基于深度学习的湿法冶金全流程分层优化及仿真算法分析研究

何　丹,褚新建,马晓晓,贾钰峰

(新疆科技学院 信息科学与工程学院,新疆 库尔勒　841000)

摘要:研究提出了一种基于深度学习的湿法冶金全流程分层优化模型。模型采用分层设计,包括工序层优化和过程层优化。在工序层创新引入 Transformer 模型,建立物耗与质量指标的非线性映射模型,以最小物耗为目标优化各工序参数。在过程层创新引入 DDPG 算法调整操作变量,实现全流程经济效益最大化。此外,引入生成对抗网络(GAN)生成优化样本,进一步提升优化模型的鲁棒性。基于 Transformer 的优化模型实时调整氰化钠和锌粉添加量后,金产量明显提升,物料消耗成本显著降低;优化试验与基准试验相比,经济效益提高 15%～20%,浸出率和置换率分别提高 2%～4%。该模型在经济效益、工艺稳定性及不确定性适应能力方面均优于传统深度学习方法,可为湿法冶金行业的智能化生产提供一种新途径。

关键词:湿法冶金;Transformer 模型;GAN;DDPG 算法;数值仿真

中图分类号:TF803.2　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1009-2617(2025)06-0824-09

DOI:10.13355/j.cnki.sfyj.2025.06.015

湿法冶金工艺广泛应用于从低品位矿石中提取贵金属[1],但其生产过程复杂,包含多种变量,耦合性强且存在不确定性,传统单一工序优化方法已难以满足现代工业对高效、低耗、智能化生产的要求。通过分层优化,能在工序层对关键工序的质量指标进行局部优化,同时在过程层实现全流程操作变量的全局优化,从而有效协调各工序之间的耦合关系,提升全流程的资源利用率和经济效益。

近些年,湿法冶金全流程优化控制的相关研究虽已取得了一些成果,但仍面临诸多挑战。有研究人员尝试实现全流程的优化控制,但却未能有效解决控制参数不确定性带来的问题[2]。还有一些研究虽实现了湿法冶金的分区间控制,但对于流程复杂性带来的挑战仍显不足[3]。此外,还有研究通过对历史数据进行关联规则挖掘,试图找出各运行参数和操作变量优化设定值之间的规则,但同样未能有效应对参数不确定性带来的优化难题[4]。因此,进一步深入探究湿法冶金全流程优化控制具有重要意义。

研究设计了一种全新的基于深度学习的湿法冶金全流程分层优化模型,分为工序层优化和过程层优化两部分。在工序层,基于湿法冶金各关键工序的机制建模,创新引入了 Transformer 模型[5-6],建立物耗与质量指标的非线性映射模型,以最小物耗为目标优化各工序参数;在过程层,通过约束工序级目标,创新引入了深度强化学习算法 DDPG(Deep Deterministic Policy Gradient)[7-8]调整操作变量。为应对矿浆浓度等不确定性问题,模型创新引入了生成对抗网络(GAN, Generative Adversarial Network)[9-10]生成优化样本。

1　湿法冶金全流程的分层控制模型

针对湿法冶金生产流程的复杂性、不确定性及多工序耦合问题,采用分层控制模型,将全流程分为工序层和过程层两部分。本研究以金提取过程[11]为例,对分层控制模型进行介绍。

在工序层,通过机制建模结合深度学习,建立

收稿日期:2024-11-27

基金项目:新疆维吾尔自治区自然科学基金资助项目(2023D01B23)。

第一作者简介:何丹(1988—),女,硕士,讲师,主要研究方向为大数据技术与人工智能。

通信作者简介:褚新建(1980—),男,硕士,副教授,主要研究方向为人工智能。E-mail:hehe1728@126.com。

质量指标（如浸出率、置换率）与物耗间的非线性关系，以最小物耗和最大经济效益为目标优化关键工序参数。在过程层，基于工序层的优化结果，创新引入深度强化学习算法 DDPG 对全流程操作变量（如氰化钠和锌粉添加量）进行动态调整，实现全流程经济效益的最大化。为应对矿浆浓度等不确定性，模型创新引入生成对抗网络 GAN 生成优化样本，通过对抗学习进一步提升优化模型的鲁棒性。

2　基于 Transformer 模型的工序层优化控制

2.1　模型的建立

首先，在每个工序中，通过机制建模来描述物料的流动、反应和能量传递过程。如在浸出工序中，金的溶解过程可通过物料守恒方程建立模型：

$$r_{\mathrm{Au}} = k_1 \cdot (w_{i-1,r} - w_{i,r}) \cdot \rho_{\mathrm{CN^-}}^{k}。\tag{1}$$

式中：r_{Au}—金溶解速率，kg/h；$w_{i,r}$、$w_{i-1,r}$—当前、前一级的固相金品位，kg/t；$\rho_{\mathrm{CN^-}}$—氰根离子质量浓度，mmol/L；k_1、k—反应常数，$\mathrm{h^{-1}}$。

该方程可用于描述浸出工序中的物质转化，但不能充分捕捉工序中复杂的非线性行为。因此，结合深度学习模型，如多层感知机（MLP）或 Transformer，进一步进行建模和优化。

在深度学习建模中，将每个工序的输入和输出关系表示为神经网络模型。输入变量包括矿浆浓度 x_1、浸出剂添加量 x_2、矿石中金初始品位 x_3、温度 x_4 等，输出变量则是各工序的质量指标（如浸出率 η、置换率 b、物料消耗）。建立模型的目标是通过学习工序过程中的输入输出数据，挖掘这些变量之间复杂的非线性关系。

假设浸出工序的评价指标（如浸出率 η）与输入变量之间的非线性关系为：

$$\eta = f(x_1、x_2、x_3、x_4)。$$

f 为通过深度学习模型（如 Transformer）学到的非线性映射函数。通过大量历史数据训练网络模型，能够捕捉到这些复杂变量之间的隐含关系，生成精确的预测结果。

在建模基础上，进一步优化工序参数。假设目标是最小化物耗并最大化经济效益，优化目标可表示为：

$$\min_{x_i} J_i = \sum_{k=1}^{n} c_k x_k + C_{\mathrm{fixed}}。\tag{2}$$

式中：x_i—待优化的变量（如氰化钠添加量）；c_k—物料消耗系数；C_{fixed}—固定成本。在优化过程中，还需考虑以下约束条件，如物料守恒和设备能力的限制：

$$g(x_i) \leqslant 0, h(x_i) = 0,\tag{3}$$

式中，$g(x_i)$、$h(x_i)$—不等式与等式约束（如氰化钠和锌粉添加量不能超过设备的最大处理能力）。

为了优化经济效益，目标函数包括生产收益和成本的平衡。金产量 G_{Au} 计算公式为：

$$G_{\mathrm{Au}} = Q_{\mathrm{s}} \cdot w_{\mathrm{r0}} \cdot [1-(1-\eta_1)\cdot(1-\eta_2)\cdot(1-b)]。\tag{4}$$

式中：Q_{s}—矿石流量，kg/h；w_{r0}—矿石中金初始品位，kg/t；η_1、η_2—一次、二次浸出率，%；b—置换率，%。

金产量直接影响经济收益 $P_{\mathrm{Au}} \cdot G_{\mathrm{Au}}$，同时物料和能耗成本（如氰化钠和锌粉消耗）对总成本 C_{material} 产生影响。优化的目标是最大化经济效益：

$$\max_{x_i} J_{\mathrm{total}} = P_{\mathrm{Au}} \cdot G_{\mathrm{Au}} - C_{\mathrm{material}}。\tag{5}$$

2.2　基于 Transformer 的模型求解

1）数据预处理与输入准备。首先，需要从湿法冶金生产过程中收集输入数据，包括矿石中金初始品位、矿浆浓度、浸出剂添加量、温度等。这些数据将作为 Transformer 模型的输入，用于预测工序质量指标。

2）构建 Transformer 模型。Transformer 模型通过自注意力机制（Self-Attention）处理输入的多维数据，捕捉输入变量间的非线性关系。模型的目标是学习从输入变量到工序质量指标（如浸出率、置换率）的映射。Transformer 的自注意力机制[12]公式如下：

$$\mathrm{Attention}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V}) = \mathrm{softmax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^T}{\sqrt{d_k}}\right)\boldsymbol{V}。\tag{6}$$

式中：$\boldsymbol{Q}$—查询矩阵，由输入数据经过线性变换得到；$\boldsymbol{K}$—键矩阵，由输入数据经过线性变换得到；$\boldsymbol{V}$—值矩阵，由输入数据经过线性变换得到；d_k—键矩阵的维度。

通过式（6）计算可得出输入数据之间的相似度（注意力权重），从而估计输入数据对最终输出的影响。通过训练 Transformer 网络，模型能够学习到输入变量之间复杂的非线性关系。

3）模型训练与参数学习。使用历史数据对 Transformer 模型进行训练，优化模型参数（权重和偏置），以最小化预测值与真实工序质量指标之间的误差。损失函数可以选择均方误差

(MSE)[13]作为指标得到预测与实际值的偏差：

$$L = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2。 \tag{7}$$

式中：y_i—第 i 个样本的真实值(如真实的浸出率)；$\hat{y}_i$—第 i 个样本的预测值(由 Transformer 模型预测的浸出率)；N—样本数量。通过反向传播算法和优化方法(如 Adam 优化器[14])更新模型参数，使得模型的预测误差最小化。

4)预测工序质量指标。训练完成后，使用训练好的 Transformer 模型预测新的输入数据的工序质量指标，如预测浸出率 $\hat{\eta}$：

$$\hat{\eta} = f_{\text{Transformer}}(x_1, x_2, x_3, x_4)。 \tag{8}$$

式中：$\hat{\eta}$—模型预测的浸出率，%；$f_{\text{Transformer}}$—训练后的 Transformer 模型，表示从输入变量到浸出率的非线性映射。

5)优化目标函数定义。优化的目标是最小化物耗并最大化经济效益。假设目标函数为物耗最小化和金产量最大化的组合：

$$\min_{x_i} J_i = \sum_{k=1}^{n} c_k x_k + C_{\text{fixed}}。 \tag{9}$$

式中：x_i—待优化的变量(如氰化钠添加量 T_{CN^-} 和锌粉添加量 T_{Zn})；c_k—物料消耗系数，反映各种添加物的消耗量与成本；C_{fixed}—固定成本。该目标函数考虑了物料成本与固定成本的加权和，通过优化 x_i 来实现物耗的最小化。

6)经济效益目标函数。金产量 G_{Au} 与经济效益目标相关，金的回收率和生产收益应为优化目标的一部分。金产量计算公式如下：

$$G_{Au} = Q_s \cdot w_{r0} \cdot [1-(1-\eta_1)(1-\eta_2)(1-b)]。 \tag{10}$$

式中：Q_s—矿石流量，kg/h；w_{r0}—矿石中金初始品位，kg/t；η_1、η_2—一次、二次浸出率，%；b—置换率，%。通过模型预测浸出率 η_1、η_2 和置换率 b 可计算出金产量，从而为经济效益目标函数提供关键数据。

7)优化过程求解。通过使用 Adam 优化器，对 Transformer 模型预测的浸出率和置换率进行调节，使得总经济效益最大化。优化过程可以通过以下目标函数定义：

$$\max_{x_i} J_{\text{total}} = P_{Au} \cdot G_{Au} - C_{\text{material}}。 \tag{11}$$

式中：P_{Au}—金的市场价格；G_{Au}—金产量；C_{material}—物料成本。最终，通过优化操作变量 x_i(如氰化钠添加量 T_{CN^-} 和锌粉添加量 T_{Zn})，最大化经济效益，同时最小化物耗和生产成本。

Transformer 模型的结构如图 1 所示。

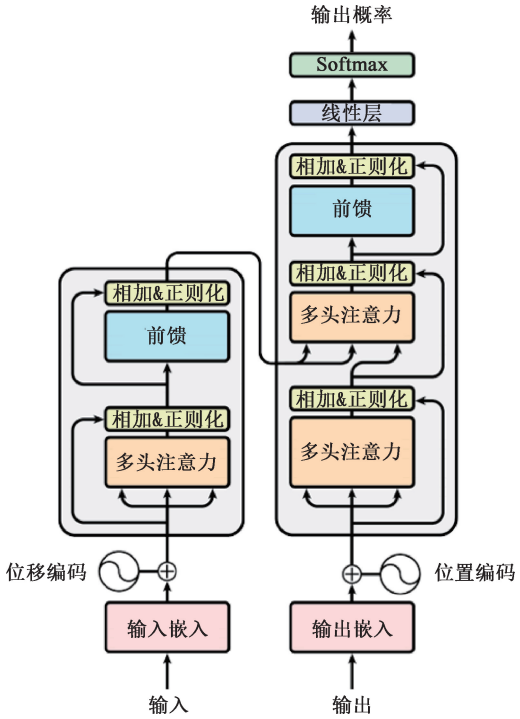


图 1 Transformer 模型的结构

Fig. 1 Structure of Transformer model

3 基于过程层的优化控制

3.1 模型的建立

1)约束条件。为了确保过程层优化符合实际生产条件，需对操作变量设定合理的约束条件。约束条件一般包括工序级别的质量指标及物料消耗的限制。具体的约束条件如下：

浸出率与置换率的约束：浸出率 η_1、η_2 和置换率 b 必须在一定的物理和化学范围内，满足以下条件：

$$\eta_1^{\min} \leqslant \eta_1 \leqslant \eta_1^{\max}, \tag{12}$$

$$\eta_2^{\min} \leqslant \eta_2 \leqslant \eta_2^{\max}, \tag{13}$$

$$b^{\min} \leqslant b \leqslant b^{\max}。 \tag{14}$$

操作变量的约束：操作变量(如氰化钠和锌粉添加量)也有一定的范围，受设备能力和生产要求的限制：

$$T_{CN^-}^{\min} \leqslant T_{CN^-} \leqslant T_{CN^-}^{\max}, \tag{15}$$

$$T_{Zn}^{\min} \leqslant T_{Zn} \leqslant T_{Zn}^{\max}。 \tag{16}$$

2)不确定性处理。湿法冶金过程中，矿浆浓度、反应速率等参数一般具有不确定性。为了在

不确定性条件下进行优化，模型需要引入不确定性约束和鲁棒优化策略。这些不确定性通过区间分布表示，如矿浆浓度 c_{slurry} 可表示为一个区间型变量：

$$c_{\text{slurry}} \in [c_{\min}, c_{\max}]。\tag{17}$$

通过优化算法，可计算出使经济效益最大化的操作变量。优化过程中的核心是反复调整操作变量，更新模型的状态，并计算新的目标函数值，直到达到最优解。

3.2　基于 DDPG 算法的模型求解

基于 DDPG 算法对湿法冶金过程层优化模型的求解过程的分步描述如下：

1）环境定义和状态表示。首先，需要定义环境的状态空间，环境中的每一个状态表示湿法冶金过程的当前工况。状态空间通常包括工序的质量指标、矿浆浓度及其他相关工艺参数。状态 s_t 在时间步 t 的表示为：

$$s_t = \{\eta_1, \eta_2, b, c_{\text{slurry}}, T_{CN^-}, T_{Zn}, \cdots\}。\tag{18}$$

式中：η_1、η_2—一次和二次浸出率，%；b—置换率，%；c_{slurry}—矿浆浓度，%；T_{CN^-}、T_{Zn}—氰化钠、锌粉添加量，kg/h。

2）动作空间定义。在 DDPG 中，动作空间表示优化过程中需要调整的操作变量。在湿法冶金过程层优化中，动作空间通常包含氰化钠、锌粉添加量。假设在时间步 t，操作变量 a_t 为：

$$a_t = \{T_{CN^-}, T_{Zn}\}。\tag{19}$$

这 2 个操作变量需在一定物理范围内进行调整。

3）奖励函数定义。在 DDPG 算法中，奖励函数是优化的核心，可评估智能体在当前状态下采取某个动作后的效果。对于湿法冶金过程层优化，奖励函数定义为经济效益，即金的总收益与物料消耗成本之间的差值。假设总经济效益 r_t 在时间步 t 的计算公式为：

$$r_t = P_{\text{Au}} \cdot G_{\text{Au}} - C_{\text{material}},\tag{20}$$

式中，奖励函数 r_t 指在最大化金产量并最小化物料成本，从而优化经济效益。

4）策略和价值函数更新。DDPG 使用两个神经网络，一个是策略网络 $\mu(s_t)$，另一个是 Q 值网络 $\mu'(s_t)$。策略网络用于生成动作，Q 值网络用于评估动作的价值。在每个时间步，基于当前状态 s_t，策略网络生成动作 a_t，并通过 Q 值网络评估该动作的长期回报。策略网络 $\mu(s_t)$ 更新的目标是最大化长期奖励。Q 值函数更新的目标是最小化以下误差：

$$\mathcal{L}(\theta) = \mathbb{E}_{s_t, a_t, r_t, s_{t+1}}\left[(Q(s_t, a_t) - (r_t + \gamma \cdot \max_{a_{t+1}} Q(s_{t+1}, a_{t+1})))^2\right]。\tag{21}$$

式中：γ—折扣因子，表示未来奖励的权重；$\max_{a_{t+1}} Q(s_{t+1}, a_{t+1})$—下一个状态的最大 Q 值。Q 值函数的更新旨在减少 Q 值预测与实际回报之间的差异，而策略网络的更新则通过优化策略来最大化回报。

5）目标策略生成与最优动作选择。经过多个回合的训练后，策略网络 $\mu(s_t)$ 能够根据当前的状态 s_t 输出最优的操作变量 a_t，即氰化钠和锌粉的最佳添加量。根据 Q 值网络的评估，选择能够带来最大经济效益的动作：

$$a_t = \mu'(s_t)。\tag{22}$$

通过这一过程，优化器逐步调整操作变量，最终获得最大化经济效益的最优解。

6）经验回放与训练。在 DDPG 中，经验回放池用于存储智能体的经验（状态、动作、奖励、下一个状态）。这些经验将被用于训练过程中的 Q 值网络和策略网络。每次训练时，DDPG 从经验回放池中随机抽取批量样本，并根据上述的 Q 值更新公式来优化网络参数。该方法有助于打破数据之间的相关性，提高训练效率和稳定性。

DDPG 算法的原理如图 2 所示。

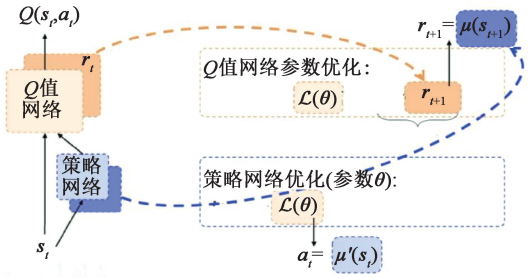


图 2　DDPG 算法的原理

Fig. 2　Principle of DDPG algorithm

3.3　基于 GAN 的模型鲁棒性优化

基于生成对抗网络（GAN）的样本生成方法可以有效增强模型的鲁棒性，模拟不同的工况和不确定性，并生成优化样本以提升优化过程的适应性。GAN 原理的描述如下：

1）GAN 模型框架。生成对抗网络（GAN）由

生成器(Generator)和判别器(Discriminator)两部分组成。生成器的任务是从随机噪声中生成模拟样本,而判别器的任务是区分真实样本和生成的假样本。两者通过对抗学习共同优化,生成器逐渐生成越来越逼近真实样本的优化样本。

在湿法冶金的场景中,生成器的输入是随机噪声 z,输出是一个与真实生产环境相似的优化样本 $\hat{s}_t$,表示在不同工况下的操作变量和工序质量指标。

$$\hat{s}_t = G(z)。 \tag{23}$$

式中:$\hat{s}_t$—生成器输出的模拟样本,包含不同的工艺参数(如矿浆浓度、氰化钠和锌粉添加量);G—生成器;z—输入的随机噪声。

2)判别器与对抗训练。判别器的任务是判断生成的样本 $\hat{s}_t$ 是否与真实数据 s_t 相符,即区分生成的假样本和真实样本。判别器的输出是一个概率值,表示输入样本为真实样本的概率。判别器 D 对样本 s_t 和 $\hat{s}_t$ 的评估公式为:

$$D(s_t) = \sigma\left(\frac{1}{1+e^{-f(s_t)}}\right), D(\hat{s}_t) = \sigma\left(\frac{1}{1+e^{-f(\hat{s}_t)}}\right)。 \tag{24}$$

式中:$D(s_t)$—判别器对真实样本 s_t 的评估概率;$D(\hat{s}_t$—判别器对生成样本 $\hat{s}_t$ 的评估概率;σ—Sigmoid 函数;$f(s_t)$和 $f(\hat{s}_t$—判别器的评分函数。

判别器的目标是最大化真实样本的概率,并最小化生成样本的概率。生成器的目标相反,即最大化生成样本被判别器认为是真实的概率。

3)对抗训练过程。生成器和判别器通过对抗训练相互博弈。在训练过程中,生成器希望生成的样本尽可能真实,判别器则尽量区分真假样本。训练目标是通过优化损失函数,使得生成器不断改进,最终生成的样本能够覆盖实际生产中的不同工况和不确定性。生成器和判别器的损失函数分别为:

$$L_G = -E[\lg(D(G(z)))], \tag{25}$$

$$L_D = -E[\lg(D([\lg(1-D(G(z)))]。 \tag{26}$$

式中:L_G—生成器的损失,表示生成样本的质量;L_D—判别器的损失,表示区分真实样本和生成样本的难易程度;E—对样本的期望;$D(G(z))$—生成样本被判别器判定为真实的概率。

4)样本生成与优化。经过对抗训练,生成器能够生成多样化且与真实生产环境相似的优化样本。这些样本涵盖了不同的工况参数和不确定性情况,如矿浆浓度的波动、温度变化等。生成的样本 $\hat{s}_t$ 被用于训练过程层优化模型,从而提升优化过程的鲁棒性。生成的优化样本可以表示为:

$$\hat{s}_t = \{\eta_1, \eta_2, b, c_{slurry}, T_{CN^-}, T_{Zn}\}。 \tag{27}$$

通过这些优化样本,过程层的模型能更好地应对实际生产中的不确定性,避免在单一工况下过拟合,从而提升优化策略的适应性。

5)鲁棒性优化。通过引入 GAN 生成优化样本,优化模型能够在面对不确定性时保持较强的鲁棒性。具体而言,生成的优化样本覆盖了不同的矿浆浓度、反应速率等可能的工况变化,使得优化策略能够适应不同的生产环境。如矿浆浓度 c_{slurry} 的波动被表示为区间或分布:

$$c_{slurry} \in [c_{min}, c_{max}]。 \tag{28}$$

通过在优化模型中使用这些多样化的样本优化策略,能在不同工况下调整操作变量(如氰化钠和锌粉添加量),最大化经济效益并减少资源浪费。

GAN 模型的原理如图 3 所示。

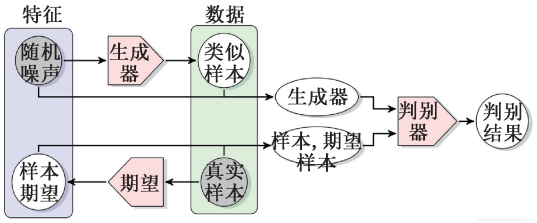


图 3 GAN 模型的原理

Fig. 3 Schematic diagram of GAN model

4 数值仿真

4.1 仿真环境和参数设置

为了验证基于深度学习和生成对抗网络(GAN)结合的湿法冶金过程层优化模型的有效性,研究设计了一个数值仿真试验。仿真环境设定如下:矿石流量 Q_s=2 540 kg/h,矿石中金初始品位 w_{r0}=666.5 mg/kg。氰化钠和锌粉的价格分别为 P_{CN^-}=12.8 元/kg 和 P_{Zn}=22 元/kg,其添加量范围设定为 $T_{CN^-}^{min}$=0 kg/h 到 $T_{CN^-}^{max}$=0 kg/h,以及 T_{Zn}^{min}=0 kg/h 到 T_{Zn}^{max}=10 kg/h。矿浆浓度 c_{slurry} 的波动范围为[30%,45%],并以区间形式表示,用于模拟不同的生产条件。浸出率

η_1、η_2 设定在区间[85%，95%]、[80%，90%]，置换率 b 的范围设定为[75%，85%]。仿真时间步长为 $\Delta t=1$ h，进行多轮训练和仿真验证。

4.2　数据集的采集

数据集来源于某金的氰化浸出工艺的生产过程，主要包括不同工况下的参数和评价指标。数据集的主要字段见表 1。

表 1　数据集的主要字段

Table 1　Main fields of Data set

序号	参数	符号	单位
1	矿石流量	Q_s	kg/h
2	矿石中金初始品位	w_{r0}	mg/kg
3	氰化钠添加量	T_{CN^-}	kg/h
4	锌粉添加量	T_{Zn}	kg/h
5	矿浆浓度	c_{slurry}	%
6	浸出率	η_1、η_2	%
7	置换率	b	%
8	金产量	G_{Au}	kg
9	经济效益	J_{total}	元

4.3　试验结果与分析

首先，在不同矿浆浓度(30%～45%)、氰化钠添加量(0.5～2.5 kg/t)和锌粉添加量(0.5～2.0 kg/t)条件下，对比了基于深度学习的标准优化模型 DNN、与结合生成对抗网络(GAN)的优化模型的经济效益。试验结果见表 2。

表 2　DNN 模型与基于 Transformer 的优化模型的经济效益评估结果对比

Table 2　Comparison of economic benefit evaluation results between DNN and Transformer based optimization model

模型类型	平均金产量/kg	平均物料消耗成本/万元	总经济效益/万元
DNN	380	5.2	31
基于 Transformer 的优化模型	420	5.0	34

从表 2 看出：基于深度学习和 GAN 结合的优化模型在金产量和经济效益方面明显优于标准深度学习优化模型 DNN，说明结合 GAN 生成的多样化样本能有效提升模型的鲁棒性。

然后，在矿浆浓度波动较大的工况下，研究验证了基于 GAN 样本生成的优化模型相较于传统深度优化模型 DNN 的适应性，特别是在不确定性参数(如矿浆浓度变化)的影响下，是否能保持较高的经济效益和稳定性。试验结果见表 3。

表 3　基于 GAN 样本生成的优化模型相较于传统优化模型的适应性对比试验结果

Table 3　Experimental results comparing adaptability of optimization model generated based on GAN samples compared to traditional optimization model

模型类型	测试工况矿浆浓度波动范围	平均金产量/kg	平均物料消耗成本/万元	总经济效益/万元
DNN	[30%，45%]	375	5.3	30.2
基于 Transformer 的优化模型	[30%，45%]	405	4.8	35.7

从表 3 看出，基于 Transformer 的优化模型的平均金产量为 405 kg，高于 DNN 的 375 kg，其总经济效益为 35.7 万元，高于 DNN 的 30.2 万元，可见基于 GAN 样本生成的优化模型在矿浆浓度波动较大的工况下具有更强的适应性。相较于传统的深度学习模型，GAN 生成的样本提供了更加多样化的输入，可帮助优化模型在面对不确定性时保持较高的金产量和更低的物料消耗成本。

最后，研究验证了引入 GAN 生成的优化样本对工序层(如浸出、置换等)优化精度的提升效果，特别是在不同工艺质量指标(如浸出率、置换率)的调整情况下，GAN 是否能够提升工序质量指标的优化精度。试验结果见表 4。

表 4　引入 GAN 生成的优化样本对湿法冶金工序层优化精度的提升效果

Table 4　Effect of introducing GAN-generated optimisation samples on improving optimisation accuracy of hydrometallurgical process layers

模型类型	测试评价指标范围	平均浸出率/%	平均置换率/%	平均金产量/kg	总经济效益/万元
DNN	η_1=[85%，95%]，η_2=[80%，90%]，b=[75%，85%]	89	81	400	31
基于 Transformer 的优化模型	η_1=[85%，95%]，η_2=[80%，90%]，b=[75%，85%]	92	84	425	36

从表 4 看出：基于 Transformer 的优化模型的平均浸出率为 92%，高于 DNN 的 89%，其平均置换率为 84%，高于 DNN 的 81%，因此，引入 GAN 生成的样本显著提高了工序层的优化精度。通过 GAN 生成的优化样本，模型能够在浸出率、置换率等工艺质量指标的调整过程中实现更高的回收率和更精确的操作控制，从而提高了金产量和经济效益。

5 试验研究

5.1 试验环境与数据采集

为了进一步验证基于 Transformer 的湿法冶金工序层优化模型的有效性，在某冶炼厂的金氰化浸出生产线中进行。试验环境包括 3 个主要工序：浸出、压滤洗涤和置换。具体工艺设备和工况参数如下：

1)浸出工序：浸出槽体积 10 000 L，矿浆浓度范围 30%～45%，搅拌速度范围 50～80 r/min，温度控制在 30～40 ℃之间。

2)压滤洗涤工序：配备板框压滤机，最大流量为 2 500 L/h，洗涤液浓度和流量可调，操作压力为 0.5～0.8 MPa。

3)置换工序：锌粉的添加采用在线自动控制，置换槽的运行温度为 25～45 ℃，搅拌速度为 40～60 r/min。

试验中，数据采集工作将覆盖生产过程中的多维度工艺参数和质量指标，并通过生产线的在线监测系统和试验记录相结合的方式实现。具体采集内容包括：

1)操作参数：氰化钠添加量(T_{CN^-})、锌粉添加量(T_{Zn})、矿浆浓度(c_{slurry})、温度、搅拌速度等。

2)工艺质量指标：浸出率(η_1，η_2)、置换率(b)、洗涤率(r_{wash})。

3)经济效益指标：金产量(G_{Au})、物料消耗成本($C_{material}$)、总经济效益(J_{total})。

试验共分为 2 阶段：第 1 阶段为基准试验，即在现有生产操作模式下运行，记录常规生产数据，作为对照组；第 2 阶段为优化试验，将基于 Transformer 的优化模型嵌入 DCS 系统，实时指导关键操作参数的调整。通过试验验证基于 Transformer 的优化模型在实际湿法冶金工序中的适用性。

5.2 试验结果与分析

5.2.1 基准试验

首先，在未使用优化模型情况下，记录常规生产模式下的金产量、物料消耗成本及总经济效益，分析现有操作的经济效益基准水平。试验结果见表 5。

表 5 常规生产模式下的经济效益评估结果

Table 5 Economic benefit evaluation results under conventional production mode

矿浆浓度/%	平均金产量/kg	平均物料消耗成本/万元	总经济效益/万元
30	385	5.2	30.5
40	395	5.15	31.5

从表 5 看出：现有生产模式下，经济效益受矿浆浓度的影响较为显著，矿浆浓度较高时，金产量和经济效益略有提升。但常规操作模式对物料的消耗控制不够精准，氰化钠和锌粉添加量未能精确匹配最佳工艺需求，导致物料成本偏高，总经济效益存在进一步优化的空间。

然后，在常规生产模式下，记录不同批次的浸出率、置换率和洗涤率，评估现有工序评价指标的稳定性。试验结果见表 6。

表 6 常规模式下的工序质量指标

Table 6 Evaluation indexes of processes under conventional mode

矿浆浓度/%	η_1/%	η_2/%	b/%	洗涤率/%
30	89	83	78	85
40	90	84	79	86

从表 6 看出：常规生产模式下，工序质量指标出现一定波动，但整体工序质量的优化空间有限。说明现有操作模式对不同矿浆浓度缺乏动态调整能力，导致质量指标未能完全达到理论上最佳水平。

5.2.2 优化试验

在第 1 个优化试验中，基于 Transformer 的优化模型实时调整氰化钠和锌粉添加量，记录金产量、物料消耗成本及总经济效益，与基准试验结果对比分析优化效果。试验结果见表 7。

表 7　基于 Transformer 优化模型的经济效益评估结果
Table 7　Economic benefit evaluation results based on Transformer optimization model

矿浆浓度/%	平均金产量/kg	平均物料消耗成本/万元	总经济效益/万元
30	405	4.80	35.7
40	420	4.75	37.5

从表 7 看出：基于 Transformer 的优化模型能够显著提升金产量并降低物料消耗成本，经济效益相比基准试验提高 15%～20%。模型通过对氰化钠和锌粉添加量的动态调整，实现了更高的工序效率和经济效益，尤其在矿浆浓度较高的条件下表现尤为突出。

在第 2 个优化试验中，记录浸出率、置换率和洗涤率的变化，评估基于 Transformer 的优化模型对的提升效果。试验结果见表 8。

表 8　基于 Transformer 优化模型的工艺评价指标
Table 8　Process evaluation indexes based on Transformer optimization model

矿浆浓度/%	η_1/%	η_2/%	b/%	洗涤率/%
30	92	86	82	88
40	94	88	84	89

从表 8 看出：基于 Transformer 的优化模型能够有效提升工序质量指标，浸出率和置换率相比基准试验分别可提高 2%～4%，洗涤率可提高约 1%。这表明优化模型能够针对不同矿浆浓度和工况条件，动态调整操作参数，可在提升工艺质量的同时降低波动性，这进一步说明了该模型的有效性和可靠性较好。

6　结论

针对某金氰化浸出工艺，提出了一种基于深度学习的全流程分层优化模型。将流程分为工序层和过程层两部分：在工序层，通过机制建模结合深度学习，建立工序质量指标与物耗之间的非线性关系；在过程层，基于工序层的优化结果，通过 DDPG 算法对全流程操作变量进行动态调整，实现全流程经济效益的最大化。此外，模型引入生成对抗网络 GAN 生成优化样本，进一步提升优化模型鲁棒性。该模型在经济效益、工艺稳定性及不确定性适应能力上优于传统深度学习方法。

参考文献：

[1] 周小舟，黄宗朋，沈裕军，等. 大洋多金属结核低温氢还原-湿法冶金联用回收有价金属[J]. 矿冶工程，2022(3)：103-107.
ZHOU Xiaozhou，HUANG Zongpeng，SHEN Yujun，et al. Recovery of valuable metals from ocean polymetallic nodules by low-temperature hydrogen reduction combined with hydrometallurgical process[J]. Mining and Metallurgical Engineering，2022(3)：103-107.

[2] 顾群. 湿法冶金下游流程的分层优化及全流程优化仿真算法分析研究[J]. 湿法冶金，2023，42(2)：205-214.
GU Qun. Hierarchical optimization and whole process optimization simulation algorithm of hydrometallurgy downstream process[J]. Hydrometallurgy of China，2023，42(2)：205-214.

[3] 高军，刘亚东. 基于定性定量混合建模的金湿法冶金过程优化研究[J]. 长春师范大学学报，2022，41(10)：65-73.
GAO Jun，LIU Yadong. Research on process optimization based on qualitative and quantitative hybrid modeling for the gold hydrometallurgy[J]. Journal of Changchun Normal University，2022，41(10)：65-73.

[4] 牛大鹏，臧雅丽，贾明兴. 基于案例推理的湿法冶金全流程优化设定[J]. 东北大学学报(自然科学版)，2020，41(1)：1-6.
NIU Dapeng，ZANG Yali，JIA Mingxing. Optimal setting for hydrometallurgical whole process based on case-based reasoning[J]. Journal of Northeastern University：Natural Science Edition，2020，41(1)：1-6.

[5] 田俊豪，刘立程，王小林，等. 基于 Transformer 模型的连续无创血压预测方法[J]. 电子测量技术，2024，47(3)：102-108.
TIAN Junhao，LIU Licheng，WANG Xiaolin，et al. Continuous non-invasive blood pressure prediction method based on Transformer[J]. Electronic Measurement Technology，2024，47(3)：102-108.

[6] 郭丹，姚沈涛，王辉，等. 嵌入局部聚类描述符的视频问答 Transformer 模型[J]. 计算机学报，2023，46(4)：671-689.
GUO Dan，YAO Shentao，WANG Hui，et al. Embedding VLAD in Transformer for video question answering[J]. Journal of Computer Science，2023，46(4)：671-689.

[7] 张茜，王洪格，倪亮. 基于离线模型预训练学习的改进 DDPG 算法[J]. 计算机工程与设计，2022，43(5)：1451-1458.
ZHANG Qian，WANG Hongge，NI Liang. Improved DDPG algorithm based on offline model pre-training learning[J]. Computer Engineering and Design，2022，43(5)：1451-1458.

[8] 周雪松，张心茹，赵洽宇，等. 基于 DDPG 算法的微网负载端接口变换器自抗扰控制[J]. 电力系统保护与控制，2023，51(21)：66-75.
ZHOU Xuesong，ZHANG Xinru，ZHAO Hanyu，et al. Active disturbance rejection control of a microgrid load-side

interface converter based on a DDPG algorithm[J]. Power System Protection and Control,2023,51(21):66-75.

[9] 明玉琴,夏添,彭艳兵. 基于GAN模型优化的神经机器翻译[J]. 中文信息学报,2020(4):47-54.
MING Yuqin, XIA Tian, PENG Yanbing. Neural machine translation based on GAN optimization[J]. Journal of Chinese Information Processing,2020(4):47-54.

[10] 王素英,贾海蓉,申陈宁,等. 改进GAN模型在基站流量预测及5G节能中的应用[J]. 太原理工大学学报,2024,55(4):743-750.
WANG Suying, JIA Hairong, SHEN Chenning, et al. Application of GAN model with DE-GWO optimized LSTM for 5G energy consumption control[J]. Journal of Taiyuan University of Technology,2024,55(4):743-750.

[11] 孙敬峰,张文华,秦永启. 从某难浸金矿石中提取金的研究[J]. 湿法冶金,2001,20(3):133-135.
SUN Jingfeng,ZHANG Wenhua,QIN Yongqi. Extraction of gold from refractory gold ore[J]. Hydrometallurgy of China,2001,20(3):133-135.

[12] 杨东儒,魏建文,林雄威,等. 基于自注意力机制的深度学习模拟电路故障诊断[J]. 仪器仪表学报,2023,44(3):128-136.
YANG Dongru,WEI Jianwen,LIN Xiongwei,et al. A fault diagnosis algorithm for analog circuits based on self-attention mechanism deep learning[J]. Journal of Instrumentation,2023,44(3):128-136.

[13] 林东方,姚宜斌,郑敦勇,等. 利用均方误差相对变化规律确定正则化参数及其在PolInSAR测量反演中的应用[J]. 测绘学报,2023,52(9):1480-1491.
LIN Dongfang,YAO Yibin,ZHENG Dunyong,et al. Regularization parameter determination method based on MSE relative variation rule and its application in PolInSAR surveying inversion[J]. Journal of Geodesy and Cartography,2023,52(9):1480-1491.

[14] 汪友明,徐攀峰. 基于改进Adam优化器的CNN电镜医学图像分类[J]. 西安邮电学院学报,2019,24(5):26-33.
WANG Youming,XU Panfeng. CNN electron microscope images classification based on improved Adam optimizer [J]. Journal of Xi′an University of Posts and Telecommunications,2019,24(5):26-33.

Deep Learning-based Hierarchical Optimisation and Simulation Algorithm Analysis of Whole Process of Hydrometallurgy

HE Dan,CHU Xinjian,MA Xiaoxiao,JIA Yufeng

(*College of Information Science and Engineering,Xinjiang University of Science and Technology,Korla* 841000,*China*)

Abstract:A layered optimization model of hydrometallurgy process based on deep learning is proposed. The model adopts hierarchical design, including process level optimization and process level optimization. At the process level, Transformer model is innovatively introduced to establish a nonlinear mapping model of material consumption and quality index, and optimize each process parameter with minimum material consumption as the goal. In the process layer, the innovative DDPG algorithm is introduced to adjust the operating variables and maximize the economic benefits of the whole process. In addition, generative adversarial network (GAN) is introduced to generate optimization samples to further improve the robustness of the optimization model. After the sodium cyanide and zinc powder additions are adjusted in real time by the Transformer optimization model, the gold production can be significantly increased and the material consumption cost can be significantly reduced. Compared with the benchmark test, the economic benefit increased by 15%－20%, the leaching rate and the replacement rate increased by 2%－4% respectively. The model is superior to the traditional deep learning method in terms of economic benefit, process stability and uncertainty adaptability, and can provide a new way for intelligent production in hydrometallurgical industry.

Key words:hydrometallurgy;Transformer model;GAN;DDPG algorithm;numerical simulation