距离双重加权策略的JITL-XGBoost模型,通过在线更新局部样本集实现对裂纹的自适应预测.在根因诊断中,提出了混合约束与评分搜索的贝叶斯网络学习算法:利用互信息剔除冗余变量,结合狄利克雷先验评分与爬山算法寻优网络结构,并通过最大似然估计与信念传播解析裂纹形成的因果路径.该方法已在某钢厂异形坯生产中得到验证,能够有效识别关键致灾因素,为工艺优化提供决策支持.

1　基本方法

1.1　问题描述

连铸作为冶炼和轧制的中间工序,其过程具有工艺制度复杂和工艺参数多等特点,容易出现质量缺陷问题.异形坯连铸生产与普通连铸相比,虽然流程大致相似,但由于异形坯结构复杂,出现质量问题的情况既具有共性也有其独特性.表面裂纹是导致异形坯废品率比例最高的缺陷,沿拉坯方向的纵裂纹是最常见的表面缺陷.异形坯表面裂纹的产生是多种因素综合作用的结果,主要与化学成分、高温冷却、连铸工艺参数及设备状态有关.然而,连铸生产过程往往表现出非线性、动态、时变、多工况等多种复杂特性,使得过程质量预测建模仍然面临诸多挑战.要建立适合实际过程应用,并能够长期保持良好预测性能的质量预测模型,需要结合异形坯表面缺陷的实际结果,进一步深入研究自适应能力强且易于实现的质量预测建模方法.

如图1所示,全局建模方法的基本思路是:先在离线状态下对历史数据进行训练得到全局模型,再基于离线模型结合待测样本输出预测结果.即时学习的基本思路是:每当需要对待测样本进行预测时,均从历史数据集中优选出与待测样本最相关的样本数据,以此构建局部模型进行

预测.全局模型运行效率较高,具有“一次建模、长期使用”的特点,但模型结构和参数相对固定,自适应能力较差,难以在场景复杂、工况多变的连铸过程中得到稳定应用.相比之下,基于即时学习的局部模型不需要事先构建,而采用“边建模、边预测”的模式.因此,基于即时学习算法的局部模型比全局模型具有更强的自适应能力和预测精度稳定性.

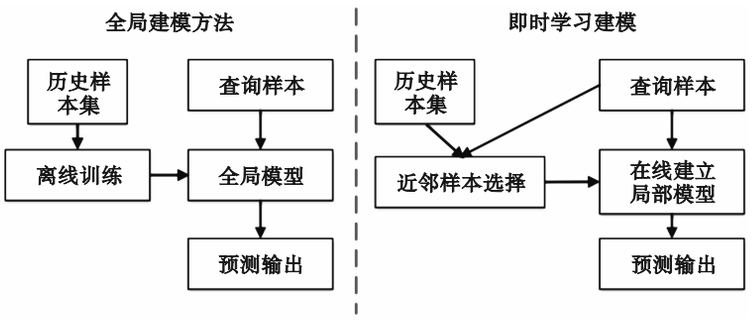


图1 全局建模与即时学习建模的比较

Fig. 1 Comparison between global modeling and just-in-time learning modeling

基于即时学习的预测模型构建过程主要包括近邻样本选择、在线局部建模和历史样本更新.本文近邻样本选择采用切比雪夫距离作为相似性度量策略,采用主成分分析算法对历史样本集降维后选择最相关的近邻样本;在线局部建模采用极限梯度提升树构建分类预测模型;历史样本更新采用表面质量检测仪检测数据按照时间和切比雪夫距离双加权策略更新样本.此外,连铸过程的复杂性和异形坯断面的差异性使得开发定制的诊断工具变得困难且耗时,变量间存在紧密耦合,缺陷成因在变量间广泛传播,增加了工艺控制的挑战.需要从相关变量中确定缺陷根因,便于调整相关工艺.根因诊断包括2个主要步骤:结构推断和根因识别.前者建立变量间的信息传递结构,后者根据传递结构定位根因.通过融合数据、变量重要性、机理知识和专家经验,建立表面缺陷因果图.以下分别针对涉及的基本方法进行具体介绍.

1.2 切比雪夫距离

切比雪夫距离(Chebyshev distance)是向量空间中的一种度量,两点之间的距离定义为其各坐标数值差绝对值的最大值.在n维空间中,两点$(x_1,y_1,\cdots,z_1)$和$(x_2,y_2,\cdots,z_2)$之间的切比雪夫距离为

$$D_c=\max\left(\left|x_1-x_2\right|,\left|y_1-y_2\right|,\cdots,\left|z_1-z_2\right|\right). \quad (1)$$

它是基于各个维度上的最大差值来衡量的,意味着即使数据在某些维度上具有很大的差异,而在其他维度上的差异较小,切比雪夫距离仍然能够准确地反映出这种差异,所以切比雪夫距离在处理高维数据时仍然是一个有效的距离度量方法.

1.3 极限梯度提升树

极限梯度提升树(extreme gradient boosting tree,XGBoost)算法是一种基于加性模型的集成学习方法,通过逐步叠加多棵决策树来提升整体预测性能.假设现在有K棵决策树组成的集成学习器,每棵树预测一个分数,所有树的预测结果之和即为集成学习器最终的输出.

$$\hat{y}_i=\sum_{k=1}^{K}f_k(x_i),f_k\in\mathcal{F}. \quad (2)$$

其中:$f_k(x_i)$表示第k棵树对样本x_i的预测结果;$\mathcal{F}$为所有可能决策树组成的函数空间.

通过最小化包含预测误差和模型复杂度的目标函数来学习模型参数,其目标函数定义为

$$\mathcal{L}=\sum_{i}^{n}l\left(y_i,\hat{y}_i\right)+\sum_{k=1}^{K}\omega(f_k). \quad (3)$$

式中:$l(\cdot)$为损失函数;$\omega(f_k)$为第k棵树的复杂度,用于抑制模型过拟合.

在训练过程中,XGBoost采用二阶梯度信息对目标函数进行近似优化,并通过正则化项控制叶节点权重和树结构复杂度,从而在保证预测精度的同时提高模型的泛化能力.得益于其对非线性关系的建模能力和良好的鲁棒性,XGBoost被广泛应用于复杂工业过程的质量预测问题,适合处理高维、多特征和强非线性的连铸过程数据.

1.4 历史样本替换策略

随着生产的进行,异形坯样本数量不断增加,但随着工况的变化,早期样本与当前生产样本的相似性逐渐降低,这可能会干扰模型的预测

结果.因此,提出了一种基于时间和切比雪夫距离双加权的历史样本替换策略,以考虑工况变化并提高计算效率.提出了式(4)的样本相关性度量算法,选取与新样本相关性corr最小的历史样本进行替换.

$$\mathrm{corr}=\frac{1}{(1+\alpha t)(1+\beta D_{\mathrm{c}})}. \tag{4}$$

式中:corr为新样本与历史样本的相关性度量;t为样本生产时间间隔;D_{c}为切比雪夫距离;α和β为权重系数.

1.5　贝叶斯网络

贝叶斯网络用以刻画随机变量间的因果关系.其主要思路是用图的形式表达变量间的相关性,并使用条件概率表对关联强度进行定量描述.贝叶斯网络以节点表示随机变量,而边则表示变量间的相依性.

贝叶斯网络的构建由如下3个主要步骤组成:

1)确定网络结构.根据问题的领域知识和数据分析,确定网络中的节点连接关系.这些连接关系反映了变量之间的因果关系和依赖关系;

2)定义条件概率表.对于每个节点定义其条件概率表,即给定其父节点条件下该节点的概率分布,条件概率表描述了节点之间的联合概率分布;

3)推断和学习.利用贝叶斯网络进行推断和学习.推断是指根据给定的证据推断其他变量的状态,学习则是根据观测数据来估计网络参数,通常采用的方法包括极大似然估计和贝叶斯网络.

BN由(G,θ)两部分构成,G是定性描述节点间因果关系的网络结构,θ是定量描述节点间因果关系强度的概率分布表.BN在结构上表现为一个有向无环图(directed acyclic graph,DAG),DAG可由$G=(X,E)$表示,X代表随机变量的节点集合,E代表随机变量之间有向边集合.其中,X集合中的子元素X_i表示随机变量,在DAG中对应一个节点;E集合中的子元素e_{ij}表示一条有向边,在DAG中对应节点X_i指向节点X_j的有向边,X_i节点为X_j节点的父节点,X_j节点是X_i节点的子节点,X_i所有的父节点用集合$\pi(X_i)$表示;$\theta_i=p(X_i|\pi(X_i))$表示在$\pi(X_i)$为父节点集合条件下X_i的条件概率.假设对X_i做m次采样,得到样本集D,经过结构学习和参数学习后,BN建立了确定的(G,θ),根据链式法则可知,随机变量$X_1,X_2,\cdots,X_n$的联合概率分布可以表示为

$$P\left(X_1,X_2,\cdots,X_n\right)=\prod_{i=1}^{n}P(X_i|\pi(X_i)). \tag{5}$$

1.6　爬山算法优化贝叶斯网络

在使用评分搜索学习的过程中,必须使用最优的方法来构造网络结构.爬山算法是一种贪心搜索方法,其基本思路是先从一个初始点出发,反复寻找邻近几个最优的点,若存在则更新当前点,直至优化结果不变或达到最大搜索次数为止.

2　基于即时学习算法的表面纵裂纹预测

2.1　数据获取

由于异形坯连铸生产过程的复杂性,涉及多个工艺参数,同时转炉和精炼工序也对异形坯的表面纵裂缺陷产生影响.在实际生产中,对异形坯表面纵裂缺陷通常采用人工目视或表面质量检测仪检测,因此被检测的铸坯会被标记为有无裂纹,将异形坯裂纹缺陷预测转化为二分类问题.

原始的时序数据可能存在大量波动和噪声,使得分析过程变得复杂.将时序值统计为平均值能够减少数据波动性,简化数据分析过程,并使数据的趋势更加明确和易于理解.由于裂纹问题导致铸坯数据样本量较少且裂纹位置难以准确定位,因此本文采用了通过整支铸坯生产对应的过程变量取平均值的方法,并与其他统计值数据拼接,实现数据维度的统一.

2.2　模型框架

将本文所提基于即时学习(just-in-time learning,JITL)算法的异形坯表面纵裂纹预测模型命名为JITL-XGBoost方法,图2为JITL-XGBoost建模流程示意图.具体建模步骤如下:

步骤1　收集并处理现场数据,构建历史样本集$D=\{X_i,y_i\},i=1,2,\cdots,n$,其中$y_i$为裂纹标签.

步骤2　将待测新样本X_{new}与历史样本集D拼接构成样本集W,对W整体先后执行归一化和主成分降维处理操作得到W'.

步骤3　从W'中取出X_{new}对应的样本记为X'_{new}.计算X'_{new}与W'中其余所有样本的切比雪夫距离向量$\boldsymbol{C}=[c_1,c_2,\cdots,c_{n-1}]$.

步骤4　选取切比雪夫距离最小的向量$\boldsymbol{C}'=[c_1,c_2,\cdots,c_m]$,$m\leqslant n-1$.在$D$中找到与$\boldsymbol{C}'$中距离

对应的历史样本构建为局部样本集S, 其中m为局部样本集S的样本数量.

步骤5 得到局部样本集S后,通过支持向量机合成少数类过采样技术(SVMSMOTE)平衡裂纹样本比例,得到过采样后的局部样本集S'.利用S'训练XGBoost预测模型.

步骤6 将预测新样本X_{new}作为训练完成的XGBoost裂纹预测模型的输入,计算裂纹标签值y,得到裂纹标签类别预测结果.

步骤7 当接收到表面质量检测仪返回样本X_{new}对应的裂纹检测结果后,根据式(4)所示的时间和切比雪夫距离双加权策略,用新样本X_{new}替换更新历史样本集中corr值最小的样本X_{corr}.

每当接收到新样本时,重复步骤2~7,实现异形坯表面纵裂纹的动态建模和即时预测.

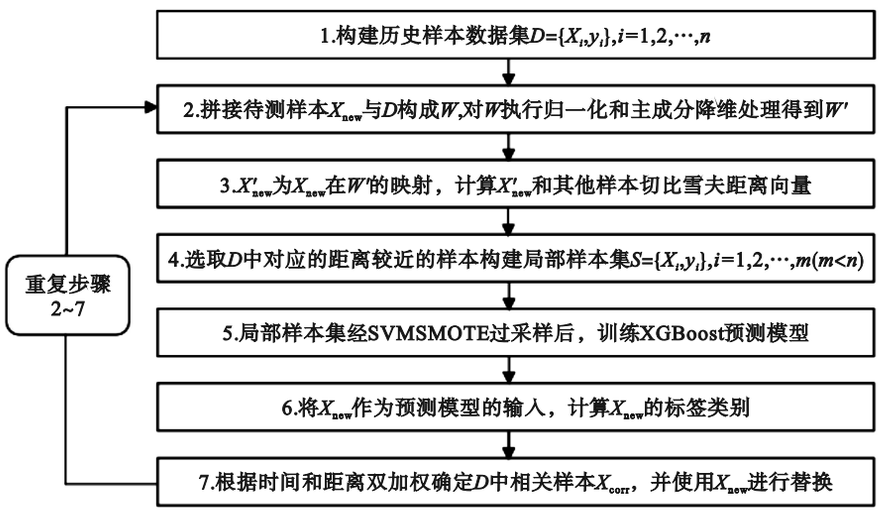


图2 JITL-XGBoost建模流程

Fig. 2 JITL-XGBoost modeling process

2.3 模型评价

评价指标是针对模型性能优劣的定量指标.一种评价指标只能反映模型一部分性能,针对具体数据,模型需选取不同的评价指标.本文使用的评价指标有:准确率、精确率、召回率和$F1$分数.

1)准确率为预测正确的样本数量占总量的百分比.计算如下:

$$R_{acc}=\frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN}. \tag{6}$$

其中:TP(true positive)指真正类被预测为正类,即为真正类;FN(false negative)指真正类被预测为负类,即为假负类;FP(false positive)指真负类被预测为正类,即为假正类;TN(true negative)指真负类被预测为负类,即为真负类.准确率的缺点是样本不均衡时,难以评价模型的性能优劣.

2)精确率为在模型预测为正样本的结果中,真正样本占所有预测正样本的百分比.计算如下:

$$R_{pre}=\frac{TP}{TP+FP}. \tag{7}$$

3)召回率为在实际为正样本中,被预测为正样本所占的百分比.计算如下:

$$R_{recall}=\frac{TP}{TP+FN}. \tag{8}$$

4)$F1$分数是一种调和平均数.精确率和召回率各有其缺点:如果阈值较高,那么精确率会高,但会漏掉很多数据;如果阈值较低,召回率高,但预测准确率不高.精确率和召回率是此消彼长的,若要兼顾二者,就需要$F1$评价.

$$F1=\frac{2\times R_{pre}\times R_{recall}}{R_{pre}+R_{recall}}. \tag{9}$$

3 基于约束和评分搜索混合贝叶斯网络的根因诊断

3.1 数据获取

使用贝叶斯网络建模变量之间的概率依赖关系,如式(5)所示.贝叶斯网络通过概率密度计算依赖关系,对于连续变量,需要定义概率密度函数.然而,在实际应用中,获得准确的概率密度函数可能较为困难,而离散化可以避免这个问题.对于指导生产、给出优化建议,离散化后的数据更易于理解和解释,因为它们对应着具体的取

值,而非连续的取值范围.

3.2　模型框架

为了分析异形坯表面裂纹与关键工艺参数之间的关系,本文采用基于贝叶斯网络的根因诊断算法进行分析,为方便指代,采用MI-PC-K2算法名称代表本文所提根因诊断算法.图3为其算法流程.

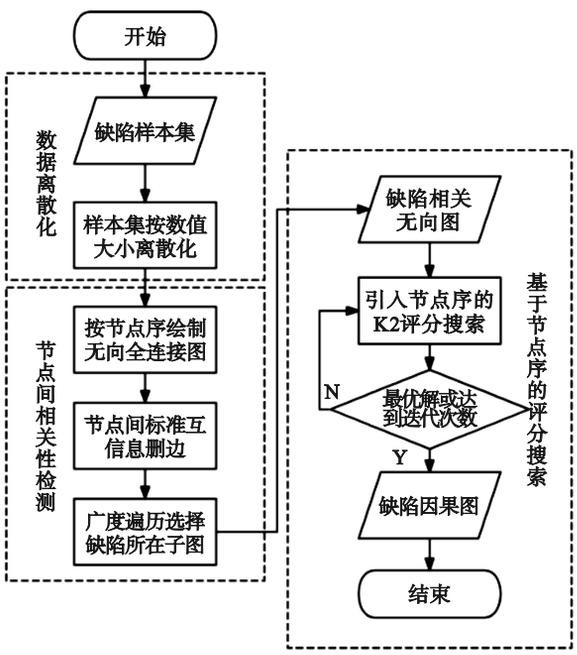


图3　MI-PC-K2算法流程

Fig. 3　MI-PC-K2 algorithm process

算法的具体步骤如下:

步骤1　根据裂纹产生机理选择关键变量$\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$,结合裂纹缺陷样本选择样本集$D=\{X_i,y_i\},i=1,2,\cdots,n$,其中$X_i$为关键变量$\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$的样本值,$y_i$为裂纹标签.

步骤2　对样本集D中连续变量值离散化,计算离散化后的类别概率分布.离散化规则按照数值大小等间隔划分为高(C_1)、中(C_2)、低(C_3)3类.

步骤3　根据异形坯生产工序设备前后顺序构建初始无向全连接图G_1,所有随机变量X_i都有一条指向裂纹y_i的边.

步骤4　利用基于互信息(mutual information)作为独立性检验策略的PC算法,对G_1按照一阶独立性检验的策略进行遍历,删除低相关性的边.然后通过广度优先遍历图算法得到y_i所在的子图G_2.

步骤5　将G_2作为初始网络结构输入K2算法中,根据节点序设置评分策略,要求符合工序前后顺序的有向边评分更高.

步骤6　每次对G_2删除其中一个节点及该节点对应的边,输入K2算法,直到对所有G_2删除节点后的子图遍历完成或者取得最优解,停止遍历,得到因果图G.

步骤7　通过最大似然估计算法对因果图G进行参数学习,得到概率分布表θ,由此得到完整的贝叶斯网络结构$\mathrm{BN}=(G,\theta)$.

步骤8　通过信念传播算法计算BN的各节点间后验概率.

4　应用实例

将本文算法应用于国内某钢厂异形坯的表面纵裂纹预测与根因诊断,图4为异形坯腹板表面纵裂纹检测图.

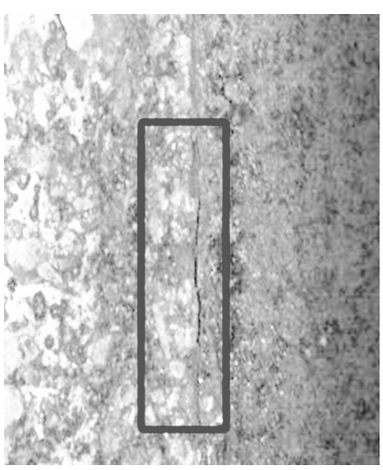


图4　异形坯腹板表面纵裂纹

Fig. 4　Surface longitudinal cracks on beam blank web

4.1　纵裂纹预测

整合后的结构化数据情况如表1所示,共1 860支铸坯生产记录,包括转炉、精炼、连铸和化学成分的工艺参数信息.工艺参数一共154个,其中连铸41个、转炉31个、精炼50个和化学成分32个.样本中有裂纹562条,无裂纹1 298条.样本集D按时间顺序进行排列,为模拟即时学习在线触发学习过程,以历史生产数据构建旧样本集D_{old},以建模时间点后的数据构建新样本集D_{new}.

设计多组对比实验,训练集和测试集分别为D_{old}和D_{new},近邻样本数为1 000条,并以此设计多组对照实验,包括如下:

1) XGBoost.采用全局建模的方式,将D_{old}作为训练集,经SVMSMOTE过采样后训练XGBoost分类预测模型,并使用D_{new}作为测试集进行预测.

表1 结构样本集概述

Table 1 Structural sample set overview

序号	种类	描述
1	样本集维度	1 860×154
2	转炉特征个数	31
3	精炼特征个数	50
4	连铸特征个数	41
5	化学成分特征个数	32
6	有无样本裂纹条数比	562∶1 298
7	新旧样本数量比	167∶1 693

2) ED-XGBoost. 采用即时学习策略,将欧氏距离作为近邻样本相似性度量算法. 在D_{old}中选择近邻样本后,根据步骤1)中全局建模方式构建局部预测模型. D_{new}作为新样本进行迭代预测,新样本预测后加入到历史样本集.

3) CD-XGBoost. 将步骤2)中欧氏距离换为切比雪夫距离,其余逻辑相同.

4) JITL-XGBoost. 即本文所提方法,将D_{old}作为历史样本集D,重复从D_{new}中取出新样本作为X_{new}进行训练和预测. 其中,α和β的取值通过交叉验证确定,在不同取值组合下模型预测性能变化较小,当α=β=1时,模型在准确率与稳定性之间取得较优平衡.

表2给出了异形坯表面纵裂纹缺陷分类预测的混淆矩阵结果,表3对比了4种不同方法的分类评价指标. 通过本次对比实验得出,本文所提出的JITL-XGBoost方法在多个分类评价指标中均表现优异,准确率达到90%,精确率达到93%,召回率达到73%,$F1$分数达到81%. 与全局模型、采用欧氏距离和切比雪夫距离作为相似性度量算法的即时学习模型(无样本替换策略)相比,JITL-XGBoost方法在异形坯表面纵裂纹新样本的预测问题上展示出明显的优势,尤其是对反例样本(有裂纹)的预测性能有明显的提高.

表2 JITL-XGBoost表面纵裂纹预测混淆矩阵结果

Table 2 Confusion matrix results of surface longitudinal crack prediction by JITL-XGBoost

样本类别	预测无裂纹样本	预测有裂纹样本
实际无裂纹样本	112	3
实际有裂纹样本	14	37

表3 4种建模方法的分类预测评价

Table 3 Classification prediction evaluation of four modeling methods %

预测方法	准确率	精确率	召回率	$F1$分数
XGBoost	78	86	35	50
ED-XGBoost	79	81	43	56
CD-XGBoost	82	92	45	60
JITL-XGBoost	90	93	73	81

4.2 纵裂纹根因诊断

表4中展示了经机理分析和数据筛选后确定的关键工艺变量,作为贝叶斯网络建模的输入节点,以避免无关工艺参数对因果分析结果造成干扰. 由于不同断面和钢种的工艺参数制度差异较大,为避免工艺制度的影响,本文研究对象仅针对该产线的其中一个具体钢种进行分析.

表4 表面纵裂纹关键工艺变量

Table 4 Key process variables of surface longitudinal cracks

变量序号	工艺参数	单位	变量序号	工艺参数	单位
x_1	C元素质量分数	%	x_{12}	结晶器振动幅度	mm
x_2	Si元素质量分数	%	x_{13}	结晶器振动频率	Hz
x_3	Mn元素质量分数	%	x_{14}	结晶器进水压力	kPa
x_4	P元素质量分数	%	x_{15}	结晶器液位	mm
x_5	S元素质量分数	%	x_{16}	结晶器通钢量	t
x_6	中包温度	℃	x_{17}	液相线温度	℃
x_7	拉速	m/s	x_{18}	过热度	℃
x_8	结晶器冷却水流量	m^3/h	x_{19}	二冷区空气压力	kPa
x_9	结晶器冷却水进水温度	℃	x_{20}	二冷区进水压力	kPa
x_{10}	结晶器冷却水出水温度	℃	x_{21}	二冷区进水温度	℃
x_{11}	结晶器冷却水进出水温差	℃	x_{22}	二冷区冷却水流量	m^3/h
			y	表面纵裂纹标签	—

将预处理过的样本数据输入到MI-PC-K2算法模型,得到图5所示的表面纵裂纹因果图.

通过图5的表面纵裂纹缺陷因果图可以看出,硅元素质量分数和结晶器冷却水进出水温差是影响缺陷的关键因素,其在裂纹出现的条件下后验概率最大. 由表5的后验概率结果可知,其中

最大后验概率的类别分布为(硅元素质量分数,低),(结晶器冷却水流量,高),(锰元素质量分数,低),(拉速,低),(结晶器冷却水进出水温差,高).通过先验概率计算发现裂纹直接影响因素的概率如表6所示,当硅元素质量分数和结晶器冷却水出水温差为(低,低)、(低,高)、(高,低)时,异形坯容易出现表面纵裂纹,在实际生产中要避免这样的参数设定.

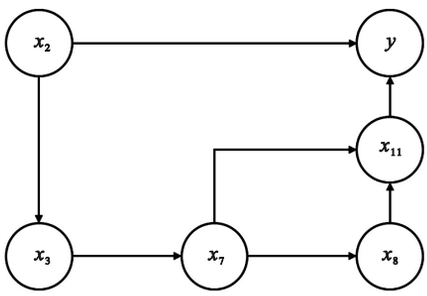


图5　异形坯表面纵裂纹因果图

Fig. 5　Causal diagram of surface longitudinal cracks in beam blank

表5　表面纵裂纹因果关系的后验概率

Table 5　Posterior probabilities of causal relationships for surface longitudinal cracks

工艺参数	取值类别	后验概率
硅元素质量分数	低	0.46
结晶器冷却水流量	高	0.39
锰元素质量分数	低	0.39
拉速	低	0.38
结晶器冷却水进出水温差	高	0.42

表6　表面纵裂纹直接影响因素的概率

Table 6　Probabilities of direct influencing factors for surface longitudinal cracks

硅含量	结晶器冷却水进出水温差	裂纹出现概率
低	低	0.69
低	高	0.71
高	低	0.70
高	高	0.25

5　结　　论

1) 提出了基于主成分分析算法和切比雪夫距离的近邻样本选择策略,以及基于时间和切比雪夫距离的历史样本更新策略,不仅提高了局部模型训练样本与当前样本的相似性,还增强了应对工况变化的能力.采用SVMSMOTE平衡了裂纹样本数量,显著提高了对少数类的准确预测能力.同时,采用XGBoost进一步提升了对非线性高维数据的预测性能.

2) 将本文提出的算法应用于实际异形坯连铸生产数据集进行预测,并与XGBoost,ED-XGBoost,CD-XGBoost方法进行对比,结果表明该算法在分类评价指标准确率、精确率、召回率和$F1$分数上均最高,分别达到90%,93%,73%和81%.

3) 提出结合基于互信息的删边处理和狄利克雷先验评分搜索算法的混合学习算法MI-PC-K2,并结合爬山算法寻找最优的因果结构,采用最大似然估计进行参数学习,通过信念传播算法对得到的因果网络进行因果效应计算.将算法应用于异形坯连铸生产数据集,得出容易造成表面裂纹出现的因果路径,如硅元素质量分数低和结晶器进出水温差高的后验概率达到0.71,相关变量是直接影响纵裂纹出现的因素,可用于指导生产,减少裂纹出现情况.

参考文献:

[1] 邹雷雷,黄俊雄,李权辉,等. 连铸坯裂纹与偏析预测研究进展[J]. 连铸,2022,41(2):2-9.
(Zou Lei-lei, Huang Jun-xiong, Li Quan-hui, et al. Research progress on the crack and segregation prediction of continuous casting strand [J]. *Continuous Casting*, 2022, 41(2): 2-9.)

[2] Sharafi S M, Esmaeily H R. Applying data mining methods to predict defects on steel surface [J]. *Journal of Theoretical & Applied Information Technology*, 2010, 20(2): 87-92.

[3] Wang B R, Yang Y K, Yu Z H, et al. Real-time surface crack defects prediction of 82B steel billet based on multi-model fusion [J]. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 2025, 56(4): 4287-4298.

[4] 李中正,吴朝霞,王金杨,等. 基于特征优选的GA-BiLSTM烧结矿中FeO含量预测模型[J]. 东北大学学报(自然科学版),2025,46(6):56-65.
(Li Zhong-zheng, Wu Zhao-xia, Wang Jin-yang, et al. FeO content prediction model in sinter based on GA-BiLSTM with feature optimization [J]. *Journal of Northeastern University*(*Natural Science*), 2025, 46(6): 56-65.)

[5] Wang Q C, Zhang L D, Wei Z J, et al. Intelligent optimization method to reduce longitudinal cracks of continuous casting slabs [J]. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 2025, 56(5): 4510-4523.

[6] Norrena J, Louhenkilpi S, Visuri V V, et al. Coupling of solidification and heat transfer simulations with interpretable machine learning algorithms to predict transverse cracks in continuous casting of steel [J]. *Steel Research International*, 2024, 95(4): 2300529.

(下转第96页)