大数据驱动的湿法冶金全流程优化控制模型及实证研究

蔡云龙

(呼伦贝尔职业技术学院 信息工程系,内蒙古 呼伦贝尔 021000)

摘要:提出了一个大数据驱动的湿法冶金全流程优化控制模型,首先构建基于注意力机制改进的 LSTM 模型,通过自注意力机制增强模型对关键时间步的关注提高预测精度;其次,采用优先经验回放改进的 DDQN 算法实现实时生产参数的动态调整与控制;最后,设计全流程经济效益最优化控制模型获得最优解。结果表明:所提出模型在不同的数值仿真中的决定系数 R^2 达 0.92,0.90,0.92,表明该模型在多个方面优于传统方法。

关键词:LSTM;注意力机制;DDQN;优先经验回放;数值仿真

中图分类号:TF803.21　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1009-2617(2025)05-0692-06

DOI:10.13355/j.cnki.sfyj.2025.05.015

湿法冶金全流程优化控制模型的构建与应用在理论与实践层面具有重要意义[1]。鉴于全球对资源高效利用和环境可持续发展的关注度日益提升,提高湿法冶金生产过程智能化和自动化水平成为了行业发展的迫切需求[2]。全流程优化控制模型通过整合设备运转状态监控[3]、环境参数测定和生产策略策划[4],对湿法冶金全流程进行实时监测跟踪[5]与动态调控[6],从而实现生产效率和经济效益双提升,减少资源浪费,优化成本结构。湿法冶金全流程优化控制模型的实施有助于推动技术创新升级,符合绿色制造理念,能促进行业可持续发展[7]。

为提升湿法冶金生产设备运转效率与经济效益,提出了一个大数据驱动的湿法冶金全流程优化控制模型。先构建基于注意力机制改进的 LSTM 模型[8],以精确预测设备的环境参数,通过自注意力机制增强模型对关键时间步的关注,从而提高预测精度;再采用优先经验回放[9]改进的 DDQN 算法[10],实现实时生产参数的动态调整与控制;之后设计全流程经济效益最优化控制模型,综合考虑设备运转、生产效率和成本因素,利用线性规划方法实现最优解。

1　基于注意力机制改进的 LSTM 模型的设备运转环境参数预测

首先采用改进 LSTM 模型对设备运转环境的参数进行预测。这一改进不仅能增强模型对设备运转环境参数变化的敏感性,还能提高其预测精度。通过引入注意力机制,使模型能够动态地聚焦于历史数据中与当前预测最相关的时间步,有效减少信息噪声的干扰。模型计算步骤如下:

1)输入门。决定当前输入对记忆单元的影响:

$$i_t = \sigma(\boldsymbol{W}_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)。\tag{1}$$

式中:i_t—输入门的输出;$\boldsymbol{W}_i$—输入门的权重矩阵;h_{t-1}—前一时刻的隐藏状态;x_t—当前输入;b_i—输入门的偏置;σ—激活函数 sigmoid(·)。

2)遗忘门。遗忘门决定保留多少之前的记忆:

$$f_t = \sigma(\boldsymbol{W}_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)。\tag{2}$$

式中:f_t—遗忘门的输出;$\boldsymbol{W}_f$—遗忘门的权重矩阵;b_f—遗忘门的偏置。该门的值范围在 0～1 之间,0 表示完全遗忘,1 表示完全保留。

收稿日期:2024-11-22

作者简介:蔡云龙(1981—),男,硕士,副教授,主要研究方向为计算机、大数据挖掘。

3)记忆单元更新。更新记忆单元的状态,通过将输入门的输出与新候选记忆结合:

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \widetilde{C}_t。\tag{3}$$

式中:C_t—当前时刻的记忆单元状态;C_{t-1}—前一时刻的记忆状态;$\widetilde{C}_t$—当前输入经过 tanh 激活后的候选记忆。

4)输出门。输出门决定当前记忆单元对输出的影响:

$$o_t = \sigma(\boldsymbol{W}_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)。\tag{4}$$

式中:o_t—输出门的输出;$\boldsymbol{W}_o$—输出门的权重矩阵;b_o—输出门的偏置。输出门的作用是控制将多少记忆单元的信息传递到输出。

5)最终输出。结合输出门和当前记忆状态,最终输出为:

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t)。\tag{5}$$

式中:h_t—当前时刻的隐藏状态;tanh—激活函数,确保输出在[−1,1]之间。

6)引入注意力机制。在 LSTM 的基础上引入注意力机制,通过加权和动态选择对当前预测最重要的时间步:

$$\alpha_{t,j} = \frac{\exp(e_{t,j})}{\sum_{k=1}^{T}\exp(e_{t,k})}。\tag{6}$$

式中:$\alpha_{t,j}$—注意力权重;$e_{t,j}$—当前时间步对第 j 个时间步的得分;T—序列长度。

7)加权输出。结合注意力权重与 LSTM 输出,得到加权输出:

$$\hat{h}_t = \sum_{j=1}^{T}\alpha_{t,j} h_j。\tag{7}$$

式中:$\hat{h}_t$—加权后的输出;h_j—第 j 个时间步的 LSTM 输出。模型结构如图 1 所示。

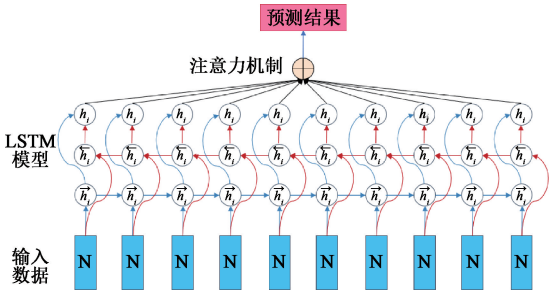


图 1　基于注意力机制改进的 LSTM 模型的结构

Fig. 1　Structure of improved LSTM model based on attention mechanism

2　基于优先经验回放改进的 DDQN 算法的实时生产参数调整与控制

通过使用 DDQN 强化学习模型实现对设备的智能控制,有效提升实时生产参数调整与控制的智能化水平。通过优先经验回放机制,该算法能更高效地利用重要的历史经验,快速适应动态变化的生产环境。计算步骤如下:

1)奖励函数:

$$R_t = r(s_t, a_t)。\tag{8}$$

式中:R_t—当前时间步的奖励;$r(s_t, a_t)$—在状态 s_t 下执行动作 a_t 的即时奖励。奖励函数引导智能体学习最优策略。

2)Q 值更新。在 Q 学习中,智能体维护一个 Q 值函数 $Q(s,a)$,表示在状态 s 下采取动作 a 的预期收益。更新公式为:

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha\left(r_t + \gamma \max_{a'} Q(s_{t+1}, a') - Q(s_t, a_t)\right)。\tag{9}$$

式中:α—学习率;γ—折扣因子;s_{t+1}—下一个状态;a'—在下一个状态下的可选动作。该公式通过对当前 Q 值的修正,使得智能体逐步逼近最优 Q 值。

3)使用目标网络。DDQN 通过引入目标网络减少 Q 值的过估计。更新目标网络的公式为:

$$Q_{\text{target}}(s_t, a_t) \leftarrow \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} Q(s_t, a_i)。\tag{10}$$

式中:$Q_{\text{target}}(s_t, a_t)$—目标网络中的 Q 值;N—动作的总数量。

4)优先经验回放。优先经验回放机制通过优先选择重要的经历进行学习,以提升学习效率。每个经验的优先级计算为:

$$p_i = \left| r_i + \gamma \max_{a'} Q(s_{i+1}, a') - Q(s_i, a_i) \right|。\tag{11}$$

式中:p_i—第 i 个经历的优先级;s_i、a_i—经历的状态、动作;r_i—即时奖励。

5)经验回放机制。在每次训练中,从经验回放缓冲区随机采样经验,以减少样本之间的相关性。样本的抽样概率为:

$$\mathbb{P}(i) = \frac{p_i^{\beta}}{\sum_j p_j^{\beta}}。\tag{12}$$

式中:$\mathbb{P}(i)$—样本 i 的抽样概率;β—调节优先级的超参数。

6)目标策略更新。在每个训练周期后,定期将主网络的权重复制到目标网络,更新公式为:

$$\theta_{\text{target}} \leftarrow \tau\theta_{\text{main}} + (1-\tau)\theta_{\text{target}}。 \tag{13}$$

式中:θ_{target}和θ_{main}—目标网络、主网络的权重;τ—更新因子,设定为 0.001。

7)实时参数调整。在实际生产中,通过不断与环境交互,智能体根据当前状态和经验更新控制参数,执行策略来调整生产参数。调整过程可用以下公式表示:

$$a_t = \arg\max_a Q(s_t, a)。 \tag{14}$$

式中,a_t—当前状态 s_t 下的最佳动作。

基于优先经验回放改进的 DDQN 算法的原理如图 2 所示。

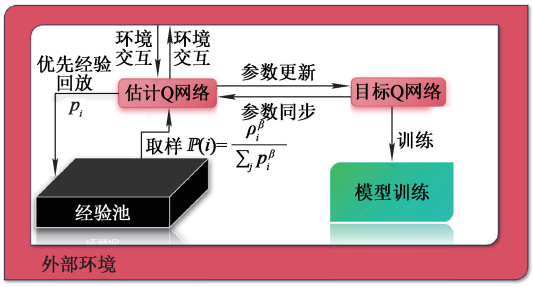


图 2 基于优先经验回放改进的 DDQN 算法的原理

Fig. 2 Schematic diagram of DDQN algorithm improved based on prioritised empirical playback

3 基于最优化模型的全流程经济效益最优化控制

研究提出的最优化模型的基本原理是通过构建一个目标函数,旨在最大化湿法冶金过程的经济效益。模型考虑了总收入与总成本的差异,以确定最佳的生产策略和控制参数。收入部分与产品的销售量和单价相关,而销售量又受到生产量和环境参数的影响。成本则由固定成本和与生产量及环境条件相关的变动成本组成。该最优化模型的设计如下:

1)目标函数

本模型的目标是最大化湿法冶金过程的净经济效益,可以表示为:

$$\max(Z) = R - C。 \tag{15}$$

式中:Z—净经济效益;R—总收入;C—总成本。R 由产品销售量与单价的乘积表示。

$$R = P \cdot Q(X, E)。 \tag{16}$$

式中:P—产品单价;$Q(X,E)$—生产量 X 和环境参数 E 的函数,反映不同环境条件下的销售量。C 则由固定成本与变动成本之和表示。

$$C = C_{\text{fixed}} + C_{\text{variable}}(X)。 \tag{17}$$

式中,$C_{\text{variable}}(X) = c \cdot X$,$c$ 代表环境参数对单位产品变动成本的影响函数。

2)约束条件

为确保生产过程的可行性,构建模型需考虑以下约束条件:

a)原材料约束

$$M \geqslant a \cdot X。 \tag{18}$$

式中:M—可用原材料总量;a—单位产品所需原材料质量。

b)环境参数约束

$$T_{\min} \leqslant T \leqslant T_{\max}。 \tag{19}$$

式中:T—设备的工作温度;$T_{\min}$、$T_{\max}$—设备运行最低、最高温度。

c)生产能力限制

$$X \leqslant C_{\max}(E)。 \tag{20}$$

式中,$C_{\max}(E)$—在特定环境条件 E 下的设备最大生产能力。

d)非负约束

$$X \geqslant 0。 \tag{21}$$

需确保生产量为非负值。

4 试验研究

4.1 试验环境

在高性能计算机环境下进行数值仿真,具体配置包括 Intel Core i9 处理器、32GB RAM 和 NVIDIA GeForce RTX 3080 显卡。使用的主要软件包括 Python 及 TensorFlow[11] 和 Keras[12],用于深度学习模型实现。

在数据集的采集过程中,通过工业监控系统收集某硫酸浸出法提取铜过程中实时运行数据,构建成一个 5 000 条样本的数据集。

4.2 数值仿真

为验证基于注意力机制改进的 LSTM 模型的设备运转环境参数预测模块的效果,分别进行了 3 组数值仿真试验。

为评估改进后模型在环境参数预测中的准确性和稳定性,将传统 LSTM 模型与基于注意力机制改进的 LSTM 模型进行对比,试验结果见表 1。可以看出:改进 LSTM 模型在均方误差(MES)和平均绝

对误差(MAE)上均明显优于传统 LSTM 模型,且决定系数 R^2 接近 1。这表明其对设备运转环境参数的预测更为准确,说明模型通过引入注意力机制,能更有效地捕捉重要的时间依赖性,从而提升预测性能。

表 1　传统 LSTM 模型与基于注意力机制改进的 LSTM 模型的对比试验结果

Table 1　Comparative experimental results of traditional LSTM model and improved LSTM model based on attention mechanism

模型	MSE	MAE	R^2
传统 LSTM	0.025	0.12	0.85
改进 LSTM(注意力机制)	0.015	0.09	0.92

在不同环境参数条件下测试模型,分析各参数对设备运转环境预测性能的影响,结果见表 2。可以看出:湿度对模型预测效果的提升贡献最大,其 R^2 达 0.90。这表明改进 LSTM 模型在适应各种环境变化时,尤其在湿度变化条件下表现出更强的预测能力,这进一步验证了其有效性。

表 2　不同环境参数条件下的模型测试结果

Table 2　Model test results under different environmental parameter conditions

环境参数	MSE	MAE	R^2
温度	0.02	0.115	0.88
湿度	0.018	0.105	0.90
酸浓度	0.022	0.125	0.86

通过使用不同规模的训练数据集(如 500、1 000和 5 000 条样本)对比模型在各数据规模下的预测精度和泛化能力,结果见表 3。可以看出:随训练数据集规模增大,模型的预测性能显著提高,尤其是在 5 000 条样本下,MSE 和 MAE 均达最佳值。这表明更多的训练数据能够帮助模型更好地学习设备运转的环境特征,从而提高预测准确性,进一步验证了改进 LSTM 模型的有效性。

表 3　模型的预测精度和泛化能力验证结果

Table 3　Verification results of prediction accuracy and generalization ability of model

训练数据集规模	MSE	MAE	R^2
5 00 条样本	0.03	0.14	0.80
1 000 条样本	0.025	0.13	0.84
5 000 条样本	0.015	0.09	0.92

4.3　对比试验

为验证基于优先经验回放改进的 DDQN 算法的实时生产参数调整与控制模块的效果,分别进行了 4 组对比试验。通过比较基于优先经验回放的改进 DDQN 算法与标准 DDQN 算法在实时生产参数调整中的收敛速度和最终性能,以验证改进的有效性。试验结果见表 4。可以看出:改进 DDQN 算法的收敛速度显著优于标准 DDQN,收敛至最佳策略的轮数减少 200 轮,且最终平均奖励和最终成本的表现也更为优越。这表明引入优先经验回放后,模型能够更快地学习重要经验,提高学习效率和稳定性,说明其在实时生产参数调整中具有一定的有效性。

表 4　基于优先经验回放的改进 DDQN 算法与标准 DDQN 算法的对比试验结果

Table 4　Comparative experimental results of improved DDQN algorithm based on preferred experience playback and standard DDQN algorithm

算法	收敛速度/轮	最终平均奖励	最终成本	稳定性指数
标准 DDQN	500	150	2 000	0.75
改进 DDQN(优先经验回放)	300	200	1 500	0.90

在不同的经验回放策略下进行试验,评估各策略对算法训练稳定性和收敛速度的影响,以找出最佳策略。试验结果见表 5。可以看出:优先回放策略在收敛速度、最终平均奖励和成本表现上均显著优于随机回放策略。这表明优先回放能够有效提高算法的学习效率,证明优先回放能够使算法更快地专注于重要经验,从而优化实时生产参数的调整与控制。

表 5　不同的经验回放策略的对比试验结果

Table 5　Comparative experiments results of different empirical playback strategies

经验回放策略	收敛速度/轮	最终平均奖励	最终成本	稳定性指数
随机回放	600	140	2 200	0.7
优先回放	300	200	1 500	0.9

通过在多种生产场景下测试算法的实时参数调整效果,以评估其在动态环境中的适应能力。

试验结果见表 6。可以看出:在不同生产场景下,改进的 DDQN 算法可表现出良好的适应性,尤其在动态变化场景中能取得最佳效果,收敛速度和稳定性指数均高于其他场景。这表明该算法能够快速响应生产环境的变化,有效调整生产参数,提高整体控制效果。

表 6 算法在多种生产场景下的实时参数调整效果对比

Table 6 Comparison of real-time parameter adjustment effects of algorithms in various production scenarios

生产场景	收敛速度/轮	最终平均奖励	最终成本	稳定性指数
高负荷状态	350	180	1 600	0.85
低负荷状态	400	170	1 700	0.80
动态变化场景	300	200	1 500	0.90

将外部反馈信息纳入算法,考察其对实时生产参数调整的影响,以验证增强学习在复杂决策环境中的有效性。试验结果见表 7。可以看出:引入外部反馈信息后,改进 DDQN 算法的性能显著提升,收敛速度更快,最终平均奖励和成本表现更优。这表明外部反馈信息能够为算法提供额外的环境洞察,从而提升实时生产参数调整的精确性和效率。

表 7 改进 DDQN 模型在复杂决策环境中的有效性验证结果

Table 7 Validity verification results of improved DDQN model in complex decision-making environment

状态反馈	收敛速度/轮	最终平均奖励	最终成本	稳定性指数
无外部反馈	400	160	1 800	0.75
有外部反馈	300	210	1 400	0.95

5 结论

在湿法冶金工艺中引入基于优先经验回放改进的 DDQN 算法和基于注意力机制的 LSTM 模型,能有效解决实时生产参数调整和设备控制中的优化问题,提升湿法冶金过程的智能化水平,达到提高生产效率、降低运营成本的目的,在一定程度上实现了对湿法冶金全流程的优化控制。但本研究存在模型训练时间较长、数据依赖性强等问题,还有待进一步研究改进,另外模型的普适性也仍需通过更多实际案例来验证和强化。

参考文献:

[1] 臧雅丽. 湿法冶金全流程运行优化控制研究[D]. 沈阳:东北大学,2020.

[2] 李春林,林语宸,张其炀,等. 数字化与智能化技术在湿法冶金强化搅拌工艺研发中的应用[J]. 有色金属(冶炼部分),2023(6):1-22.
LI Chunlin, LIN Yuchen, ZHANG Qiyang, et al. Application of digital and intelligent technology in the research and development of hydrometallurgical intensive mixing process [J]. Nonferrous Metals(Extractive Metallurgy), 2023(6): 1-22.

[3] 邓文艳. 湿法冶金设备运行状态的多特征融合检测优化仿真[J]. 湿法冶金,2023,42(6):666-670.
DENG Wenyan.Optimization simulation of multi-feature fusion detection for the operating state of hydrometallurgical equipment[J]. Hydrometallurgy of China, 2023, 42(6): 666-670.

[4] 宋长山,张春燕,王新燕,等. 新能源汽车废旧锂电池资源回收方法研究[J]. 再生资源与循环经济,2023,16(5):12-14.
SONG Changshan, ZHANG Chunyan, WANG Xinyan, et al. Research on recycling method of used lithium batteries for new energy vehicles[J]. Recycling Resources and Circular Economy, 2023, 16(5): 12-14.

[5] 常玉清,王姝,王福利,等. 基于多 PCA 模型的过程监测方法[J]. 仪器仪表学报,2014,35(4):901-908.
CHANG Yuqing, WANG Shu, WANG Fuli, et al. Process monitoring method based on multiple PCA models[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(4): 901-908.

[6] 方文,徐宁,谢典顺,等. 基于负载动态平衡过程控制在湿法冶金中的应用[J]. 山东工业技术,2014(17):1-2.
FANG Wen, XU Ning, XIE Dianshun, et al. Application of load dynamic balance process control in wet metallurgy[J]. Journal of Shandong Industrial Technology, 2014(17): 1-2.

[7] 张凯. 可持续发展背景下的绿色冶金技术及其应用[J]. 山西冶金,2024(1):91-92.
ZHANG Kai. Green metallurgical technology and its application in the context of sustainable development[J]. Shanxi Metallurgy, 2024(1): 91-92.

[8] 李树青. 基于注意力机制的改进 LSTM 模型的地铁客流预测研究[J]. 工业控制计算机,2023,36(11):124-125.
LI Shuqing. Passenger flow prediction based on improved LSTM model under attention mechanism[J].Industrial Control Computer, 2023, 36(11): 124-125.

[9] 代学武,吴越,石琦,等. 基于优先经验回放可迁移深度强化学习的高铁调度[J]. 控制与决策,2023,38(8):2375-2388.
DAI Xuewu, WU Yue, SHI Qi, et al. A transferable deep reinforcement learning high-speed railway rescheduling

method based on prioritized experience replay[J]. Control and Decision,2023,38(8):2375-2388.

[10] 李姣姣,何利力,郑军红. 基于 DDQN 的生鲜农产品零售商库存成本控制模型[J]. 智能计算机与应用,2023,13(10):60-64.
LI Jiaojiao,HE Lili,ZHENG Junhong. Inventory cost control model of fresh agricultural retail based on DDQN[J]. Intelligent Computer and Applications, 2023, 13(10): 60-64.

[11] 李志星,余跃,王涛,等. TensorFlow 开源软件社区中贡献修订的实证研究[J]. 软件学报,2023,34(9):4056-4068.
LI Zhixing,YU Yue,WANG Tao,et al. Empirical study on pull-request revisions in open source software community of TensorFlow[J]. Journal of Software,2023,34(9):4056-4068.

[12] 董庆伟. 基于 Keras 深度学习算法在结构化数据分类中的应用研究[J]. 佳木斯大学学报(自然科学版),2022(4):47-49.
DONG Qingwei. Research on application of Keras deep learning algorithm in structured data classification[J]. Journal of Jiamusi University (Natural Science Edition), 2022(4):47-49.

Full-process Optimization Control Model and Empirical Research of Hydrometallurgy Driven by Big Data

CAI Yunlong

(*Department of Information Engineering, Hulunbuir Vocational Technical College, Hulunbuir* 021000, *China*)

Abstract: A big data-driven hydrometallurgical full-process optimization control model was proposed. Firstly, a LSTM model based on improved attention mechanism was constructed, and the self-attention mechanism was used to enhance the model's attention to key time steps to improve the prediction accuracy. Secondly, the dynamic adjustment and control of real-time production parameters are realized by using DDQN algorithm improved by priority experience playback. Finally, the optimal control model of economic benefit of the whole process is designed to obtain the optimal solution. The results show that the coefficient of determination R^2 of the model is 0.92, 0.90, 0.92 in different numerical simulations, which shows that the model is superior to the traditional method in many aspects.

Key words: LSTM; attention mechanism; DDQN; prioritized experience replay; numerical simulation