

基于GA-SVM模型预测减水剂对充填体强度的影响

张钦礼,李浩,刘吉祥,刘群武,陈秋松

中南大学资源与安全工程学院,长沙 410083

摘要 改善充填料浆的工作性能、提高充填体的强度和密实性是矿山充填法的研究方向之一。充填配比实验表明,在充填材料的制备过程中加入适量的高效减水剂可以提高充填体的抗压强度。为得到经济、高效的减水剂添加参数,以萘系、氨基、木钙和脂肪族4种减水剂结合新型充填胶凝材料,应用某矿山的全尾砂进行配比实验,建立GA-SVM预测模型进行优化选择。在优选过程中,以4种减水剂的添加量作为输入因子,以充填体28 d龄期单轴抗压强度作为综合输出因子,根据室内试验,建立训练、验证样本集;建立支持向量机(SVM)回归预测模型,通过遗传算法(GA)对SVM模型参数进行优化选择,当4种减水剂组合添加的质量分数依次为0、0.35%、0.30%、0.60%,抗压强度预测值为4.20 MPa。与实验对比,该模型预测结果的相对误差能控制在1%以下,精确度较高,为减水剂添加参数的优选提供了一种新思路。

关键词 充填料浆;减水剂;单轴抗压强度;支持向量机;遗传算法

中图分类号 TD853.34

文献标志码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2015.11.007

Prediction of water-reducers influence on strength of backfill body using GA-SVM model

ZHANG Qinli, LI Hao, LIU Jixiang, LIU Qunwu, CHEN Qiusong

School of Resources and Safety Engineering, Central South University, Changsha 410083, China

Abstract To improve the working performance of filling slurry, increasing strength and density of backfill body is a research direction of mine filling method. Filling ratio experiments showed that adding appropriate amount of water reducers during the preparation of the filling material could increase the compressive strength of the filling body. In order to obtain economic and efficient water reducers and parameters, four kinds of water reducers, i.e., naphthalene, amino, wood, and calcium binding aliphatic were used for new filling materials. A match experiment with certain mine backfilling materials was carried out, and a GA-SVM prediction model was established to optimize the selection. The four kinds of water reducers were used as the input data and the 28 days compressive strengths of filling body were confirmed to be the synthesized output data. Some training and validating samples were established through indoor experiment; a support vector machine (SVM) regression model was established. Then, the model parameters were optimized through the genetic algorithm (GA). The results show that the best tailing concentrations of the four kinds of water reducers were 0, 0.35%, 0.30%, and 0.60%, and that the compressive strength of filling body could be 4.20 MPa. Compared with the experiment results, the relative error of the prediction result can be controlled within about 1%. This model provides a new method to optimize sedimentation parameters.

Keywords filling slurry; water-reducers; compressive strength; support vector machine; genetic algorithm

经济的高速发展伴随着自然资源的大量消耗,中国的矿产行业面临资源匮乏和地表尾矿废石堆放等问题,对环境产

生了一定影响。充填采矿法^[1]是绿色矿山开采的发展方向,因其资源回收率高,对岩层扰动小,具有控制岩层移动和地

收稿日期:2014-11-25;修回日期:2015-01-16

基金项目:国家科技支撑计划项目(2012BAC09B02)

作者简介:张钦礼,教授,研究方向为采矿、充填及矿山安全,电子信箱:zhangqinli@126.com

引用格式:张钦礼,李浩,刘吉祥,等.基于GA-SVM模型预测减水剂对充填体强度的影响[J].科技导报,2015,33(11):44-48.

表沉陷的作用,是解决矿山开采环境问题和提高矿产资源利用率的重要途径之一。矿山生产带来了大量的尾矿,在现有的技术条件下很难对其进行二次资源回收,各类矿山以往通过建立尾矿库^[1]来解决尾矿的堆放问题。矿山尾砂胶结充填的方式为节约尾矿库投资提供了可能,全尾砂还可以对采空区进行充填,创造更安全的二步回采作业条件。尾矿资源的合理利用可以避免浪费,保证采矿作业的安全,还可改善矿山周边的自然环境。

混凝土作业^[2]实践中常通过加入适量的减水材料来改善其综合性能,减水剂能促进水泥初期水化,能降低水泥水化温峰值,推迟水化温峰出现的时间,并随掺量的增加,效果更为显著。填料浆的工作性能受多种因素影响,在充填材料制备过程中加入一定量的减水材料可以显著提高其性能,脱水速度更快,充填体强度更高。常用的减水剂大多为表面活性剂类材料,减水剂的脱水原理如下:减水材料颗粒和水泥颗粒^[3]充分接触混合,附着于水泥颗粒表面带有电荷。由于不同减水颗粒带有相互排斥的同种电荷,在剧烈碰撞过程中使得水泥颗粒分化速度加快,颗粒间参杂的水分析出。减水剂的存在,使得水泥颗粒表面聚集成保护膜,水泥水化速率受到干扰,水泥颗粒发育成更加理想的结晶体,内部构成了更为紧凑的网状模型,达到增强水化物强度的目的。工程实践表明,在制备混凝土过程中,加入水泥质量0.2%~0.5%的减水材料,既能减水8%~20%,其强度能增加10%~30%。如掺入水泥质量的0.5%~1.5%的高效减水剂,能对混凝土减水15%~25%,提高强度20%~50%。在保持水灰比不变的情况下,能使混凝土的塌落度增加50~100 mm。

减水剂与充填材料的作用机理比较复杂,减水剂的使用让充填体的强度产生变化,但充填体的强度需要满足回采作业对其强度的要求。应用实验方法研究减水剂添加量对充填体强度的影响时,需要做大量试验,消耗较多时间,同时很难得到最优化的添加参数。必须采用数学回归预测方法克服减水剂使用的模糊性、不确定性。

目前,国内研究充填体强度和减水剂关系的实验尚少,预测其关系的数学方法也较少。该领域可借鉴的预测分析方法主要有神经网络法^[4]、回归分析法^[5]等。在很多可以转化为数学问题的工程模型中BP神经网络应用较多,但选择BP神经网络的类型和学习结构时过多参考经验,使得使用效果不佳。回归分析法的应用模型有限,在解决变量少且变量关系简单的线性模型问题时,其建立方程的速度优势很明显。在充填配比试验中加入萘系、氨基、木钙和脂肪族4种减水剂,对充填体单轴抗压强度作用机理较为复杂,该分析方法显然不适用。支持向量机^[6](SVM)成功克服了上述传统方法的缺陷,是一种建立在结构风险最小化原则下的新型回归方法。SVM建立的基础是统计机器学习理论,可采用较少的实验样本,避免维数灾难问题。因此,为得到减水剂的添加量与充填体28 d龄期单轴抗压强度间的关系,进行室内配比试验,根据得到的实验数据建立训练样本,同时选取几组实验

为验证集,运用SVM建立模型;结合遗传算法^[8](genetic algorithm, GA)解决SVM的模型参数优选问题,保证参数最优。由此得到GA-SVM模型,对最佳减水剂组合参数进行预测、优选。

1 GA-SVM基本原理

SVM是一种新型可训练的机器学习方法,Vapnik等在20世纪90年代基于统计学习原理建立其初期学习模型^[9],而后张钦礼等^[10]研究了基于SVM的回归数学模型,给出了详细的建模过程。SVM的主要思想可概括为:

1) 针对线性可分情况进行分析,对于线性不可分的情况,通过使用非线性映射算法,将低维输入空间线性不可分的样本转化为高维特征空间使其线性可分,使得高维特征空间采用线性算法对样本的非线性特征进行线性分析成为可能。

2) 通过结构风险最小化理论在特征空间中建构最优分割超平面,使学习器得到全局最优化,在整个样本空间的期望风险以某个概率满足一定上界。

Vapnik等研究发现,影响性能的关键因素是学习方法中核函数的参数 σ 及惩罚因子 C 。学习样本的数据在高维特征空间受 σ 的制约,在特征空间中 C 中又起到调控SVM的置信区间^[11],此外,算法的收敛快慢及结果的模糊不确定性又深受交叉概率 p 的影响。由此得知,SVM模型的优越性能由各参数间的相互制约作用决定,若要得到有效的模型就必须对所有参数进行优化选择,因此引入遗传算法对SVM模型参数进行优化。

遗传算法^[12]是在生物界“优胜劣汰适者生存”遗传机制基础上演化而来的一类自由随机化的搜索方法,具有如下特点:对函数求导和连续性不做要求和限定,可快捷地对结构对象实施操作;在无须指定规则的情况下,自动寻优遗传方法,及时调整搜索方向,自动获取搜索空间并进行优化;GA具有强大的求解能力,在全局空间中获得最优解。因为GA具有强大的全局寻优能力,成功避免了 σ 选择的模糊性对其回归模型造成的适度误差。随着SVM模型的建立,选择遗传寻优的适应度函数为预测值的均方误差,适应度越小表明预测值跟实际越接近,模型参数也越符合预期,模型优越度也就越高。

GA-SVM的结合过程为:

1) 计算机语言编码:运用计算机适用的二进制编码法将SVM中3个参数进行编码,生成自由组合排列的 n 对染色体集合。

2) 根据实验数据的复杂程度选择合适的参数,种群大小参数(取值20~100),遗传代数(取值100~500)。

3) 确定适应值函数:模型的适应值较小,其精确度就较高。以SVM回归预测模型为基础,使得预测值和真实值的相对误差尽可能小,得到准确度和精度高的回归函数,同时使模拟的回归曲线与真实曲线拟合较好,必须把均方误差作为

适应值函数。

4) 自由生成种群集合。

5) 终止条件判断:根据软件原理计算机自动执行遗传重复运算,直到达到遗传代数T,得到最优预测参数和SVM模型(图1)。

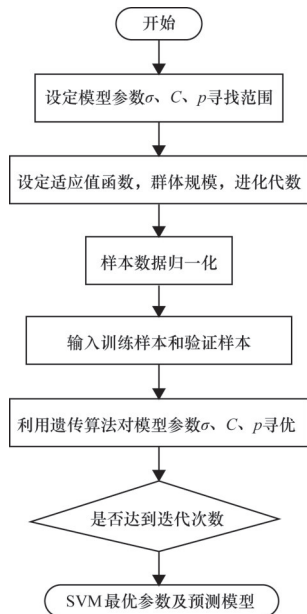


图1 GA-SVM预测模型

Fig. 1 GA-SVM prediction model

2 配比实验设计

2.1 实验材料

本次实验选用河北某矿山全尾砂,经长沙某化工设计院测试得到其主要物理性质:密度 2.74 g/cm^3 ,容重 1.203 g/cm^3 ,孔隙率 58.96% 。经中南大学化学化工院实验室测试得到全尾砂主要化学成分及其含量,其中 SiO_2 63.83% 、 Al_2O_3 15.72% 、 K_2O 4.523% 、 CaO 2.51% 、 Fe_2O_3 2.258% 、 Na_2O 1.90% 、 SO_3 0.584% 、 MgO 0.469% 。利用本实验室的筛分仪器测得全尾砂粒径组成,粒径低于 0.005 mm 的尾砂占 10.3% , $0.005\sim 0.050\text{ mm}$ 占 40.3% , $0.050\sim 0.075\text{ mm}$ 占 18.5% , $0.075\sim 0.250\text{ mm}$ 占 29.4% , $0.250\sim 0.500\text{ mm}$ 占 1.5% ,本次实验所用全尾砂粒径皆在 0.500 mm 以下。

胶凝材料:该矿山在胶凝材料的选型配比实验中确定使用改良的新型充填胶凝材料^[13]。主要成分为:细化的高性能水淬炉渣、石灰及火力发电厂剩余的脱硫石膏。减水剂为北京某减水剂厂生产的萘系、氨基、木钙和脂肪族4种外加剂,萘系高效减水剂为粉状剂;木钙为多组分高分子粉末状聚合物;氨基类减水剂为液体,质量分数为 28% ;脂肪族类减水剂同为液体,质量分数为 30% 。

2.2 实验方案

为研究减水剂添加量与全尾砂充填体强度的关系,使用

新型胶凝材料^[13]作为胶结剂,固定新型胶凝材料配合比为最佳配合比。根据实验室前期试验,得到胶凝材料的最佳配合比,其中石灰、石膏、水淬渣的掺入量比为 $4.0\%:16.5\%:79.5\%$ (掺量为质量分数)。

采用正交实验^[14]分析减水剂添加量与全尾砂充填体强度的关系。正交实验设计在材料性能研究方面使用较多,原则是选择部分具有代表性的样本进行实验。正交实验的目的是通过较少的实验次数获得各因素水平的较优搭配,是一种常见的成本低、效率高、速度快的实验设计方法。

SVM模型在分析样本较少的实验中应用广泛,实验次数过多会产生样本叠加,使原本已经模型化的数据产生过分的拟合,带来影响实验精度的负面效应。应在满足变量对应关系的约束下,选择具有代表性的样本,差异性越大模型拟合精度越高。本实验仅考虑4个减水剂影响因素,减少实验次数,同时客观反应4个影响因子的作用,增强SVM模型的拟合效果,添加减水剂充填体强度试验按4因素5水平 $L_{16}(4^5)$ 正交表设计,每次实验样本中的减水剂添加量及具体实施方案如表1所述(实验室前期的全尾砂配比实验表明,建议该矿山采用灰砂比 $1:10$,质量分数 70% 的充填料浆,故此正交实验的灰砂比和料浆质量分数均固定为最佳选择)。

实验步骤:

1) 制备胶结材料:本次实验减水剂的掺加顺序对实验效果的影响较大。减水剂的一般掺加方法主要有前期掺入(在材料加水之前掺入)、同期掺入(与水同时掺入)、后期掺入(在混合水后经过一定时间掺入)。前期的试拌实验表明,减水剂的加入适合前期掺入法^[15]。故应先按设计的实验数据参数提前称量新型胶凝材料和各类减水剂的质量,然后将胶凝材料与减水剂进行充分混合搅拌。

2) 制备充填材料:将提前按实验设计称量好的水、全尾砂和均匀混合的胶结材料在JJ-5型行星式水泥胶砂搅拌机搅拌均匀,经搅拌约 180 s 制成充填料浆。

3) 制备模块:将搅拌均匀的充填料浆倒入 $7.07\text{ cm}\times 7.07\text{ cm}\times 7.07\text{ cm}$ 三联试模,采用边搅拌、边注模的制备方式,从而保证试块浇筑过程中料浆不离析、沉淀。

4) 模块养护:由于模块较多,提前在模具上编号以免错乱,将编排好的三联试模放入YH-40B型标准恒温恒湿养护箱中进行养护,要求养护温度 $(20\pm 1)^\circ\text{C}$,湿度不低于 90% 。

5) 试块脱模:将在养护箱中养护 48 h 的三联试模进行脱模,在使用器材时注意气压同时规范脱模方式,防止模块损坏。脱模后试块按照标记好的模具编号依次重新编号防止顺序错乱,继续放入护箱中养护,养护达到 28 d ,期间定期查看试块,避免仪器失灵导致实验误差。

6) 测试强度:使用钢尺测量测试试块的长和宽数值,将测量好的试块固定在数显固定位移压机的测试位置,以 0.5 mm/s 匀速加荷测试试块的单轴抗压强度。选取同组3个模块进行强度测试,取其平均值,作为该组 28 d 龄期充填体的单轴抗压强度值。

表1 样本数据
Table 1 Sample data

数据集	序号	萘类/%	氨基类/%	木钙类/%	脂肪族类/%	试块28 d抗压强度			
						实验值/MPa	GA-SVM 值/MPa	相对误差/%	
训练集	1	0	0	0	0	3.34	3.32	0.59	
	2	0	0.15	0.1	0.35	3.33	3.34	0.30	
	3	0	0.25	0.2	0.45	3.84	3.82	0.52	
	4	0	0.35	0.3	0.55	4.13	4.17	0.96	
	5	0.2	0	0.2	0.55	4.06	4.06	0	
	7	0.2	0.25	0	0.35	3.33	3.35	0.60	
	8	0.2	0.35	0.1	0	3.28	3.32	1.22	
	9	0.3	0	0.3	0.35	3.85	3.88	0.78	
	10	0.3	0.15	0.3	0	3.37	3.35	0.60	
	12	0.3	0.35	0	0.45	3.54	3.38	4.52	
	13	0.4	0	0.1	0.45	3.76	3.78	0.53	
	14	0.4	0.15	0	0.55	3.89	3.90	0.30	
	16	0.4	0.35	0.2	0.35	3.84	3.60	6.25	
	测试集	6	0.2	0.15	0.3	0.45	3.64	3.65	0.30
		11	0.3	0.25	0.1	0.55	3.84	3.87	0.78
		15	0.4	0.25	0.3	0	3.76	3.78	0.53

3 建立GA-SVM预测模型

3.1 确定输入输出变量

本次实验以石灰、石膏、水淬渣的作为胶凝材料,研究萘系、氨基、木钙、脂肪族4类减水剂的添加量与全尾砂胶结充填体28 d单轴抗压强度的关系。添加减水剂使得料浆塌落度变大,改善了充填材料的工作性能,料浆脱水效果明显,强度提高。但是减水剂作用的机理比较复杂,再加上减水剂间的相互影响,带了很多不确定因素,为对模型进行简化,此次实验仅将萘系、氨基、木钙、脂肪族4种减水剂的不同添加量作为网络的输入参数,将充填体28 d龄期的单轴抗压强度值作为SVM模型的输出变量。

3.2 获取训练样本

GA-SVM预测模型建立的过程:把实验得到的样本数据输入到网络中,根据输出变量值获取自变量对因变量的影响规律,进而建立4种减水剂的掺入量和抗压强度相应的预测模型。训练数据的完整性、差异性和有效性直接决定GA-SVM模型的预测可靠度。本文按照 $L_{16}(4^4)$ 正交表设计实验方案,确定每组减水剂的添加量进行实验,得到了训练样本数据,保证了训练数据的真实性、可靠性、有效性。根据正交实验表1中的16组试验数据,选取其中13组实验数据作为GA-SVM预测模型的训练集合,其他3组实验作为模型验证集合,进行误差分析确定模型精确度。

3.3 模型预测、优选

1) SVM建模。运行Matlab数学软件,调用SVM函数,将表1中萘系、氨基、木钙、脂肪族添加量作为输入参数,正交实验得到的充填体28 d单轴抗压强度值作为输出参数。根据输入的添加量参数和输出强度值,系统会根据SVM原理自动建立预测模型。

2) GA-SVM优化模型。在建立SVM模型时,一般情况下高斯核函数参数 σ 的选取比较随机,过多依赖经验,会带来巨大的随机误差,模型的精确性无法得到保证。鉴于此需要运用GA对参数 σ 进行优化选择,GA的适应度函数选择验证样本的均方值误差。根据本次实验的特征,其他参数选择如下:种群规模为50,进化代数数为200,核函数参数 σ 、惩罚系数 C 寻优范围为(0,100),交叉概率范围 $p(0,1)$ 。依据图1所示流程图,运用Matlab软件得到GA-SVM模型最优参数: $C=20.0314$, $\sigma=4.5758$, $p=0.12531$,适应值(均方误差mse)=0.04213。

3) 最优值预测。以任意萘系、氨基、木钙、脂肪族添加量的组合作为输入因子,即可根据上述建立的GA-SVM模型预测全尾砂充填体28 d单轴抗压强度。因此,通过GA-SVM模型可以进行不同添加参数组合方案的抗压强度值预测,通过预测结果对4种减水剂的组合参数进行调整从而得到合理可行的结果,当萘系、氨基、木钙、脂肪族4种减水剂组合添加的质量分数依次为0、0.35%、0.30%、0.60%,其28 d单轴抗压强度预测值为4.20 MPa。

3.4 模型误差分析

选取表1中第6、11、15组不同减水剂添加参数的实验数据值,验证GA-SVM模型预测可靠性,计算真实值与预测值的相对误差(表1),得到真实值和预测值曲线(图2)。由曲线对比和相对误差的计算结果可以看出,GA-SVM模型预测值与实验得到的真实数据比较接近,相对误差能控制在1%以下,模型的拟合结果良好,模型预测精度较高。

采用GA-SVM模型对13组学习样本进行预测分析,其中10组学习样本的预测和真实值相对误差小于1%,其余3组样本的相对误差大于1%,第16组实验误差较大达到

6.25%。由此可见,该模型在预测强度值时基本与实验数据吻合,但是不可避免地带来部分偏差如第16组实验。建立的GA-SVM模型在预测减水剂的添加参数与充填体强度的关系时不仅拟合能力较好,泛化能力也较好。

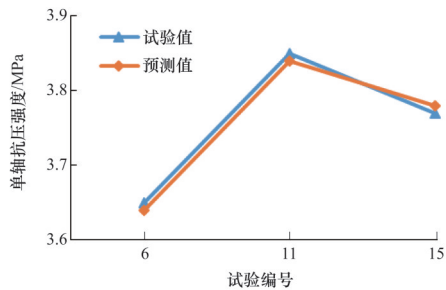


图2 真实值与预测值曲线

Fig. 2 Curves of actual results and predicted result

4 结论

SVM具有通过小样本统计学习原理和结构风险最小化原则等优点,依据SVM基本原理同时结合遗传算法,建立减水剂添加参数与充填体28 d单轴抗压强度的GA-SVM预测模型。从实验结果看,该预测模型的选取较为合理,精度较高,拟合优良,同时具有很强的泛化能力。

进行充填配比实验,获得模型的学习样本和预测验证集合,建立以萘系、氨基、木钙、脂肪族组合添加量为输入因子,充填体28 d单轴抗压强度为输出因子的GA-SVM预测模型。应用该模型对本次试验进行预测优化,得到最佳参数为:萘系、氨基、木钙、脂肪族组合添加质量分数为0、0.35%、0.30%、0.60%。

采用GA-SVM预测模型对减水剂参数进行预测、优选,可以避免因通过单纯的配比实验选择带来的片面性、模糊性、不可靠性,为矿山实践提供更为科学、合理、精确的理论依据。

由于不同矿山全尾砂性质差异性较大,与不同类型全尾砂匹配的减水剂也不尽相同,再加上减水剂的成本因素,本研究成果仅适用于全尾砂性质与本研究采用全尾砂相近的矿山;采用正交实验设计,实验组数较少,操作简单可靠同时预测精度较高。在实践中不同矿山可建立符合自身的配套GA-SVM模型,对减水剂参数进行预测、优化。

参考文献 (References)

[1] 王新民, 古德生, 张钦礼. 深井矿山充填理论与管道输送技术[M]. 长沙: 中南大学出版社, 2010.
Wang Xinmin, Gu Desheng, Zhang Qinlin. Theory and technology of deep mine backfilling[M]. Changsha: Central South University Press, 2010.

[2] 李作章, 徐日升. 尾矿库安全技术[M]. 北京: 航空工业出版社, 1996.
Li Zuozhang, Xu Risheng. Safety Technical for tailing pond[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 1996.

[3] 彭亮茗, 舒杰. 浅析混凝土外加剂使用及其发展[J]. 上海建材, 2010 (1): 7-8.

Peng Liangming, Shu Jie. Analysed the using and development of concrete admixture[J]. Shanghai Building Materials, 2010(1): 7-8.

[4] Wang X M, Zhao B, Zhang Q L. Cemented backfilling technology with unclassified tailings based on vertical sand silo[J]. Journal of Central South University of Technology, 2008, 15(6): 800-807.

[5] 张钦礼, 李谢平, 杨伟, 等. 基于BP网络的某矿山充填料浆配比优化[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2013, 44(7): 2868-2874.
Zhang Qinli, Li Xieping, Yang Wei, et al. Optimization of filling slurry ratio in a mine based on back-propagation neural network[J]. Journal of Central South University: Science and Technology Edition, 2013, 44(7): 2868-2874.

[6] 韩斌, 王贤来, 肖卫国, 等. 基于多元非线性回归的井下采场充填体强度预测及评价[J]. 采矿与安全工程学报, 2012, 29(5): 714-718.
Han Bin, Wang Xianlai, Xiao Weiguo, et al. Estimation and evaluation of backfill strength in underground stope based on multivariate nonlinear regression analysis[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2012, 29(5): 714-718.

[7] 吴景龙, 杨淑霞, 刘承水. 基于遗传算法优化参数的支持向量机短期负荷预测方法[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2009, 40(1): 180-184.
Wu Jinglong, Yang Shuxia, Liu Chengshui. Parameter selection for support vector machines based on genetic algorithms to short-term power load forecasting[J]. Journal of Central South University of Technology: Natural Science Edition, 2009, 40(1): 180-184.

[8] 李伟超, 宋大猛, 陈斌. 基于遗传算法的人工神经网络[J]. 计算机工程与设计, 2006, 27(2): 316-318.
Li Weichao, Song Dameng, Cheng Bin. Artificial neural network based on genetic algorithm[J]. Compute Engineering and Design, 2006, 27(2): 316-318.

[9] Jae H M, Lee Y C. Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameters[J]. Expert Systems with Application, 2005, 28: 603-614.

[10] 张钦礼, 陈秋松, 胡威, 等. 充填钻孔寿命SVM优化预测模型研究[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2014, 45(1): 2868-2874.
Zhang Qinli, Chen Qiusong, Hu Wei, et al. SVM optimal prediction model of the backfill drill-hole life[J]. Journal of Central South University: Science and Technology Edition, 2013, 44(7): 2868-2874.

[11] 李蓓智, 李立强, 杨建国, 等. 基于GA-SVM的质量预测系统设计和实现[J]. 计算机工程, 2011, 37(1): 167-169.
Li Beizhi, Li Liqiang, Yang Jianguo, et al. Design and implementation of quality prediction system based on GA-SVM[J]. Computer Engineering, 2011, 37(1): 167-169.

[12] 郑春红, 焦李成, 郑贵文. 基于GA的遥感图像目标SVM自动识别[J]. 控制与决策, 2005, 20(11): 1212-1215.
Zheng Chunhong, Jiao Licheng, Zheng Guiwen. Genetic algorithm based SVM for automatic target classification of remote sensing images [J]. Control and Decision, 2005, 20(11): 1212-1215.

[13] 范作鹏, 任少峰, 张忠辉, 等. 高效减水剂对全尾砂充填料性能的影响[J]. 金属矿山, 2014, 455(5): 40-44.
Fan Zuopeng, Ren Shaofeng, Zhang Zhonghui, et al. Effects of superplasticizers on properties of whole tailing backfilling materials[J]. Metal Mine, 2014, 455(5): 40-44.

[14] 曾照凯, 张义平, 吴刚. 基于正交优化的胶结充填体强度试验研究[J]. 有色金属, 2011, 62(3): 6-8.
Zeng Zhaokai, Zhang Yiping, Wu Gang. Cementing filling body strength test research based on orthogonal optimization[J]. Non-ferrous Metal, 2011, 62(3): 6-8.

[15] 魏微, 高谦. 减水剂对全尾砂新型胶凝材料强度的影响[J]. 混凝土, 2013, 5: 80-82.
Wei Wei, Gao Qian. Effects of water reducers on strength of neotype whole-tailings cementing materials[J]. Concrete, 2013, 5: 80-82.

(编辑 田恬)