基于贝叶斯优化的混合浮选粗选药剂制度优化①

张洋龙，陈雯，廖振鸿，刘任
（长沙矿冶研究院有限责任公司，湖南 长沙 410012）

摘　要：针对传统钼铋矿石的浮选试验繁琐、周期长、成本高的问题，构建了基于贝叶斯优化算法的钼铋矿物浮选药剂寻优模型和模拟钼铋矿物浮选药剂的组合函数模型。以贝叶斯优化模型处理浮选药剂的模拟函数结果显示，在 100 组计算机模拟试验下，贝叶斯优化迭代 25 次的当前最优值的均值为 0.93，而正常单因素实验 25 组试验最优值的均值为 0.86，贝叶斯优化同比提高了 8.14%，证实了贝叶斯优化的优势；以某选矿厂实验室选矿数据进行贝叶斯优化研究，先经过高斯模型拟合建立关于矿石品位和回收率的模型，经过多次迭代后得到最佳目标值，贝叶斯优化平均需要 18 次试验，而传统的单因素实验则平均需要 30 次试验，贝叶斯优化与传统单因素实验相比，优化效率提升了 40%。

关键词：贝叶斯优化；优化模型；钼铋浮选；药剂制度；浮选；药剂；回收率
中图分类号：TD923；TP18　　**文献标志码**：A　　doi：10.3969/j.issn.0253-6099.2025.06.018
文章编号：0253-6099(2025)06-0102-06

Optimization of Reagent Regimen for Roughing of Bulk Flotation Using Bayesian Optimization

ZHANG Yanglong，CHEN Wen，LIAO Zhenhong，LIU Ren
（*Changsha Research Institute of Mining and Metallurgy Co.*，*Ltd.*，*Changsha* 410012，*Hunan*，*China*）

Abstract：To address problems of cumbersome procedures，time-consuming and high cost for traditional flotation test of molybdenum-bismuth ores，a Bayesian optimization (BO)-based reagent optimization model and a reagent simulation model with combining functions were established for molybdenum-bismuth ore flotation. The simulation functions of flotation reagent were processed with the BO-based model，and it is shown that in a test with 100 sets of computer simulation，the maximum of the function by BO after 25 iterations was 0.93 on average，compared to the optimum value of 0.86 after 25 trials by conventional single-factor test，presenting a 8.14% rise. This verifies the feasible application of BO applied in reagent optimization for molybdenum-bismuth flotation. The laboratory mineral processing data from a concentrator were taken in a study with BO. A model of ore grade and recovery was established via Gaussian process for model fitting. For obtaining the maximum of objective function by multiple iterations，it required an average of 18 iterations by using BO，while 30 trials on average were required by conventional single-factor test. It is concluded that BO can improve the optimization efficiency by 40%.

Key words：Bayesian optimization；optimization model；Mo-Bi flotation；reagent regimen；flotation；reagent；recovery

浮选是通过矿物表面疏水性差异实现矿物分选的工艺。矿石经破碎、磨矿后，与水混合成矿浆，加入浮选药剂，其中捕收剂选择性吸附于目标矿物表面使其疏水，起泡剂稳定气泡，调整剂控制 pH 值[1]。矿浆进入浮选机充气后，疏水矿物附着气泡上浮形成泡沫层（粗精矿）[2]，经粗选回收矿物、精选提升精矿品位。浮选关键控制因素包括药剂配比、气泡大小、矿浆浓度及设备参数，其中药剂制度直接决定了目标矿物的回收率与精矿品位。传统单因素实验法虽能获得单一药剂的近似最佳用量[3]，但在面对多药剂协同作用、非线性耦合的复杂浮选体系时，其局限性逐渐显现[4]。首先，药剂间的拮抗/协同效应难以通过孤立变量法准确表征，如捕收剂与起泡剂的浓度配比往往存在非加和性关系；其次，针对含多种药剂的高维优化问题，传

① **收稿日期**：2025-06-30
作者简介：张洋龙(2001—)，男，安徽天长人，硕士研究生，主要研究方向为矿物加工工程和数据科学。E-mail：18110775915@163.com
通信作者：陈雯(1965—)，女，四川资阳人，博士，正高级工程师，主要研究方向为复杂矿产资源高效清洁利用。E-mail：wenchen@minmetals.com

统方法所需试验次数呈指数级增长。某铜钼矿浮选案例[5]显示,药剂的全面筛选需进行超过 200 组试验。

近年来,机器学习和深度学习算法开始被引入浮选试验[6]。这些算法通过分析已有试验数据,快速构建药剂用量与试验结果之间的复杂映射关系,从而实现药剂组合和用量的高效筛选和优化。例如,利用支持向量机(SVM)、随机森林或神经网络等算法,可以预测药剂效果,减少对实际试验的依赖。这些方法不仅可以显著提高试验效率,还能节省时间、降低成本。

相比传统的机器学习方法,贝叶斯优化的主要优点在于它能够高效地进行超参数优化,其技术路径包含两个创新点[7-8]:第一,通过核函数设计,建立可表征药剂交互效应的核函数模型,采用 RBF 核函数捕捉非稳态关联特征;第二,直接在已有的试验数据集合中计算期望改进,缩短搜索范围内的试验次数。实证研究表明,该算法在浮选等对药剂敏感度高的领域展现出显著优势[9]。

钼铋混合浮选粗选单次试验成本高昂[10],磨矿细度需逐级测试以防过粉碎,pH 值需在碱性区间反复微调,捕收剂要从黄药、黑药到非极性油类逐一筛选配比;每次调整参数后,还需对泡沫性状进行显微观察、对精矿和尾矿进行 ICP 定量分析。针对钼铋浮选试验周期长,工作量大的情况,本文选择基于高斯过程回归与概率代理模型的贝叶斯优化框架来优化钼铋浮选的药剂用量。

1　贝叶斯优化

1.1　贝叶斯优化原理

贝叶斯优化是一种高效的全局优化方法,特别适用于优化计算代价昂贵且难以明确表达的黑箱函数。其核心思想是通过构建代理模型(通常为高斯过程)来近似目标函数,并在每次迭代中通过贝叶斯推断更新对目标函数的认知,使其逐步接近最优解。这种方法能够在全局探索与局部开发之间实现有效平衡,从而减少目标函数评估的次数,并在较少的试验中找到最优解,特别适合钼浮选药剂配比的应用场景。

本研究对贝叶斯优化方法进行了改进。首先,建立一个模拟药剂选择的测试函数,先在测试函数上模拟药剂的选取,根据试验数据拟合一个响应面模型,从初始样本开始,这些样本可以通过随机采样或拉丁超立方体采样(LHS)等方法生成,用来为代理模型提供初步的观测数据。接下来,贝叶斯优化使用一个代理模型来估计目标函数的分布。这个代理模型不仅可以预测目标函数的值,还可以量化不确定性,使得模型在选择下一个采样点时能够在探索未知区域和利用已知高收益区域之间权衡。这里采用的采集函数是预期改进,采集函数基于当前模型的预测不确定性和期望收益,决定下一个采样点的位置。每一轮采样后,将新的观测数据纳入训练并更新代理模型,从而迭代逼近最优解。通过这种方式,贝叶斯优化在探索复杂空间时能够快速收敛,并显著降低高成本函数评估的次数,以便快速找到钼品位最高的药剂用量。贝叶斯优化流程如图 1 所示。

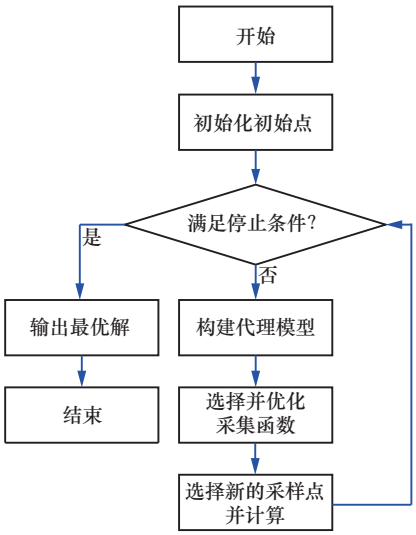


图 1　贝叶斯优化流程

Fig. 1　Bayesian optimization process

1.2　高斯过程回归

高斯过程回归是一种基于高斯过程的非参数贝叶斯回归方法,常用于建模复杂、没有明确解析形式的目标函数。高斯过程通过均值函数和协方差函数(或核函数)来描述数据的相关性,并通过训练数据更新目标函数的概率分布。在回归过程中,高斯过程不仅提供预测的均值,还给出预测的不确定性(方差)。其核心是通过最大化似然估计来训练模型,进而预测新数据点的输出值和不确定性。

$$\begin{bmatrix} y \\ y_* \end{bmatrix} \sim N\left(\begin{bmatrix} \mu(X) \\ \mu(x_*) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \boldsymbol{K}(\boldsymbol{X},\boldsymbol{X}) & \boldsymbol{K}(\boldsymbol{X},\boldsymbol{x}_*) \\ \boldsymbol{K}(\boldsymbol{x}_*,\boldsymbol{X}) & \boldsymbol{K}(\boldsymbol{x}_*,\boldsymbol{x}_*) \end{bmatrix} \right) \tag{1}$$

式中:y 为训练数据的输出(目标值);y_* 对应新测试点 x_* 预测输出;均值函数 $\mu(X)$ 和 $\mu(x_*)$ 分别描述训练点与新测试点的均值特性;协方差矩阵 $\boldsymbol{K}(\boldsymbol{X},\boldsymbol{X})$ 量化训练点之间的相关性;向量 $\boldsymbol{K}(\boldsymbol{X},\boldsymbol{x}_*)$ 和 $\boldsymbol{K}(\boldsymbol{x}_*,\boldsymbol{X})$ 表征训练点与新测试点的协方差关系;标量 $K(x_*,x_*)$ 表示新测试点自身的协方差。

根据联合分布,可以得到新测试点 x_* 的条件分

布,即预测值的均值和方差:

$$p(y_*\mid X,y,x_*)=N\{\mu(x_*)+K(x_*,X)K(X,X)^{-1}[y-\mu(X)],K(x_*,x_*)-K(x_*,X)K(X,X)^{-1}K(X,x_*)\} \quad (2)$$

条件分布用于推断其他未知数据的分布。在高斯过程回归中,条件分布用于根据已知的训练数据推断新数据点的预测值,并提供预测的不确定性。

1.3 核函数的改进

贝叶斯优化的核函数选取 RBF 核,RBF 核有着无限可微性带来的超平滑建模能力、普适性强、计算高效、参数可解释性明确、抗噪性优异,以及可灵活与其他核函数组合的特性,其公式为:

$$\boldsymbol{k}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{x}')=\sigma_f^2\exp\left(-\frac{1}{2}\frac{\|x-x'\|^2}{l^2}\right) \quad (3)$$

在高斯过程模型中,输入空间中的任意两点由向量 $\boldsymbol{x}$ 和 $\boldsymbol{x}'$表示,其欧几里得距离的平方通过 $\|x-x'\|^2$ 量化。模型参数包含信号方差 σ_f^2,用于控制函数输出的波动范围;长度尺度 l,调节输入空间中点间相关性的衰减速率。

1.4 选择采集函数

采集函数是贝叶斯优化中的关键组件,它可以根据代理模型(如高斯过程)的输出选择下一个评估点。采集函数衡量了当前模型对不同输入点的“不确定性”或“潜在的改进”,并指引优化过程探索有可能获得更好结果的区域,用已有的模型知识来提高目标函数的值。这里采取期望改进函数:

$$E_I(x)=E[\max(f(x)-f_{\text{best}},0)] \quad (4)$$

期望改进函数能够平衡探索和利用,倾向于在不确定性较大的地方进行探索,但也会尽量选择能带来实际改进的点。

1.5 评估目标函数和迭代

根据采集函数的优化结果,选择下一个待评估的点。这个点是在当前高斯过程模型下采集函数值最大的点。贝叶斯优化的目标是通过这种方式不断选择能带来信息增益的点,而不是简单地在当前的最佳点附近进行局部搜索。

假设要优化的目标函数为 $f:R^d\rightarrow R$,通过贝叶斯优化的代理模型(如高斯过程)来估计目标函数值 $f(x)$的分布。在每次迭代中,基于当前代理模型选择一个新的评估点 x_{new},并评估该点的目标函数值 y_{new}:

$$y_{\text{new}}=f(x_{\text{new}})+\varepsilon \quad (5)$$

式中 ε 为高斯噪声,通常假设 $\varepsilon\sim N(0,\sigma_n^2)$。

通过评估,能不断改善代理模型的准确性,进而选择下一个采样点,从而逼近全局最优解。完成目标函数评估和代理模型更新后,继续通过最大化采集函数来选择下一个评估点。然后,继续进行目标函数的评估、数据集更新和代理模型更新,直到达到停止条件。

1.6 贝叶斯优化方法和钼铋矿物浮选工艺的结合

贝叶斯优化方法与钼铋矿物浮选工艺的结合是通过构建概率代理模型(高斯过程)智能指导高成本浮选试验的参数寻优策略。该方法将抑制剂配比、捕收剂用量、pH 值等关键工艺参数定义为多维优化变量,以精矿品位、回收率的综合效益函数为目标,利用采集函数(预期提升期望改进函数)平衡勘探与开发,定向推荐预期最优的参数组合。通过“试验→数据更新模型→推荐新参数”的闭环迭代,为钼铋矿物高效分选提供数据驱动的决策支持。

2 钼铋混合浮选试验流程及浮选药剂

2.1 试验流程

钼铋分选是基于矿石中钼、铋矿物浮选特性差异设计的典型工艺流程,通过浮选实现高效分离。

原矿经破碎和细磨,使得目标矿物充分单体解离;然后进行混合浮选,获得粗精矿并抛除大量尾矿;接下来进入钼优先浮选,利用石灰调节矿浆 pH 值至弱碱性(pH=8~10)抑制铋矿物,辅以水玻璃分散硅酸盐脉石,同时添加选择性捕收剂浮选钼矿物;粗选后的钼精矿经多次再磨和 4~6 次精选,逐步提升品位至工业要求。分离钼后的尾矿通过硫酸铜活化铋矿物,并采用黄药类捕收剂浮选回收铋,经 1~2 次精选得到铋精矿。这里采集混合浮选粗选数据,粗选试验流程如图 2 所示。

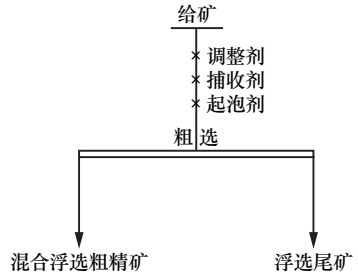


图 2 钼铋混合浮选粗选试验流程

Fig. 2 Flowchart of roughing in Mo-Bi bulk flotation

2.2 浮选药剂

浮选药剂包括 pH 值调整剂碳酸钠,捕收剂乙硫氮、丁基黄药、CYB-05、CYB-06,起泡剂 BK205、CYQ-03,分散剂水玻璃,活化剂硝酸铅。

针对粗选中使用的药剂组合及用量,以矿物品位和回收率为优化目标,使用贝叶斯优化的方法选取试验点,提高试验效率。

3　测试函数

3.1　制定测试函数

为了更好地模拟钼铋浮选 2 套捕收剂的用量,在制定测试函数时,考虑到不同的药剂组合对最终品位的影响,采取 Hartman3 和 Ackley 函数相结合,获得一个 6 维输入,其中前三维或后三维非零,其余维度为零。前三维非零时计算 Hartman3 函数值,后三维非零时计算 Ackley 函数值,同时将输出结果标准化到区间 0~1 内。Hartman3 和 Ackley 函数为:

$$f(x) = -\sum_{i=1}^{4}\left[\alpha_i \exp\left(-\sum_{j=1}^{3} A_{ij}(x_j - P_{ij})^2\right)\right] \quad (6)$$

该函数的一个 3 维输入向量为 $x=[x_1,x_2,x_3]$,其函数映射关系由常数权重数组 $\alpha=[1.0,1.2,3.0,3.2]$ 控制,指定各分项权重,影响矩阵为:

$$A = \begin{bmatrix} 10.00 & 3.0 & 17.00 \\ 0.05 & 10.0 & 17.00 \\ 3.00 & 3.5 & 17.00 \\ 17.00 & 8.0 & 0.05 \end{bmatrix}$$

调控各维度对输出的非线性作用,偏移矩阵为:

$$P = \begin{bmatrix} 0.131\,2 & 0.169\,6 & 0.556\,9 \\ 0.232\,9 & 0.413\,5 & 0.830\,7 \\ 0.234\,8 & 0.323\,3 & 0.100\,4 \\ 0.404\,7 & 0.827\,3 & 0.032\,0 \end{bmatrix}$$

定义各维度的非线性相位偏移量为:

$$f(x) = -20\exp\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{3}\sum_{i=1}^{3} x_i^2}\right) - \exp\left[\frac{1}{3}\sum_{i=1}^{3}\cos(2\pi x_i)\right] + 20 + e \quad (7)$$

该函数的维度由参数 $n=3$ 显式定义。模型中涉及的关键数学常数包括自然对数的底数 e(用于构建指数函数)和圆周率 π(参与周期特性的数学表达)。

为了将 2 个函数的输出统一,将 2 个函数的输出以如下变换映射到 0~1 区间内:

$$x' = \frac{1}{2}\left[\tanh\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right) + 1\right] \quad (8)$$

至此,为了模拟 2 套药剂的选取情况,由 2 个不同函数组成的测试函数制定完成。

3.2　贝叶斯优化测试函数

3.2.1　初始化与先验模型构建

制定测试函数后,在贝叶斯优化的初始阶段,首先随机选择一组样本点(初始数据点),并计算目标函数在这些点上的值。这些初始点用来构建一个先验模型,这里使用高斯过程作为模型。

3.2.2　构建采集函数

采集函数根据 GP 的预测分布,指导下一个评估点的选择。期望改进函数为:

$$E_I(x) = E[\max(y^* - f(x), 0)] = [y^* - \mu(x) - \xi]\Phi(Z) + \sigma(x)\varphi(Z) \quad (9)$$

$$Z = \frac{y^* - \mu(x) - \xi}{\sigma(x)} \quad (10)$$

在贝叶斯优化框架中,关键参数和函数定义如下:当前最优观测值记为:$y^* = \min_i f(x_i)$,用于指导搜索方向;高斯过程预测模型通过均值函数 $\mu(x)$ 和标准差 $\sigma(x)$ 分别描述候选点 x 的期望性能及其不确定性。

概率工具方面,标准正态分布的累积分布函数 $\Phi(\cdot)$ 与概率密度函数 $\varphi(\cdot)$ 共同支持改进概率的计算,而探索参数 ξ(通常设为 $\xi=0.01$)平衡了开发与探索的权重。具体地,采集函数可构造为:

$$\alpha(x) = \Phi\left(\frac{\mu(x) - y^* - \xi}{\sigma(x)}\right) \quad (11)$$

其中分子项量化了预期改进量,分母项反映不确定性贡献。

3.2.3　更新高斯过程模型并迭代

当新增采样点 $(x_{\text{next}}, f(x_{\text{next}}))$ 后,需更新高斯过程模型以反映最新信息。将新数据加入历史数据集:

$$D_{t+1} = D_t \cup (x_{\text{next}}, f(x_{\text{next}})) \quad (12)$$

然后更新协方差矩阵 K_{t+1} 在原有 K_t 基础上扩展新行新列,计算新点与所有历史点的协方差:

$$K_{t+1} = \begin{bmatrix} K_t & K_* \\ k_*^T & k(x_{\text{next}}, x_{\text{next}}) \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中 $k_* = [k(x_{\text{next}}, x_1), \ldots, k(x_{\text{next}}, x_t)]$。

最后重新优化超参数,通过最大化边际似然,调整核函数参数:

$$\ln p(y|X) = -\frac{1}{2} y^T K^{-1} y - \frac{1}{2}\ln|K| + C \quad (14)$$

式中 C 为常数项。

3.2.4　测试函数优化结果

重复 100 次试验,每次迭代 25 次,并加以随机取值作为对比,计算平均值和标准误差计算置信区间为 $\left(\bar{x} - z_{\frac{\alpha}{2}} \cdot \frac{s}{\sqrt{n}}, \bar{x} + z_{\frac{\alpha}{2}} \cdot \frac{s}{\sqrt{n}}\right)$,其中 $z_{\frac{\alpha}{2}}$ 为显著性水平的常数。

测试函数优化结果如图 3 所示。贝叶斯优化迭代 25 次的当前最优值的均值为 0.93,正常单因素实验

25 组试验最优值的均值为 0.86,贝叶斯优化同比提高了 8.14%,在模拟药剂选取以及用量的测试函数中,贝叶斯优化比传统取值具有更好的显著性。

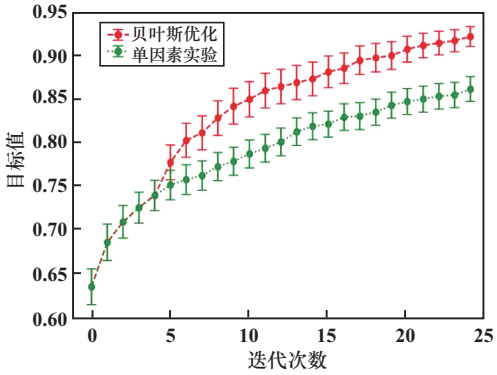


图 3 测试函数优化结果

Fig. 3 Optimization results of tested function

4 基于贝叶斯优化改进目标品位和回收率

4.1 制定优化目标

为了综合评价钼铋混合浮选粗选的效果,需将标准化后的品位与回收率结合。具体评价指标 I 为:

$$I=\frac{G_{\mathrm{Mo}}}{G_{\mathrm{Mo}}^{*}}+\frac{G_{\mathrm{Bi}}}{G_{\mathrm{Bi}}^{*}}+\frac{R_{\mathrm{Mo}}}{R_{\mathrm{Mo}}^{*}}+\frac{R_{\mathrm{Bi}}}{R_{\mathrm{Bi}}^{*}} \tag{15}$$

式中 G_{Mo} 和 G_{Mo}^{*} 分别为钼品位和钼标准化品位;G_{Bi} 和 G_{Bi}^{*} 分别为铋品位和铋标准化品位;R_{Mo} 和 R_{Mo}^{*} 分别为钼回收率和钼标准化回收率;R_{Bi} 和 R_{Bi}^{*} 分别为铋回收率和铋标准化回收率。

4.2 单因素实验及其模拟结果

单因素实验的药剂用量试验条件如表 1 所示,根据不同药剂种类依次变化。

表 1 单因素实验药剂用量试验条件

Table 1 Single-factor experiment of reagent dosage

药剂类型	药剂名称	变量控制			
		条件 1	条件 2	条件 3	条件 4
调整剂	碳酸钠	变	不变	不变	不变
捕收剂	乙硫氮	不变	变	不变	不变
	丁黄药	不变	变	不变	不变
	CYB-05	不变	不变	变	不变
	CYB-06	不变	不变	变	不变
起泡剂	BK205	不变	不变	不变	变
	CYQ-03	不变	不变	不变	变

对不同药剂的用量区间按照实际试验划分,每次在划分区域内随机取点,进行 100 次实验并计算对应的综合指标均值和方差,以此来模拟常规的单因素实验和贝叶斯优化对比。

4.3 建立钼铋矿物的综合指标模型

用初始试验点建立关于品位和回收率的高斯过程贝叶斯统计模型,通过定义在输入空间上的概率分布来描述函数关系:

$$f(x)=GP(m(x),k(x,x')) \tag{16}$$

式中 $f(x)$ 为预测的矿物综合指标;x 为药剂用量。

4.4 计算期望改进

由于试验数据较少,本研究采取直接计算期望改进的方式。将原始的数据集分成两份,一份随机取 5 组试验数据作为初始数据拟合模型,计算另一份数据中的期望改进,其余过程同测试函数处理,同时采取随机取值作为对比,进行 100 次试验,观测输出综合指标的提升效率:

$$E_I(x)=[\mu(x)-f(x^{+})]\,\Phi(Z)+\sigma(x)\,\varphi(Z) \tag{17}$$

$$Z=\frac{\mu(x)-f(x^{+})}{\sigma(x)} \tag{18}$$

预测均值 $\mu(x)$ 表征候选点 x 的期望性能,预测标准差 $\sigma(x)$ 量化其不确定性程度。概率基础方面,标准正态分布的累积分布函数 $\Phi(Z)$ 与概率密度函数 $\varphi(Z)$ 共同支撑改进概率的计算机制,其中 Z 为标准化改进量,$Z=[\mu(x)-f(x^{+})]/\sigma(x)$。当前最优观测值 $f(x^{+})$ 作为基准参考,通过采集函数动态引导搜索方向,其数学表达形式为:

$$\alpha(x)=\Phi(Z)+\varphi(Z)\cdot\sigma(x) \tag{19}$$

该形式显式整合了开发(均值优化)与探索(不确定性评估)的平衡策略。

4.5 综合指标优化结果

综合指标优化结果如图 4 所示。

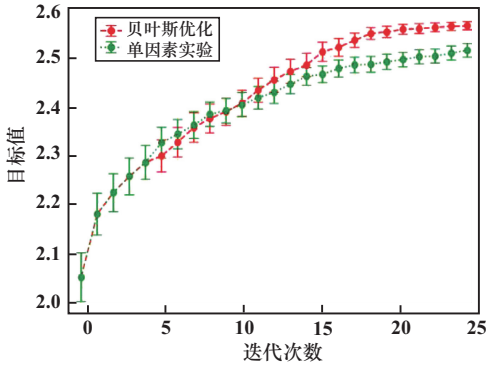


图 4 综合指标优化结果

Fig. 4 Optimization results of comprehensive indicators

第 25 次试验时,贝叶斯优化结果为 2.58,单因素实验结果为 2.52,优化目标同比提高了 2.38%,贝叶斯优化相比于传统的单因素实验取值,具有更高的显著性;贝叶斯优化找到最优点平均需要 18 次试验,单因

素实验取得最优点平均需要 30 次试验,贝叶斯优化的改进效率提升了 40%。

5　结论

1) 提出一种基于贝叶斯优化的浮选药剂优化策略,RBF 核贝叶斯优化的方式找到最优点平均需要 18 次试验,单因素实验取到最优点平均需要 30 次试验,贝叶斯优化的改进效率提升了 40%。

2) 两种试验方案各自到 25 次试验时,贝叶斯优化平均结果为 2.58,单因素实验平均结果为 2.52。

参考文献(References):

[1] 张宇,崔毅琦,闫增达,等.云南普洱含金低品位锑矿综合回收试验研究[J]. 有色金属(中英文), 2025,15(3): 452-461.
ZHANG Yu, CUI Yiqi, YAN Zengda, et al. Experiments and comprehensive recovery of gold-bearing low-grade antimony ore in Pu'er Yunnan[J]. Nonferrous Metals, 2025,15(3):452-461.

[2] 王小凯,刘博锐. 某 16 m^3 浮选系列流程考察与诊断[J].现代矿业, 2023,39(1):243-246.
WANG Xiaokai, LIU Borui. Investigation and diagnosis of a 16 m^3 flotation series process[J]. Modern Mining, 2023, 39(1):243-246.

[3] 欧乐明,邓颖,符海桃,等. 响应曲面法优化某低品位锡石浮选试验研究[J]. 矿冶工程, 2024,44(4):175-180.
OU Leming, DENG Ying, FU Haitao, et al. Optimization of low-grade cassiterite flotation by response surface methodology[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2024,44(4):175-180.

[4] 马小雨,罗彩萍,刘悦. 响应面优化微波辅助绿茶茶多酚提取工艺[J]. 药学实践与服务, 2023,41(2):119-124.
MA Xiaoyu, LUO Caiping, LIU Yue. Optimization of microwave-assisted extraction of green tea polyphenols by response surface methodology[J]. Journal of Pharmaceutical Practice and Service, 2023, 41(2):119-124.

[5] 杨晓峰,刘瑶瑶,邹洪顺达,等. 黑龙江省某斑岩型铜钼矿的选矿实验研究[J]. 黑龙江科技大学学报, 2021,31(4):422-427.
YANG Xiaofeng, LIU Yaoyao, ZOU Hongshunda, et al. Current status and progress of flotation research on copper-molybdenum ore[J]. Journal of Heilongjiang University of Science and Technology, 2021, 31(4):422-427.

[6] 赵红宇,何桂春,石岩,等. 基于深度学习的浮选回收率预测建模研究[J]. 金属矿山, 2024(1):261-268.
ZHAO Hongyu, HE Guichun, SHI Yan, et al. Research on flotation recovery rate modeling based on deep learning[J]. Metal Mine, 2024(1): 261-268.

[7] AMINI S, VANNIEUWENHUYSE I, MORALES-HERNÁNDEZ A. Constrained Bayesian optimization: A review[J]. IEEE Access, 2025,13:1581-1593.

[8] ACZEL B, HOEKSTRA R, GELMAN A, et al. Discussion points for Bayesian inference[J]. Nature Human Behaviour, 2020,4(6):561-563.

[9] 谭珍,王伟,唐朝晖,等. 基于气泡尺寸动态 PDF 的铜粗选药剂添加量评估应用研究[J]. 计算机应用研究, 2015,32(1):138-141.
TAN Zhen, WANG Wei,TANG Zhaohui, et al. Study on application of copper rougher flotation reagent-addition assessment based on dynamic bubble size PDF[J]. Application Research of Computers, 2015,32(1):138-141.

[10] 何鲁华,彭俊,沈裕军,等. 低品位铋多金属精矿加压碱浸分离钼、钨、硫和铋[J]. 有色金属(冶炼部分), 2024(10):67-71.
HE Luhua, PENG Jun, SHEN Yujun, et al. Separation of Mo, W, S and Bi from low-grade bismuth polymetallic concentrate by pressure alkali leaching[J]. Nonferrous Metals (Extractive Metallurgy), 2024(10):67-71.

引用本文:张洋龙,陈雯,廖振鸿,等. 基于贝叶斯优化的混合浮选粗选药剂制度优化[J]. 矿冶工程, 2025,45(6):102-107.
ZHANG Yanglong, CHEN Wen, LIAO Zhenhong, et al. Optimization of reagent regimen for roughing of bulk flotation using Bayesian optimization[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2025,45(6):102-107.