[[1]](#footnote-1) 基于RS-GWO-GRNN的充填管道失效风险研究

骆正山，王文辉，张新生

（西安建筑科技大学 管理学院，西安710055）

摘要：为克服充填管道失效风险评判指标间的复杂性，及传统方法预测精度低、适用性差等缺陷，提出基于粗糙集(RS)和灰狼优化(GWO)算法融合广义回归神经网络(GRNN)的充填管道失效风险评价模型。选取10项风险评价指标，通过属性约简提取影响充填管道失效的主要风险因素，运用GWO优化GRNN的参数，构建预测模型，以国内某具体矿山充填系统为例进行实证研究，结果表明：与其它预测模型相比，RS-GWO-GRNN模型的预测精度更高，泛化能力更强，为充填管道失效风险研究提供了新思路，具有较好的借鉴意义。

关键词：粗糙集(RS)理论；灰狼优化(GWO)算法；广义回归神经网络(GRNN)；充填管道；失效风险

中图分类号：TD561

**Study on invalidation risk of backfill pipeline based on RS-GWO-GRNN**

LUO Zhengshan，WANG Wenhui，ZHANG Xinsheng

（School of Management, Xi'an University of Architecture &Technology, Xi'an 710055, China）

**Abstract:** In order to overcome the complexity of evaluation index of failure risk for backfill pipeline and the defects of low precision and poor applicability of traditional methods, the paper presents a new method of backfill pipeline failure risk assessment model called GRNN fusion based on rough set (RS) and gray wolf optimization(GWO) algorithm. Ten risk evaluation indexes were selected, the main risk factors affecting filling pipeline failure were extracted through attribute reduction, and GWO was used to optimize the parameters of GRNN to build a forecasting model, taking a specific domestic mine filling system as an example for empirical research, The results show that compared with other prediction models, RS-GWO-GRNN model has higher prediction accuracy and stronger generalization ability, and provide a new idea for the research on the risk of backfill pipeline failure, which is of good reference significance.

**Keywords:** rough set(RS) theory; gray wolf optimization(GWO) algorithm; generalized regression neural network(GRNN); filling pipeline; failure risk

近年来，矿业发展迅速，作为绿色安全的充填采矿法被广泛应用于矿床的地下开采，而充填管道的可靠性直接影响到矿山的正常运营与经济效益，且充填管道失效也制约着充填技术的发展与应用[1-2]。因此，研究并掌握充填管道的风险状况，建立具有普适性的失效风险评价模型对维护矿山的安全生产意义重大。当前，国内外学者居多采用可变模糊集理论[3]、未确知测度理论[4]、神经网络法[5]和支持向量机[6]等对充填管道的失效风险展开研究，效果不错，但仍存在缺陷。其中，可变模糊集理论和未知测度理论或多或少受到人为赋值的影响，主观性较强，科学性不高；BP算法网络结构难确定，本身收敛速度慢，易陷入局部最优；而支持向量机参数选取复杂，其检验结果并不理想。鉴于此，有必要探究更为合适准确、且经济可行的充填管道失效风险预测方法。

GRNN对于复杂非线性回归问题有着良好的处理能力，在电力预测、图像识别、管道泄漏定位等多种领域应用广泛[7-8]，但在充填管道失效风险方面应用极少。GRNN的网络学习仅依赖于样本本身，故GRNN对数据的准确性要求较高，冗余繁杂的样本数据会极大降低GRNN的预测精度和泛化能力，而RS理论能保证在分类能力不变的情况下，去除冗余信息，精简样本数据；光滑因子的选取直接关系到网络的预测性能，而GWO算法能优化GRNN的参数，解决了GRNN拓扑结构难以确定的问题[9]。因此，RS理论和GWO算法与GRNN优势互补，能有效提高GRNN的计算效率和预测精度。

基于上述分析，提出将RS理论、GWO算法和GRNN有机结合的充填管道失效风险评价新方法，采用RS提取原始数据的关键指标，实现数据的降维处理，以归一化的核心指标集训练GRNN，利用GWO优化GRNN模型参数，建立RS-GWO-GRNN充填管道失效风险预测模型，并应用于工程实际中，取得了不错的效果。

## 1 相关理论基础

**1.1 RS理论相关概念**

RS理论是由波兰数学家Pawlak提出的的一种从缺失或含噪声的数据中表示和推断知识的方法[10]，在医疗研究、市场分析和语音识别等数据挖掘领域应用广泛。信息系统S可定义为：，其中，***U***为有限论域，是属性集合，，***C***为条件属性集，***D***为决策属性集，，为属性*a*的值域，为信息函数，用来为各属性赋予信息值。

定义：属性约简。在论域*U*中，假定集合***P***和集合***Q***是***U***中的等价关系，设，若***Q***是独立的，且*ind*(***Q***)=*ind*(***P***)，则称***Q***为***P***的一个约简[11]。设，***S***是***P***中一个相对独立子族，且有成立，则称***S***是***P***的一个相对约简。

**1.2 GRNN的基本原理**

广义回归神经网络(Generalized Regression Neural Network, GRNN)是由美国学者Donald F. Specht提出的一种基于非线性回归理论的神经网络模型[12]，对于小样本，预测效果也较好。GRNN的非线性回归主方程如下：



式中：估计值为所有样本观测值的加权平均值，观测值***Y****i*的每个权重因子由对应于样本***X***和***X****i*间距离的平方决定。GRNN模型由四层构成，图1所示为GRNN结构图。



**图1** GRNN结构图

**Fig. 1**  GRNN architecture

图中：，***Y****i*为第*i*个输出值，由计算得出。GRNN因只需确定光滑因子，最大限度的降低了人为选择模型参数的主观性。但目前，主要采用手工调整方法来选取，精度差、效率低，为建立最优GRNN预测模型，需引入GWO优化参数。

**1.3 灰狼优化算法**

灰狼优化(Grey Wolf Algorithm, GWO)算法是由S. Mirialili等人于2014年提出的模仿狼群捕食行为的新型启发式优化算法[13]。根据狼群的社会等级制度，可以将灰狼分为alpha(*α*)、beta(*β*)、delta(*δ*)、omega(*γ*)四个等级，图2所示为每个等级的灰狼其地位、作用和行为。

 

**图2** 灰狼社会等级制度、作用和行为 **图3** GWO算法流程图

**Fig. 2** Social hierarchy、effect and behavior of grey wolf **Fig. 3** Flow chart of GWO algorithm

在捕食过程中，灰狼算法的主要数学模型如下：





式中：*t*为迭代次数，和分别为猎物位置向量和灰狼个体位置向量，***D***为猎物与灰狼间的距离；和均为系数向量，可由下式求解：





式中：和在[0,1]内随机取值，随着迭代次数的增加从2线性递减到0，灰狼在随机搜索猎物时不知其具体位置，需不断更新自身位置以使自己更接近猎物[14]。其更新公式如下：







通过式(6)、(7)、(8)可以不断迭代更新位置，进而可以使灰狼更好的确定猎物位置。描述灰狼算法操作的流程如上图3所示。

## 2 充填管道失效风险预测模型的构建及验证

充填管道失效风险预测模型的基本架构可见下图4，主要建模过程如下：



**图4** 基于RS-GWO-GRNN的充填管道失效风险架构图

**Fig. 4** Invalidation risk framework of backfilling pipeline based on RS-GWO-GRNN

**2.1 充填管道失效风险模型构建详细流程**

步骤1：构建指标体系。根据实际工程背景，收集原始数据，识别管道失效风险指标，构建充填管道失效风险评价指标体系，确定原始样本集。

步骤2：离散化数据及建立决策表。原始样本集多为连续性数据，而RS理论处理的样本均为离散化对象，需采用合适的方法离散化处理连续的指标值，用离散后的条件属性和决策属性建立决策表。

步骤3：指标约简。在保持条件属性和决策属性之间不可辨识关系不变的的前提下，采用RS理论中的属性约简删除决策表中的冗余指标。

步骤4：数据预处理。考虑到各指标量纲不一致，按照式（9），将经过指标约简后的核心指标样本集进行归一化处理。



式中：为第个管道样本的第**个指标值，和分别为第**个指标的最大值和最小值，为归一化后的结果。

步骤5：训练模型。将核心指标数据集分为训练样本和测试样本，训练样本作为模型的输入，将GRNN的预测值和真实值之间的均方根误差*RMSE*作为适应度函数，以*RMSE*最小化为目标，利用GWO优化GRNN，通过不断迭代更新其狼群的位置信息和参数信息，得出头狼的最优位置，即是光滑因子的最佳值，确定最优的RS-GWO-GRNN模型。

步骤6：分析结果。将测试样本输入到训练好的RS-GWO-GRNN模型中，获得管道失效风险预测结果，并对结果进行验证分析。

**2.2 模型验证方法**

为验证模型预测效果，对比选用均方根误差(Root Mean Square Error, *RMSE*)、平均相对误差(Average relative error, *ARE*)和希尔不等系数(Theil Inequality Coefficient, *Theil IC*)3个指标来评价模型的准确性和优劣性，计算公式如下：







式中：为测试样本集的真实值，为预测值，*n*为样本数，希尔不等系数介于(0,1)之间，越接近于0表明误差越小，模型的预测效果越好。

## 3 工程实例应用

**3.1 构建风险评价指标体系**

充填管道发生失效风险与诸多因素相关关(如管道偏斜率、管道内径和料浆性能等)[15-17]。根据造成管道失效风险类别的不同，构建充填管道2级失效风险评价指标体系（见图5）：



**图5** 充填管道失效风险评价指标体系

**Fig. 5** Assessment system of invalidation risk for backfill pipeline

**3.2 数据获取**

略阳县位于陕西省汉中市西北部，该地区矿产资源丰富，矿区的安全生产对全县经济的稳定发展和能源战略地位起到重要作用。本文获取部分矿区的15组充填管道风险指标数据，并将充填管道失效风险分为风险较小(Ⅰ级)、风险一般(Ⅱ级)、风险较大(Ⅲ级)和风险极大(Ⅳ级)4个等级，如下表1所示。鉴于*E*5为定性指标，通过赋值法将其转换为定量指标。

**表1** 充填管道失效指标特征值

**Table 1** Index characteristic value of backfill pipeline

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 矿山编号 | 矿山名称 | *E*1 | *E*2 | *E*3 | *E*4 | *E*5 | *E*6 | *E*7 | *E*8 | *E*9 | *E*10 | 管道失效风险等级/G |
| 1 | 煎茶岭镍矿 | 1.32 | 29 | 2.34 | 0.02 | 1.34 | 218 | 6.61 | 1.12 | 28 | 156 | Ⅰ |
| 2 | 三岔子锰矿 | 1.06 | 58 | 1.08 | 0.23 | 2.31 | 274 | 6.87 | 1.65 | 23 | 178 | Ⅰ |
| 3 | 张户坝锰矿 | 1.89 | 27 | 1.15 | 0.07 | 1.18 | 165 | 1.34 | 4.16 | 26 | 145 | Ⅲ |
| 4 | 黑山沟铁矿 | 1.27 | 64 | 1.07 | 0.11 | 4.05 | 203 | 6.42 | 3.49 | 26 | 139 | Ⅰ |
| 5 | 杨家坝铁矿 | 1.55 | 36 | 1.16 | 0.03 | 1.22 | 229 | 5.38 | 1.93 | 27 | 170 | Ⅱ |
| 6 | 鱼洞子铁矿 | 1.24 | 30 | 1.19 | 0.04 | 1.07 | 240 | 7.23 | 1.72 | 30 | 246 | Ⅰ |
| 7 | 徐家沟铜矿 | 1.91 | 25 | 3.41 | 0.18 | 1.36 | 221 | 2.95 | 2.71 | 15 | 423 | Ⅳ |
| 8 | 马家院铁矿 | 1.13 | 26 | 1.58 | 0.02 | 1.41 | 192 | 6.52 | 1.57 | 29 | 124 | Ⅰ |
| 9 | 白石沟钒钼矿 | 1.26 | 28 | 1.03 | 0.05 | 3.24 | 206 | 6.74 | 1.88 | 24 | 152 | Ⅱ |
| 10 | 黑湾里金矿 | 1.32 | 27 | 2.15 | 0.09 | 1.15 | 250 | 6.69 | 1.34 | 25 | 161 | Ⅰ |
| 11 | 蒋家坪金矿 | 1.05 | 65 | 1.87 | 0.03 | 1.13 | 234 | 6.96 | 1.27 | 31 | 194 | Ⅰ |
| 12 | 仙台坝大理石矿 | 1.78 | 52 | 1.43 | 0.04 | 1.02 | 219 | 4.37 | 6.55 | 32 | 382 | Ⅳ |
| 13 | 白雀寺磷矿 | 0.99 | 30 | 1.05 | 0.01 | 3.28 | 93 | 7.05 | 1.60 | 27 | 194 | Ⅰ |
| 14 | 观音寺铅矿 | 1.20 | 23 | 2.94 | 0.05 | 2.19 | 207 | 7.13 | 5.16 | 28 | 247 | Ⅰ |
| 15 | 铧厂沟金矿 | 1.58 | 24 | 1.14 | 0.01 | 1.23 | 212 | 6.14 | 1.24 | 29 | 189 | Ⅰ |

**3.3 指标约简**

参照文献[18]，并咨询相关矿业专家，将对充填管道造成失效风险的影响程度由弱到强分为四级：较小危险(1级)、一般危险(2级)、较大危险(3级)和重大危险(4级)，失效风险评判指标离散化标准见下表2。

**表2** 充填管道失效风险指标离散化标准

**Table 2** Discretization standard of invalidation risk index for backfill pipeline

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 风险等级 | *E*1/(t·m-3) | *E*2/% | *E*3 | *E*4/mm | *E*5 | *E*6/mm | *E*7 | *E*8/% | *E*9/mm | *E*10/um |
| 4 | ≥2.00 | ≥60 | ≥3.2 | ≥0.25 | 偏酸或偏碱性 | ≤100 | ≤1.5 | ≥7.0 | ≤12 | ≥400 |
| 3 | 2.00~1.70 | 45~60 | 3.2~2.2 | 0.12~0.25 | 弱酸或弱碱性 | 100~150 | 1.5~4.0 | 7.0~4.5 | 12~18 | 300~400 |
| 2 | 1.70~1.40 | 30~45 | 2.2~1.2 | 0.05~0.12 | 溶解氧含量小 | 150~200 | 4.0~6.5 | 4.5~2.0 | 18~24 | 200~300 |
| 1 | ≤1.40 | ≤30 | ≤1.2 | ≤0.05 | 酸碱性为中性 | ≥200 | ≥6.5 | ≤2.0 | ≥24 | ≤200 |

根据表2的评判标准离散化处理表4数据，得到管道失效风险预测决策表（见表3）。表3中：*U*表示矿山编号即论域；为条件属性，将管道失效风险等级*G*作为决策属性，其值表示管道失效风险大小。

**表3** 充填管道失效风险预测决策表

**Table 3** Decision table of invalidation risk prediction for backfill pipeline

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| *U* | *E*1 | *E*2 | *E*3 | *E*4 | *E*5 | *E*6 | *E*7 | *E*8 | *E*9 | *E*10 | *G* |
| 1 | 1 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 2 | 1 | 1 | 1 | 2 | 1 | 1 |
| 3 | 3 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 4 | 2 | 1 | 1 | 3 |
| 4 | 1 | 4 | 1 | 2 | 4 | 1 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 |
| 5 | 2 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 6 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 1 |
| 7 | 3 | 1 | 4 | 3 | 1 | 1 | 3 | 2 | 3 | 4 | 4 |
| 8 | 1 | 1 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 9 | 1 | 1 | 1 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 10 | 1 | 1 | 2 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 11 | 1 | 4 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 12 | 3 | 3 | 2 | 1 | 1 | 1 | 2 | 3 | 1 | 3 | 4 |
| 13 | 1 | 1 | 1 | 1 | 3 | 4 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 14 | 1 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 |
| 15 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 |

离散化处理数据后，需寻找最优约简集，本研究采用2种经典约简算法（遗传算法和Johnson算法）约简表3数据，如下表4、5所示。由表4、5知，影响充填管道失效风险因素的最优属性集为{*E*1,*E*2,*E*5,*E*6,*E*8}，结合实际情况及历史数据，发现充填管道绝对粗糙度对管道风险影响程度较大，为最大程度保留样本信息的完整性，将该属性纳入最优属性集中，通过现场调研，约简后的最优属性集与实际情况较为符合。

**表4** 基于遗传算法的约简结果

**Table 4** Reduction results based on GA

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 约简结果 | 支持度 | 长度 |
| {*E*2,*E*5,*E*6,*E*8,*E*10} | 1 | 5 |
| {*E*2,*E*5,*E*6,*E*7,*E*10} | 1 | 5 |
| {*E*1,*E*2,*E*5,*E*6,*E*8} | 1 | 5 |
| {*E*2,*E*4,*E*5,*E*6,*E*8} | 1 | 5 |
| {*E*2,*E*3,*E*5,*E*6,*E*8,*E*10} | 1 | 6 |
| {*E*2,*E*3,*E*5,*E*6,*E*8,*E*9} | 1 | 6 |
| {*E*2,*E*3,*E*4,*E*6,*E*7,*E*9,*E*10} | 1 | 7 |
| {*E*1,*E*2,*E*3,*E*4,*E*6,*E*9,*E*10} | 1 | 7 |

**表5** 基于Johnson算法的约简结果

**Table 5** Reduction results based on Johnson

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 约简结果 | 支持度 | 长度 |
| {*E*1,*E*2,*E*5,*E*6,*E*8} | 1 | 5 |

**3.4 模型训练及结果分析**

由上述步骤约简指标，得到15组核心指标数据集，任抽10组作为训练集带入RS-GWO-GRNN模型进行训练，其余5组作为测试集。GWO参数设置如下：种群数*n*=100，初始位置的上界和下界分别设为3和−3，初始值=2，最大迭代次数*N*=200，粒子维数*D*=1。其迭代过程如图6所示，分析结果可得，GWO在第68次达到收敛状态，最小*RMSE*为0.0317，光滑因子取值为0.72。

 

**图6** GWO算法收敛曲线 **图7** 预测值与实际值曲线

**Fig. 6** Convergence curve of GWO **Fig. 7** Curves of predicted value and actual value

将5组测试样本代入训练好的RS-PSO-GRNN模型进行预测，并对输出数据反归一化处理，模型预测结果的预测值和实际值对比如图7所示，为评价该模型预测性能，选用文献2中的PCA-BP模型和文献6中的KPCA-PSO-SVM模型与之对比，结果见表6，采用相对误差*RE*作为评判标准，如下图8所示。

**表6** 各预测模型结果对比

**Table 6** Comparison among results by each model

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 测试集编号 | 失效风险等级*G* | PCA-BP | KPCA-PSO-SVM | RS-GWO-GRNN |
| 预测值 | RE/% | 预测等级*G* | 预测值 | RE/% | 预测等级*G* | 预测值 | RE/% | 预测等级*G* |
| 1 | 1 | 1.142 | 14.20 | 1 | 1.180 | 18.00 | 1 | 0.917 | 8.30 | 1 |
| 3 | 3 | 3.274 | 9.13 | 3 | 2.796 | 6.80 | 3 | 3.148 | 4.93 | 3 |
| 5 | 2 | 1.829 | 8.55 | 2 | 2.133 | 6.65 | 2 | 2.135 | 6.75 | 2 |
| 12 | 4 | 4.267 | 6.68 | 4 | 3.931 | 1.72 | 4 | 3.879 | 3.03 | 4 |
| 13 | 1 | 0.875 | 12.50 | 1 | 1.108 | 10.80 | 1 | 1.113 | 11.30 | 1 |

 

**图8** 模型相对误差对比 **图9** 模型预测效果对比

**Fig. 8** Comparison of the relative error **Fig. 9** Comparison of the prediction results

由表6可知：虽然3种模型均能正确预测充填管道的失效风险等级，但从整体角度可知，RS-GWO-GRNN模型的预测性能要好于其它两种模型，显示了较好的精度，评价结果更加可靠，验证了模型设计方案的正确性。RS-GWO-GRNN模型的部分预测结果略微偏大，原因是前期的数据处理摒弃了部分误差在可接受范围内的信息。

为进一步评价该模型的预测效果，本文采用2.2节中的相应评价指标，将3种模型进行对比分析（图9）。由图9知，RS-PSO-GRNN模型的3种评价指标值分别为：12.20%，6.86%，2.44%，均小于其它2种模型，表明该优化模型具有更好的预测性能，更强的泛化能力，在工程实践中切实可行，为相关人员准确评估充填管道失效风险状况提供了理论依据和参考价值。

## 4 结论

1）针对充填管道样本数据少以及传统预测方法精度低、效果差等缺陷，将RS理论、GWO算法和GRNN有机结合起来，构建充填管道的RS-GWO-GRNN失效风险预测模型。该模型有效的克服了充填管道输入数据的冗余性和耦合性，能更好的提取影响充填管道面临失效风险的关键性指标，且引入的GWO算法避免了参数选择的主观性对模型精度的削弱，将RS-GWO-GRNN模型与PCA-BP模型、KPCA-PSO-SVM模型进行对比分析表明，本文所提模型预测性能更好，泛化能力更强，科学性更高。

2）从对充填管道的失效风险预测结果与实例情况进行对比来看，RS-PSO-GRNN模型的预测值与实际值吻合度很高，证明应用该模型对充填管道进行失效风险评估是科学有效的，同时可进一步推广到其它系统工程的风险评估，从而丰富和发展了充填管道失效风险评价的方法体系和研究理论。

3）RS-GWO-GRNN模型的最佳拓扑结构是通过GWO算法对模型参数的自我调优来确定的，体现了其根据工程实际动态选取的优点，但和其它群体智能优化算法类似，GWO算法本身也存在诸如易陷入局部最优，收敛速度慢等缺陷，如何对GWO算法的性能进行改进从而提高模型的迭代收敛速度是下一步研究工作的重点。

参考文献：

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: 1−6.
2. 张钦礼, 周碧辉, 王新民等. 充填管道失效风险性预测精度研究[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2014, (8): 2805−2811.
3. 薛希龙, 王新民, 张钦礼. 充填管道磨损风险评估的组合权重与可变模糊耦合模型[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2016, 47(11): 3752−3758.
4. 王新民, 王石, 鄢德波等. 基于未确知测度理论的充填管道堵塞风险性评价[J]. 中国安全科学学报, 2012, 22(4):151−156.
5. 史秀志, 范玉乾, 尚雪义. 基于PCA-BP神经网络模型的充填体强度预测[J]. 黄金科学技术, 2016, 24(3): 64−69.
6. 张钦礼, 王兢, 王新民. 基于核主成分分析与PSO-SVM的充填管道失效风险性分级评价模型[J]. 黄金科学技术, 2017, 25(3): 70−76.
7. 李冬辉, 尹海燕, 郑博文. 基于MFOA-GRNN模型的年电力负荷预测[J]. 电网技术, 2018, (2): 585−590.
8. ZHANG Y, LIU L, TIAN J, et al. Intent recognition of a lower limb prosthesis based on multi-source information and general regression neural network[J]. Journal of Computational & Theoretical Nanoscience, 2016, 13(11): 8956−8962.
9. 贾义鹏, 吕庆, 尚岳全. 基于粒子群算法和广义回归神经网络的岩爆预测[J]. 岩石力学与工程学报, 2013, 32(2): 343−348.
10. GU H Y. Risk evaluation of gas pipeline based on rough set[J]. Applied Mechanics & Materials, 2014, 443: 258−262.
11. YANG X, FU G, ZHANG Y, et al. A naive bayesian wind power interval prediction approach based on rough set attribute reduction and weight optimization[J]. Energies, 2017, 10(11): 1−15.
12. LI W D, YANG X, LI H, et al. Hybrid forecasting approach based on GRNN neural network and SVR machine for electricity demand forecasting[J]. Energies, 2017, 10(1): 44.
13. RODRíGUEZ L, CASTILLO O, SORIA J, et al. A fuzzy hierarchical operator in the grey wolf optimizer algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2017(57): 315−328.
14. 过江, 张碧肖. 基于PCA与BP神经网络的充填管道失效风险评估[J]. 黄金科学技术, 2015, 23(5): 66−71.
15. 杨志强, 陈得信, 高谦等. 金川矿山混合充填料浆环管试验系统与管输特性研究[J]. 有色金属工程, 2017, 7(1): 64−70.
16. 杨啸, 杨志强, 高谦等. 混合充填骨料胶结充填强度试验与最优配比决策研究[J]. 岩土力学, 2016, 37(S2): 635−641.
17. 王新民, 高瑞文, 胡威等. 充填管道堵塞风险预测模型[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013(11): 4604−4610.
1. 基金项目：国家自然科学基金资助（61271278）；陕西省重点学科建设专项资金资助项目（E08001）

作者简介：骆正山（1969－），男，陕西汉中人，教授，博士生导师，主要从事金属矿山采矿方法和管道风险评估与建模的研究。

通信作者：王文辉（1994－），男，安徽六安人，硕士研究生，主要从事采矿与充填技术等方面的研究。 [↑](#footnote-ref-1)