高压物理学报
CHINESE JOURNAL OF HIGH PRESSURE PHYSICS

第 32 卷 第 2 期
2018 年 4 月

高 压 物 理 学 报
CHINESE JOURNAL OF HIGH PRESSURE PHYSICS

Vol. 32, No. 2
Apr., 2018

DOI: 10.11858/gywlxb.20170577

动能弹对混凝土靶侵彻深度的 PSO-SVM 预测*

潘 强[1],张继春[1],肖清华[1],邹新宽[2],石洪超[1,3]

(1.西南交通大学土木工程学院,四川 成都 610031;
2.自贡市城市建设投资开发集团有限公司,四川 自贡 643000;
3.成都工业学院建筑与环境工程系,四川 成都 610039)

摘要:目前混凝土毁伤效应中侵彻深度的预测对防护工程设计与建设有着重要的指导意义,传统的预测方法存在样本需求量大、预测误差大等问题。根据支持向量机原理,采用粒子群算法优化模型参数,提出了预测动能弹侵彻深度的粒子群-支持向量机方法,并编写了相应的计算程序,通过援引实测数据验证预测的准确性。结果表明:该方法对于小样本、非线性预测有较大优势,相比于传统的灰色理论预测,其预测相对误差较小(最大相对误差为 3.18%);随着训练样本量增多,最大相对误差逐渐减小,且变化速率逐渐减缓,但计算量增大。因此,粒子群-支持向量机方法用于动能弹侵彻混凝土靶体的深度预测是合理可行的。

关键词:粒子群优化;支持向量机;混凝土靶;侵彻深度;预测

中图分类号:O385;O24 **文献标识码**:A

军事工程中,混凝土材料可以作为抵御武器破坏和恐怖爆炸的天然屏障,因此关于动能弹对混凝土材料的侵彻效应的研究对于地下防护工程建设和武器战斗部设计有着重要的意义[1]。动能弹对混凝土侵彻深度的计算和预测是防护工程的重要研究内容之一。目前,国内外关于侵彻深度的研究越来越多,已建立了多种确定侵彻深度的方法,包括经验公式法、数值计算法和其他方法。经验公式法主要基于大量实测数据建立侵彻深度经验公式,包括纯经验公式和半经验半理论公式,种类不下 40 种[2],并且各公式千差万别,有着各自的应用范围和条件,应用较广的主要有 Young 公式、Bernard 公式、别列赞公式及 Forrestal 公式等[3-6]。由于侵彻效应的机理不清楚,且影响因素较多,因此经验公式法的预测误差相对较大。数值计算法[7-8]主要基于数值分析软件建立数值模型进行计算,目前多采用有限元法、有限差分法、离散元法等,其计算结果的准确性与数值模型参数选取是否合理密切相关,通常需要根据实测数据多次计算、修正模型参数,否则会导致计算结果不够准确。

近年来,灰色理论、神经网络等方法被越来越多地应用于对混凝土靶体侵彻深度的预测[9-11]。灰色理论针对含有不确定因素的系统,通过累加、累减等方法生成新数据,建立生成数据模型,具有需求样本量较少、原理相对简单的优点,但也存在明显的理论缺陷。虽然引入灰导数和背景值的概念简化了计算,但由于不是采用对应于同一点的函数值和导数值去辨识微分方程中的参数,导致了较大的预测误差[12];此外,解微分方程时将第一个原始数据作为其生成数据的预测值也会引起明显的系统误差[13]。神经网络智能方法基于实测数据进行不断学习训练得到合适的模型参数,进而建立预测模型,往往需要大量训练样本,实际中样本数量很难满足要求,使得预测误差相对较大。

随着计算机技术的不断进步,基于统计学习理论,适合于小样本学习、可解决非线性及高维数等问题的支持向量机(Support Vector Machine,SVM)方法受到了国内外研究者的广泛关注,并逐步应用于

* **收稿日期**:2017-05-05;**修回日期**:2017-05-26
基金项目:国家自然科学基金(50574076)
作者简介:潘 强(1985—),男,博士研究生,主要从事爆炸与冲击防护研究. E-mail:pqiang1985@163.com
通信作者:张继春(1963—),男,博士,教授,主要从事工程爆破和爆炸防护研究. E-mail:jczhang2012@swjtu.edu.cn

© 2018 Institute of Fluid Physics, China Academy of Engineering Physics

模式识别和函数拟合[14-16]。SVM 具有的优势可解决实际工程中侵彻问题的机理复杂、影响因素多、测试数据有限等问题。文献[17]率先提出了以弹头长径比作为主要影响因素之一预测混凝土靶体侵彻深度的 SVM 方法,使预测精度大为提高。已有的研究表明,弹头长径比并不是影响动能弹侵彻深度的主要因素,而动能弹长径比才是主要因素[18];此外,文献[17]中选取的影响因素较多,需要的训练样本量也大,易产生"过拟合"现象,且模型参数未利用样本数据进行优化选取,其预测精度有待提高。本研究将粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization,PSO)与 SVM 相结合(PSO-SVM),进行动能弹侵彻混凝土靶体深度的预测研究,并分析训练样本数量对预测相对误差的影响。

1　预测原理

1.1　SVM 方法

SVM 是一种基于统计学习理论的新型机器学习方法,由 Vapnik 等于 20 世纪 90 年代首次提出。与传统的机器学习理论相比,统计学习理论采用结构风险最小化原理,并考虑了经验风险和置信范围,其推广性能良好,着重于解决小样本(有限样本)、非线性、高维数和局部极小点等实际问题。SVM 主要应用于模式识别和回归分析,其核心是支持向量。回归分析的基本思想是:定义最优回归超平面,并把寻找最优回归超平面的问题归结为求解一个二次凸规划问题,再根据最优化理论获得全局最优解;进而基于 Mercer 核展开定理,通过非线性映射,把样本空间映射到一个高维特征空间(即 Hilbert 空间),使在特征空间中可以应用线性学习机的方法解决样本空间中的高度非线性问题。简言之,即实现升维和线性化,该算法的基本形式可以参考文献[14-16]。

对于非线性回归,一般通过非线性映射 $\boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{x})$把样本 $\boldsymbol{x}$ 映射到高维特征空间中,然后在高维特征空间中求解最优回归函数,这样高维特征空间中的线性回归就对应低维特征空间中的非线性回归。因此,采用适当的核函数 $K(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x})$代替高维空间中的内积运算 $\boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{x}_i)\cdot\boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{x})$即可实现非线性变换,但却没有增加计算的复杂度。

在高维特征空间中建立线性回归函数

$$f(\boldsymbol{x})=\boldsymbol{w}\cdot\boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{x})+b \tag{1}$$

拟合数据为 $\{\boldsymbol{x}_i,y_i\}$ ($\boldsymbol{x}_i\in\mathbf{R}^n$,$y_i\in\mathbf{R}$;$i=1,2,\cdots,k$;$k$ 为训练样本个数),考虑到允许拟合误差 ε 的情况,引入松弛因子 ξ_i 和 ξ_i^*,则优化问题转化为

$$\min\Phi(\boldsymbol{w})=\frac{1}{2}\|\boldsymbol{w}\|^2+C\sum_{i=1}^{k}(\xi_i+\xi_i^*) \tag{2}$$

约束条件为

$$\begin{cases}y_i-\boldsymbol{w}\cdot\boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{x}_i)-b\leqslant\varepsilon+\xi_i\\ \boldsymbol{w}\cdot\boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{x}_i)+b-y_i\leqslant\varepsilon+\xi_i^*\\ \xi_i\geqslant0,\quad\xi_i^*\geqslant0,\quad C>0\end{cases} \tag{3}$$

式中:C 为惩罚因子,表示对超出误差 ε 样本的惩罚程度;ε 规定了回归函数的误差要求。

根据最优化理论,将上述优化问题转化为其对偶问题

$$\max W(\alpha,\alpha^*)=-\varepsilon\sum_{i=1}^{k}(\alpha_i+\alpha_i^*)+\sum_{i=1}^{k}y_i(\alpha_i-\alpha_i^*)-\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{k}(\alpha_i-\alpha_i^*)(\alpha_j-\alpha_j^*)K(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j) \tag{4}$$

约束条件为

$$\begin{cases}\sum\limits_{i=1}^{k}(\alpha_i-\alpha_i^*)=0\\ 0\leqslant\alpha_i\leqslant C,\quad 0\leqslant\alpha_i^*\leqslant C\end{cases} \tag{5}$$

式中:α_i、α_i^* 为 Lagrange 乘子,通常系数$(\alpha_i-\alpha_i^*)$只有一小部分不为零,其对应的样本为支持向量。

通过求解(4)式和(5)式可以得到最优解为 $\boldsymbol{\alpha}=[\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_k]$,$\boldsymbol{\alpha}^*=[\alpha_1^*,\alpha_2^*,\cdots,\alpha_k^*]$,进而可以求出 $\boldsymbol{w}$ 的最优值为

$$\boldsymbol{w}^* = \sum_{i=1}^{k}(\alpha_i - \alpha_i^*)\boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{x}_i) \tag{6}$$

根据 Karush-Kuhn-Tucker 定理,偏置 b 的最优值为

$$b^* = \frac{1}{N_{\mathrm{nsv}}}\left\{\sum_{0<\alpha_i<C}\left[y_i - \sum_{\boldsymbol{x}_i\in\boldsymbol{S}}(\alpha_i-\alpha_i^*)K(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j) - \varepsilon\right] + \sum_{0<\alpha_i^*<C}\left[y_i - \sum_{\boldsymbol{x}_j\in\boldsymbol{S}}(\alpha_j-\alpha_j^*)K(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j) + \varepsilon\right]\right\} \tag{7}$$

式中:N_{nsv}为支持向量个数,$\boldsymbol{S}$ 为支持向量的集合。由此可得回归函数为

$$f(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{w}^* \cdot \boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{x}) + b^* = \sum_{i=1}^{k}(\alpha_i-\alpha_i^*)\boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{x}_i)\boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{x}) + b^* = \sum_{i=1}^{k}(\alpha_i-\alpha_i^*)K(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}) + b^* \tag{8}$$

目前,为解决高维问题引入的核函数主要有以下几种常用类型:

(1) 多项式核函数　　$K(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}) = (\boldsymbol{x}_i \cdot \boldsymbol{x} + 1)^q \quad (q = 1,2,\cdots,n)$　　(9)

(2) 径向基核函数　　$K(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}) = \exp(-\gamma \| \boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x} \|^2)$　　(10)

(3) Sigmoid 函数　　$K(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}) = \tanh[\varphi(\boldsymbol{x}_i \cdot \boldsymbol{x}) + \theta]$　　(11)

1.2　PSO 算法

PSO 算法是 1995 年 Kennedy 和 Eberhart 受人工生命研究成果的启发,通过模拟鸟群觅食过程中的迁徙和群聚行为而提出的一种基于群体智能的全局随机搜索算法[15]。

PSO 算法中,每个粒子都代表问题的一个潜在解,并对应一个由被优化函数决定的适应值,同时每个粒子还有一个由速度决定的飞翔方向和距离,速度随自身及其他粒子的移动经验进行动态调整,从而实现个体在可解空间中寻优。PSO 首先初始化为一群随机粒子(随机解),然后通过迭代寻找到最优解。在每一次迭代中,粒子通过跟踪个体极值(P_{best})和群体极值(G_{best})进行更新。

假设 D 维搜索空间中,由 n 个粒子组成的种群为 $\boldsymbol{X} = (\boldsymbol{X}_1, \boldsymbol{X}_2, \cdots, \boldsymbol{X}_n)$,其中 D 维向量 $\boldsymbol{X}_i$ 表示第 i 个粒子在 D 维搜索空间中的位置,也表示问题的一个潜在解,满足 $\boldsymbol{X}_i = (X_{i1}, X_{i2}, \cdots, X_{iD})^{\mathrm{T}}$。根据目标函数可以计算出每个粒子位置 $\boldsymbol{X}_i$ 对应的适应度。第 i 个粒子的速度为 $\boldsymbol{V}_i = (V_{i1}, V_{i2}, \cdots, V_{iD})^{\mathrm{T}}$,其个体极值为 $\boldsymbol{P}_i = (P_{i1}, P_{i2}, \cdots, P_{iD})^{\mathrm{T}}$,种群的群体极值为 $\boldsymbol{P}_g = (P_{g1}, P_{g2}, \cdots, P_{gD})^{\mathrm{T}}$。

在每次迭代中,粒子通过个体极值和群体极值更新自身的速度和位置,即

$$\begin{aligned} V_{id}^{k+1} &= \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \\ X_{id}^{k+1} &= X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \end{aligned} \tag{12}$$

式中:$d = 1,2,\cdots,D$;$i = 1,2,\cdots,n$;k 为当前迭代次数;V_{id}为粒子速度;X_{id}为粒子当前位置;ω 为惯性权重;c_1、c_2 为加速度因子;r_1、r_2 为分布于(0,1)之间的随机数。

2　预测模型构建

2.1　影响因素确定

影响侵彻深度的因素较多,主要包括混凝土靶体参数、动能弹着靶条件、动能弹参数、实验系统参数。为了减小计算量,降低参数实验误差的影响,提高预测精度及效率,一般取同类型实验数据进行分析,以减少影响因素的数量(同类型实验中很多影响因素是不变的,可不考虑相同影响因素对系统特征行为的影响[9])。本研究主要针对动能弹参数、实验系统参数、混凝土靶体尺寸参数及动能弹着靶方式相同条件下,而着靶速度和混凝土强度不同时侵彻深度的预测。

2.2　PSO-SVM 模型构建

首先对测试数据进行归一化处理,其次利用 PSO 算法快速地寻找全局最优参数,最后将优化参数赋予 SVM,不断训练及验证得到预测模型。预测模型 PSO-SVM 构建流程见图 1,具体建模步骤如下:(1) 选取不同混凝土强度及不同着靶速度下样本 n 个,从中选取 n_1 个样本作为训练样本,其余 n_2 个作为测试样本($n_1 + n_2 = n$),调用 scaleForSVM 函数对数据进行归一化处理;(2) 选择核函数类型,通常选取径向基核函数,同时采用 PSO 算法,调用 psoSVMcgForRegress 函数,选择初始参数(种群数量、迭代

次数等)不断进行迭代计算,搜索最优的模型相关参数,即惩罚因子 C 及核函数中的核参数 γ;(3)通过优化后的参数调用 svmtrain 函数进行样本训练,获得支持向量、不为零的系数($\alpha_i-\alpha_i^*$)以及偏置常数 b 的数值,由此建立 PSO-SVM 预测模型,即建立侵彻深度与混凝土强度及着靶速度之间的非线性关系式;(4)通过训练建立的 PSO-SVM 预测模型,调用 svmpredict 函数对测试样本(同时也对训练样本)进行预测,再调用反归一化函数进行结果对比,观测该模型是否满足精度要求,若达不到精度,可转到步骤(2)改变 PSO 的初始参数重新优化或改变核函数类型重新计算,直到满足精度要求为止;(5)针对上述所建立满足精度要求的 PSO-SVM 预测模型,根据 svmtrain 函数返回的 model 提供的信息,应用 MATLAB 软件编写程序得到预测函数的非线性关系式,以对同类型或相似类型中其他条件下的侵彻深度进行预测。

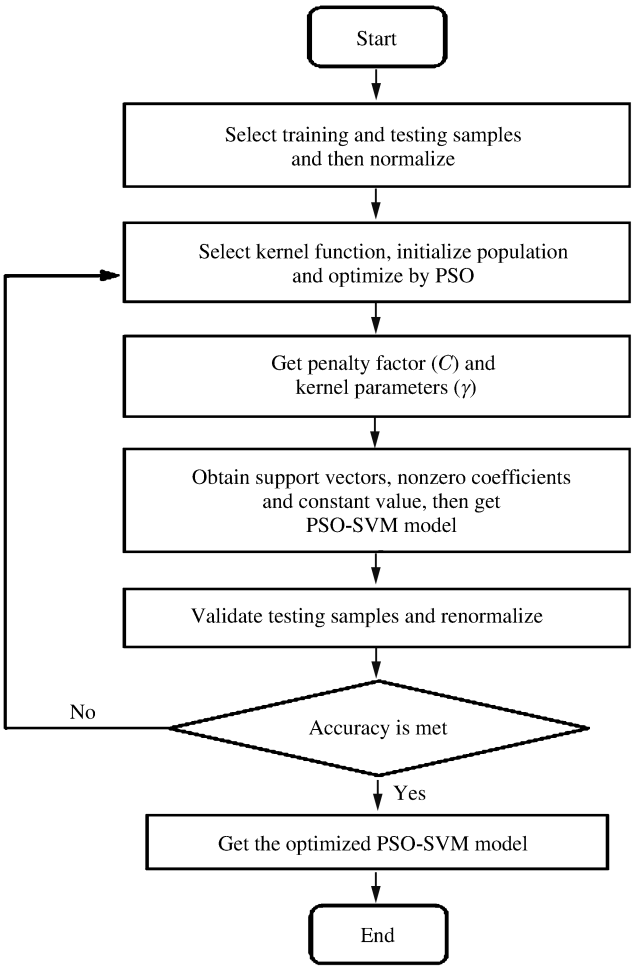


图 1　PSO-SVM 模型构建流程图

Fig. 1　Flow chart of PSO-SVM model building

3　实例验证

3.1　侵彻深度的构成

动能弹冲击混凝土靶体后,对靶体产生侵彻作用。动能弹对靶体的侵彻过程中,会对周围的混凝土产生径向压缩和切向拉伸等作用,使其产生径向裂隙;由于冲击面的存在,侵彻过程还伴随着斜向剪切作用,从而使混凝土形成不规则漏斗状破坏。实验中采用单轴抗压强度为 76.6 MPa 的素混凝土制成高度为 584 mm、直径为 600 mm 的圆柱体。采用材料为高强度钢、重约 250 g 的卵形弹头以 216 m/s 的着靶速度进行正冲击,其宏观破坏结果如图 2 所示[19]。

由图 2 明显可以看出,混凝土靶体的侵彻深度一般由 2 部分构成,一部分为漏斗状成坑深度,另一部分为残孔深度。

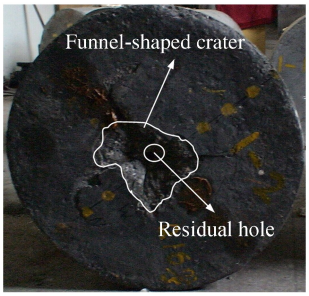


图 2　混凝土靶体侵彻的宏观破坏特征

Fig. 2　Macroscopic damage features of concrete target by penetration

3.2　PSO-SVM 预测实例验证

以下援引中国工程物理研究院的实测数据对 PSO-SVM 预测模型进行验证[20]。为了与灰色模型(Grey Model,GM)预测结果[9,18]对比分析,选取 1 号～7 号实测数据为训练样本(建模数据),8 号～14 号为测试样本(验证数据),应用 MATLAB 软件编制 PSO-SVM 程序进行训练与预测,选用径向基核函数优化出参数 $C=355.5$ 和 $\gamma=0.0077$,然后通过不断训练得到 4 个支持向量、4 个不为零的系数($\alpha_i-\alpha_i^*$)以及偏置常数 $b=-0.8865$,由此可建立预测函数非线性关系式。各样本的实测值及预测值如表 1 所示,其中 σ_c 为混凝土的抗压强度,v 为动能弹着靶速度,s 为实测侵彻深度,s_1 和 s_2 分别为采用 GM 和 PSO-SVM 方法预测的侵彻深度,δ_1 和 δ_2 为 GM 和 PSO-SVM 预测值相对于实测侵彻深度的相对误差。

表 1　侵彻深度预测结果对比

Table 1　Contrast table of predicted results of penetration depth

Samples	No.	σ_c/MPa	v/(m·s^{-1})	s/m	s_1/m	δ_1/%	s_2/m	δ_2/%
Training samples	1	45	510	0.597	0.597	0	0.592	0.84
	2	23	510	0.834	0.742	11.03	0.839	−0.60
	3	45	612	0.716	0.816	−13.97	0.716	0
	4	23	612	1.001	1.089	−8.79	1.001	0
	5	45	680	0.795	0.791	0.50	0.799	−0.50
	6	23	680	1.113	1.129	−1.44	1.107	0.54
	7	45	748	0.875	0.856	2.17	0.880	−0.57
Testing samples	8	23	748	1.224	1.204	1.63	1.213	0.90
	9	45	850	0.994	0.971	2.31	1.001	−0.70
	10	23	850	1.391	1.320	5.10	1.368	1.65
	11	45	918	1.074	1.049	2.33	1.080	−0.56
	12	23	918	1.502	1.398	6.92	1.469	2.20
	13	45	1020	1.193	1.166	2.26	1.194	−0.08
	14	23	1020	1.669	1.514	9.29	1.616	3.18

为更加形象直观地对比 PSO-SVM 和 GM 两种预测方法的预测性能,将表 2 中混凝土侵彻深度的实测值、GM 预测值及 PSO-SVM 预测值绘制折线图,如图 3 所示。由表 1 和图 3 可知,对于测试样本而言,GM 预测的最大相对误差为 9.29%,PSO-SVM 预测的最大相对误差为 3.18%。由此可见,相对于 GM 预测,PSO-SVM 预测的准确性相对较高,可满足防护工程建设和设计的工程要求,同时对混凝土侵彻效应研究具有指导意义与参考价值。此外,采用 PSO 可以实现全局寻优,能够有效解决预测模型相关参数难以确定的问题,优化后的参数可满足预测精度的要求。

通过支持向量数目可以看出,训练样本中只有一部分为支持向量,其余的为非支持向量。预测函数由支持向量确定,与非支持向量无关,从而避免了“维数灾难”。SVM 针对小样本预测效果较好且具有较好的泛化能力,在实际工程中样本数量总是有限的甚至很少,因此,SVM 相对于传统预测方法具有独特的优势。

采用 PSO-SVM 方法进行两个主要影响因素 7 组训练样本的预测，其最大相对误差为 3.18%；文献[17]中进行 5 个影响因素 21 组训练样本的预测，其最大相对误差为 5.5%。因此，影响因素及训练样本的数量、内容均会对预测效果产生影响。

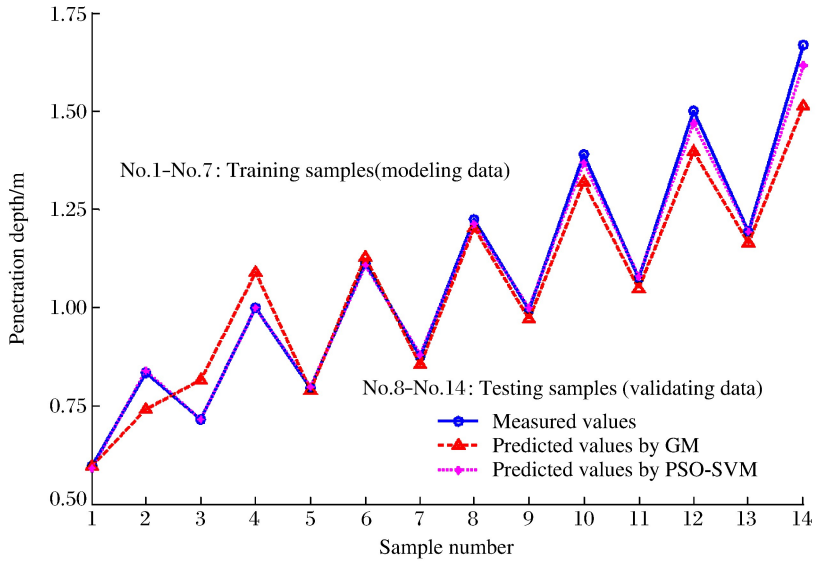


图 3　实验、GM 和 PSO-SVM 方法侵彻深度预测结果的比较

Fig. 3　Contrast of penetration depths predicted by experiment, GM and PSO-SVM method

现按照表 1 中的数据顺序选择不同的样本组合以分析训练样本数量对预测效果的影响，其结果列于表 2 中。从表 2 可以看出，随着训练样本数量增多，最大相对误差逐渐减小，且减小的幅度逐渐变缓直至并不明显，但计算量逐渐增大，因此，在满足精度控制要求时，选择合适的训练样本数量，可以提高效率及节省成本。训练样本数量的确定主要与影响因素的数量、预测精度控制要求等有关，目前还没有统一的标准，一般需要通过反复试算才可以确定。

表 2　不同训练样本数量下最大相对误差

Table 2　Maximum relative errors for different quantities of training samples

Training samples	Testing samples	Maximum relative error/%	Training samples	Testing samples	Maximum relative error/%
4 (No. 1−No. 4)	10 (No. 5−No. 14)	10.02	8 (No. 1−No. 8)	6 (No. 9−No. 14)	2.85
6 (No. 1−No. 6)	8 (No. 7−No. 14)	5.43	10 (No. 1−No. 10)	4 (No. 11−No. 14)	1.18
7 (No. 1−No. 7)	7 (No. 8−No. 14)	3.18			

PSO-SVM 预测模型适用于小样本情况，其预测效果与 PSO 初始参数、影响因素、训练样本及核函数选取等有关。此外，其建立的非线性关系式相对复杂，实际工程应用时需借助编程实现。

4　结　论

(1) 采用同类型实验条件下两个主要影响因素 7 组训练样本所建立的 PSO-SVM 预测模型，其预测的最大相对误差为 3.18%，可满足防护工程建设与设计的要求。PSO-SVM 算法应用于动能弹侵彻混凝土靶体的深度预测合理可行。

(2) PSO-SVM 预测的最大相对误差为 3.18%，GM 预测的最大相对误差为 9.29%，相比于 GM 预测，PSO-SVM 预测的相对误差较小，其预测性能明显优于 GM 预测，而且 PSO 全局寻优可以搜索出满足精度要求的最优参数值。对于 PSO-SVM 预测，选择合适的训练样本数量既可获得良好的预测效果，又可以提高预测效率及节省成本。

(3) SVM 方法的实际应用以小样本采集为先决条件，但是具有严密理论基础的 SVM 方法在解决

小样本、非线性、局部极小点以及高维数等实际问题中具有独特的优势,且具有较好的应用前景,是一种新型智能预测方法。

参考文献:

[1] 沈俊,刘瑞朝,杨建超,等. 弹体侵彻岩体效应试验与理论研究 [J]. 岩石力学与工程学报,2008,27(5):946-950.
SHEN J,LIU R C,YANG J C,et al. Experimental and theoretical studies of projectiles penetrating rocks [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2008,27(5):946-950.

[2] HEUZE F E. An overview of projectile penetration into geologic materials with emphasis on rock [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences,1991,27(1):39-45.

[3] 尹放林,严少华,钱七虎,等. 弹体侵彻深度计算公式对比研究 [J]. 爆炸与冲击,2000,20(1):79-82.
YIN F L,YAN S H,QIAN Q H,et al. Contrast analysis of calculation of penetration depth of projectiles [J]. Explosion and Shock Waves,2000,20(1):79-82.

[4] FORRESTAL M J,FREW D J,HANCHAK S J,et al. Penetration of grout and concrete targets with ogive-nose steel projectiles [J]. International Journal of Impacting Engineering,1996,18(5):465-476.

[5] YOUNG C W. Penetration equations:SAND 97-2426 [R]. Albuquerque:Sandia National Laboratories,1997.

[6] BERNARD R S. Empirical analysis of projectile penetration in rock:AD-A047989 [R]. 1977.

[7] 陈利,张庆明. 半穿甲战斗部的侵彻深度计算方法 [J]. 北京理工大学学报,2002,22(4):162-165.
CHEN L,ZHANG Q M. Methods of calculation of the penetration depth for semi-armor-piercing [J]. Journal of Beijing Institute of Technology,2002,22(4):162-165.

[8] 冷冰林,许金余,陈勇,等. 弹丸在不同速率下斜侵彻混凝土的数值模拟 [J]. 弹箭与制导学报,2008,28(3):123-126.
LENG B L,XU J Y,CHEN Y,et al. Numerical simulation of projection oblique penetration of concrete under different velocity [J]. Journal of Projectiles,Rockets,Missiles and Guidance,2008,28(3):123-126.

[9] 陈星明,刘彤,肖正学. 弹丸对混凝土靶体侵彻深度的灰色模拟与预测 [J]. 高压物理学报,2014,28(2):221-226.
CHEN X M,LIU T,XIAO Z X. Gray simulation and prediction on projectiles penetration depth of concrete targets [J]. Chinese Journal of High Pressure Physics,2014,28(2):221-226.

[10] 王玉岚,李建光. 弹体侵彻岩石深度的神经网络模型 [J]. 电网与水力发电进展,2007,23(6):63-67.
WANG Y L,LI J G. Neural network model of penetration depth of projectiles into rock [J]. Advances of Power System and Hydroelectric Engineering,2007,23(6):63-67.

[11] 刘艳,许金余. 灰色系统理论在混凝土侵彻深度计算中的应用 [J]. 空军工程大学学报,2006,7(4):92-94.
LIU Y,XU J Y. Application of gray theory to determination of depth calculation of projectiles penetration into concrete [J]. Journal of Air Force Engineering University,2006,7(4):92-94.

[12] 熊岗,陈章潮. 灰色预测模型的缺陷及改进方法 [J]. 系统工程,1992,10(6):32-36.
XIONG G,CHEN Z C. The shortcoming of grey forecasting model and a modified method for it [J]. Systems Engineering,1992,10(6):32-36.

[13] 张大海,江世芳,史开泉. 灰色预测公式的理论缺陷及改进 [J]. 系统工程理论与实践,2002(8):140-142.
ZHANG D H,JIANG S F,SHI K Q. Theoretical defect of grey prediction formula and its improvement [J]. Systems Engineering Theory and Practice,2002(8):140-142.

[14] 赵洪波. 岩土力学与工程中的支持向量机分析 [M]. 北京:煤炭工业出版社,2008.

[15] 史峰,王辉,郁磊,等. MATLAB 智能算法 30 个案例分析 [M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2011.

[16] 王小川,史峰,郁磊,等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析 [M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2013.

[17] 张树霞,赵悍东,韩志高. 基于 PSO-SVM 的侵彻效果预测方法 [J]. 中北大学学报,2015,36(2):166-170.
ZHANG S X,ZHAO H D,HAN Z G. Method of penetrate result prediction based on PSO-SVM [J]. Journal of North University of China,2015,36(2):166-170.

[18] 陈星明. 灰色系统理论在动能弹侵彻混凝土靶体中的应用研究 [D]. 绵阳:中国工程物理研究院,2012.
CHEN X M. Application study on penetration of projectile against concrete target about grey system theory [D].

Mianyang:Chinese Academy of Engineering Physics,2012.

[19] 吝曼卿,郭学彬,肖正学,等. 弹性波 CT 在混凝土靶体冲击损伤实验中的应用 [J]. 实验力学,2010,25(2):136-141.
LIN M Q,GUO X B,XIAO Z X,et al. Application of elastic wave CT to impacting damage experiment of concrete targets [J]. Journal of Experimental Mechanics,2010,25(2):136-141.

[20] 曹菊珍,梁龙河,王政. 高速碰撞中弹靶动态本构关系和力学特性的数值研究 [R]. 绵阳:中国工程物理研究院,2010.
CAO J Z,LIANG L H,WANG Z. Numerical study of dynamic constitutive and mechanical properties about high-speed collision [R]. Mianyang:Chinese Academy of Engineering Physics,2010.

Prediction of Penetration Depth of Projectiles into Concrete Targets Based on PSO-SVM

PAN Qiang[1],ZHANG Jichun[1],XIAO Qinghua[1],ZOU Xinkuan[2],SHI Hongchao[1,3]

(1. *Institute of Civil Engineering,Southwest Jiaotong University,Chengdu* 610031,*China*;
2. *Zigong City Construction Investment Development Group Co. Ltd.,Zigong* 643000,*China*
3. *Department of Architectural and Environmental Engineering,Chengdu Technological University,Chengdu* 610039,*China*)

Abstract: The prediction of the penetration depth of concrete in concrete damage effect is of great significance to the design and construction in protection engineering. However,the traditional methods for this prediciton involve such problems as requiring a great supply of samples,or suffering from a large prediction error,and so on. In this work,following the theory of the support vector machine (SVM) and according to the parameters optimized through the particle swarm optimization (PSO),the PSO-SVM for predicting the penetration depth was proposed. The corresponding programs were written and the prediction was verified by the experiment data. The results show that the PSO-SVM method has a great advantage for small samples and non-linear prediction. In comparison with the traditional grey theory,the relative predicted errors through the PSO-SVM method are smaller (the maximum relative error being 3.18%). As the number of the samples increases,the maximum relative errors decrease and the changing rate slows down whereas,however,the amount of calculation becomes larger. Above all,it is feasible to apply PSO-SVM method to the prediction of penetration depth of projectiles into concrete targets.

Keywords: particle swarm optimization; support vector machine; concrete targets; penetration depth; prediction