

基于 IDE 算法的金属矿山技术指标整体动态优化研究及应用*

王训洪^{1,2}, 胥孝川³, 王昌敏⁴

(1.广西科技大学 经济与管理学院, 广西 柳州市 545006;

2.广西科技大学 广西工业高质量发展研究中心, 广西 柳州市 545006;

3.东北大学 资源与土木工程学院, 辽宁 沈阳 110819;

4.内蒙古双利矿业有限公司, 内蒙古 乌拉特后旗 015542)

摘要:为更好地利用金属矿产资源,对矿山技术指标进行整体动态优化研究。首先,分别采用核密度估计方法、BP神经网络和指数回归方法拟合技术指标关系模型;然后,在此基础上,构建了整体动态优化模型,并提出相应的改进差分进化算法;最后,将所建立的关系模型、优化模型和优化算法应用于银山铜矿。结果表明:所建立的关系模型拟合效果好,具有较高应用价值;优化结果符合矿山实际情况,验证了模型和算法的有效性,且对矿山生产和计划具有指导作用。

关键词:金属矿山;技术指标;整体动态优化;IDE算法;核密度估计方法;BP神经网络

中图分类号:TD98

文献标识码:A

文章编号:1005-2763(2024)04-0244-08

0 引言

金属矿产资源是重要的不可再生资源,是社会发展和人类生存的重要物质基础,对国家经济发展和资源战略安全起着不可替代的作用。随着我国经济的快速发展,现已建成数万座矿山,固态矿产的开采总量占世界第一。然而,由于过去我国在产品短缺的时代,主要追求矿山数量和发展速度,生产方式相对粗放,技术水平相对落后,对矿产资源可持续发展的重视程度与投入相对不足,导致矿产资源未能充分利用,浪费严重。在矿产资源储量不断下降而需求不断增加的市场情况下,矿山企业与国家一直密切关注矿产资源的可持续发展^[1]。

矿产资源是地质作用形成的产物,具有稀缺性和不可再生等特性。地质体是否属于矿产资源,与当前生产技术和矿产品市场密切相关。因此,

随着生产技术和矿产品市场的变化,矿产资源具有动态性。由于矿产资源具有以上特性,如何开采金属矿产资源以创造更大的经济效益和资源效益是矿业界学者们一直研究的热点问题之一。

金属矿山生产过程主要包括地质过程、采矿过程和选矿过程。各个过程之间是相互影响和相互制约的关系,每个过程是上一过程的继续,又是下一过程的开始^[2-3]。金属矿山生产技术指标主要包括边界品位、工业品位、地质储量、矿体平均品位、损失率、贫化率、采出品位、采出矿量、选矿比、精矿品位和精矿量等。矿山生产工艺复杂,生产技术指标之间存在复杂联动关系^[4]。例如工业品位和边界品位影响矿体平均品位和地质储量,采出品位影响选矿比和精矿品位。因此,对技术指标优化需要考虑其整体动态性。

目前,国内外学者对金属矿山生产技术指标优化进行了深入研究和分析,主要归纳为以下四类。

第一类:早期采用平衡法^[5]确定金属矿山边界品位,其未考虑资金的时间价值及指标整体动态性。

第二类:最大净现值法^[6-7]优化边界品位,考虑采矿过程和选矿过程的生产能力、过程之间生产能力的平衡关系及资金的时间价值,但未考虑生产技术指标之间的动态关系。

第三类:动态规划法^[8]优化金属矿山各个过程的生产技术指标,其存在维数灾难,维数较大造成计算过程非常耗时。

第四类:智能进化方法^[3,9-10]优化金属矿山生产技术指标,取得了较好效果,但未考虑技术指标整体

* 收稿日期:2023-05-20

基金项目:国家自然科学基金项目(52074061);国家社会科学基金项目(19XGL025);广西科技基地与人才专项(桂科2022AC21084);广西科技大学博士基金项目(21S07,23S04)。

作者简介:王训洪(1990—),男,江西上饶人,博士,副教授,主要从事矿业技术经济和大数据研究,E-mail:631092969@qq.com。

通信作者:胥孝川(1986—),男,四川绵阳人,博士,副教授,主要从事矿山优化、生态环境及智能矿山建设研究,E-mail:493212755@qq.com。

动态性。

综上所述,对金属矿山生产技术指标优化虽取得了一定进展,但在金属矿山指标整体动态优化过程中明显存在不足。因此,本文考虑指标整体动态关系和采用改进差分进化算法优化金属矿山的技术指标。

1 技术指标整体动态关系模型

金属矿山生产过程主要包括地质过程、采矿过程和选矿过程,针对每个过程建立过程模型。

1.1 地质过程模型

当边界品位和工业品位变化时,需要重新圈定矿体,以估计新边界品位和工业品位组合下的地质储量和矿体平均品位。由于在优化过程中,需要计算大量的组合方案。若借助于 Geovia Surpac 或 3DMine 等矿业软件建立实体模型和矿体模型,工作量大^[11]。因此,本文采用数理统计方法建立地质储量模型和矿体平均品位模型,并将核密度估计方法和 BP 神经网络引入到地质储量和矿体平均品位模型构建中。建模过程如下^[11]。

(1) 矿石品位频率统计。收集矿山的勘探数据,统计各品位段的样长数。将样长数换成频数,剔除样本中的特高品位,再进行矿石品位频率统计,并绘制出矿石品位分布图。

(2) 拟合矿体品位分布的概率密度函数。近些年,国内外学者采用参数估计方法^[12]拟合金属矿床品位分布的概率密度函数,需要事先假设矿床品位服从某个既定的概率分布函数。但由于现实矿床品位分布差异较大,难以严格服从既定的分布函数,拟合结果往往存在较大误差^[13]。而非参数估计方法不需要事先假设矿床品位服从某个现有的概率分布函数,仅从数据样本自身特性研究数据分布^[14]。本文采用核密度估计方法拟合矿体品位分布的概率密度函数。

(3) 建立基于积分法的地质储量模型和矿体平均品位模型,计算公式如下:

$$Q_1 = f_1(p_1, p_2) = \frac{\int_{p_1}^{p_2} \varphi(x)g(x)c(x)dx + \int_{p_2}^1 g(x)c(x)dx}{\int_{p_a}^{p_b} \varphi(x)g(x)c(x)dx + \int_{p_b}^1 g(x)c(x)dx} \quad (1)$$

$$\varphi(x) = \left(\frac{x - p_1}{p_2 - p_1}\right)^z \quad (p_1 \leq x \leq p_2) \quad (2)$$

$$p_3 = f_2(p_1, p_2) = \frac{\int_{p_1}^{p_2} x\varphi(x)c(x)dx + \int_{p_2}^1 xc(x)dx}{\int_{p_1}^{p_2} \varphi(x)c(x)dx + \int_{p_2}^1 c(x)dx} \quad (3)$$

式中, Q_1 为地质储量; p_1 为边界品位; p_2 为工业品位; Q_0 为当边界品位和工业品位分别是 p_a 和 p_b 时,用矿业软件计算的地质储量; $\varphi(x)$ 为品位介于边界品位和工业品位的矿体被开采的概率函数; $g(x)$ 为矿体密度与品位的函数; $c(x)$ 为矿体品位分布的概率密度函数; p_3 为矿体平均品位; z 为常值,取决于矿体地质条件。

(4) 采用 BP 神经网络建立边界品位和工业品位与地质储量和矿体平均品位的关系模型。虽然式(1)和式(3)可以计算地质储量和矿体平均品位,但计算过程比较耗时。现有文献一般通过回归分析,进一步建立边界品位和工业品位与地质储量和矿体平均品位的关系模型。由式(1)和式(3)可知,边界品位和工业品位与地质储量和矿体平均品位的关系非常复杂。采用回归方法拟合它们之间的关系,精度往往不高。因此,采用 BP 神经网络^[15]建立它们之间的关系模型。首先随机生成一定数量的边界品位和工业品位的组合,其次剔除不满足边界品位小于工业品位的组合,再根据式(1)和式(3)计算对应的地质储量和矿体平均品位,最后采用这些数据训练神经网络,建立边界品位和工业品位与地质储量和矿体平均品位的关系模型。

1.2 采矿过程模型

对于同一矿山,各个采区矿石的特性和采矿方法基本相同。在这种情况下,矿石生产过程中的贫化率与损失率之间存在一定的相关关系^[11]。一般而言,贫化率越大,损失率就会相应越小。由于这种关系相对比较简单,采用回归分析建立它们之间的关系模型,数学表达式如下:

$$c_2 = f_3(c_1) \quad (4)$$

式中, c_2 为贫化率; c_1 为损失率。

贫化率是矿体平均品位与采出品位之差占矿体平均品位的比率计算公式如下:

$$c_2 = (p_3 - p_4)/p_3 \quad (5)$$

式中, p_4 为采出品位。

根据式(5),即可得到采出品位的计算公式:

$$p_4 = p_3(1 - c_2) \quad (6)$$

根据采矿过程中的金属量守恒,可得:

$$Q_2 \times p_4 = Q_1 \times (1 - c_1) \times p_3 \quad (7)$$

式中, Q_2 为采出矿量。

根据式(6)和式(7),即可得到采出矿量的计算公式:

$$Q_2 = Q_1 \frac{1-c_1}{1-c_2} \quad (8)$$

建立了损失率与贫化率的数学关系模型,将地质储量和矿体平均品位动态地转化为采出矿量和采出品位。

1.3 选矿过程模型

对于同一矿山,采出矿石的特性、选矿工艺、设备和药剂基本保持不变。在这种情况下,选矿比与采出品位存在一定的相关关系,即采出品位越大,选矿比越小^[11,16]。采用回归分析建立采出品位与选矿比之间的数学关系模型,表达式如下:

$$c_3 = f_4(p_4) \quad (9)$$

式中, c_3 为选矿比。

选矿比是采出矿量与精矿量 Q_3 的比率:

$$c_3 = Q_2/Q_3 \quad (10)$$

根据式(9)和式(10),将采出矿量动态地转化为精矿量。

2 优化模型与优化算法

2.1 优化模型

2.1.1 目标函数

净现值既考虑资金的时间价值,又利于计算投资回报率。因此,采用净现值最大化(maxNPV)作为优化模型的目标函数,目标函数的计算过程如下。

(1) 开采年限 t :

$$t = \frac{Q_2}{Q_z} \quad (11)$$

式中, Q_z 为年生产能力。

(2) 总利润 G :

$$G = Q_3q - Q_2h \quad (12)$$

式中, q 为精矿售价; h 为生产总成本。

(3) 平均年利润 g :

$$g = \frac{G}{t} \quad (13)$$

(4) 净现值:

$$NPV = g \left(1 + \frac{1}{(1+d)^1} + \frac{1}{(1+d)^2} + \dots + \frac{1}{(1+d)^{t-1}} + \frac{(t-t^-)}{(1+d)^{t^-}} \right) \quad (14)$$

式中, NPV 为净现值; d 为年贴现率; t^- 为 t 向 0 取整。

2.1.2 约束条件

(1) 边界品位低于工业品位,即:

$$p_1 \leq p_2 \quad (15)$$

(2) 精矿品位高于最低冶炼品位,即:

$$p_5 \geq p_y \quad (16)$$

式中, p_y 为最低冶炼品位。

2.1.3 优化模型

根据上述目标函数和约束条件,金属矿山技术指标整体动态优化模型为:

$$\begin{cases} \max NPV \\ \text{s.t. } p_1 \leq p_2 \\ p_5 \geq p_y \end{cases} \quad (17)$$

由于技术指标整体动态关系模型与矿山的矿床地质条件、矿石特性、采矿方法、选矿方法和选矿设备等相关^[4],而且,决策变量与关系模型相关。因此,先确定矿山,才能确定决策变量。

2.2 优化算法

由于优化是一个涉及多因素和多层次的过程,具有复杂性、动态性和多约束等特点,因此,优化模型是一个复杂的非线性单目标优化模型。已有文献表明,传统的优化方法难以较快地求解复杂非线性单目标优化模型^[17]。为有效解决复杂非线性单目标优化问题,许多智能进化方法被提出,例如遗传算法、粒子群算法和差分进化算法等。差分进化方法具有易操作、控制参数少、计算复杂度低和收敛性好等特点,常应用于解决一些复杂单目标优化问题,并取得了较好的效果^[18-20]。然而,标准差分进化方法求解上述优化模型存在以下两点不足。

(1) 变异策略对算法的性能影响大。标准差分进化算法的变异策略是 DE/rand/* 和 DE/best/*^[21]。许多研究表明,DE/rand/* 变异策略具有较强的全局搜索能力,但收敛速度较慢;DE/best/* 变异策略具有较快的收敛速度,但易陷于局部最优^[22]。

(2) 差分进化算法的比例因子 F 和交叉率 CR 影响差分进化算法的精度和收敛速度^[23]。在标准差分进化算法中, F 和 CR 两个控制参数值是预先设定的,且在进化过程中保持不变。然而研究者发现,对于不同问题甚至是同一问题的不同进化阶段,最优控制参数值一般不同^[24]。因此,求解金属矿山技术指标整体动态优化时,确定最优控制的参数值较为困难。

为了解决以上不足,在标准差分进化算法中引

入自适应变异策略和控制参数,进而提出改进差分进化算法(Improved Differential Evolution, IDE),

并将 IDE 用于求解金属矿山技术指标整体动态优化模型,IDE 算法流程如图 1 所示。

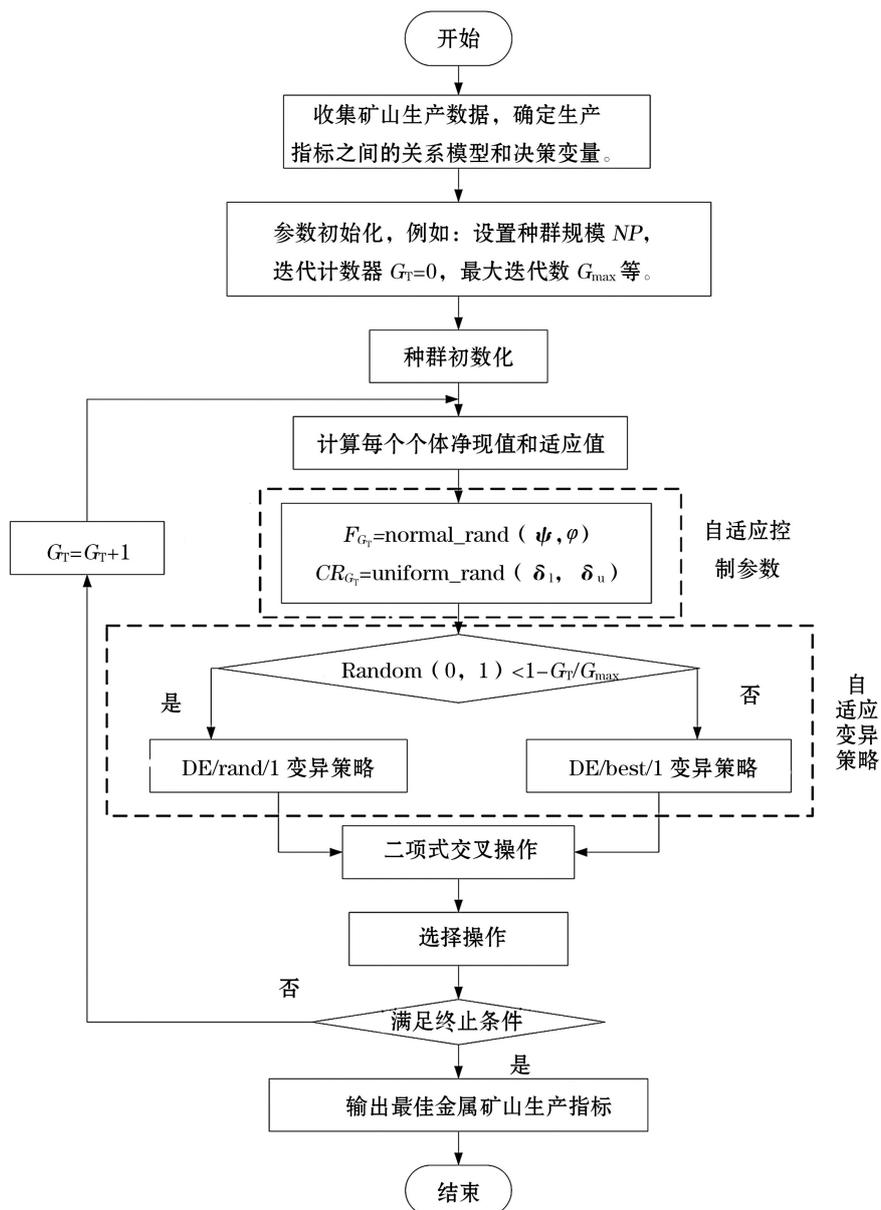


图 1 IDE 算法流程

Fig.1 Process of IDE algorithm

3 案例应用

基于上述优化模型与算法,以银山铜矿—48~—72 m 中段为研究对象,对其进行技术指标整体动态优化。地质储量为 384.6 万 t,边界品位和工业品位分别为 0.15% 和 0.25%。

3.1 银山铜矿技术指标关系模型

3.1.1 银山铜矿地质过程模型

(1) 铜品位分布函数。分别采用核密度估计方法(非参数估计)与对数正态分布(参数估计)对银山铜矿品位分布进行拟合,拟合效果如图 2 所示。由图 2 可知,银山铜矿铜品位分布具有多峰,较难严格符合既定的分布函数;对数正态分布拟合图形较为

光滑,但缺少多峰,导致拟合银山铜矿铜品位分布的精度劣于核密度估计方法;尤其对于具有多峰的铜品位分布,核密度估计方法具有明显的优势。

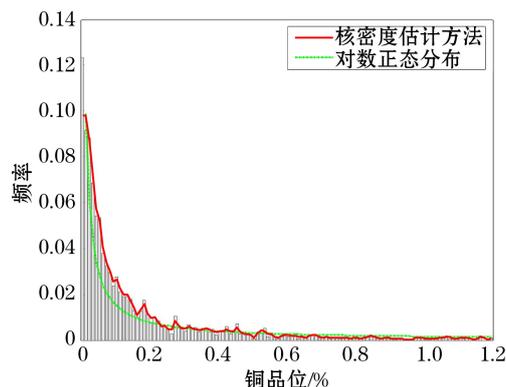


图 2 铜品位分布拟合效果

Fig.2 The fitting effect of copper grade distribution

(2) 地质储量和矿体平均品位关系模型。首先采用蒙特卡洛方法随机生成 500 组边界品位和工业品位的组合,且组合品位满足边界品位小于工业品位;然后通过式(1)至式(3)计算每组数据对应的地质储量和矿体平均品位;最后采用 BP 神经网络拟合地质储量和矿体平均品位的关系模型。其中训练样本为前 400 组数据,测试样本为后 100 组数据;分别采用 BP 神经网络拟合地质储量和矿体平均品位,测试拟合效果分别如图 3 和图 4 所示。

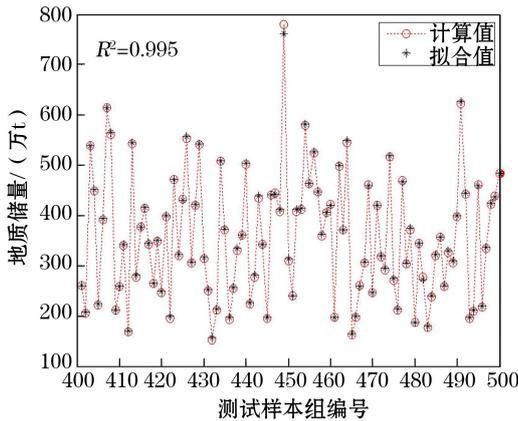


图 3 BP 神经网络拟合地质储量的拟合效果

Fig.3 The fitting effect of BP neural network fitting geological reserves

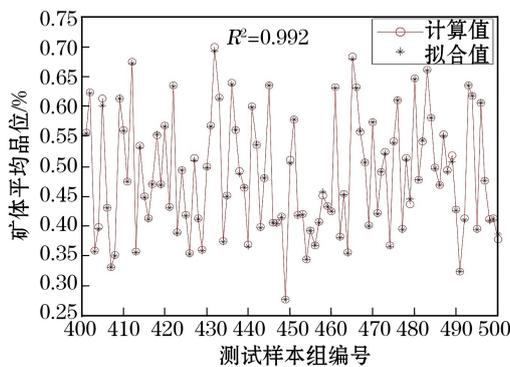


图 4 BP 神经网络拟合矿体平均品位的拟合效果

Fig.4 The fitting effect of BP neural network fitting the average grade of ore body

由图 3 和图 4 可知, BP 神经网络拟合银山铜矿地质储量和矿体平均品位的拟合值与计算值基本相同,且拟合结果的可决系数均大于 0.99。这表明 BP 神经网络能较好地拟合银山铜矿的地质储量和矿体平均品位。

为进一步验证 BP 神经网络拟合银山铜矿地质储量和矿体平均品位的优势,采用线性回归方法与 BP 神经网络进行对比,并分别计算线性回归拟合上述模型所对应的 3 种性能指标,结果见表 1。

表 1 地质储量和矿体平均品位拟合结果的性能指标

Table 1 Performance index of fitting results of geological reserves and average grade of ore body

拟合对象	BP 神经网络			线性回归(二元一次函数)		
	可决系数	均方根误差	平均绝对误差	可决系数	均方根误差	平均绝对误差
地质储量	0.993	1.756	1.349	0.918	47.837	35.998
矿体平均品位	0.998	0.935	0.745	0.925	37.585	29.946

由表 1 可知, BP 神经网络拟合结果的可决系数均大于线性回归,均方根误差和平均绝对误差均小于线性回归,表明采用 BP 神经网络拟合地质储量和矿体平均品位模型更为准确合理,优于线性回归模型。

3.1.2 银山铜矿采矿过程模型

通过对收集的采矿过程数据进行统计分析,表明银山铜矿的损失率和贫化率没有相关性,因此,优化过程中采用计划数据,即损失率为 2%,贫化率为 9%。

3.1.3 银山铜矿选矿过程模型

(1) 银山铜矿采出品位与选矿比关系模型。首先绘制出采出品位与选矿比的散点图,如图 5 所示,铜采出品位与选矿比呈指数关系。然后,采用指数函数进行回归拟合,其相关系数 $r = -0.8445$,并对它们之间的关系进行了 F 检验,显著性水平值为 $1.89E-172$,其远小于 0.05,回归显著,则关系模型具有应用价值。最后,其数学表达式如下:

$$c_3 = 136e^{-2.29p_4} \quad (18)$$

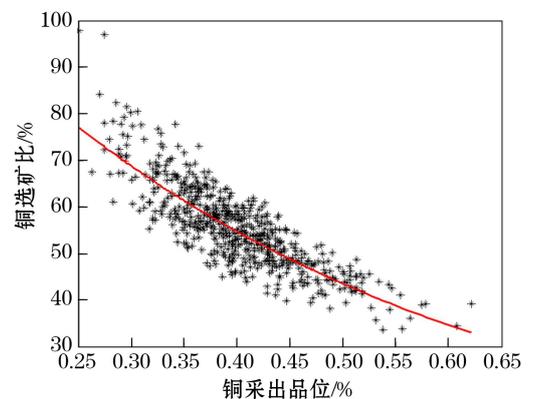


图 5 铜采出品位与选矿比的关系

Fig.5 The relationship between copper recovery grade and ore dressing ratio

(2) 精矿品位与采矿品位和选矿比的关系模型。采用 BP 神经网络建立银山铜矿的铜采出品位和选矿比与精矿品位的关系模型。收集了 630 组数据,其中训练样本为前 530 组数据,测试样本为后

100 组数据;BP 神经网络拟合铜精矿品位的效果如图 6 所示。

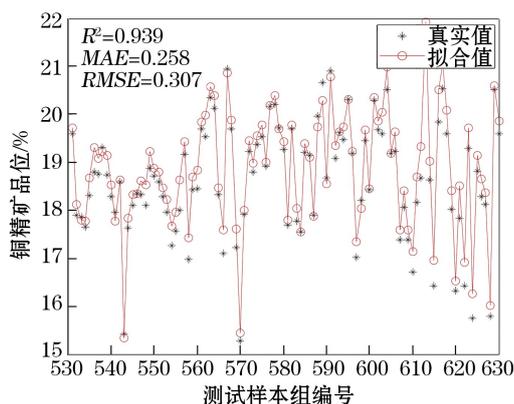


图 6 BP 神经网络拟合铜精矿品位的拟合效果

Fig.6 The fitting effect of BP neural network fitting copper concentrate grade

由图 6 可知, BP 神经网络拟合结果的可决系数、平均误差和均方根误差分别为 0.939, 0.258 和 0.307。可决系数大于 0.93, 平均误差和均方根误差均小于 0.5。这表明 BP 神经网络能较好地拟合银山铜矿的铜采出品位和选矿比与精矿品位的关系。

(3) 铜精矿价格关系模型。铜精矿的市场交易价格主要是以 20% 品位的精矿为基准, 其余品位铜精矿价格以此价格进行调整。价格调整系数和补偿价格见表 2。铜精矿价格计算公式如下:

$$q = f_6(p_5) = k_1 \times p_5 \times \lambda + k_2 \quad (19)$$

式中, k_1 为上海金属交易所 1# 铜精矿的价格; λ 为价格调整系数; k_2 为补偿价格。

表 2 铜精矿的价格调整系数和补偿价格

Table 2 Price adjustment coefficient and compensation price of copper concentrate

精矿品位/%	价格调整系数	补偿价格/(元/t)
≥ 23	0.860	330
22.00~22.99	0.850	220
21.00~21.99	0.840	110
20.00~20.99	0.830	0
19.00~19.99	0.810	-110
18.00~18.99	0.795	-220
17.00~17.99	0.780	-330
16.00~16.99	0.770	-440

3.2 决策变量和参数

(1) 决策变量。根据关系模型可知: 边界品位、工业品位、贫化率和损失率为自变量, 自变量才可以成为优化中的决策变量。由于损失率和贫化率取决于矿体特征和采矿技术, 而矿体特征和采矿技术在

短时间内基本不变, 所以这两个变量对于各优化单元均为常数, 其值为计划值, 损失率和贫化率分别为 2% 和 9%。因此, 边界品位和工业品位为优化模型的决策变量。

(2) 参数。银山铜矿的参数为: 决策变量的范围为 0.05%~0.45%, p_y 为 16%, Q_z 为 150 万 t, z 为 0.5, h 为 98 元/t, k_1 为 47739 元/t, d 为 6%。

AADE 算法的参数设置为: 决策变量的维数 D_T 设为 10, 初始化种群规模 NP 设为 50, 最大迭代次数 G_{\max} 设为 100, 自适应控制参数 ψ 、 φ 、 δ_i 和 δ_u 分别设为 0.7, 0.1, 0 和 1。

3.3 优化结果及分析

依据上述参数设置, 运用优化模型和算法对银山铜矿技术指标进行整体动态优化, 将优化结果与现行方案进行比较, 比较结果列于表 3。

表 3 优化方案的技术指标和净现值

Table 3 The technical indicators and net present value of the optimization scheme

方案	边界品位/%	工业品位/%	地质储量/t	矿体平均品位/%	采出品位/%
优化方案	0.4253	0.4340	1 628 326	0.6834	0.6219
现行方案	0.15	0.25	3 846 012	0.4472	0.4070
方案	采出矿量/t	选矿比	选矿回收率/%	精矿品位/%	精矿量/t
优化方案	1 753 582	32.94	88.52	18.13	53 236
现行方案	4 133 244	53.8336	86.1636	18.8783	76 778
方案	精矿价格/(元/t)	平均年利润/万元	开采年限/a	净现值/万元	
优化方案	6663	15 639.94	1.1691	18 134.29	
现行方案	6945	4650.65	2.7555	12 165.13	

从表 3 可知, 通过调整生产技术指标, 比现行方案增加了 5969.16 万元净现值, 增幅为 49%, 而且调整后的技术指标符合矿山实际情况; 此外, 验证了所建模型和算法的有效性, 且对矿山生产和计划具有指导意义。

4 结论

(1) 核密度估计方法拟合矿体概率密度分布函数具有较高精度, 拟合精度高于对数正态分布函数, 具有明显优势。

(2) BP 神经网络拟合地质储量、矿体平均品位和精矿品位的关系模型具有较高精度, 且拟合模型的可决系数均高于 0.93, 具有较高应用价值。

(3) 建立了金属矿山技术指标整体优化模型和算法,并通过案例应用验证了模型和算法的有效性。

参考文献(References):

- [1] LUSTY P A J, GUNN A G. Challenges to global mineral resource security and options for future supply [J]. Geological Society London Special Publications, 2015, 393(1):265-276.
- [2] DING J L, CHAI T Y, WANG H. Offline Modeling for product quality prediction of mineral processing using modeling error PDF shaping and entropy minimization [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(3):408-419.
- [3] HE Y, GAO S W, LIAO N, et al. A nonlinear goal-programming-based DE and ANN approach to grade optimization in iron mining [J]. Neural Computing and Applications, 2016, 27(7):2065-2081.
- [4] WANG Xunhong, GU Xiaowei, LIU Zaobao, et al. Production process optimization of metal mines considering economic benefit and resource efficiency using an NSGA-II model[J]. Processes, 2018, 6(11):1-22.
- [5] 苑香民,王文会,褚亦功,等.黄金矿山采矿规模设计的不确定性分析[J].黄金, 2001, 22(12):18-22.
YUAN Xiangmin, WANG Wenhui, CHU Yigong, et al. The indetenllinate analysis of the cutting design of gold mine [J]. Gold, 2001, 22(12):18-22.
- [6] AZIMI Y, OSANLOO M, ESFAHANIPOUR A. An uncertainty based multi-criteria ranking system for open pit mining cut-off grade strategy selection[J]. Resources Policy, 2013, 38(2):212-223.
- [7] YASREBI A B, WETHERELT A, FOSTER P, et al. Determination of optimised cut-off grade utilising non-linear programming[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2015, 8(10):8963-8967.
- [8] SATYBALDIEV N, FREIDIN A. Optimization of mineral mining geometry and mine production capacity[J]. Journal of Mining Science, 2006, 42(3):245-250.
- [9] AHMADI M R, SHAHABI R S. Cutoff grade optimization in open pit mines using genetic algorithm[J]. Resources Policy, 2018, 55:184-191.
- [10] HE Y, LIAO N, BI J J. Intelligent integrated optimization of mining and ore-dressing grades in metal mines[J]. Soft Computing, 2018, 22(1):283-299.
- [11] 刘保顺,王向前.采选冶联合企业技术指标整体动态优化的方法[J].中国矿业, 2013, 22(5):104-107.
LIU Baoshun, WANG Qianqian. Integrated and dynamic optimization method on technological indexes for united enterprises of mining-dressing-smelting [J]. China Mining Industry, 2013, 22(5):104-107.
- [12] 贾清梅,李富平,太军君,等.某钽铌矿品位指标优化中数学模型的建立[J].金属矿山, 2010(9):84-86+145.
JIA Qingmei, LI Fuping, TAI Junjun, et al. Study on mathematic model of optimizing grade index of tantalum-niobium ore [J]. Metal Mine, 2010(9):84-86+145.
- [13] 董浩洋,张东戈,齐宁,等.基于关注势的战场态势热力图构建方法[J].系统工程与电子技术, 2021, 43(1):121-129.
DONG Haoyang, ZHANG Dongge, QI Ning, et al. Construction method of battlefield situation heat map based on attention trends [J]. Systems Engineering and Electronic Technology, 2021, 43(1):121-129.
- [14] 成枢,朱玉明,马卫骄,等.半参数模型在开采沉陷预计中的应用[J].金属矿山, 2020(3):154-158.
CHENG Shu, ZHU Yuming, MA Weijiao, et al. Application of semi-parametric model in prediction of mining subsidence [J]. Metal Mine, 2020(3):154-158.
- [15] 何茂林,解明聪,徐振洋.基于 SSA-BP 神经网络爆破参数优选试验研究[J].矿业研究与开发, 2022, 42(1):36-41.
HE Maolin, XIE Mingcong, XU Zhenyang. Experimental study on blasting parameters optimization based on SSA-BP neural networ [J]. Mining Research and Development, 2022, 42(1):36-41.
- [16] 邵安林.特大型复杂矿区五品联动矿冶工程管理新模式研究 [J].金属矿山, 2013(10):1-4.
SHAO Anlin. A new management model of five grade linkage of mining and metallurgical engineering in large and complex mines [J]. Metal Mine, 2013(10):1-4.
- [17] ALKAYEM N F, PARIDA B, PAL S. Optimization of friction stir welding process parameters using soft computing techniques[J]. Soft Computing, 2017, 21(23):7083-7098.
- [18] 李国华,李文悍.基于差分进化算法的逆变器 SHEPWM 方法的研究[J].电力系统保护与控制, 2019, 47(17):32-38.
LI Guohua, LI Wenhan. Research on the SHEPWM technique applied to inverter based on differential evolution algorithms [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(17):32-38.
- [19] KRÖMER P, PLATOŠ J, SNÁŠEL V. Differential evolution for the optimization of low-discrepancy generalized Halton sequences[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2020, 54:100649.
- [20] PHAN G T T, DO Q B, NGO Q H, et al. Application of differential evolution algorithm for fuel loading optimization of the DNRR research reactor[J]. Nuclear Engineering and Design, 2020, 362:110582.
- [21] 赖旭东,袁逸飞,徐景中,等.基于改进差分进化算法的机载激光雷达波形分解[J].红外与毫米波学报, 2021, 40(3):381-390.
LAI Xudong, YUAN Yifei, XU Jingzhong, et al. LiDAR waveform decomposition based on modified differential evolution algorithm [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2021, 40(3):381-390.
- [22] 王立国,池辛格.结合 MCLU 准则和 DE 算法的高光谱数据分类方法 [J].哈尔滨工程大学学报, 2021, 42(11):1688-1693.
WANG Ligu, CHI Xinge. A hyperspectral data classification method based on the multi-class-level uncertainty criterion and differential evolution algorithm[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2021, 42(11):1688-1693.

[23] 吴文海,郭晓峰,周思羽,等.改进差分进化算法求解武器目标分配问题[J].系统工程与电子技术,2021,43(4):1012-1021.
WU Wenhai, GUO Xiaofeng, ZHOU Siyu, et al. Improved differential evolution algorithm for solving weapon-target assignment problem [J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(4): 1012-1021.

[24] 杨紫晴,姚加林,伍国华,等.集成协方差矩阵自适应进化策略与差分进化的优化算法[J].控制理论与应用,2021,38(10):1493-1502.
YANG Ziqing, YAO Jialin, WU Guohua, et al. Ensemble optimization algorithm from covariance matrix adaptive evolution strategy and differential evolution [J]. Control Theory and Applications, 2021, 38(10): 1493-1502.

Research and Application on Overall Dynamic Optimization of Metal Mine Technical Indicators Based on IDE Algorithm

WANG Xunhong^{1,2}, XU Xiaochuan³, WANG Changmin⁴

(1.College of Economics and Management, Guangxi University of Science and Technology, Liuzhou, Guangxi 545006, China; 2.Guangxi Industrial High-quality Development Research Center, Guangxi University of Science and Technology, Liuzhou, Guangxi 545006, China;

3.School of Resources and Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110819, China;

4.Inner Mongolia Shuangli Mining Co., Ltd., Urad North County, Inner Mongolia 015542, China)

Abstract: In order to make better use of metal mineral resources, the overall dynamic optimization study of mine technology indexes was carried out. Firstly, the kernel density estimation method, BP neural network and exponential regression method were used to fit the relationship model of technical indicators respectively. Then, based on this, the overall dynamic optimization model was constructed, and the corresponding improved differential evolution algorithm was proposed. Finally, the established relationship model, optimization model and optimization algorithm were applied to Yinshan Copper Mine. The results show that the established relationship model has good fitting effect and high application value. The optimization results are in line with the actual situation of the mine, which verifies the effectiveness of the model and algorithm, and has a guiding role in mine production and planning.

Key words: Metal mines, Technical indicators, Overall dynamic optimization, IDE algorithm, Kernel density estimation method, BP neural network