

人工神经网络在弹体侵彻混凝土深度中的应用

李建光¹, 李永池¹, 王玉岚²

(1. 中国科学技术大学, 合肥 230027; 2. 宁波工程学院, 浙江宁波 315016)

[摘要] 针对弹体对混凝土材料侵彻深度问题, 通过量纲分析和神经网络理论, 建立了弹体侵彻深度 h 网络输出量与弹体长度 l_p 、弹的长径比 l_p/d 、弹体形状系数 ψ 、弹体与混凝土的比强度 σ_y/σ_{yp} 、弹体与混凝土的密度比 ρ_p/ρ_c 等 13 个网络输入量之间的非线性映射关系。并采用 RBF 网络模型, 通过 Forrestal 等文献的试验样本对网络模型训练, 获得了弹体对混凝土材料侵彻深度的网络模型, 输出结果满意。

[关键词] 神经网络; 量纲分析; 侵彻混凝土深度; 非线性映射关系; RBF 网络

[中图分类号] O385 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1009-1742(2007)08-0077-05

1 引言

防护工程中, 弹体对混凝土结构侵彻深度的估计和预测是研究弹体侵彻效应的重要内容之一^[1]。通过采取有效的方法评估和预测弹体对混凝土侵彻, 对于寻找防护对策和进行相应的防护设计都具有重要的现实意义。

由于混凝土材料本身的性质, 混凝土结构在弹体撞击下的侵彻分析是很困难的。混凝土侵彻和穿透的大多数研究是实验性质的。虽然现有的计算侵彻的经验公式在很大程度上解决了很多实际问题, 但同时其模型不完备性和评估准则的自身缺陷也给实际应用带来了不便^[2]。人工神经网络具有强大的非线性处理能力的特点, 为那些难于建立准确的计算模型的问题提供了解决方法。笔者在分析了弹体侵彻深度计算中传统经验公式不足之后, 通过量纲分析, 分析了影响弹体对混凝土侵彻的无量纲参数, 在阐述人工神经网络原理的基础上, 建立了弹体侵彻混凝土的径向基函数(RBF)神经网络模型。最后, 由 RBF 网络模型并结合实例给出了弹体对混凝土侵彻深度的预测。

2 弹体侵彻深度计算中传统经验公式的不足

由于混凝土在高应变率下的本构关系的复杂性, 弹体侵彻混凝土的过程中受力机制并不清楚, 目前还无法得到侵彻深度的解析解, 虽然基于一维球形或柱形空腔膨胀过程中弹性波传播和介质压缩关系分析的空腔膨胀理论受到普遍重视, 但在应用中当弹体变形等情况下, 该理论则不再适用。虽然对采用数值方法的开发有了较大的投入, 但由于混凝土材料本身离散性大等特点, 缺乏适当的材料数据和混凝土模型, 对问题的解决是有限的。这些材料模型不仅要求在比例或非比例加载情况下保持可靠性, 而且应该能够描述混凝土的三轴响应行为, 以及拉伸或低压、高压下的极限破坏条件。

现有的众多的防护设计指南都建议使用经验方法进行侵彻评估。工程中常采用侵彻深度经验公式进行工程设计和防护。目前计算弹体对混凝土及岩石等脆性材料的侵彻深度的经验公式不下 20 种^[2], 每个经验公式都是以大量的试验数据为基础建立起来的, 具有一定的经验性和应用范围。常用的经验公式有美国工程兵水道试验站公式(WES)、美国陆

[收稿日期] 2006-03-24; **修回日期** 2006-07-16

[基金项目] 国家自然科学基金资助项目(10272097)

[作者简介] 李建光(1969-), 男, 河北宁晋县人, 中国科学技术大学博士研究生, 工程师, 从事结构冲击研究

军工程兵公式 (ACE)、弹道研究试验室公式 (BRL)、Kar 公式、修正国防研究委员会公式 (NDRC)、Young 公式、Forrestal 公式等。

通过英国原子能技术局 (UKAEA) 为检验经验公式的精度和适用性所获得的数据与经验公式计算结果的分析比较^[2], 可以看出, 各个经验公式的计算结果互不相同, 与试验结果也有一定的差距。虽然 Young 公式是量纲不符的纯经验公式, 弹体速度在 200 m/s 到 600 m/s 之间精度较高, 但速度大于 600 m/s 时误差加大; 美国陆军工程兵公式 (ACE) 侵彻计算深度偏小, 速度较高时还需要修正。WES 公式主要针对由岩石侵彻试验结果导出的, 较适合于岩石等侵彻计算, 对于混凝土侵彻计算明显偏大。

这些公式预测结果不一致的主要原因是试验的局限性, 分析方法不同, 试验数据的范围不同, 试验条件差异, 试验混凝土材料不同等。

几乎所有的公式都是以刚性弹体为试验基础的。尽管这些经验公式解决了很多工程实际问题, 但随着弹药等的发展和高强混凝土及钢纤维混凝土等新材料的应用, 这些公式的正确性、适用性面临着新的问题。

3 量纲分析

通过量纲分析可以更深入地分析和研究物理量之间所具有的物理关系和内在联系^[3]。为合理选择神经网络模型的输入量和输出量提供依据。影响弹体侵彻混凝土深度的因素如表 1 所示。

表 1 影响弹体侵彻深度的因素

Table 1 Influencing factors of penetration depth

	弹体方面	混凝土靶板方面
几何形状	弹体形状系数 ψ , 直径 d , 长度 l_p	侵彻深度 h
材料的物理性能	弹性模量 E_p , 剪切模量 G_p , 密度 ρ_p , 屈服强度 ρ_{yp}	弹性模量 E_t , 剪切模量 G_t , 屈服强度 ρ_{yt}
力学特性	泊松比 μ_p	密度 ρ_t , 泊松比 μ_t
其他	碰靶速度 v_s , 命中角 β (弹体速度方向与靶板表面法线的夹角), 旋转角速度 ω	

弹体侵彻深度 h 一定是表 1 所提到的诸因素的某一确定函数 f , 即

$$h = f(\psi, d, l_p, E_p, G_p, \sigma_{yp}, \rho_p, E_t, G_t, \sigma_{yt}, \rho_t, v_s, \beta, \mu_p, \mu_t, \omega) \quad (1)$$

式(1)中的物理量选取 l_p, ρ_t, σ_{yt} 和 μ_t 具有无量纲的物理量作为基本量, 根据 Π 定理, 其他物理

量都可以用这些基本量度量而形成无量纲的量, 于是得到下面的无量纲函数关系:

$$h/l_p = f(\psi, l_p/d, E_p/\sigma_{yt}, G_p/\sigma_{yt}, \sigma_{yp}/\sigma_{yt}, \rho_p/\rho_t, E_t/\sigma_{yt}, G_t/\sigma_{yt}, v_s/(\sigma_{yt}/\rho_t)^{1/2}, \beta, \mu_p/\mu_t, \omega l_p/(\sigma_{yt}/\rho_t)^{1/2}) \quad (2)$$

式(2)表明, 侵彻深度与无量纲速度、弹体长径比、弹体与混凝土屈服强度比及弹体长等参量存在一定的函数关系。

4 RBF 神经网络及其在弹体侵彻混凝土深度中的应用

神经网络是对人脑功能的简化、抽象和模拟后演变出的一种抽象数学模型^[4]。RBF 网络是一种前馈 3 神经网络, 一般有 3 层, 如图 1 所示。隐层节点的基函数对输入激励产生一个局部化的响应, 即仅当输入落在输入空间的一个很小的指定区域时, 隐单元才做出有意义的非零响应, 输出节点是隐节点基函数的线性组合。

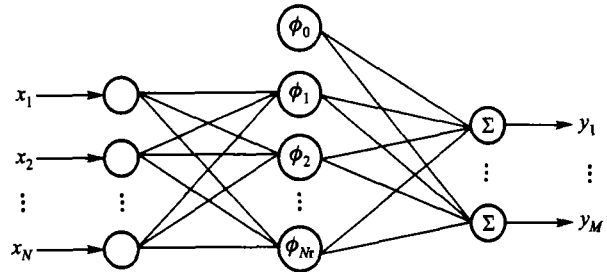


图 1 径向基 (RBF) 网络的拓扑结构

Fig. 1 Topological structure of RBF

在 RBF 网络中, 隐层节点通过径向基函数执行一种固定不变的非线性变化, 将输入空间映射到一个新的空间, 所谓的径向基函数就是指以 $\|X - C_i\|/\sigma_i$ 为自变量的函数, 其中 $X \in R^N$ 是输入矢量, $C_i \in R^N$ 是基函数的中心, $\sigma_i \in R$ 是基函数的宽度, $\|\cdot\|$ 是欧氏范数。工程实际中常采用高斯函数作为 RBF 神经网络的基函数。

RBF 神经网络的输出层对隐层基函数的输出进行线性加权组合, 并增加一个偏移量 λ_0 , 表示为

$$f_j(X) = \lambda_0 + \sum_{i=1}^{N_r} \lambda_{ji} \phi_i(r) \quad (3)$$

式中 $j = 1, \dots, M, M$ 为输出节点个数; $i = 1, \dots, N_r, N_r$ 为隐层节点个数; $X \in R^N$ 为输入矢量; λ_{ji} 为输出层第 j 个节点和隐层第 i 个节点之间的连接。

网络中待确定的参数有两类: 基函数中心 C_i 和宽度 σ_i ; 输出层与隐层之间的连接权重 λ_{ji} 。网络的

学习分为两步:基函数的中心和宽度的确定和输出层与隐层之间的连接权重 λ_{ji} 的训练。基函数中心点和宽度的选取是整个网络性能优劣的关键。K-均值聚类算法是较常用的方法。设有样本集 $X = \{X_p | X_p \in R^N, p = 1, 2, \dots, K\}$ 可分为 N_r 类,可以用一个 $N_r \times K$ 阶矩阵 U 来表示分类结果, U 中的元素 u_{il} 为

$$u_{il} = \begin{cases} 1 & \text{当 } X_p \in A_i \\ 0 & \text{当 } X_p \notin A_i \end{cases} \quad (4)$$

$A_i (i = 1, 2, \dots, N_r)$ 表示第 i 类。K-均值聚类算法的具体步骤为:

Step 1 确定聚类类别数, $2 \leq N_r \leq K$ 是样本个数;

Step 2 预置允许误差 ε ;

Step 3 任意指定初始分类矩阵 $U^b, b = 0$;

Step 4 根据 U^b 和式(4)计算 N_r 个中心矢量 C_i ;

$$C_i = \frac{\sum_{l=1}^K u_{il} X_l}{\sum_{l=1}^K u_{il}} \quad i = 1, 2, \dots, N_r \quad (5)$$

式(5)按如下方法更新 U^b 为 U^{b+1} :

$$u_{il}^{b+1} = \begin{cases} 1 & \text{当 } d_{il}^b = \min_{1 \leq j \leq N_r} \{d_{ij}^b\} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

$$i = 1, 2, \dots, N_r; p = 1, 2, \dots, K$$

其中 $d_{il} = \|X_p - C_i\|$, 即第 l 个样本 X_p 到第 i 个中心 C_i 之间的欧氏距离。

式(6)以一个合适的矩阵范数比较 U^b 和 U^{b+1} , 若 $\|U^b - U^{b+1}\| \leq \varepsilon$, 停止;否则置 $b = b + 1$, 返回 Step 4。

基函数的中心和宽度确定后,采用迭代的 LMS 调节权重 λ_{ji} 。

利用一组输入矢量 $\{X_p | X_p \in R^N, p = 1, 2, \dots, K\} \{Y_p | Y_p \in R^M, p = 1, 2, \dots, K\}$ 使能量函数

$$\frac{1}{2} \sum_{p=1}^K \sum_{j=1}^M (y_{pj} - f_j(X_p))^2$$

最小,从而达到调节权 λ_{ji} 的目的。

针对弹体对混凝土的侵彻问题,由量纲分析的结果及文献[5]选择 $l_p, \psi, l_p/d$ 等 13 个量为弹体侵彻混凝土的神经网络模型的输入参数,输出参数为弹体侵彻混凝土深度 h 。弹体侵彻混凝土的 RBF 神经网络模型如图 2 所示。

5 算例

选择 M. J. Forrestal 等的弹体侵彻混凝土试验

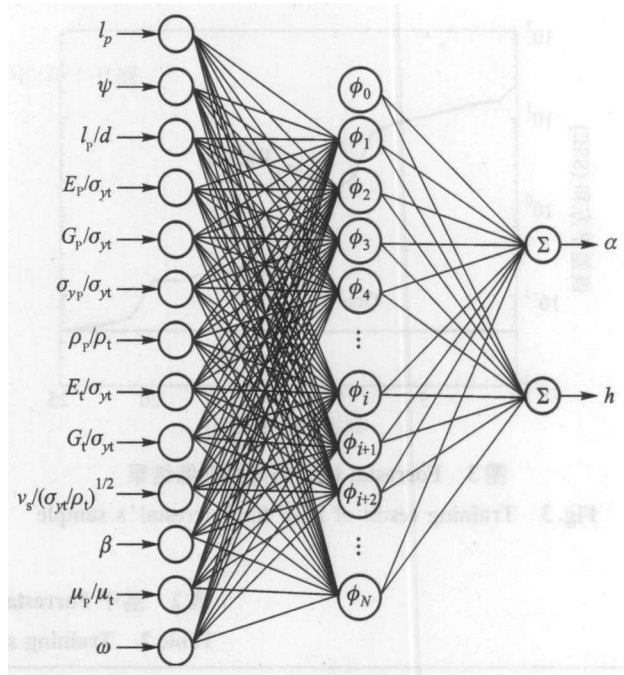


图 2 弹体侵彻混凝土的 RBF 网络模型

Fig. 2 RBF model of projectiles into concrete

数据作为试验样本,试验中弹体材料采用 4340 钢,弹头采用形状系数 $\psi = 4.25$ 和 3.0 两种形式,长径比为 6.9 和 10.0 ,混凝土材料的单轴抗压强度为 $13.5 \text{ Mpa}, 19.5 \text{ Mpa}, 21.6 \text{ Mpa}, 62.8 \text{ MPa}$ 等,弹体着靶速度从 350 m/s 至 1358 m/s ^[6]。选取文献[6]资料中的 39 个实验数据作为 RBF 神经网络训练样本和测试样本,将其中 34 个的实验数据作为网络模型的训练样本,其他 5 个实验数据作为对网络的测试样本。测试样本数量占总采集样本的 12% 以上,用来评估训练过网络的通用性。

网络设计方面, $\psi, l_p/d, E_p/\sigma_{yt}, G_p/\sigma_{yt}, \sigma_{yt}/\sigma_{yt}, \rho_p/\rho_t, E_t/\sigma_{yt}, G_t/\sigma_{yt}, v_s/(\sigma_{yt}/\rho_t)^{1/2}, \beta, \mu_p/\mu_t$ 等 11 个参数作为输入样本参数,网络输出参数为侵彻深度 h 和弹体质量损失百分率 α 。中间隐含层为 1 层,采用高斯函数,隐含层神经元数目等于样本个数。网络输出层神经元数目为 2 个,采用线性函数。

网络模型的数学建模采用 MATLAB 神经网络工具箱进行网络设计、训练和对训练后的网络进行测试^[7-9]。网络训练结果见图 3,网络训练样本见表 2 测试样本及网络测试输出结果见表 3,网络模型测试输出结果和实验数据比较见表 4。

由图 3 可以看出,实际训练的误差平方和为 0.04418777 ,网络训练目标(Goal)即误差平方和达到 0.04 ;训练次数 25 次就已经逼近了训练目标。

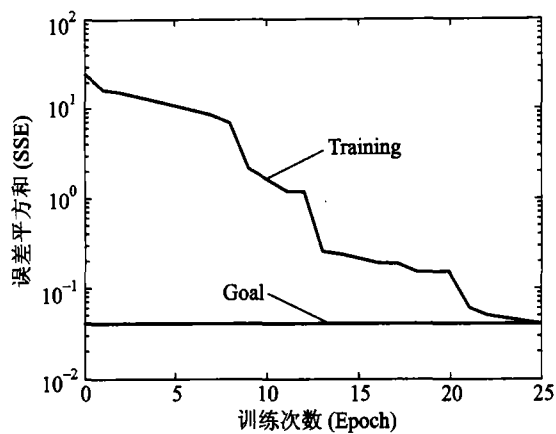


图3 Forrestal 样本的网络训练结果

Fig.3 Training result of RBF for Forrestal's sample

从表4 的网络测试结果可以看出,RBF 网络模型在计算侵彻混凝土深度时,误差范围在 13 % 左右,能够满足工程设计等实际应用的要求;同时,网络模型也附带给出了弹体质量损失的输出结果,误差约在 13 % 范围。

6 结论

神经网络为解决弹体侵彻混凝土深度问题提供了一种新的方法。采用 RBF 网络建立弹体侵彻混凝土深度的网络模型,通过对 M. J. Forrestal 样本的整理并对网络模型进行了训练,获得的网络输出测试结果是令人满意的。该模型能够实现弹体对

表2 基于 Forrestal 资料^[6]的网络训练样本

Table 2 Training set of Forrestal's paper^[6]

编号	μ_p/μ_t	l_p/m	$\Psi(\text{CRH})$	l_p/d	E_p/σ_{yt}	G_p/σ_{yt}	σ_{yp}/σ_{yt}	ρ_p/ρ_t	E_t/σ_{yt}	G_t/σ_{yt}	$v_s/(\sigma_{yt}/\rho_t)^{1/2}$	h/m	$\alpha/\%$
1	1.67	0.0889	3.0	6.9	15407.4	5925.9	108.3	3.9	1551.8	657.6	4.52	0.13	0.1
2	1.67	0.0889	3.0	6.9	15407.4	5925.9	108.3	3.9	1551.8	657.6	7.18	0.31	2.7
3	1.67	0.0889	3.0	6.9	15407.4	5925.9	108.3	3.9	1551.8	657.6	8.15	0.36	3.4
4	1.67	0.0889	3.0	6.9	15407.4	5925.9	108.3	3.9	1551.8	657.6	11.50	0.64	4.6
5	1.67	0.0889	3.0	6.9	15407.4	5925.9	108.3	3.9	1551.8	657.6	13.71	0.85	5.3
6	1.67	0.0889	4.25	6.9	15407.4	5925.9	108.3	3.9	1551.8	657.6	4.20	0.11	1.1
7	1.67	0.0889	4.25	6.9	15407.4	5925.9	108.3	3.9	1551.8	657.6	7.12	0.31	3.3
8	1.67	0.0889	4.25	6.9	15407.4	5925.9	108.3	3.9	1551.8	657.6	8.79	0.44	4.4
9	1.67	0.0889	4.25	6.9	15407.4	5925.9	108.3	3.9	1551.8	657.6	10.95	0.66	5.7
10	1.67	0.0889	4.25	6.9	15407.4	5925.9	108.3	3.9	1551.8	657.6	12.94	0.86	6.3
11	1.67	0.0889	3.0	6.9	9629.6	3703.7	67.7	3.9	1215.7	515.1	4.73	0.17	1.8
12	1.67	0.0889	3.0	6.9	9629.6	3703.7	67.7	3.9	1215.7	515.1	5.95	0.25	2
13	1.67	0.0889	3.0	6.9	9629.6	3703.7	67.7	3.9	1215.7	515.1	7.58	0.45	5.3
14	1.67	0.0889	3.0	6.9	9629.6	3703.7	67.7	3.9	1215.7	515.1	8.76	0.55	6.8
15	1.67	0.0889	3.0	6.9	9629.6	3703.7	67.7	3.9	1215.7	515.1	10.99	0.85	7
16	1.67	0.0889	4.3	6.9	9629.6	3703.7	67.7	3.9	1215.7	515.1	4.55	0.17	1.9
17	1.67	0.0889	4.25	6.9	9629.6	3703.7	67.7	3.9	1215.7	515.1	6.35	0.27	4
18	1.67	0.0889	4.25	6.9	9629.6	3703.7	67.7	3.9	1215.7	515.1	7.46	0.41	5
19	1.67	0.0889	4.25	6.9	9629.6	3703.7	67.7	3.9	1215.7	515.1	8.86	0.57	7.3
20	1.67	0.0889	4.25	6.9	9629.6	3703.7	67.7	3.9	1215.7	515.1	10.10	0.76	7.9
21	1.50	0.305	3.0	10	4078.4	1568.6	28.7	3.4	680.5	283.6	2.72	0.37	1.2
22	1.50	0.305	3.0	10	4078.4	1568.6	28.7	3.4	680.5	283.6	3.00	0.42	1.5
23	1.50	0.305	3.0	10	4078.4	1568.6	28.7	3.4	680.5	283.6	3.66	0.56	2
24	1.50	0.305	3.0	10	4078.4	1568.6	28.7	3.4	680.5	283.6	4.37	0.78	3.1
25	1.50	0.305	3.0	10	4078.4	1568.6	28.7	3.4	680.5	283.6	5.40	1.05	4.7
26	1.50	0.305	3.0	10	4078.4	1568.6	28.7	3.4	680.5	283.6	5.51	1.23	4.4
27	1.50	0.305	3.0	10	4078.4	1568.6	28.7	3.4	680.5	283.6	6.04	1.41	5.4
28	1.50	0.305	3.0	10	4078.4	1568.6	28.7	3.4	680.5	283.6	7.18	1.96	7
29	1.50	0.305	3.0	10	4078.4	1568.6	28.7	3.4	680.5	283.6	8.07	2.03	6.8
30	1.50	0.203	3.0	10	3312.1	1273.9	23.3	3.4	578.4	241.0	2.72	0.30	1.5
31	1.50	0.203	3.0	10	3312.1	1273.9	23.3	3.4	578.4	241.0	3.70	0.48	2.7
32	1.50	0.203	3.0	10	3312.1	1273.9	23.3	3.4	578.4	241.0	4.97	0.76	4.5
33	1.50	0.203	3.0	10	3312.1	1273.9	23.3	3.4	578.4	241.0	5.60	0.95	5.5
34	1.50	0.203	3.0	10	3312.1	1273.9	23.3	3.4	578.4	241.0	6.20	0.94	6.2

表3 测试样本及网络测试输出结果

Table 3 Output result of RBF and test training set

编号	μ_p/μ_t	l_p/m	$\Psi(\text{CRH})$	l_p/d	E_p/σ_{yt}	G_p/σ_{yt}	σ_{yp}/σ_{yt}	ρ_p/ρ_t	E_t/σ_{yt}	G_t/σ_{yt}	$v_s/(\sigma_{yt}/\rho_t)^{1/2}$	h_{test}/m	$\alpha_{\text{test}}/\%$
1	1.67	0.0889	3.00	6.88	15407.4	5925.9	108.3	3.9	1551.8	657.6	8.79	0.39	3.7
2	1.67	0.0889	3.00	6.88	9629.6	3703.7	67.7	3.9	1215.7	515.1	9.90	0.65	7.0
3	1.50	0.203	3.00	10.0	4078.4	1568.6	28.7	3.4	680.5	283.6	6.78	1.80	6.6
4	1.50	0.305	3.00	10.0	3312.1	1273.9	23.3	3.4	578.4	241.0	5.97	0.98	6.0
5	1.67	0.889	4.25	6.9	9629.6	3703.7	67.7	3.9	1215.7	515.1	11.45	0.90	8.5

表4 测试样本结果及实验数据比较

Table 4 Comparison between experiment data and output of RBF

编号	h/m	$\alpha/\%$	h_{test}/m	$\alpha_{\text{test}}/\%$	$(h - h_{\text{test}})$	
					$/h/\%$	$(\alpha - \alpha_{\text{test}})$ $/\alpha/\%$
1	0.41	3.9	0.39	3.7	4.8	5.1
2	0.75	6.9	0.65	7.0	13.3	-1.4
3	1.75	6.4	1.80	6.6	-2.8	-3.1
4	0.92	6.6	0.98	6.0	-6.5	9.0
5	0.88	7.5	0.90	8.5	-2.2	-13.3

注 $h_{\text{test}}, \alpha_{\text{test}}$ 为网络测试结果, h, α 为实验数据
混凝土侵彻深度和弹体质量损失的较满意预测, 模型方法可以用于解决钢纤维混凝土、钢筋混凝土及岩石等弹体侵彻深度的问题。

参考文献

[1] Corbett G G, Reid S R, Johnson W. Impact loading of plates and shells by free-flying projectiles: a review [J]. *Int J Impact Eng*, 1996, 18(2): 141~230

[2] 文鹤鸣. 混凝土靶板冲击响应的经验公式[J]. *爆炸与冲击*, 2003, 23(3): 267~274

[3] 王礼立, 余同希, 李永池. 冲击动力学进展[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 1992

[4] 袁曾任. 人工神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999

[5] Li Q M, Reid S R, Wen H M, et al. Local impact of effects of hard missiles on concrete targets [J]. *Int J Impact Eng*, 2005, 32: 224~284

[6] Forrestal M J, Frew D J, Hanchak S J, et al. Penetration of grout and concrete targets with ogive-nose steel projectiles [J]. *Int J Impact Eng*, 1997, 18(5): 465~476

[7] The Mathworks Inc. MATLAB User's Guide [M]. U S: Mathworks Press, 1997

[8] 周开利, 康耀红. 神经网络模及其 MATLAB 仿真程序设计 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005

[9] 丛 爽. 面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用 [M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2003

Penetration Depth of Projectiles Into Concrete Using Artificial Neural Network

Li Jianguang¹, Li Yongchi¹, Wang Yulan²

(University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China;

2. Ningbo University of Technology, Ningbo, Zhejiang 315016, China)

[Abstract] In this article, nonlinear mapping relation between input of 13 variables of l_p and σ_{yt}/σ_{yp} etc., and output of penetration depth is established by dimensional analysis and theory of artificial neural networks for problem of penetration depth of projectiles into concrete. Moreover, a satisfied output about penetration depth from RBF neural network is gotten by a group of input sets and corresponding output sets, which comes from M. J. Forrestal's document.

[Key words] neural networks; dimensional analysis; penetration depth of projectiles into concrete; nonlinear mapping relation; RBF neural networks