

# 基于 IGWO-LSSVM 的弹体侵彻地下洞室毁伤效应预测

张 悦, 孙惠香, 冯盛辉, 刘绍臻, 韩 博

(空军工程大学机场建筑系, 西安, 710038)

**摘要** 侵彻的巨大动能会对结构造成毁伤, 准确预测弹体侵彻地下洞室的毁伤效应, 对地下防护工程的设计具有重要意义。针对当前方法存在的问题, 提出了改进型灰狼算法优化最小二乘法支持向量机(IGWO-LSSVM)模型, 通过对训练样本的训练, 形成输入量到输出量之间的映射关系, 根据输入量可以得出相对应的拱顶峰值压力, 实现了对弹体侵彻下不同跨度、不同埋深的地下洞室毁伤效应的预测。并利用 ANSYS/LS-DYNA 数值仿真结果对预测结果进行验证, 表明该模型对弹体侵彻地下洞室毁伤效应具有良好的预测效果, 可以满足工程需要。

**关键词** 侵彻; 灰狼优化算法; 最小二乘法支持向量机; 峰值压力; 预测

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2017.06.016

**中图分类号** TU312 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2017)06-0095-06

## Effect Forecast of Projectile Penetrating Underground Arched Structure Based on IGWO-LSSVM

ZHANG Yue, SUN Huixiang, FENG Shenghui, LIU Shaoliu, HAN Bo

(Airport Construction Engineering Department, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

**Abstract:** The great kinetic energy of penetration can cause damage to the structure. It is important to the protection engineering that predicting the penetration damage effect of the underground caverns accurately. In order to solve the problems of current method, an improved IGWO-LSSVM model is put forward. This model can form a mapping relationship between inputs and outputs by training the training samples. It can get corresponding peak pressure of the vault according to the inputs, and predict damage effect of the underground caverns with different spans and different burial depths. The results of ANSYS/LS-DYNA numerical simulation show that the model has good prediction effect on penetration effect of the underground caverns, which can meet the engineering requirements.

**Key words:** penetration; gray wolf optimizer; least squares support vector machine; peak pressure; forecast

随着军事科技的发展和精确制导武器的发展, 武器的毁伤威力越来越强大, 其相比于普通炸弹, 威力可以提高 200 倍以上, 而它本身携带的钻地弹头,

对地下指挥中心、洞室等重要防护工程造成威胁, 侵入目标内部后引爆, 对地下结构产生巨大的毁伤, 这也对防护工程提出了更高的要求。

**收稿日期:** 2017-07-12

**基金项目:** 国家自然科学基金(51208506)

**作者简介:** 张悦(1992—), 女, 陕西韩城人, 硕士生, 主要从事结构工程与防护工程方面的研究. E-mail: zhangyue@qq.com.

**引用格式:** 张悦, 孙惠香, 冯盛辉, 等. 基于 IGWO-LSSVM 的弹体侵彻地下洞室毁伤效应预测 [J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2017, 18(6): 95-100. ZHANG Yue, SUN Huixiang, FENG Shenghui, et al. Effect Forecast of Projectile Penetrating Underground Arched Structure Based on IGWO-LSSVM [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2017, 18(6): 95-100.

国内外很多学者对工程结构的抗侵彻性能<sup>[1]</sup>进行研究,由于无法事先知道工程结构的抗毁伤能力,就需要在不断的实验总结归纳中,得出一种参数变化时毁伤效应的预测方法。目前的研究方法有实验<sup>[2-3]</sup>和数值仿真<sup>[4-5]</sup>2种,由于侵彻实验破坏性大,且成本和危险性高,存在较大的局限性。数值仿真研究方法得到了广泛的应用和发展,它主要是利用比较成熟的有限元分析软件(ANSYS/LS-DYNA、AUTODYN等)对侵彻爆炸过程进行模拟,可以比较完整的再现侵彻的过程,但数值模拟对侵彻目标的模拟结果依赖于网格划分和本构参数,不确定性较大,且数值模拟重复工作量大,耗时比较长,并严重依赖计算机的计算能力。

因智能算法<sup>[6]</sup>具有学习规则简单、记忆能力强且计算效率高等优点,所以利用智能算法对弹体侵彻的仿真研究不断发展,并取得了一定的成就。王迎春<sup>[7]</sup>等建立了基于BP神经网络的动能杆毁伤指标预测模型;吴正龙<sup>[8]</sup>等引入神经网络方法成功建立了毁伤预测评估的一般模型;李建光<sup>[9]</sup>利用神经网络方法较好地预测了动能弹侵彻混凝土的效果。但神经网络良好的预测能力依赖大量的样本数据,而侵彻试验中一般很难提供大量数据。因此,支持向量机<sup>[10-11]</sup>(Support Vector Machine, SVM)被应用到侵彻的预测中, SVM是基于结构风险最小化理论的机器学习方法,在样本数量较少的情况下依然可以获得较好的预测效果,但现有文献进行毁伤效果预测时未对SVM结构进行改进,导致预测不够准确。

## 1 弹体侵彻地下洞室分析

### 1.1 数值仿真方案

本文对不同跨度、不同埋深地下洞室在弹体侵彻下的毁伤效应进行研究,选取岩体类别为花岗岩,密度为 $2\ 750\text{ kg/m}^3$ ,弹性模量 $E=55\text{ GPa}$ ,泊松比 $\nu=0.27$ 。衬砌为混凝土直墙拱结构,直墙部分高度为 $2\text{ m}$ ,混凝土的密度为 $2\ 400\text{ kg/m}^3$ ,泊松比 $\nu=0.21$ ,轴心抗压强度为 $32.2\text{ MPa}$ 。弹体选用SDB小直径炸弹,该炸弹性能优异、方便携带。SDB武器包括弹架和4枚GBU-39/B炸弹,整套装置重 $664\text{ kg}$ ,长度为 $3.6\text{ m}$ ,宽度为 $0.4\text{ m}$ ,高度 $0.4\text{ m}$ 。

选用GBU-39B炸弹以拱顶正上方为侵彻点,对地下洞室进行垂直侵彻。弹体选用MAT\_JOHNSON\_COOK材料模型,岩石和混凝土拱形被覆结构一般均选用JOHNSON\_HOLMQUIST\_CONCRETE材料模型,本文通过关键字\* MAT\_

ADD\_EROSION指定岩石失效,选择其中的失效主应变值为 $0.42$ 时破坏。数值仿真采用Lagrange算法。岩体的材料参数见表1,计算模型见图1。

表1 材料参数

Tab. 1 Material Parameters

材料	$\rho/(\text{kg} \cdot \text{m}^{-3})$	$G/(\text{Pa}(10^{10}))$	$\nu$	$f_c/(\text{Pa}(10^7))$	$T/(\text{Pa}(10^6))$
花岗岩	2 750	1.48	0.27	8.51	2.80
混凝土	2 400	1.32	0.21	3.22	3.15

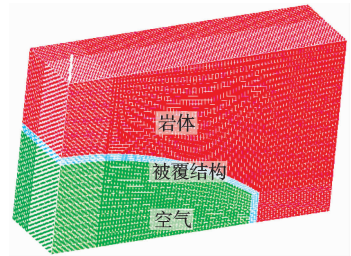


图1 计算模型

Fig. 1 The simulation model

利用ANSYS/LS-DYNA非线性有限元软件对不同跨度、不同埋深下洞室的毁伤效应进行模拟,地下拱形结构的跨度分别设置为 $7\text{ m}$ 、 $14\text{ m}$ 、 $24\text{ m}$ 和 $40\text{ m}$ ,埋深为 $5\text{ m}$ 、 $10\text{ m}$ 。

### 1.2 数值验证

弹体侵彻岩体等工程防护材料的侵彻机理很复杂,长期以来以实验为基础,并根据大量实验数据建立侵彻深度的计算公式,这些公式使用简便、计算可靠度相对较高,被用来计算弹体的侵彻深度。目前国内外岩体介质侵彻深度最常用的侵彻深度计算公式主要有Young公式、Bernard公式等,美国桑迪亚国家实验室评价Young公式预测弹体在低、中强度的岩体中侵彻深度的精度和一致性,认为其经验公式预测的侵彻深度与试验数据吻合很好。

本文利用Young公式求得SDB小直径炸弹侵彻岩石深度为 $1.30$ ,数值模拟得到结果 $1.16$ ,如图2,表明数值模拟方案合理。

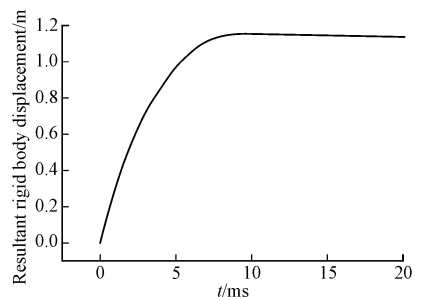


图2 数值模拟

Fig. 2 The numerical simulation

### 1.3 动力响应

弹体侵彻荷载作用下,地下拱形结构各部分的峰值压力见表 2。

表 2 洞室各部分峰值压力

Tab. 2 The peak pressure of each part of the chamber

跨度/ m	埋深/ m	拱顶/ 10 <sup>4</sup> Pa	1/2 拱弧/ 10 <sup>4</sup> Pa	拱肩/ 10 <sup>4</sup> Pa	拱脚/ 10 <sup>4</sup> Pa
7	5	94.32	24.48	13.18	16.32
	10	35.42	20.08	14.08	15.42
14	5	96.75	16.50	15.15	22.86
	10	29.59	18.02	18.47	23.58
24	5	88.68	12.55	22.41	14.70
	10	36.40	18.91	26.90	16.41
40	5	104.55	13.36	29.68	17.84
	10	38.28	13.18	19.99	26.81

由表 2 可知,当跨度、埋深为定值时,拱顶所受压力最大,由拱顶至拱脚依次呈下降趋势,且拱顶所受的压力远大于其他部位,这是由波的传播决定的。当拱形结构以拱顶上方为侵彻点的力时,力是以拱顶、1/2 拱弧、拱肩、拱脚这样的顺序依次向下传递的,且从模拟数据可知,当结构埋深为定值时,随着跨度改变,拱顶的峰值压力变化不明显,而选取结构的跨度为某一值,随着埋深发生变化,拱顶的峰值压力变化比较明显,说明埋深对拱顶的受力影响更大。

利用 ANSYS/LS-DYNA 软件模拟时,改变任一跨度或埋深时,计算量巨大,耗费时间太久,工作效率太低,无法满足战时需求。本文以不同跨度、不同埋深作用下拱顶峰值压力为依据,利用 LSSVM 模型对拱顶峰值压力进行高效的预测研究。

## 2 基于 LSSVM 的毁伤预测

本文研究当特定的弹体侵彻地下结构时,改变拱形结构的跨度、埋深,拱顶峰值压力的变化规律,可知以下对应关系:

$$f(x_i) = y_i \quad (1)$$

式中: $x_i = (D_i, h_i)$  表示第  $i$  次试验的跨度和埋深,为输入量, $y_i$  表示对应的拱顶峰值压力,为输出量。但目前还没有比较可靠的计算公式,本文引入 LS-SVM 的智能预测方法。

LSSVM 是在支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 的基础上发展而来的<sup>[12]</sup>,于 1999 年由 Suykens 等人提出,用最小二乘法线性系统作为损失函数,使求解速度和精度有了较大的提高。

若已知地下拱形结构的参数与毁伤效果构成样本  $S = (x_i, y_i)$ ,其中在特征空间构造回归函数  $f(x)$

如下:

$$f(x) = \mathbf{w}^T \phi(x) + b \quad (2)$$

式(2)经过变化,并利用最小二乘法,最终得到 LSSVM 函数,即:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (3)$$

本文研究的 LSSVM 进行预测选取 RBF 核函数,因为 RBF 核函数只需要设置惩罚参数  $C$  和核函数参数  $\sigma$ 。由于参数设置对结果起关键影响,所以本文使用 IGWO 优化 LSSVM。

## 3 IGWO 优化 LSSVM 预测模型

### 3.1 灰狼算法

灰狼算法<sup>[13-15]</sup> (Gray Wolf Optimizer, GWO) 实质也是一个模拟生物特性的算法。狼群由首领  $\alpha$ , 第 2 级的灰狼  $\beta$ , 第 3 级的  $\delta$  和最低级的  $\omega$  组成,从高至低级是位置最好的 3 个解,猎物的位置也由这 3 个解进行判定,来计算与猎物之间的距离。狼群追踪猎物的方式如图 3,算法流程如图 4。

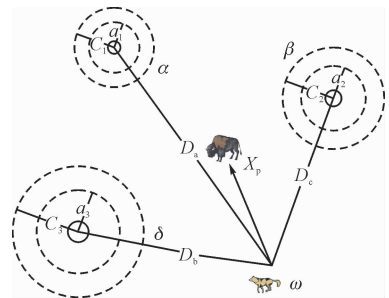


图 3 灰狼算法示意图

Fig. 3 Grey wolf algorithm sketch

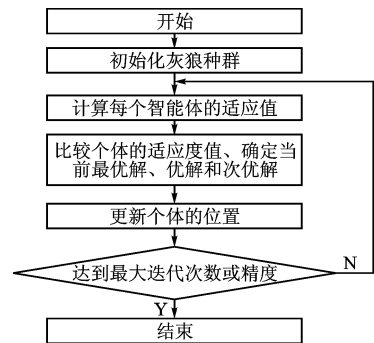


图 4 GWO 算法流程图

Fig. 4 Algorithm flow chart

其中灰狼个体与猎物的距离为:

$$D = | \mathbf{C} \mathbf{X}_p(t) - \mathbf{X}(t) | \quad (4)$$

$$C = 2r_1 \quad (5)$$

灰狼位置更新:

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}_p(t) - AD \quad (6)$$

$$A = 2ar_2 - a \quad (7)$$

上式(4)中  $\mathbf{X}_p(t)$  表示于第  $t$  代时猎物的位置,  $\mathbf{X}(t)$  表示第  $t$  代时个体灰狼的位置。  $A$  为收敛因子, 当  $|A| > 1$  时进行全局搜索, 当  $|A| < 1$  时进行局部搜索。  $a$  的取值为  $[0, 2]$ ,  $r_1$  和  $r_2$  为  $[0, 1]$  随机数。

狼群跟踪猎物的数学模型表达如下:

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 \mathbf{X}_\alpha(t) - \mathbf{X}(t)| \\ D_\beta = |C_1 \mathbf{X}_\beta(t) - \mathbf{X}(t)| \\ D_\delta = |C_1 \mathbf{X}_\delta(t) - \mathbf{X}(t)| \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \mathbf{X}_1 = \mathbf{X}_\alpha - A_1 D_\alpha \\ \mathbf{X}_2 = \mathbf{X}_\beta - A_2 D_\beta \\ \mathbf{X}_3 = \mathbf{X}_\delta - A_3 D_\delta \end{cases} \quad (9)$$

式(8)和式(9)为狼群内个体  $\omega$  与  $\alpha, \beta, \delta$  的距离关系。

$$\mathbf{X}_p(t+1) = \frac{\mathbf{X}_1 + \mathbf{X}_2 + \mathbf{X}_3}{3} \quad (10)$$

式(10)根据  $\alpha, \beta, \delta$  的位置判断出灰狼个体  $\omega$  和猎物的位置关系。

### 3.2 改进型灰狼优化算法

分析灰狼算法得知, 控制参数  $a$  和位置更新策略对其寻优的结果有非常重要的影响, 但算法中只是进行了简单地线性处理, 针对这个问题, 本文提出了一种基于自适应值控制参数和位置更新策略的改进型灰狼算法, 提高寻优的效率。

#### 3.2.1 自适应控制参数

通过控制参数  $a$ , 可实现全局与局部最优搜索的切换。当  $a$  较大时, 有利于全局搜索, 随着迭代次数的不断增大,  $a$  呈现一种线性递减的趋势, 当  $a$  较小时, 有利于局部最优值的确定。

从式(7)得到, 当  $|A| \geq 1$  灰狼进行全局的寻优, 当  $|A| \leq 1$  时局部最优的搜寻。

其中:

$$a = 2 - 2(t/\max\_iter) \quad a \in [0, 2] \quad (11)$$

$a$  只是简单的通过迭代次数  $t$  的增加而线性减小, 当个体的适应值出现发散时, 不能进行及时调整。

基于上述分析中存在的问题, 提出了一种自适应权值的方法, 在搜索的过程中动态调整  $a$ 。当灰狼个体的适应值趋于一致或者陷入局部最优时, 增加权值; 各个体的适应值发散时, 减少权值。同时当目标灰狼的适应值高于平均适应值时, 减少权值, 使该个体在局部进行搜索, 保护该粒子; 反之, 增大它的权值, 使它向适应值更好的灰狼群搜索区域靠拢。其控制参数  $a$  调整的表达式如下:

$$a = \begin{cases} a_{\min} - \frac{(a_{\max} - a_{\min})(f - f_{\min})}{(f_{\text{avg}} - f_{\min})}, & f \leq f_{\text{avg}} \\ a_{\max}, & f > f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $f_{\text{avg}}$  为每次迭代完成后, 灰狼群体适应值的平均值;  $f_{\min}$  为群体中最小的适应值;  $f$  为目标灰狼个体的适应值;  $a_{\max}$  最大控制参数;  $a_{\min}$  为最小控制参数。

#### 3.2.2 自适应更新位置策略

当狼群对猎物进行搜寻时位置更新策略对于算法的效率提高起着非常重要的作用。由式(10)中, 可以看出灰狼算法只是简单的对于  $\alpha, \beta, \delta$  的位置求平均, 位置更新效率过低。

基于上述分析, 提出了一种基于适应值的位置更新策略, 通过  $\alpha, \beta, \delta$  相互之间适应值比值对 3 个灰狼的位置赋予权重, 然后再对猎取的位置进行求解。其表达式如下:

$$x(t+1) = \frac{(f_\alpha/f_\delta)x_1 + (f_\beta/f_\delta)x_2 + x_3}{3} \quad (13)$$

式中:  $f_\alpha$  为灰狼  $\alpha$  的适应值;  $f_\beta$  为灰狼  $\beta$  的适应值;  $f_\delta$  为灰狼  $\delta$  的适应值。

### 3.3 IGWO-LSSVM 预测模型的建立

1) 数据处理。因为数据之间为不同的计量单位, 为了进行统一、高效率的计算, 需要对输入数据进行归一化处理。

2) 适应值函数的选取。适应值函数的选取直接影响了模型的准确度, 本文的适应值函数选用均方误差 MSN 表示。

$$MSE(y_i, y_i^*) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i^*)^2 \quad (14)$$

式(14)中:  $y$  为实际值,  $y^*$  为预测值。

3) 确定模型参数。根据实际情况确定 IGWO 的最大迭代次数和种群个体数。

IGWO-LSSVM 模型构建完成, 运行流程图见图 5。

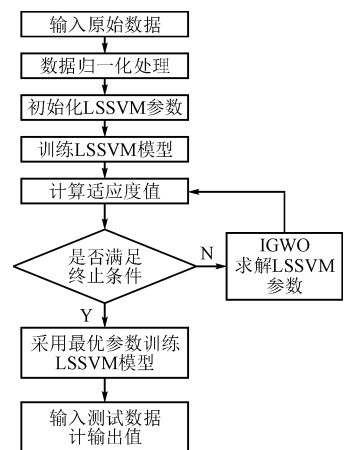


图 5 IGWO-LSSVM 模型流程图

Fig. 5 The flow chart of IGWO-LSSVM model

### 4 实例分析

#### 4.1 实验数据

本文对跨度为 7 m、14 m、24 m 和 40 m,埋深为 5 m、6 m、8 m、10 m 时拱顶峰值压力进行模拟,得到表 3 中 16 组数据,取 8 组数据作为训练样本,另外 8 组数据为测试样本。

表 3 不同跨度的峰值压力模拟值

Tab. 3 The peak pressure of different span arch numerical simulation

跨度/m	埋深/m	峰值压力/ $10^4$ Pa
7	5	94.32
	6	48.51
	8	45.91
	10	35.42
14	5	96.75
	6	56.13
	8	51.02
	10	36.07
24	5	99.85
	6	59.25
	8	58.37
	10	36.40
40	5	104.55
	6	61.96
	8	59.26
	10	38.28

#### 4.2 仿真实验及结果分析

利用 Matlab 建立 IGWO-LSSVM 模型,根据收敛实验设置 IGWO 的最大种群数为 30,最大迭代次数为 100,将归一化后的训练样本输入到模型中求解最优值。同时此实验利用 GA、PSO、GWO、IGWO 分别优化 LSSVM 进行相互比较,得到平均适应值变化曲线见图 6。

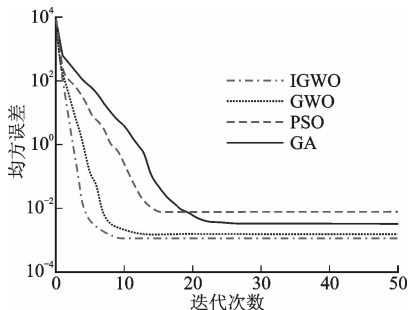


图 6 优化算法比较

Fig. 6 Optimization algorithm comparison

从图 6 中得知,由于 GA 算法在寻优的过程中,

要对个体进行选择、交叉,以及变异遗传等操作,使算法收敛速度较慢,而 IGWO 以最佳的三个位置对猎物进行搜索,指向性强。从图 6 中得到,IGWO 优化 LSSVM 无论是收敛速度还是精度,都是最好的。将 IGWO 优化后得到的惩罚函数  $C=21.2$ ,核函数  $\sigma=0.01$ ,带入到 LSSVM 中进行训练,训练完成后,利用另外 8 组数据对拱顶峰值压力进行预测,得到的结果见表 4。

表 4 LSSVM 模型预测结果及比较

Tab. 4 The model of LSSVM forecasts and comparison

跨度/ m	埋深/ m	预测值/ $10^4$ Pa	实际值/ $10^4$ Pa	误差/ %
7	6	49.20	48.51	1.42
	10	36.12	35.42	1.98
14	6	58.62	56.13	4.44
	10	34.53	36.07	4.26
24	6	61.28	59.25	3.43
	10	35.61	36.40	2.17
40	6	65.52	61.96	5.74
	10	40.21	38.28	5.04

拱顶峰值压力的预测结果主要与两个因素都有关系,由表中数据可以看出,IGWO-LSSVM 预测的数据满足要求,当跨度为 40 m 时,预测误差比较大,最大误差为 5.74%,8 个数据均在允许的误差范围内,证明 IGWO-LSSVM 具有较好的预测能力。

为了进一步验证 IGWO-LSSVM 的性能,利用 LSSVM、RBF 神经网络,以及 IGWO-LSSVM 使用相同的数据进行训练预测,得到图 7 的预测输出曲线。

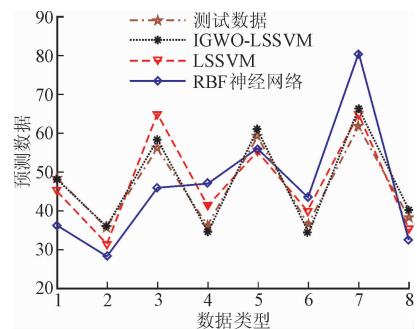


图 7 预测结果比较

Fig. 7 Forecasts results and comparison

从图 7 可知,IGWO-LSSVM 模型预测得到的数据最接近测试数据,RBF 神经网络误差最大,说明 LSSVM 在小样本的预测中具有较好的效果,IGWO 优化 LSSVM 参数对提升其性能起到了关键的作用。经过多次仿真,在增加数据样本的情况下,IGWO-LSSVM 预测的精度还有上升。

## 5 结语

本文介绍了一种预测弹体侵彻地下结构动力效应的方法,通过构建 IGWO-LSSVM 预测模型,利用改进型灰狼优化算法对 LSSVM 的参数进行优化,并利用 ANSYS/LS-DYNA 非线性有限元数值仿真的结果,验证了 IGWO-LSSVM 对弹体侵彻地下洞室毁伤效应预测的可行性,对其他侵彻预测具有参考价值,而且经过多次的实验,当数据规模增大时,预测的精度也进一步提高,为实际地下结构设计提供了参考。

### 参考文献(References):

- [1] 徐干成,顾金才,张向阳,等. 地下洞室围岩外加固抗弹侵彻性能研究 [J]. 岩石力学与工程学报, 2012, 31(10): 1573-1581.  
XU G C, GU J C, ZHANG X Y, et al. Penetration Resistivity Research on Anchored Cavern Surface Rock [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2012, 31(10): 1573-1581. (in Chinese).
- [2] 张德志,林俊德,唐润棣,等. 高强度岩石侵彻经验公式 [J]. 兵工学报, 2006, 27(1): 15-18.  
ZHANG S D, LIN J D, TANG R D, et al. An Empirical Equation for Penetration Depth of Projectiles into High-strength Rock Targets [J]. ACTA ARMA MENTARII, 2006, 27(1): 15-18. (in Chinese).
- [3] DRAKE J L, TWISDALE L A. Protective Construction Design Manual (ESL-TR-87-57) [R]. Florida: Tyndall Air Force Engineering and Services, 1989.
- [4] LIU S S, XU C, CHEN A J, et al. Effect of Rifle Bullet Parameters on the Penetration into Ballistic Gelatin [J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2015, 24(4): 487-493.
- [5] JIE W, HAI J W, AI G P, et al. The Prediction of the Depth of Long Rod Penetrating into Semi-Infinite Concrete Targets [J]. Key Engineering Materials, 2016, 715(9): 48-53.
- [6] 祁涛,张彦斌,邸凯,等. PSO 优化 LS-SVM 在模拟电路故障预测中的应用 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(3): 4-7.  
QI T, ZHANG Y B, DI K, et al. Analog Circuit Fault Prediction Based on LS-SVM Optimized by PSO [J]. Computer Measurement & Control, 2016, 24(3): 4-7. (in Chinese).
- [7] 王迎春,王洁,杜安利,等. 基于 BP 神经网络的动能杆毁伤指标预测模型 [J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(9): 1898-1902.  
WANG Y C, WANG J, DU A L, et al. Damage Indices of KE-rod Forecast Model Based on BP Neural Network [J]. Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(9): 1898-1902. (in Chinese).
- [8] 吴正龙,赵忠实. 基于自适应模糊神经网络系统的射击毁伤评估模型研究 [J]. 兵工学报, 2012, 33(11): 1352-1357.  
WU Z L, ZHAO Z S. A Damage Assessment Model Based on Adaptive Neuro-fuzzy Inference System [J]. ACTA ARMA MENTARII, 2012, 33(11): 1352-1357. (in Chinese)
- [9] 李建光,李永池,王玉岚. 神经网络在弹体侵彻混凝土深度中的应用 [J]. 中国工程科学, 2007, 9(8): 77-81.  
Li J G, Li Y C, Wang Y L. Penetration Depth of Projectiles into Concrete Using Artificial Neural Network [J]. Engineering Sciences, 2007, 9(8): 77-81. (in Chinese).
- [10] ALIREZA B, MOHAMMAD N K, SAJJAD H. Prediction Viscosity of Ionic Liquids Using a Hybrid LSSVM and Group Contribution Method [J]. Journal of Molecular Liquids, 2017, 236(6): 452-464. (in Chinese).
- [11] 张树霞,赵捍东,韩志高,等. 基于 PSO-SVM 的侵彻效果预测方法 [J]. 中北大学学报, 2015, 36(2): 166-171.  
ZHANG S X, ZHAO H D, HAN Z G, et al. Method of Penetrate Result Prediction Based on PSO-SVM [J]. Journal of North University of China(Natural science edition), 2015, 36(2): 166-171. (in Chinese).
- [12] MOHAMMAD GHIASI M, HAMIDREZA Y, et al. Modeling of Stability Conditions of Clathrate Hydrates using Least Squares Support Vector Machine Approach [J]. Journal of Molecular Liquids, 2016, 223(9): 1421-1426.
- [13] MIRHALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey Wolf Optimization [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69(7): 46-61.
- [14] EBENEZER D. Optimum Spectrum Mask Based Medical Image Fusion Using Gray Wolf Optimization [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2017, 34(4): 36-43.
- [15] 魏政磊,赵辉,韩邦杰,等. 基于自适应 GWO 的多UCAV 协同攻击目标决策 [J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(18): 257-261.  
WEI Z L, ZHAO H, HAN B J, et al. Research on Cooperative Attack Decision of Unmanned Combat Aerial Vehicles Using Self-adaptive Grey Wolf Optimization [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(18): 257-261. (in Chinese).

(编辑:徐敏)