

智能算法在金属矿山品位动态优化中的应用

李 玥, 诸克军, 贺 勇, 刘 婷

LI Yue, ZHU Ke-jun, HE Yong, LIU Ting

中国地质大学 经济管理学院, 武汉 430074

School of Economy and Management, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China

E-mail: silvialegrace@126.com

LI Yue, ZHU Ke-jun, HE Yong, et al. Application of intelligent algorithm in dynamic optimization of metal mine grades. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(23): 227-230.

Abstract: An in-depth study on genetic algorithms such as genetic algorithm, neural networks and fuzzy logic is carried through and applied to the complex mine production system to resolve the optimization of cut-off grade and beneficiation feed grade. Firstly, it uses neural networks to establish the multi-objective optimization function with grades index as independent variable, then the fuzzy integrated evaluation is processed and takes its fuzzy membership function for a fitness function of genetic algorithm so that search out the optimal grade combinations globally to get fitness function the most value, accordingly realize the dynamic optimization of both grades and provide decision-making for ore production.

Key words: cut-off grade; beneficiation feed grade; genetic algorithm; neural network; fuzzy evaluation

摘 要: 对遗传算法、神经网络和模糊逻辑等智能算法进行深入研究并将其应用于复杂的矿山生产系统中, 解决放矿截止品位和入选品位的优化问题。首先应用神经网络建立以品位指标为自变量的多目标优化函数模型, 再对其进行模糊综合评判, 将得到的模糊隶属度函数作为遗传算法的适应度函数, 全局搜索出使适应度函数最大即最优的品位指标组合, 实现截止品位和入选品位的动态优化, 为矿山企业放矿生产提供决策。

关键词: 截止品位; 入选品位; 遗传算法; 神经网络; 模糊评判

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.23.065 文章编号: 1002-8331(2009)23-0227-04 文献标识码: A 中图分类号: N945.12

1 引言

放矿截止品位是指无底柱分段崩落法在放矿过程中, 最后一次放出矿石的品位, 是衡量矿山的采矿技术水平和影响矿山效益的重要指标。截止品位低, 矿石贫化大, 会增加矿石处理成本, 同时在选矿加工生产能力一定的情况下会使精矿量减少; 截止品位高, 损失率提高, 不仅使可利用的矿产资源永久损失, 而且还使企业对矿石的处理能力得不到充分利用, 影响企业经济效益。而矿石入选品位则在采选过程中具有承上启下的作用, 它既取决于矿体平均品位以及采矿过程中的贫化率和截止品位, 又影响最终精矿品位和选矿回收率等选矿指标, 最佳的入选品位有利于提高矿山的整体效益和矿产资源的利用率^[1]。因此, 合理确定的截止品位与入选品位关系到企业的经济效益和资源的可持续性利用, 有着重要的理论意义与明显的现实意义。

然而矿山品位指标的优化是一个极其复杂的系统工程, 从地质勘探、采矿到选矿等过程都涉及到许多技术指标, 如何建立合理的子系统数学模型与技术经济评价模型是实施优化的关键。对于放矿截止品位和入选品位优化而言, 它们在采选过程中与收益、成本、地质品位、贫化率、损失率等指标密切相关, 是一个随时间和空间变化的高度复杂、非线性函数, 试图直接获得或者间接建立其表达式(函数关系)都是十分困难的。以人

工神经网络(ANN)为主, 包含模糊逻辑(FL)、遗传算法(GA)、粗糙集(RS)、粒子群算法(PSO)等在内的具有智能特征的算法是用计算科学与技术来模拟人的智能行为, 具有在不确定及不精确环境中进行推理和学习的卓越能力, 尤其对于大规模复杂资源系统中出现的模糊性、非线性、高维、不连续等难解问题非常有力, 近年来在各种工程优化、评价、预测、模拟等建模和计算中获得了成功的应用^[2]。

对遗传算法、人工神经网络和模糊逻辑等智能算法进行了深入的研究, 并将其应用于截止品位的优化研究中, 设计利用演化计算与神经网络、模糊逻辑嵌套的方法模拟这个高度复杂和高度非线性系统, 并建立起多目标优化模型, 实现矿山技术指标整体动态优化。

2 智能优化算法在品位优化中的应用

2.1 应用神经网络建立优化函数模型

神经网络是基于实例的研究方法, 它对非线性系统有较好的逼近效果, 可以充分挖掘经验数据和信息, 进行仿真优化组合, 总结归纳出变量之间的关系, 能准确建立优化函数模型^[3]。对金属矿山进行品位优化, 关键是要建立以截止品位、入选品位为自变量和与之对应的总利润、净现值、精矿回收总量等优

化决策目标值之间的函数关系,因此拟建立以下模型:

(1)精矿量模型

根据采矿、选矿生产工艺流程(图1)和SPSS相关分析结果,精矿量与入选矿量、入选品位有关,而入选矿量又决定于采出矿量、采出品位,进而与地质储量、地质品位、截止品位有关,而在实际生产过程中,上述四个影响因素和精矿量之间呈现非常复杂的非线性关系。

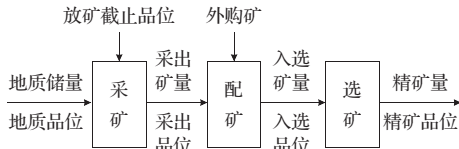


图1 生产流程图

截止品位、入选品位到精矿量之间的映射中,数据上存在统计上的不准确和不完整性,品位变化存在空间上的间接和滞后性并且函数关系具有高度非线性和复杂性,采用传统的指数方程或单纯的神经网络很难达到理想的精度和预测性能。鉴于这些特点,拟采用BP网络建立函数关系模型,网络结构图如图2所示,其中截止品位 α 、入选品位 β 、地质储量 q_0 和地质品位 a_0 为网络输入,弱磁铁精矿量 q_j 为输出, W_{ij} 、 W_{jk} 分别是输入层到隐含层和隐含层到输出层的权值。

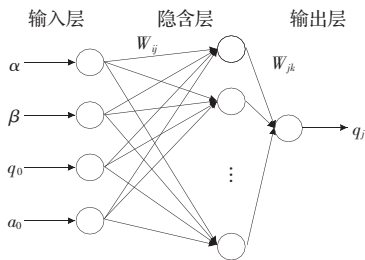


图2 BP神经网络结构图

(2)采选总成本模型

采选成本 C 包括采矿成本 C_c 和选矿成本 C_x 两个部分,采矿成本包括从矿体开始爆破、运输、提升等过程发生的材料费、运输费、人工管理费等。总体上,采矿成本与可采地质储量 q_0 、地质品位 a_0 以及采出矿量 q_c 和采出品位 a_c 有关,采出矿量 q_c 和采出品位 a_c 又由可采地质储量 q_0 、地质品位 a_0 和截止品位 α 决定,概括来说,影响采矿阶段成本的因素为可采地质储量 q_0 、地质品位 a_0 及截止品位 α ,表达式如下:

$$C_c = C_c(q_0, a_0, \alpha) \tag{1}$$

选矿成本包括破碎、磨矿、磁选及浮选等过程发生的成本,选矿成本主要影响因素为入选矿量 q_r 、入选品位 β 、精矿量 q_j 及精矿品位 α_j 。精矿量 q_j 及精矿品位 α_j 由入选矿量 q_r 、入选品位 β 决定。可表示为:

$$C_x = C_x(q_r, \beta) \tag{2}$$

即:

$$C = C(a_0, q_0, \alpha, \beta) \tag{3}$$

拟采用径向基网络来模拟式(3),较常用的BP网络,它有更好的逼近精度,而且算法实现简单。一个典型的径向基网络包括三层,即输入层、隐层和输出层,其结构如图3所示。

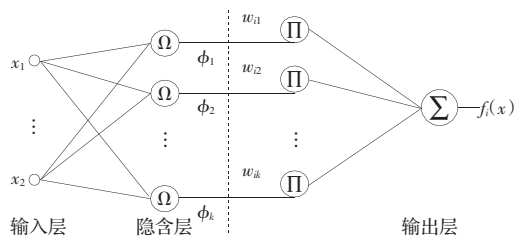


图3 RBF网络结构

其中,输入层节点仅是传递输入数据 x_1, x_2, \dots, x_n 到隐含层节点。隐含层有一组单元节点,每一个单元节点均有一个称作中心的参数矢量,每个节点计算网络输入矢量与中心参数矢量间的欧氏距离 $Z = \|x - c_j\|$,而后通过一非线性函数映射,将结果传递到输出层;而输出层对隐含层各节点的输出函数值作线性组合,输出层节点的值作为网络输出如 $f_i(x)$ 。

RBF网络实现的输入输出映射 $f: R^n \rightarrow R^m$,可表示为:

$$f_i(x) = \sum_{j=1}^h w_{ij} \phi(\|x - c_j\|, \rho_j) \tag{4}$$

式中: h 为隐含层节点数; $i=1, 2, \dots, m$; m 为输出层节点数; w_{ij} 为隐含层第 j 节点至输出层第 i 节点间的传输权值;输入矢量 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$; c_j 是隐含层节点中心值, $\|\dots\|$ 是欧氏范数,表示输入矢量 X 与隐含层节点 j 间的欧氏距离; ρ_j 是归一化参数值; $\phi(\cdot, \rho)$ 是未知非线性函数^[4]。

2.2 应用模糊综合评价法实施多目标优化

矿石品位指标优化的目的是提高经济效益和资源利用率。评价放矿截止品位是否最优,需考虑到多个优化目标,如利润、精矿量、回收率等。一般而言,某个评价指标对各个决策目标的影响程度并不同步,一个评价因素正在正向影响某个决策目标的同时,可能也在负向影响着另一个决策目标^[5]。比如,随着截止品位的提高,选场入选品位可能相应地提高,选矿的经济效益也随之提高,然后截止品位提高,矿石的采出量可能相应减少了,资源回收总量则可能减少。另一方面,多个决策目标往往具有不同的量纲和数量级,如总利润的单位为万元,而精矿总量的单位则为万吨。因此,须采用一种数学方法,将这些性质各异的决策子目标统一在一个总的决策目标之下,从而对评价指标的合理性做出评判,即多目标决策问题。

为兼顾经济效益和资源回收效益,具体设置三个优化决策目标:静态经济效益——利润总额;动态经济效益——净现值;资源回收效益——精矿总量,根据前面建立的函数模型得出三个优化目标函数,再采用模糊数学理论中的模糊综合评判法对截止品位、入选品位组合进行优选。

首先定义备选对象集 $X = \{\text{方案1, 方案2, } \dots, \text{方案}n\}$,这里每个方案就是一对截止品位和入选品位的组合, U 为决策目标集{总利润,净现值,精矿总量}, R 为模糊关系矩阵。评判空间 $W = \{X, U, R\}$ 。确立的三个目标取值越大,对总目标的贡献也越大,定义其隶属函数为:

$$\mu_i(x) = \begin{cases} 0 & x \leq x_{\min} \\ \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} & x_{\min} \leq x \leq x_{\max} \\ 1 & x_{\max} \leq x \end{cases} \tag{5}$$

通过对总利润、净现值、精矿总量求其各自的最小值和最大值,利用上式可得出各方案中的优化决策目标函数隶属度函

数值, 用德尔菲法确定各优化决策目标的权重, 最后用 Fuzzy 公式(6)计算每个方案各优化决策目标函数隶属度的加权平均综合隶属度, 综合隶属度最大的方案, 即为最合理的截止品位、入选品位组合值。

$$Z_i = \sum_{j=1}^3 \lambda_j \mu_j(x) \quad (6)$$

2.3 应用遗传算法优化品位组合

遗传算法借用了生物遗传学的观点, 通过自然选择、遗传、变异等作用机制, 实现各个个体的适应性的提高, 最终寻找到一个最优的个体, 即最优的解。这种算法容易搜索到最优的解, 而且不容易陷入局部最优, 特别适用于非常复杂的非线性模型的寻优问题^[6]。

将前面得到的优化隶属度函数作为遗传算法的适应度函数, 构成神经-模糊-遗传模型来优化截止品位 α 和入选品位 β 。算法步骤如图 4。

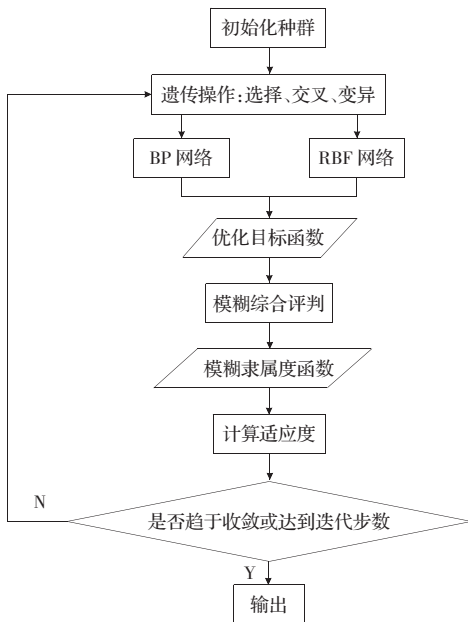


图4 算法流程图

- 步骤 1 确定网络权值的编码方式、个体位串的长度；
- 步骤 2 确定 GA 操作、设置 GA 参数；
- 步骤 3 以设定的种群规模 N , 随机产生初始种群；
- 步骤 4 译码种群中的每一个体位串, 求得 N 组不同的品位值；
- 步骤 5 将个体所代表的品位值输入 BP 网络、RBF 网络中, 分别得到精矿量和成本函数；
- 步骤 6 计算总利润、净现值、总精矿量三个多目标优化函数；
- 步骤 7 应用模糊综合评判法得到不同 α 和 β 的组合；
- 步骤 8 依据适应度进行选择操作；
- 步骤 9 依据选定的交叉、变异操作及参数, 进行相应的操作, 得到新一代种群；
- 步骤 10 返回步骤 4, 直到满足终止条件, 得到一组优化的品位值；
- 步骤 11 根据得到的优化品位值计算目标函数, 连同对应品位值输出。

3 应用实例

武汉钢铁集团矿业有限责任公司大冶铁矿是武汉钢铁集团公司国内矿石主要供应基地, 位于湖北省黄石市铁山区, 西距武汉市 90 km, 东距黄石市区 25 km, 东南距大冶市 15 km, 206 国道经过矿区。自西向东有六大矿体, 下属东采和尖林山两个采矿车间。现在面临的主要问题: 一是它们的截止位是 20 世纪 80~90 年代确定的, 依据当时的采矿工艺、选矿工艺和精矿售价是合理的, 现在是否合理本身就有待于进一步研究和优化; 二是它们的地质条件、矿石性质、采矿和选矿工艺改变很大。随着大冶铁矿选厂技术改造完毕, 选矿工艺流程的优化, 对合理入选品位的要求必定发生变化^[7]。因此, 迫切需要对采场放矿截止品位和选厂入选品位进行专题优化研究, 以指导采矿和选矿生产。

研究收集了矿山的地质数据、大冶铁矿井下车间 2005 年 1 月~2007 年 11 月的采、选生产数据和财务报表, 整理出每个月的地质储量、地质品位、截止品位、入选品位、弱磁精矿量、采选总成本等指标。

3.1 精矿量计算模型 $q_j = q_j(a_0, q_0, \alpha, \beta)$

建立截止品位 α 、入选品位 β 、可采地质储量 q_0 、地质品位 a_0 到弱磁铁精矿量 q_j 之间的 BP 网络映射关系。这里采用 2005 年 1 月~2007 年 7 月的 31 组数据作为训练数据, 2007 年 8 月~11 月 4 组数据作为仿真预测数据。在 Matlab6.5 中调用 `newff()` 函数, 建立一个 4 个输入结点、1 个隐层、4 个隐含层结点、1 个输出结点的 BP 网络, 隐含层和输出层转移函数分别采用 `tansig` 和 `purelin`, 训练函数选择引入动量因子的学习算法 `traingdm`, 精度选为 0.000 1, 训练步数设定为 2 000。其样本网络仿真图如图 5 所示。

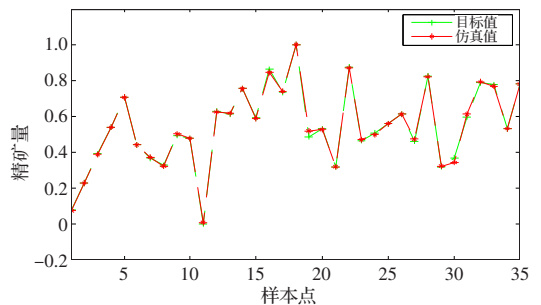


图5 BP网络仿真拟合图

在图 5 中, 第 32~35 个样本点是对 2007 年 8 月~11 月进行预测的仿真图可看出其构造的神经网络具有较好的仿真预测性能。

3.2 成本计算模型 $C = C(a_0, q_0, \alpha, \beta)$

采用 2005 年 1 月~2007 年 7 月的 31 组数据作为训练数据, 2007 年 8~11 月 4 组数据作为仿真预测数据, 通过 RBF 网络来建立截止品位 α 、入选品位 β 、可采地质储量 q_0 、地质品位 a_0 到总成本 C 之间的映射关系。在 matlab6.5 中调用 `newrb()` 函数, 建立一个 4 输入结点的 RBF 网络, 最大隐含层节点设定为 25, 精度选为 0.001, 其样本网络仿真图如图 6 所示。

在图 6 中, 第 32~35 个样本点是对 2007 年 8 月~11 月进行预测的仿真图, 可看出其构造的神经网络具有较好的拟合与预测效果。

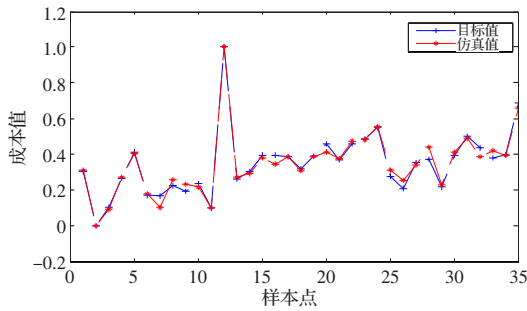


图6 网络仿真拟合图

3.3 遗传-模糊优化集成

以净现值、总利润、精矿量三个决策目标的最大隶属度为目标来优化截止品位和入选品位。将品位信息和相关地质数据传递给两个神经网络模块,分别计算出精矿量及成本两个关键指标,并根据市场参数计算出总利润和净现值。

选取在现行铁精矿价格 8.08 元/品位吨,精矿品位 64%,贴现率为 0.05。在模糊综合评判中使用德菲尔法确定各个优化决策指标的权重。拟定权重如下:全矿总利润权重系数为 0.4;净现值权重系数为 0.2;弱磁精矿产量权重系数为 0.4。根据公式(5)、(6)计算出综合隶属度。设定遗传算法种群结构如图 7 所示,染色体个数为 80,采用二进制编码方式,截止品位取值范围为 15.1%~20.9%,入选品位取值范围为 40.1%~48.4%,交叉概率为 0.7,变异概率为 0.008。适应度函数为多目标决策的隶属度。

个体	染色体	截止品位	入选品位	精矿量/万吨	总利润/万元	净现值/万元	适应度
1	000101 011001	16.14	42.96	5.14	1 196.55	1 006.98	0.88
2	101000 111010	18.53	45.94	5.53	1 594.57	1 378.78	0.91
3	001111 100000	16.82	43.59	5.82	1 859.45	1 659.23	0.92
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
79	100000 011101	17.98	43.32	4.98	1 332.81	1 132.93	0.90
80	111110 010010	20.03	42.32	5.03	1 423.25	1 223.95	0.91

图7 种群结构

根据 2007 年 1 月-2007 年 11 月大冶铁矿的地质储量和地质品位数据(如表 1),以计算得到的全年利润、净现值和总矿量为指标,来优化 2007 年现行应采用的截止品位和入选品位。

表1 地质数据

年月	可采储量/吨	地质品位/(%)	年月	可采储量/吨	地质品位/(%)
200701	124 660	52.84	200707	146 158	53.18
200702	124 799	52.78	200708	149 207	52.81
200703	112 212	52.95	200709	149 160	52.87
200704	143 936	52.87	200710	146 189	52.59
200705	144 099	53.25	200711	143 134	53.05
200706	135 334	53.13			

优化的结果及与不同方案比较如表 2。

(上接 216 页)

[6] Scheckler E W, Tam N N, Pfau A K, et al. An efficient volume-removal algorithm for practical three-dimensional lithography simulation with experimental verification [C]//IEEE Trans Comput Aid Des Integr Circ Syst, 1993, 12(9): 1345-1356.

[7] Kenny K H T, Neureuther A R, Scheckler E W. Algorithms for simulation of three-dimensional etching[J]. IEEE Trans Comput Aid

表2 优化结果比较

方案	截止品位/(%)	入选品位/(%)	精矿量/万吨	总利润/千万	净现值/千万	适应度
1	16.32	46.64	137.04	22.25	21.18	0.923
2	16.32	46.52	137.36	21.92	20.88	0.897
3	16.32	45.77	137.74	21.87	20.54	0.893
4	17.18	46.64	134.14	20.95	20.31	0.821
5	17.18	45.71	134.78	20.34	20.12	0.809
6	17.18	45.31	134.89	20.42	20.32	0.811
7	15.81	45.04	138.04	19.21	18.12	0.785
8	15.81	44.77	138.67	19.32	18.18	0.829
D1	18	41.00	132.91	17.92	17.63	0.667
D2	18	43.00	132.04	18.23	18.12	0.651

从表 2 可得,一定范围内,较低的截止品位和较高的入选品位可使精矿产出量大同时成本较低获得最大收益,当截止品位为 16.3%,入选品位取值为 46.4%,2007 年 1 月~2007 年 11 月的总利润为 2.2 亿元,弱磁铁精矿产出量 136 万吨,优化后的方案比现行方案(即截止品位为 18%,入选品位为 41%~43%)的总利润值增加 4~4.5 千万,弱磁精矿产量提高 4.2~5 万吨。

4 结论

主要讨论了智能算法在金属矿山放矿截止品位优化中的应用问题。即如何有效应用神经网络、模糊逻辑、遗传算法等智能算法模拟矿山采、选生产系统,建立起多目标优化模型,实现截止品位等矿山技术指标的整体动态优化。和传统的统计方法相比,智能算法为金属矿山的品位优化提供了一个全新的思路。融合遗传算法、神经网络、模糊评判来动态优化截止品位和入选品位,将多目标优化函数的模糊隶属度作为遗传优化的适应度函数来评价品位的优劣,其优化函数模型精确可靠,便于指导放矿和成本控制,品位指标随地质条件和市场参数动态调整,克服了传统方法的主观性和片面性,具有普适性及广泛的应用前景。

参考文献:

[1] 黄光球,杜中岳.截止品位和入选原矿品位动态优化方法[J].江西有色金属,1996,10(4):1-5.

[2] 杨晓华,沈珍瑶.智能算法及其在资源环境系统建模中的应用[M].北京:北京师范大学出版社,2005.

[3] 焦李成.神经网络系统理论[M].西安:西安电子科技大学出版社,1990.

[4] 周冠武,程国建.RBF 神经网络在储层表征中的应用研究[J].计算机工程与应用,2007,43(8):174-176.

[5] 窦振中.模糊逻辑控制技术及其应用[M].北京:北京航空航天大学出版社,1997.

[6] 陈新海.遗传算法的研究与进展[J].信息与控制,1994,23(4):215-222.

[7] 谭玉叶,宋卫东.大冶铁矿放矿截止品位动态优化研究[J].金属矿山,2007,9:28-31.

Des Integr Circ Syst, 1994, 13(5):616-624.

[8] 梁海涛,马军林,童创明,等.基于 DXF 模型的数据读取与分析方法[J].空军工程大学学报,2007,8(2).

[9] 徐文彬,毛天露,束搏,等.基于点采样的大规模三维模型显示[J].计算机仿真,2007,24(5).

[10] 王睿,叶正麟,赵红星.Bezier 分形曲线的细分叠加生成方法[J].计算机工程与应用,2007,43(35):39-43.