



煤炭学报  
Journal of China Coal Society  
ISSN 0253-9993,CN 11-2190/TD

## 《煤炭学报》网络首发论文

- 题目：巷道松软煤体流变参数反演的 BAS-ESVM 模型与应用  
作者：孙元田，李桂臣，钱德雨，张苏辉，许嘉徽  
DOI：10.13225/j.cnki.jccs.2020.0878  
网络首发日期：2020-08-10  
引用格式：孙元田，李桂臣，钱德雨，张苏辉，许嘉徽. 巷道松软煤体流变参数反演的 BAS-ESVM 模型与应用. 煤炭学报.  
<https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2020.0878>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

doi:10.13225/j.cnki.jccs.2020.0878

# 巷道松软煤体流变参数反演的 BAS-ESVM 模型与应用<sup>1</sup>

孙元田，李桂臣，钱德雨，张苏辉，许嘉徽

(中国矿业大学 矿业工程学院，江苏 徐州 221116)

**摘要：**深部煤体巷道变形具有明显的流变特性，准确高效的获取煤体的流变参数是研究巷道流变机理的重要基础。基于典型的煤巷流变工程案例，分析认为巷道帮部的松软煤体的长时变形具有两阶段流变特征即前期的减速大流变阶段和后期的等速大流变阶段，获得煤体的流变参数对于进一步研究巷道失稳具有重要意义。采用人工智能算法支持向量机(SVM)和天牛须算法(BAS)，针对 SVM 的核函数参数  $\sigma$  和罚参数 C 准确选取问题，利用 BAS 的高效寻优特点，精确获取上述两类参数，形成改进型进化支持向量机(ESVM)，提高 SVM 的学习和泛化能力。进一步地，明确围岩的流变模型和弹塑性力学参数，基于正交设计原理，构建松散煤体流变参数样本数据。建立数值模拟模型，对构建的流变参数样本进行模拟计算，得到含有时序性的计算巷道位移，进而每一组流变参数及其通过数值计算得到的与时间相对应的两帮移近量位移作为一组样本，形成样本数据库。将上述数据通过 ESVM 模型不断学习，以现场位移数据为目标，再利用 BAS 搜索得到最佳的煤体流变参数，最终构建得到 BAS-ESVM 煤体流变参数反演模型。得到的流变参数经过正算验证，结果显示计算位移与实测值吻合较好，证明了该方法的有效性与流变参数的正确性，该方法为研究煤体巷道流变机理奠定了参数基础。

**关键词：**煤体巷道；流变参数；反演；人工智能；天牛须算法

中图分类号：TD 353

文献标识码：A

## Research and application of BAS-ESVM model for rheological parameter

### inversion of soft coal mass in roadway

SUN Yuan-tian, LI Gui-chen, QIAN De-yu, ZHANG Su-hui, XU Jia-hui

(School of Mines, China University of Mining and Technology, Xuzhou, 221116, China)

**Abstract:** The deformation of deep coal roadway has rheological characteristics. Accurate and efficient acquisition of rheological parameters of coal is an important basis for the study of rheological mechanism. Based on a typical case of rheological coal roadway, it is considered that the long-term deformation of the soft coal mass in the side of the roadway has two-stage rheological characteristics i.e. the deceleration stage in the early stage and the constant velocity stage in the later stage. Obtaining the rheological parameters of the coal mass is of great significance for further analysis of roadway instability. The artificial intelligence algorithms, Support Vector Machine (SVM) and Beetle Antennae Search Algorithm (BAS) are used. Aiming at the problem of selecting the kernel function parameter  $\sigma$  and penalty parameter C of SVM accurately, the improved evolutionary Support Vector Machine (ESVM) is composed to improve the learning and generalization ability of SVM by using the efficient optimization characteristics of BAS. Furthermore, the rheological model and elastic-plastic mechanical parameters of surrounding rock mass are defined. Based on the principle of orthogonal design, the dataset of rheological

<sup>1</sup>基金项目：国家自然科学基金（51574224, 51704277），中央高校基本科研业务费专项资金资助（2020ZDPY0221）

作者简介：孙元田（1992-），男，山东莒县，讲师，Tel:15162185337,Email: yuantiansun@cumt.edu.cn

通讯作者：李桂臣（1980-），男，河北衡水，教授，Tel:15805215566,Email: liguichen@cumt.edu.cn

parameters of loose coal are constructed. A numerical model is established to calculate the deformation related to rheological parameters, and the calculated roadway displacement with time sequence is obtained. Then each group of rheological parameters and the displacement of sidewalls corresponding to time obtained by numerical calculation are taken as a group of samples to form a database. The above data are continuously learned through ESVM model, and the best rheological parameters of coal mass are obtained by using BAS. Finally, the BAS-ESVM inversion model of coal rheological parameters is established. The obtained rheological parameters are verified by forward calculation. The results show that the calculated displacement is in good agreement with the measured values. The validity of the method and the correctness of the rheological parameters are proved. The method lays a parameter foundation for the study of the rheological mechanism of coal roadway.

**Key Words:** Coal roadway; rheological parameters; inversion; artificial intelligence; BAS algorithm

在地下采矿工程领域，巷道的变形，煤柱的渐变失稳等都与时间息息相关，具有随时间的增长而煤岩体缓慢变形的时间效应，这反映了大尺度的蠕变现象<sup>[1]</sup>。对于深部煤体巷道，随着时间的推移围岩应力不断进行调整，极易产生挤压流变。进一步地恶化了围岩完整性，从而失稳破坏。因此要维护巷道的长期稳定和安全，必须考虑工程煤岩体的流变特性<sup>[2]</sup>。

现阶段通过数值模拟手段分析岩体流变的方式逐渐成为热点。因其具有低成本，高效率，较高可靠度特点，已得到广泛的应用。流变数值模型的关键在于流变参数输入和本构模型的选取。部分学者通过现场试验得到流变参数<sup>[3]</sup>，后进行模拟验证，但现场试验费用高，周期长，结果干扰因素多，该方法应用受到制约。同时由于岩体流变参数受尺寸效应影响，由实验室得到的流变参数不可以直接输入到大尺寸的数值模型中<sup>[4, 5]</sup>。

为解决流变参数选取问题，部分学者通过工程类比，试算等方法进行流变参数选取，这些方法在准确性方面上存在着不足和欠缺。而由现场监测的流变位移反分析得到流变计算参数是可行且较为有效的方法<sup>[6-9]</sup>。它是以现场流变位移测量为基础，通过反演获得流变参数，它避免了仅进行室内试验的尺度效应影响，又减小了现场大尺度原位试验得到参数的偏差。随着智能算法的发展，其在围岩参数反分析上的应用逐渐成为研究热点。例如人工神经网路<sup>[10]</sup>，遗传算法<sup>[11]</sup>、支持向量机<sup>[12]</sup>、粒子群优化算法<sup>[13]</sup>、萤火虫优化算法<sup>[14]</sup>等被引入并应用于围岩参数反演中。进一步地，随着人工智能及深度学习算法的进步，基于人工智能识别岩石体材料特性<sup>[15,16]</sup>、反演流变参数<sup>[17]</sup>，可以发挥算法在强大非线性处理能力，良好的学习和自我联想能力、高精度预测预报和优化处理能力的优势，结合数值分析模型，可以很好的推演和计算高度复杂的天然工程岩体的流变参数。

但也应该注意到，上述人工智能算法往往存在着一些不足，如极易陷入局部极小值、过学习、鲁棒性能差等问题。因此需要改进或者提高传统智能算法的性能，提出适宜深部围岩流变参数快速精确的智能反演模型。本文基于深部煤体巷道的现场长时变形监测数据，通过较为新颖的天牛须算法（Beetle Antennae Search Algorithm），该算法是具有高效寻优、简单、快速跳出局部极值的新型寻优算法，也称为甲壳虫搜索算法，为一种生物启发式智能全局优化算法，对支持向量机模型中的核函数和罚参数进行优化，组合形成进化支持向量机模型，进一步地，将现场监测输入训练好的模型，再通过天牛须算法遴选最佳的围岩流变参数，构建天牛须-进化支持向量机参数反演模型。再由这些参数正向计算得到数值计算位移，结果验证该方法和思路的正确和有效性。

## 1 典型煤巷流变工程案例

该煤体巷道工程为涡北矿 8204 工作面机巷(见图 1)。具体地，8204 工作面东邻 8203 工作面机巷(8203 工作面已经回采完毕)，西邻 8205 工作面。标高在 -629~ -663.6 m 范围内。地面相对平坦，标高 30.2~31.1 m，走向长 1506m。煤层松散破碎，主采 8<sub>1</sub> 与 8<sub>2</sub> 煤，均为粉末-碎块状， $f$  值约为 0.25。平均总厚度约为 10 m。工作面的老顶以砂岩为主，直接顶以泥岩为主，直接底的岩性主要为泥岩，老底的岩性主要为砂岩。

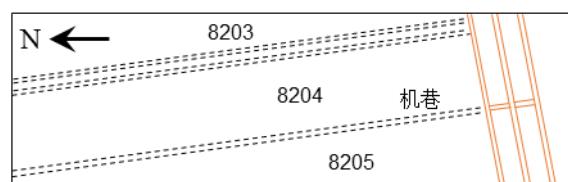


图 1 8204 工作面位置图

Fig.1 The location of 8204 working panel

## 1.1 巷道现有支护及变形监测设置

机巷按现有 8 煤底板掘进, 巷道直接顶为顶煤, 松软破碎, 底板为泥岩, 强度较高, 整体性较好。巷道断面为拱形, 规格为净宽×净高=5600×3800 mm, 现有支护方式采用传统的 U 型棚支护, 排距 800 mm。配合喷浆补强, 喷浆厚度 100 mm, 支护断面如图 2。

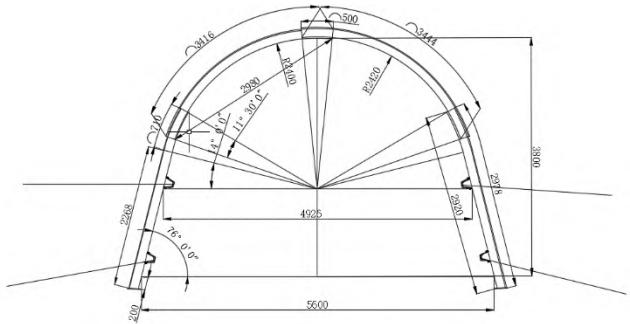


图 2 8204 机巷支护断面图

Fig.2 The cross-section of 8204 maingate

现场对围岩（煤体）位移进行长时间监测，巷道断面上的监测点分别布置于顶板、底板中心，及两帮中部。另外分别设置多个测站，持续监测巷道围岩变形。选取距离开口位置 100m, 150m 及 200m 的测站分别大约 300 天的监测数据，并进行整合分析，测站布置如图 3 所示。巷道由于存在顶板下沉和两帮严重内挤情况，常常需要扩刷修复等工作，因此监测数据存在着不小的波动。根据变形规律，先对各测站内的异常监测数据进行剔除，得到可以明确反映巷道围岩变形规律的位移。进一步地，虽各个位移测站处于同一条巷道内，考虑到巷道围岩赋存状态的离散型及测站布置的局部性，本文将三个测站的各测点完善的数据进行取平均处理，这样可以较为客观完全的揭示巷道的变形特征。

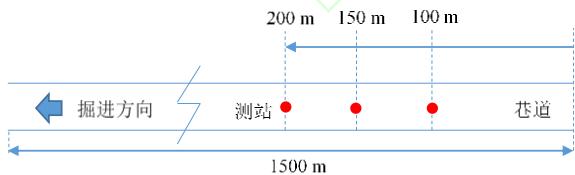


图 3 测站布置位置

Fig.3 The location of monitoring stations

## 1.2 现场监测结果及分析

现场实测的巷道顶底板及两帮的收敛及收敛速率监测数据如图 4 所示。由图可知，该巷道的变形具有明显的时效特性即蠕变性质。巷道的两帮变形远大于顶底板变形，巷道的两帮收缩量达到了 881 mm，而顶底板收敛量为 310 mm 左右。随着时

间增长，巷道处于长时变形状态。在巷道变形速率方面，巷道掘进后 7 天内，围岩变形速度普遍高于  $10 \text{ mm/d}$ ，甚至达到  $30 \text{ mm/d}$  以上，流变现象持续存在。顶底板在 60 天左右收敛速度降低明显，帮部变形甚至到 150 天左右变形速率才较小。因帮部内挤严重，影响巷道正常使用，部分巷段帮部需要扩刷，顶底板变形处于可控状态，巷道底鼓不明显，顶板下沉并不十分严重。

综上认为，该巷道的帮部变形存在着两阶段流变特性，即前 60 天左右的减速大流变阶段和后期的等速大流变阶段，这主要由巷道浅表煤体的瞬时塑性破坏变形和蠕变及深部煤体的长时流变共同作用下产生的综合蠕变效应。对比顶底板变形与两帮变形，认为松散煤体极低的力学强度( $f$ 约为 0.25)是该类巷道大变形破坏的关键影响因素，煤体可在较低的应力状态下产生蠕变。煤巷的流变变形特性是上述问题的宏观体现，因此有必要深入研究巷道帮部煤体流变参数进而反映其流变本质。

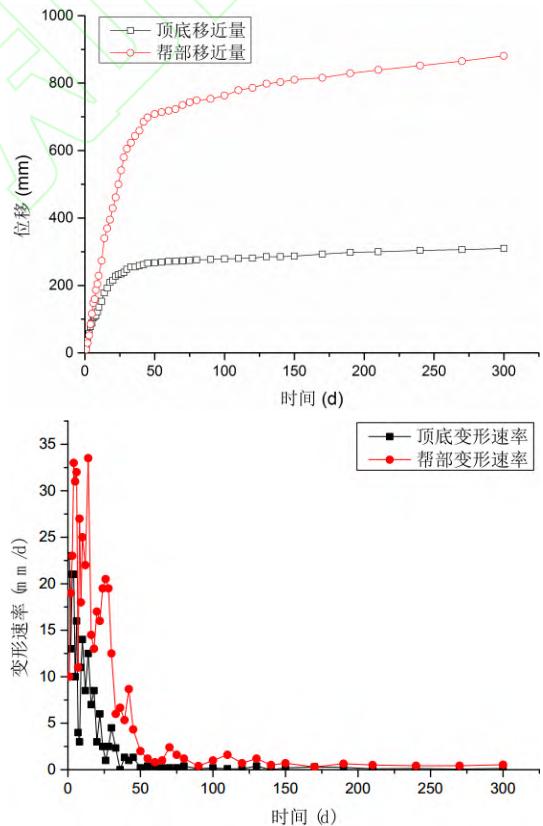


图 4 巷道收敛与变形速率与时间关系曲线

Fig.4 The convergence and displacement rate of roadway over time

## 2 建立煤岩参数反演的 BAS-ESVM 模型

大尺度工程下煤体的流变参数的确定一直以来是较为困难的问题。这是由于现场煤体的赋存状态存在着或多或少的不确定性，诸如随机的地质构造、复杂的构造应力及外界水文环境的影响等。如前所述，本文将构建人工智能方法（BAS-ESVM）进行煤体的流变参数反演。

### 2.1 支持向量机（SVM）

支持向量机是建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小原则基础之上的，根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳的平衡，以获得最好的推广能力<sup>[18]</sup>。引入的核技术可以解决维数问题，算法复杂程度与样本维数无关等优点，其分类原理如图 5 所示。图中红色实心圆与实心三角形代表着两类不同样本，M 表示能够无差错分开两类数据的分类线，M<sub>1</sub>，M<sub>2</sub> 各自代表与 M 最短点构成的平行直线，两类数据的分类间隔就是 M<sub>1</sub> 和 M<sub>2</sub> 的距离值，该线既是分类作用又可以实现分类间隔最大化。当在高维时，该线为最优分类面。

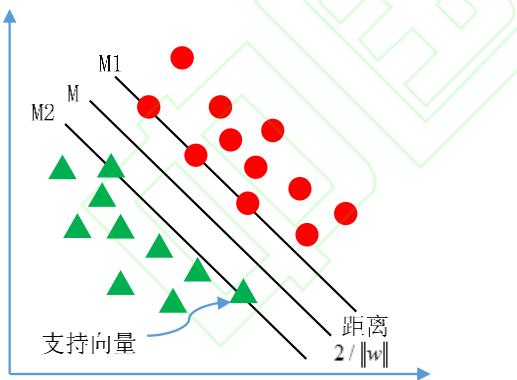


图 5 最优分类面的简化图

Fig.5 The simplified diagram of optimum plane

在线上的样本点称为支持向量，这些样本点决定了问题的最优分类超平面。差异的内积（核）函数会产生差异的支持向量机，目前较为通用的有高斯型核函数：

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{|x - x_i|^2}{\sigma^2}\right) \quad (1)$$

如何构建和选取核函数及其相关参数是支持向量机算法的关键，只要选定核函数，只需选择相

关参数即可应用。另外，通过修正核函数可以得到不同种类的分类曲面。一个典型的 support 向量机网络如图 6 所示。当采用高斯函数作为核函数处理实际问题，选择最佳的参数如惩罚因子等需要进一步的优化。

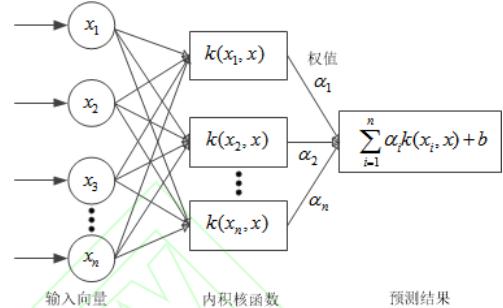


图 6 支持向量机结构示意图

Fig.6 The structure of support vector machine

### 2.2 天牛须算法（BAS）

天牛须算法为一种新的生物启发式智能全局优化算法<sup>[19]</sup>。它可以在不知道函数的具体形式和梯度信息的条件下实现高效率的寻优，运算量小，需要调整的参数更少，时间消耗小，更易实现。天牛是具有两只比身体还长的触角，可以在很远的位置感受到食物的气味，然后进行觅食行为。天牛的目的是寻找到食物的位置，也就是在全局中气味最大的点。将天牛的觅食行为转化为优化的搜索算法具体流程如图 7。

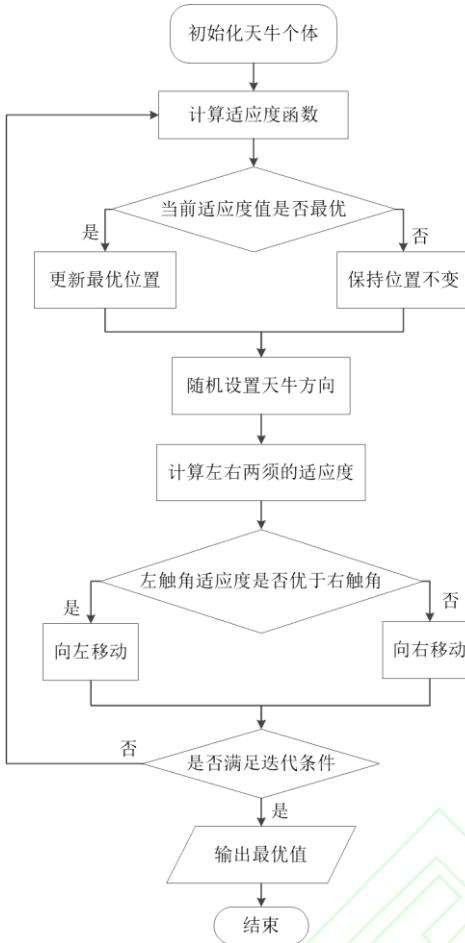


图 7 BAS 算法流程图

Fig.7 The flowchart of BAS algorithms

### 2.3 进化支持向量机 (ESVM)

当支持向量机选取高斯核函数时, 其中包含的惩罚参数  $C$  和样本输入核函数空间参数  $\sigma$  是确保支持向量机性能的关键参数。将天牛须算法引入到支持向量机的样本训练过程中, 将原来支持向量机参数的随机选取进化为高效、可靠有依据的选定, 进一步增强支持向量机的学习能力及速度和推广性能, 建立进化的 SVM 称为 ESVM。天牛须算法搜索支持向量机参数的过程。

#### (1) 建立目标函数

天牛须算法优化的依据是目标函数值, 目标函数值是个体空间到实数空间的映射, 因此天牛须算法进行支持向量机参数搜索时的目标函数可建立为:

$$\min F(C, \sigma) = \text{MSE} \quad (2)$$

式中, MSE 为支持向量机的均方误差, 将参数  $C$  和  $\sigma$  作为寻优变量来搜索最好的支持向量机参数。

#### (2) 初始化天牛须算法参数

如上所述的天牛须算法, 对其包含的主要参数如天牛初始身长  $d_0$ , 初始移动步长  $\delta$ , 天牛身长衰减系数  $A$ , 移动步长衰减系数  $B$ , 迭代次数  $t$ , 问题维度  $k$  等进行设置, 同时根据具体问题, 可设置寻优变量  $C$  和  $\sigma$  的取值范围, 便于天牛须的快速搜索。

#### (3) 算法迭代条件

设置好天牛须初始参数后, 通过计算天牛的适应度函数值, 并调整天牛的位置和行进方向, 通过迭代准则选择达到或小于寻优精度或者达到迭代次数, 返回当前的最优结果做为优化后的输出, 完成最佳的  $C$  和  $\sigma$  寻优。具体天牛须寻优支持向量机参数构建 ESVM 流程如图 8。

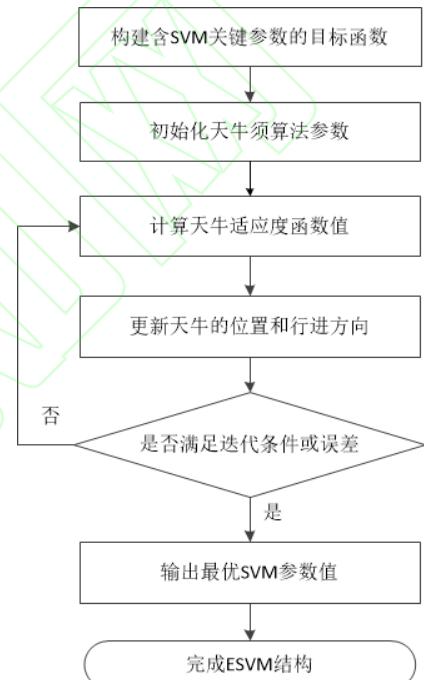


图 8 BAS 寻优 SVM 参数构建 ESVM 算法流程图

Fig.8 The flowchart of ESVM by combining BAS and SVM

综上, 当处理实际问题时, 天牛须算法先对支持向量机模型进行训练样本参数选取, 寻找到最优的  $C$  和  $\sigma$  并带入支持向量机, 再执行预测或测试样本的模拟学习, 对比分析等。

### 2.4 天牛须-进化支持向量机 (BAS-ESVM) 参数反演模型

天牛须算法不仅可以优化 SVM 的参数信息, 更可以应用到其他涉及目标函数寻优的问题。建立一种由上述阐释的进化支持向量机和全局寻优算法天牛须算法, 利用支持向量机的小样本数据和高维模式识别方面的优越性, 同时采用天牛须算法在复杂函数中搜索最优解的优势, 来对岩石流变力学领域中的由传统的试验输入到试验输出, 采用逆向

思维，建立由试验输出到试验输入的反演算法，反演得到最佳的输入控制参数，从而从源头上提高试验及相关参数的准确性。具体提出如下煤岩参数反演流程如图 9。

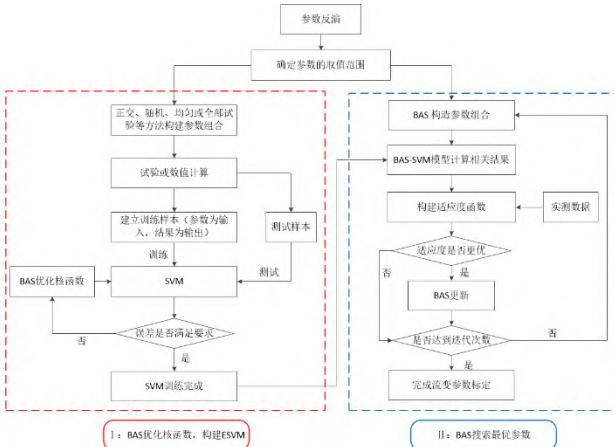


图 9 参数反演的 BAS-ESVM 算法结构搭建

Fig.9 The establishment of BAS-ESVM for parameter back-analysis

如图 9 所示，上述参数反演的实现主要包含两大步骤：I 主要是通过天牛须算法优化支持向量机的参数如  $C$  和  $\sigma$  值，具体的实现步骤已经在上节阐述。II 是通过天牛须算法搜索由训练好的 ESVM 计算输出的结果与实测数据最接近的输入参数。I 和 II 部分按照顺序有序的搭建和结合在一起。具体实施步骤阐述如下：

(1) 首先确定待反演参数的个数及相应的取值区间，针对具体问题选择具有代表性和决定性的关键参数，其范围可以由试验、试算、经验、类比等方式得到。

(2) 构建参数样本。一般有多种方式，若参数个数较多，划分的水平也较多，可采用正交试验方法，均匀试验方法或者随机取样方法；若个数和水平在可控范围内，则可以选择完全试验方法。

(3) 参数样本设置完成就相当于多种试验方案设计的完成。同时需要注意的是在将参数和结果组成的数据集用 SVM 学习前，一般要进行数据归一化处理，对于具有  $n$  个样本点

$\{x_i\}$ ,  $i=1,2,\dots,n$   $x_i \in R$ ，归一化到区间  $[0, 1]$ ，采用如下的映射：

$$f: x \rightarrow y = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (3)$$

式中， $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  为原始数据，

$y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$  为对应的  $x$  的归一化的结果，且

$y_i \in R$ ,  $i=1,2,\dots,n$ ,  $\min(x)$ ,  $\max(x)$  分别为样本  $x$  的最小值和最大值。

(4) 可将上述部分样本作为训练数据，如上节所述的 BAS 优化 SVM 参数流程，以获得在该训练样本下的最优 SVM 参数。另外也可以将部分样本作为测试集，测试已经训练好的 SVM 的效果。该训练好的模型可以看作是将输入的待反演参数和输出的结果之间建立起复杂的非线性映射关系，也可看作是对训练数据的反复学习记忆联想下得到的一个具有预测预报功能的学习机称为 ESVM。

(5) 在 II 部分中，首先还是按照待反演参数的个数和相应的取值区间，此时采用 BAS 算法构建待反演参数的组合，然后通过上阶段训练好的 ESVM 学习机计算相应的结果，将计算结过与实测数据构建适应度函数，以 ESVM 计算的结果与实测结果误差最小为目标，一般地如下：

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n) = \min \left\{ \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [F_i(x_1, x_2, \dots, x_n) - R_i]^2 \right\} \quad (4)$$

式中， $x_1, x_2, \dots, x_n$  为  $n$  个待反演的参数； $m$  为从试验结果中选取研究点的个数，(如在流变参数反演问题中，该值代表与时间相对应的提取的位移

的点的个数)； $F_i$  为 ESVM 模型中第  $i$  个研究点对应的输出值； $R_i$  为试验结果中第  $i$  个研究点对应的实测值（真实值）。

(6) 进而在 BAS 算法寻优的过程中，通过迭代计算适应度直至达到符合的精度或者满足最大迭代步数，完成参数标定，代表着整个反演过程的结束，输出反演的参数。

通常由上述过程得到的反演参数后还有参数正算的过程，如将得到的流变参数输入到数值模型中，计算得到的变形，并与实测数据进行对比，验证方法和模型的有效和准确性。

### 3 构建松散煤体流变参数样本

#### 3.1 岩体弹塑性力学参数测定

实验室尺度的岩石或者岩块的力学强度往往难以直接等价于现场大尺度的围岩强度<sup>[20]</sup>。本文采用 RMR 量化评价岩体质量，转换为 GSI，然后根

据 Hoek 建立的基于 GSI 的岩体力学参数计算公式 [21]，将岩石力参数进行相应的折减，得到岩体的变形模量、内聚力、内摩擦角等参数<sup>[22,23]</sup>。岩体参数列于表 1 中。

表 1 煤岩力学参数

Table 1 Parameters of rock mass

岩性	岩体力学参数			
	内聚力 c, MPa	内摩擦角 $\phi$ , °	抗拉强度 $\sigma_t$ , MPa	岩体模量 E <sub>mass</sub> , GPa
砂岩	3.45	42	0.79	12.5
泥岩	1.24	27	0.03	0.4
煤	0.77	24	0.18	0.28

### 3.2 媒体流变参数选取区间

根据相关流变试验结果，选取较为通用的 Cvise 模型，来描述松散媒体的多阶段蠕变特性。该模型是由 Burgers 模型和摩尔库伦破坏准则 (MC) 串联起来的流变模型，体现媒体的粘弹性特征。

描述媒体流变的 Cvise 流变模型具有多个粘弹性参数，这些参数可通过现场的数据监测结果的变形规律，试算，以及参考前人的研究成果，确定它们的选取区间。具体选取区间见下表 2。

表 2 流变参数选取范围

Table 2 Selection range of rheological parameters

流变参数	GK (Pa)	GM (Pa)	NK (Pa·s)	NM (Pa·s)
范围	1e8~3e8	5e7~2.5e8	1e18~5e18	5e15~2.5e16

### 3.3 流变参数样本设计

按照正交试验设计方法，对流变参数进行多水平划分。基于前期的部分试算结果，经综合考虑，每个流变参数划分为 5 个水平，参数水平划分如表 3 所示。再按照正交设计表，构造 25 组计算参数组合方案，具体设计结果如表 4。

表 3 流变参数水平设置

Table 3 The setting of rheological parameters

水平数	流变参数			
	GK (Pa)	GM (Pa)	NK (Pa·s)	NM (Pa·s)
1	1.0e8	0.5e8	1.0e18	0.5e16

2	1.5e8	1.0e8	2.0e18	1.0e16
3	2.0e8	1.5e8	3.0e18	1.5e16
4	2.5e8	2.0e8	4.0e18	2.0e16
5	3.0e8	2.5e8	5.0e18	2.5e16

表 4 基于正交设计原理获得的流变参数计算方案

Table 4 Calculation scheme of rheological parameters based on orthogonal design principle

方案	流变参数			
	GK (Pa)	GM (Pa)	NK (Pa·s)	NM (Pa·s)
1	1.0e8	0.5e8	1.0e18	0.5e16
2	1.0e8	1.0e8	2.0e18	1.0e16
3	1.0e8	1.5e8	3.0e18	1.5e16
4	1.0e8	2.0e8	4.0e18	2.0e16
5	1.0e8	2.5e8	5.0e18	2.5e16
6	1.5e8	0.5e8	2.0e18	1.5e16
7	1.5e8	1.0e8	3.0e18	2.0e16
8	1.5e8	1.5e8	4.0e18	2.5e16
9	1.5e8	2.0e8	5.0e18	0.5e16
10	1.5e8	2.5e8	1.0e18	1.0e16
11	2.0e8	0.5e8	2.0e18	2.5e16
12	2.0e8	1.0e8	3.0e18	0.5e16
13	2.0e8	1.5e8	4.0e18	1.0e16
14	2.0e8	2.0e8	1.0e18	1.5e16
15	2.0e8	2.5e8	5.0e18	2.0e16
16	2.5e8	0.5e8	4.0e18	1.0e16
17	2.5e8	1.0e8	5.0e18	1.5e16
18	2.5e8	1.5e8	1.0e18	2.0e16
19	2.5e8	2.0e8	2.0e18	2.5e16
20	2.5e8	2.5e8	3.0e18	0.5e16
21	3.0e8	0.5e8	5.0e18	2.0e16
22	3.0e8	1.0e8	1.0e18	2.5e16
23	3.0e8	1.5e8	2.0e18	0.5e16
24	3.0e8	2.0e8	3.0e18	1.0e16
25	3.0e8	2.5e8	4.0e18	1.5e16

### 4 BAS-ESVM 模型应用与反演结果分析

#### 4.1 FLAC<sup>3D</sup> 数值模型建立

将提出的 BAS-ESVM 反演模型应用于 8204 机巷的煤层流变参数反演中。首先建立数值模型，目的是得到 Cvise 流变模型下的流变参数对应巷道流变位移量。将上节得到的流变参数组合方案，输入

于数值模型中，并通过模型计算得到相应的位移结果。

建模在充分考虑巷道的实际赋存状态，巷道开挖对围岩的影响，并保证计算时效及精度基础上，为减小边界效应影响，垂直于轴线方向，即 XZ 平面上分别取巷道跨度的约 6 倍的作为建模范围（ $60\text{m} \times 60\text{m}$ ），沿着巷道轴线方向即 Y 方向上取 100mm，具体模型如图 10 所示。模型下底面固定，左右及前后面取滑动边界，模型上顶面施加等效埋深的恒定载荷。

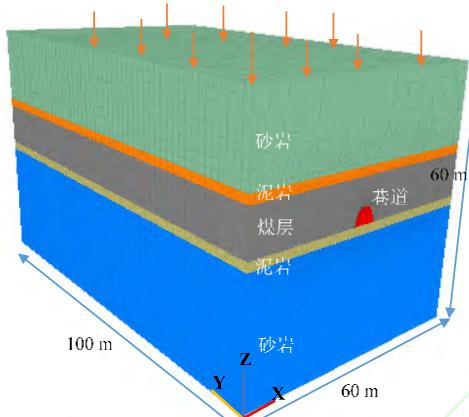


图 10 三维数值模型

Fig.10 The 3D numerical model

模型的各岩层分布及尺寸按照实际赋存情况建立，岩层的本构方程设为典型的摩尔库伦准则，相关岩体的力学参数详见表 2。模型中煤体本构模型设为 Cvisc 流变模型，相关流变参数和塑性力学参数详见流变样本设计方案表 4 及表 1。实践中，巷道开挖后采用 U 型棚支护及锚杆加固锁腿，然后进行喷浆处理。在模拟过程中用 FLAC 中的 Shell 单元模拟 U 型棚及喷浆的复合支护，将 U 型钢的等效弹性模量折算到喷射混凝土，按照如下公式：

$$E = E_0 + \frac{A_g E_g}{A_c} \quad (5)$$

式中：E 为折算后混凝土的弹性模量；

$E_0$  为原混凝土的弹性模量；

$A_g$  为 U 型钢横截面积；

$E_g$  为钢材的弹性模量；

$A_c$  为混凝土横截面积。

采用 Cable 单元模拟实际中的锚杆支护，排距 800mm，具体支护形式如图 11 所示。模拟中支护参数如表 5。相似于现场监测点布置，分别在模型巷道中对节点位移进行长时记录，测站选择布置在模

型的中部 Y 方向 50m，主要是为了避免边界效应对巷道变形的影响。具体测站及监测点位置如图 11。

计算步骤简述如下，1、施加初始地应力场，并将位移和速度场清零。2、模型采用一次性开挖，采取 U 型棚及喷浆支护。3、进行流变计算，根据现场的观测期限，分别对不同流变参数方案下进行 1, 3, 7, 15, 30, 60, 90, 120, 150, 300 天的流变计算，并记录巷道随时间流变位移变化情况。

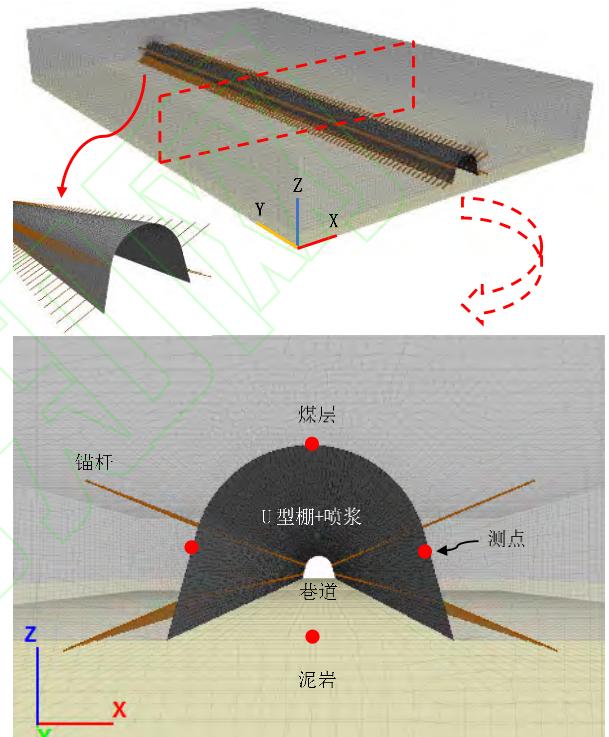


图 11 巷道支护及测点布置

Fig.11 The support structure and monitoring location

表 5 模拟中支护参数

Table 5 Support parameters in simulation

参数	锚杆	U型棚	喷射混凝土
弹性模量, GPa	200	200	30
泊松比	0.3	0.25	0.15
直径/厚度, mm	22	-	100
容重, kN/m <sup>3</sup>	-	-	24
长度, mm	2400	-	-

#### 4.2 反演的煤体流变参数

将以上每一组流变参数及其通过数值计算得到的与时间相对应的两帮移近量位移作为一组样本，共得到 25 组数据。并将数据时输入建立好的天

牛须算法-支持向量机中。其中，天牛须的初始设置为：最大迭代次数为 500，步长因子 A、B 均设为 0.95；支持向量机初始设置为 C,  $\sigma$  均设置为 15。经过一定的迭代后，在支持向量机的结构训练中，天牛须调优后的最佳参数如表 6。此时，再次用天牛须算法构建待寻优的流变参数组合，并将其输入到如上训练好的 ESVM 中，构造适应度函数，即待优化的流变参数输入得到的待优化位移与实测位移（从现场两帮监测曲线提取代表的 10 个时间点(1, 3, 7, 15, 30, 60, 90, 120, 150, 300 天，对应的位移），通过算法迭代，直至适应度最优也就是监测的位移与计算的位移误差最小，此时的寻优结果就是最佳的流变参数，如表 7 所示。

表 6 优化后的参数

Table 6 The optimum parameters

参数	经验取值范围	初始值	优化值
C	[0.001, 100]	15	1.98
$\sigma$	[0.001, 100]	15	7.64

表 7 反演得到的流变参数

Table 7 The rheological parameters based on back analysis

流变参数	GK (Pa)	GM (Pa)	NK (Pa·s)	NM (Pa·s)
反演	2.21e8	1.36e8	2.19e18	1.23e16

#### 4.3 流变参数正算结果分析

通过以上程序将反演得到的流变参数输入到已建的数值模型中，进行反演的流变参数正算，得到的结果与现场监测的位移对比如图 12 所示。由图可知，通过反演得到的蠕变参数计算得到的位移与现场监测数据吻合程度较好，具体体现在关键时间节点上的位移量两者趋近，同时在整体上的位移变形趋势上也较为相近，证明了方法的有效性和流变参数的正确性。进一步地，根据模型计算监测结果得到帮部流变变形速率曲线如图 13 所示，从图中可知，模拟得到的变形速率曲线有着明显的两阶段流变现象，即减速及等速变形阶段，该结果与现场监测结论相同，同时该速率曲线与图 4 在趋势和大小上基本相近，证明了模拟结果与实测吻合较好，间接证明了反演的流变参数的正确性。

另外，由于其他岩层的塑性力学参数赋值与煤体的流变参数同时进行的，因此计算模型的正确也同时证明弹性力学参数也是合适的，它们共同决

定了正确的参数才能够准确反映巷道变形规律。因此，通过上述分析，流变参数和塑性力学参数可以用于松软煤体巷道流变机理的进一步研究。

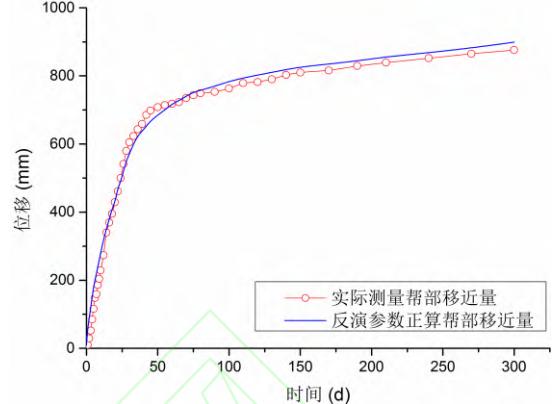


图 12 实际与反演参数正算帮部收敛结果对比

Fig.12 The comparison of real results and calculated results based on back-analysis parameters

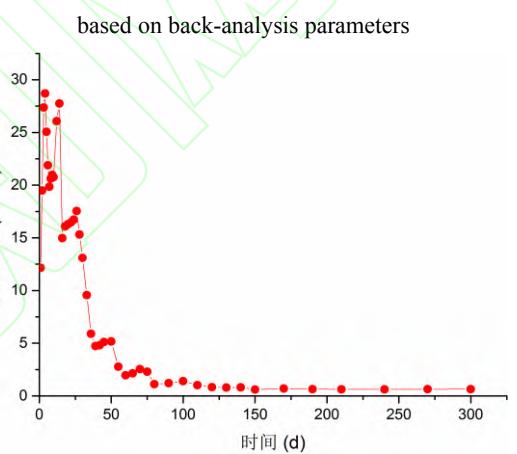


图 13 流变参数经模型计算得到的帮部变形速率

Fig.13 The calculated displacement rate based on back-analysis parameters

#### 5 结论

(1) 在传统的支持向量机(SVM)模型基础上，提出利用新颖的天牛须算法(BAS)优化支持向量机的两个关键参数，组成进化支持向量机(ESVM)，该模型在求解精度和收敛速度上都优于传统的支持向量机模型。同时利用天牛须算法的高效搜索能力，可以迅速的寻找到训练样本中的最优解，建立 BAS-ESVM 煤岩参数反演模型，提高了反演的精度和效率。

(2) 以典型的煤巷流变工程案例为基础，得到现场的帮部变形监测数据和相关参数，建立相应的数值模型样本，利用 BAS-ESVM 模型，反演得到煤体流变参数，正算得到的帮部位移与现场监测位移值大小和规律吻合较好，表明了预测参数的合理性。

和该方法的有效性，为研究松软煤体流变机理奠定了基础。

## 参考文献

- [1] 何满潮, 谢和平, 彭苏萍, 等. 深部开采岩体力学研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2005(16):2803-2813.  
He Manchao, Xie Heping, Peng Suping, et al. Study on rock mechanics of deep mining [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005(16):2803-2813.
- [2] 谢和平. 深部岩体力学与开采理论研究进展 [J]. 煤炭学报, 2019,44(5):1283-1305.  
Xie Heping. Research progress of deep rock mechanics and mining theory [J]. Journal of China Coal Society, 2019,44(5):1283-1305.
- [3] 陈卫忠, 谭贤君, 吕森鹏, 等. 深部软岩大型三轴压缩流变试验及本构模型研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2009,28(9):1735-1744.  
Chen Weizhong, Tan Xianjun, Lv Senpeng, et al. Study on large-scale triaxial compression rheological test and constitutive model of deep soft rock[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2009,28(9):1735-1744.
- [4] 徐鹏, 杨圣奇. 复合岩层三轴压缩蠕变力学特性数值模拟研究 [J]. 采矿与安全工程学报, 2018,35(1):179-187.  
Xu Peng, Yang Shengqi. Numerical simulation of triaxial compression creep mechanical properties of composite rock [J]. Journal of mining and safety engineering, 2018,35(1):179-187.
- [5] 杨圣奇, 苏承东, 徐卫亚. 岩石材料尺寸效应的试验和理论研究 [J]. 工程力学, 2005(4):112-118.  
Yang Shengqi, Su Chengdong, Xu Yawei. Experimental and theoretical study on size effect of rock materials [J]. Engineering mechanics, 2005(4):112-118.
- [6] S Sakurai, K Takeuchi. Back analysis of measured displacements of tunnels[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 1983,16(3):173-180.
- [7] 王芝银, 杨志法, 王思敬. 岩石力学位移反演分析回顾及进展 [J]. 力学进展, 1998(4):488-498.  
Wang Yinzhai, Yang Zhifa, Wang Sijing. Review and development of displacement inversion analysis in rock mechanics [J]. Advances in mechanics, 1998(4):488-498.
- [8] Y Zhifa, W Zhiyin, Z Luqing, et al. Back-analysis of viscoelastic displacements in a soft rock road tunnel[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2001,38(3):331-341.
- [9] 许宏发, 钱七虎, 吴华杰, 等. 确定软土流变模型参数的回归反演法, 2007[C].  
Xu Hongfa, Qian Qihu, Wu Huajie, et al. Regression inversion method for determining parameters of rheological model of soft soil , 2007[C].
- [10] 冯夏庭, 张治强, 杨成祥, 等. 位移反分析的进化神经网络方法研究[J]. 岩石力学与工程学报, 1999(5):529-533.  
Feng Xiating, Zhang Zhiqiang, et al. Research on evolutionary neural network method of displacement back analysis [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1999(5):529-533.
- [11] 贾善坡. 基于遗传算法的岩土力学参数反演及其在ABAQUS 中的实现[J]. 水文地质工程地质, 2012,39(1):31-35.  
Jia Shanpo. Inversion of geotechnical parameters based on genetic algorithm and its implementation in ABAQUS [J]. Hydrogeology and engineering geology, , 2012,39(1):31-35.
- [12] 赵洪波, 冯夏庭. 位移反分析的进化支持向量机研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2003(10):1618-1622.  
Zhao Hongxiang, Feng Xiating. Research on evolutionary support vector machine for displacement back analysis [J] Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2003(10):1618-1622.
- [13] 郭楠, 李永斌, 胡菊英. 基于粒子群优化的岩土工程反分析研究 [J]. 信息化建设, 2015(12):295.  
Guo Nan, Li Yongbin, Hu Juying. Back analysis of geotechnical engineering based on particle swarm optimization [J]. Information construction, 2015 (12): 295
- [14] M Sharifzadeh, A Tarifard, M A Moridi. Time-dependent behavior of tunnel lining in weak rock mass based on displacement back analysis method[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2013,38:348-356.
- [15] 薛东杰, 唐麒淳, 王傲, 等. 基于FCN 的岩石混凝土裂隙几何智能识别[J]. 岩石力学与工程学报, 2019,38(S2):3393-3403.  
Xue Dongjie, Tang Qichun, Wang Ao, et al. Geometric intelligent identification of rock concrete cracks based on FCN [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2019,38 (S2): 3393-3403
- [16] 薛东杰, 唐麒淳, 王傲, 等. 煤岩微观相态FCN 智能识别与分形重构[J]. 岩石力学与工程学报, 2020,39(06):1203-1221.  
Xue Dongjie, Tang Qichun, Wang Ao, et al. FCN intelligent recognition and fractal reconstruction of coal and rock micro phase state [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2020,39 (06): 1203-1221
- [17] 王开禾, 罗先启, 沈辉, 等. 围岩力学参数反演的 GSA-BP 神经网络模型及应用[J]. 岩土力学, 2016,37(S1):631-638.  
Wang Kaihe, Luo Xianqi, Shen Hui, et al. Gsa-bp neural network model and its application for the inversion of mechanical parameters of surrounding rock [J]. Geotechnical mechanics, 2016,37 (S1): 631-638
- [18] M M Adankon, M Cheriet. Support Vector Machine[J]. Computer Science, 2002,1(4):1-28.

- [19] X Jiang, S Li. Beetle antennae search without parameter tuning (BAS-WPT) for multi-objective optimization[J]. Arxiv Preprint Arxiv:1711.02395, 2017.
- [20] Z Guan, Y Jiang, Y Tanabashi. Rheological parameter estimation for the prediction of long-term deformations in conventional tunnelling[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2009,24(3):250-259.
- [21] E Hoek. A brief history of the development of the Hoek-Brown failure criterion[J]. 2002.
- [22] Y Sun, G Li, J Zhang, et al. Experimental and numerical investigation on a novel support system for controlling roadway deformation in underground coal mines[J]. Energy Science & Engineering, 2020,8(2):490-500.
- [23] Y Sun, G Li, J Zhang, et al. Stability Control for the Rheological Roadway by a Novel High-Efficiency Jet Grouting Technique in Deep Underground Coal Mines[J]. Sustainability, 2019,11(22):6494.

