

王胜利, 刘华, 郑山锁, 等. 一般大气环境下钢筋锈蚀深度的 RBF 神经网络预测模型研究[J]. 地震工程学报, 2024, 46(2): 269-277. DOI: 10.20000/j.1000-0844.20211224005

WANG Shengli, LIU Hua, ZHENG Shansuo, et al. RBF neural network prediction model for steel bar corrosion depth under general atmospheric environment[J]. China Earthquake Engineering Journal, 2024, 46(2): 269-277. DOI: 10.20000/j.1000-0844.20211224005

一般大气环境下钢筋锈蚀深度的 RBF 神经网络预测模型研究

王胜利¹, 刘 华², 郑山锁², 董淑卿¹, 黄 瑜¹

(1. 中国能源建设集团陕西省电力设计院有限公司, 陕西 西安 710054;

2. 西安建筑科技大学土木工程学院, 陕西 西安 710055)

摘要: 钢筋锈蚀深度预测是评估在役 RC 结构服役性能的基础。为建立一般大气环境 RC 构件中钢筋锈蚀深度预测模型, 通过收集实测数据, 分析影响钢筋锈蚀深度的主要参数及其影响规律, 继而基于实测数据建立数值模型和 RBF 神经网络预测模型, 并进行参数敏感性分析。研究表明: 与数值模型相比, RBF 神经网络对钢筋锈蚀深度预测效率与精度更高, 能够有效映射各影响参数与钢筋锈蚀深度之间复杂的非线性关系。参数敏感性分析结果显示, 钢筋混凝土表面锈胀裂缝宽度对钢筋锈蚀深度影响最大, 钢筋直径、保护层厚度与钢筋直径之比和混凝土抗压强度等其他因素影响次之。所得模型可用于工程检测中钢筋锈蚀程度预测与 RC 构筑物剩余服役寿命评估。

关键词: 钢筋混凝土; 钢筋锈蚀; RBF 神经网络; 锈蚀深度预测; 敏感性分析

中图分类号: TU391; TU317.1

文献标志码: A

文章编号: 1000-0844(2024)02-0269-09

DOI: 10.20000/j.1000-0844.20211224005

RBF neural network prediction model for steel bar corrosion depth under general atmospheric environment

WANG Shengli¹, LIU Hua², ZHENG Shansuo², DONG Shuqing¹, HUANG Yu¹

(1. Shaanxi Electric Power Design Institute Co., Ltd. of China Energy Engineering Group, Xi'an 710054, Shaanxi, China;

2. School of Civil Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, Shaanxi, China)

Abstract: The prediction of steel bar corrosion depth is the basis for evaluating the service performance of RC structures. To establish a prediction model for steel bar corrosion depth in RC members under general atmospheric environment, the main parameters affecting the corrosion depth and the influence law were analyzed in this paper. Then, a numerical model and a RBF neural network prediction model were established based on the measured data, and the parameter sensitivity analysis was carried out. Results show that: compared with the numerical model, the RBF neural network has higher efficiency and accuracy in predicting the corrosion depth of steel

收稿日期: 2021-12-24

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2019YFC1509302); 国家自然科学基金(52278530); 陕西省重点研发计划资助项目(2021ZDLSF06-10)

第一作者简介: 王胜利, 男, 正高级工程师, 主要从事工程结构抗震设计研究。E-mail: wangsl@sepdi.com。

通信作者: 刘 华, 男, 硕士研究生, 主要从事工程结构抗震研究。E-mail: liuhua0076@163.com。

bars; it can effectively map the complex nonlinear relationship between the influencing parameters and the corrosion depth of steel bars. The results of parameter sensitivity analysis show that the expansive crack width on RC surface has the greatest influence on the corrosion depth of steel bars, followed by other factors, i.e., the diameter of steel bar, the ratio of concrete cover thickness to steel bar diameter, and the compressive strength of concrete. The proposed model can be used to predict the corrosion degree of steel bars and evaluate the remaining service life of RC structures in engineering detection.

Keywords: reinforced concrete; steel bar corrosion; RBF neural network; corrosion depth prediction; sensitivity analysis

0 引言

受一般大气环境中诸如氧气、水分子、硫酸根等侵蚀因子影响,建筑结构混凝土中钢筋将出现不同程度的锈蚀,且随建筑服役期增长锈蚀程度不断加剧。钢筋锈蚀是造成一般大气环境下既有结构耐久性损伤的重要因素之一,将显著削弱结构承载与抗震能力。目前,既有 RC 结构中钢筋锈蚀深度预测模型主要考虑了保护层厚度 c 、钢筋直径 d 、混凝土表面锈胀裂缝宽度 ω 、混凝土抗压强度 f_{cu} 等的影响。如惠云玲^[1]通过对 158 个试件进行加速锈蚀试验,建立了混凝土开裂后的钢筋锈蚀程度与钢筋直径和混凝土表面锈胀裂缝宽度的关系模型如表 1 中式(1)。Vidal 等^[2]基于干湿循环方法模拟了盐碱环境中梁的自然腐蚀,试验结果表明:保护层厚度与钢筋直径之比 c/d 和混凝土强度等级 f_{cu} 对腐蚀试件混凝土裂缝开展影响显著,且间接影响混凝土开裂后钢筋锈蚀进程,所得模型如表 1

中式(2)。混凝土结构耐久性评定标准^[3]对于已经锈胀开裂的结构构件,亦考虑了 c/d 、 f_{cu} 和 ω 因素对钢筋锈蚀深度的影响,给出如表 1 中式(3)所列的预测公式,并建议实际检测中宜采用直接破型方法进行校核。徐港等^[4]进行了自然环境下钢筋混凝土试件的干湿循环加速锈蚀试验,基于试验数据,由数理统计原理分析得到了钢筋锈蚀深度的回归方程,并利用灵敏度分析方法对各影响参数进行了敏感性分析,得出 ω 对钢筋锈蚀深度 δ 的影响最大,其余依次为 $f_{cu} > c > d$ 。如表 1 所列,喻孟雄等^[5]对现有钢筋锈蚀深度的数值计算模型进行总结,发现各数值模型的试验锈蚀方法、试件类型和试验假定不同,将导致预测结果出现不同程度的偏差,并且由于构件所处的环境气候条件及混凝土本身质量影响,钢筋锈蚀深度和混凝土锈胀裂缝宽度的离散性较大,需要更多的现场调查数据来对钢筋锈蚀深度预测模型进行全面分析。

表 1 现有钢筋锈蚀深度的数值计算模型

Table 1 Existing numerical calculation models of steel bar corrosion depth				
序号	文献来源	时间	计算式	
1	惠云玲 ^[1]	1985	$\omega=11.598\ 9(\delta-\delta^2/d)+0.051\ 1-0.022\ 9f_{cu}$	(1)
2	Vidal ^[2]	2004	$\omega=0.045\ 2\left\{(2\alpha\delta d-\alpha^2\delta^2)-d^2\left\{1-\left[1-\frac{\alpha}{d}\left(7.53+9.32\frac{c}{d}\right)10^{-3}\right]^2\right\}\right\}$	(2)
3	结构耐久性评定标准 ^[3]	2007	$\omega=11.627\ 9\delta-0.093c/d-0.006\ 395f_{cu}-0.174\ 42, (\omega\geqslant0.10\ \text{mm})$ $\omega=2.857\ 1\delta-0.022\ 9c/d-0.001\ 57f_{cu}+0.037\ 14, (\omega<0.10\ \text{mm})$	(3)
4	徐港 ^[4]	2011	$\omega=0.696\ln\delta\ 0.368\ 8f_{cu}^{0.299}\ 0.929\ 1^c\ 0.999\ 3^d\ 1.002\ 2^s$	(4)
5	喻孟雄 ^[5]	2014	$\omega=0.117\ 8\{(2\alpha\delta d-\alpha^2\delta^2)-[0.002\alpha\delta_{cr}d-(0.001\alpha)^2\delta^2]\}$ $\delta_{cr}=407.67+0.51c/d-12.4f_{cu}$	(5)

注: ω 为混凝土锈胀裂缝宽度,mm; δ 为钢筋锈蚀深度,mm; δ_{cr} 混凝土开裂时钢筋临界锈蚀深度,mm; d 为钢筋直径,mm; c 为混凝土保护层厚度,mm; f_{cu} 为混凝土抗压强度,MPa; s 为箍筋间距,mm; α 为不均匀锈蚀系数

人工神经网络是基于模仿大脑神经网络的结构和功能而建立的一种信息化处理系统,具有自适应性、自组织性和自学习能力,适用于同时考虑多因素影响、模糊或非线性的信息处理问题。近年来,人工神经网络已在模态识别、控制优化、图像处理、金融分析、材料工程等诸多领域得到了广泛的应用。20

世纪 90 年代以来,土木领域科研人员逐渐将神经网络的方法引入土木工程研究领域,如混凝土材料性能预测、结构损伤模式识别、混凝土配合比优化设计等^[6]。牛荻涛等^[7]收集了工程检测和实验数据 31 组,建立了钢筋锈蚀率的 BP(前馈型)神经网络模型,发现神经网络模型的预测值与工程实际的实测

值差异较小。张耀庭等^[8]结合室内试验和工程实测数据,建立了混凝土开裂后钢筋锈蚀程度的 BP 神经网络模型,结果发现在试验和实测数据离散性较大的情况下神经网络模型对钢筋锈蚀程度的预测仍能取得较好的结果。刘燕等^[9]基于文献[7]的工程检测和实验数据,建立了钢筋锈蚀程度的 RBF(径向基)神经网络和 BP 神经网络预测模型,对两种神经网络模型的预测结果进行比较,结果表明:RBF 神经网络模型的预测结果与实测结果的误差显著小于 BP 神经网络模型的误差,且 RBF 神经网络具有更好的分析能力、学习速度、预测精度和自适应性。综上所述,由于影响钢筋锈蚀深度的因素众多,目前尚无一个可同时考虑多影响因素的预测模型,而神经网络模型在钢筋锈蚀程度的预测中可以同时考虑参数多样化、非线性和强离散的影响,且预测精度较高,可作为一种高效便捷的智能方法。

本文总结了现有钢筋锈蚀深度的数值模型,在实际检测数据的基础上,基于 Vidal 等^[2]模型建立了锈蚀深度与主要钢筋锈蚀影响因素的数学模型;继而考虑钢筋锈蚀程度的其他影响因素,建立了钢筋锈蚀深度的 RBF 神经网络预测模型,并将数值模型预测结果与 RBF 神经网络预测结果进行比对;最后,对 RBF 神经网络预测模型进行了参数敏感性分析。

1 数学模型模拟

1.1 数学模型建立

为了建立基于实际检测数据的钢筋锈蚀深度数值预测模型,采用本课题组多龄期钢筋混凝土结构地震易损性分析^[10]中一般大气环境下多龄期 RC 结构腐蚀程度量化模型研究的实际检测数据。根据武海荣^[11]提出的耐久性环境区划方法,近似认为攀枝花市的建筑结构处于一般大气环境中。由于检测条件限制,实测过程中难以对 RC 结构混凝土内部钢筋的锈蚀深度进行大面积破损检测,课题组仅对 20 栋已经发生锈蚀的结构进行了混凝土外观检测和部分开槽检测,得到检测数据 75 组。检测内容包括:保护层厚度 c 、混凝土抗压强度 f_{cu} 、钢筋直径 d 、钢筋锈蚀深度 δ 、混凝土表面锈胀裂缝宽度 ω 和结构服役龄期 A ^[12-13]。为了得到更符合实际的混凝土抗压强度退化特征,本研究将检测得到的混凝土强度进行归一化处理,即将测区内混凝土实测时的抗压强度平均值与其初始抗压强度的比值作为新

的研究参数——混凝土相对抗压强度 β , 计算公式为:

$$\beta_i = f_{cu,i}^c / f_c \quad (6)$$

式中: $f_{cu,i}^c$ 为每个测区混凝土抗压强度钻芯修正值; f_c 为混凝土初始抗压强度平均值。对检测数据进行整理,按各影响因素与钢筋锈蚀深度的关系进行归并,并补充所测钢筋锈蚀深度 δ 与结构服役龄期 A 的关系,得到如图 1 所示检测数据的散点图。

从图 1 可以看出,表面裂缝宽度与钢筋锈蚀深度呈现出一定的线性相关性,而其他因素与钢筋锈蚀深度的离散性较大,这与目前大多数研究采用裂缝宽度为主要影响因素来建立钢筋锈蚀深度模型相符。本文数值模型部分亦采用裂缝宽度为主导因素的锈蚀深度的数值模型,选用 Vidal^[2]模型的基本形式,其中临界钢筋锈蚀深度 δ_{cr} 模型采用 Alonso^[12]模型的形式,如式(7)~(10)所示。

$$\omega = \kappa_0 (\Delta A_s - \Delta A_{s0}) \quad (7)$$

$$\Delta A_s = \pi/4 (2\alpha\delta d - \alpha^2\delta^2) \quad (8)$$

$$\Delta A_{s0} = \frac{\pi d^2}{4} \left[1 - \left(1 - \frac{\alpha}{d} \delta_{cr} \right)^2 \right] \quad (9)$$

$$\delta_{cr} = \alpha_1 c / d + \alpha_2 \quad (10)$$

式中: ΔA_s 为钢筋截面损失面积(mm^2); ΔA_{s0} 为混凝土开裂时钢筋临界损失面积(mm^2); κ_0 为待定系数;本研究将钢筋锈蚀视为均匀锈蚀,取 $\alpha = 2$ 。

根据式(7)~(10)可得钢筋混凝土结构基于锈胀裂缝宽度 ω 的钢筋锈蚀深度 δ 计算模型:

$$\omega = \kappa_0 \left\{ (\delta d - \delta^2) - \frac{\pi d^2}{4} \left\{ 1 - \left[1 - \frac{2}{d} \left(\alpha_1 \frac{c}{d} + \alpha_2 \right) \right]^2 \right\} \right\} \quad (11)$$

式中: κ_0 、 α_1 、 α_2 均为待定系数,其值根据图 1 的实际检测结果通过回归分析得到, $\kappa_0 = 0.035\ 0$, $\alpha_1 = 0.053$, $\alpha_2 = -0.035\ 2$,相关系数 $R^2 = 0.80$ 。将所得待定系数代入式(11),经过相关代换,便可得到钢筋锈蚀深度 δ 的表达式,如式(12)所示。

$$\delta = \frac{1}{2} \left(d - \sqrt{d - 2 \left(0.052\ 3 \frac{c}{d} - 0.035\ 2 \right)^2 - 36.397\omega} \right) \quad (12)$$

1.2 数学模拟结果

将图 1 中的保护层厚度 c 、钢筋直径 d 、混凝土表面锈胀裂缝宽度 ω ,代入式(12)得到钢筋锈蚀深度的计算值 δ_1 。如图 2 所示,将计算值 δ_1 与实测值 δ 进行比较,取 δ_1 与 δ 之差的绝对值为误差,取误差占实测值 δ 的百分比为相对误差。

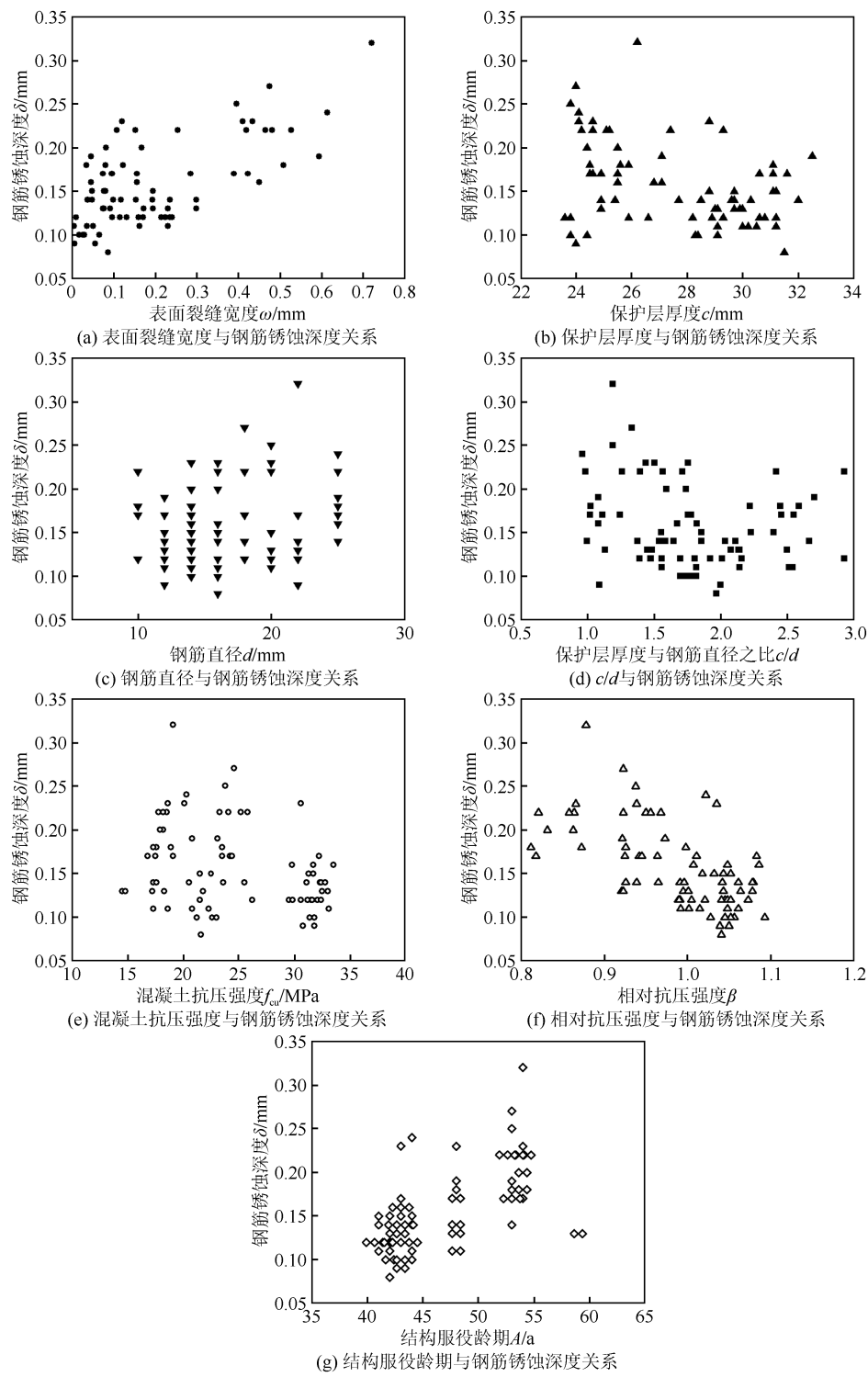


图 1 各影响因素与钢筋锈蚀深度关系

Fig.1 Relationship between each influencing factor and steel corrosion depth

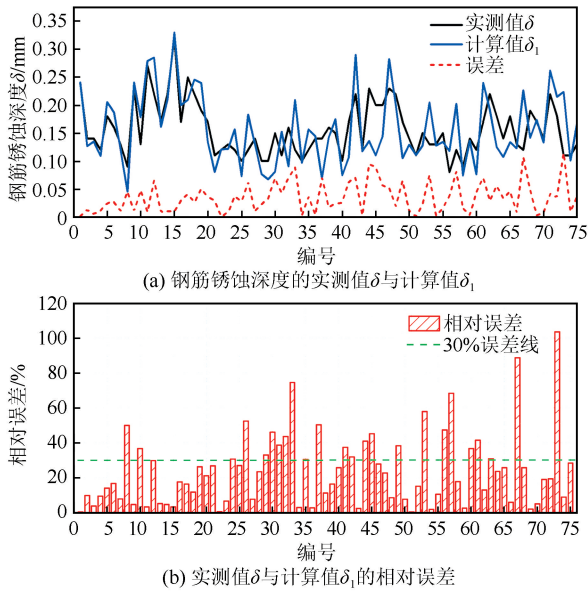
从图 2 可以看出,理论计算的钢筋锈蚀深度和实测钢筋锈蚀深度的分布趋势基本相同,两者的相对误差有 72%柱形图高度位于 30%误差线以内,最大相对误差为 103.6%,平均相对误差为 24.1%,说明建立的钢筋锈蚀深度数值预测模型具有一定的适

用性。

2 RBF 神经网络预测

2.1 RBF 神经网络模型建立

RBF 神经网络^[13]具有良好的泛化能力,网络结

图 2 实测值 δ 与数值模型计算值 δ_1 比较Fig 2 Comparison between the measured value δ and the calculated value δ_1 of numerical model

构简单,能在任意精度下逼近任何非线性函数,可以避免冗长和不必要计算而备受关注^[14]。如图 3 所示,RBF 神经网络由三层结构组成:输入层、隐含层和输出层,其中输入层与输出层的向量维度需一致。隐含层的神经元激活函数由径向基函数构成,隐含层组成的数组运算单元称为隐含层节点,每个隐含层节点包含一个中心的向量 c , c 和输入向量 x 具有相同的维数,二者之间的欧氏距离定义为 $\|x(t) - c_j(t)\|$ 。隐含层的输出由非线性激活函数 $h_j(t)$ 构成:

$$h_j(t) = \exp\left(-\frac{\|x(t) - c_j(t)\|^2}{2b_j^2}\right); j = 1, \dots, l \quad (13)$$

式中: $x(t)$ 为输入参数向量; $c_j(t)$ 为径向基网络中心向量; b_j 为高斯基函数的宽度,一般为正的标量; l 为隐含层神经元节点数。网络的输出由式(14)线性加权函数实现:

$$\delta_i(t) = \sum_{j=1}^m w_{ji} h_j(t); i = 1, \dots, n \quad (14)$$

式中: w 为输出层的权值; n 为输出节点数目; δ 为神经网络的输出。隐含层神经元节点数 l 按经验公式(15)来确定^[15-16]:

$$l = \sqrt{m+n} + a \text{ 或}$$

$$l = \sqrt{0.43mn + 0.12n^2 + 2.54m + 0.77n + 0.35 + 0.51} \quad (15)$$

式中: m 、 n 分别为输入节点数目和输出节点数目; a

为 1~10 之间的常数。经式(15)计算和模型试算分析精度,取 $l = 14$ 。

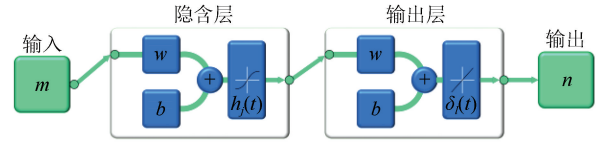


图 3 RBF 神经网络结构

Fig.3 Structure of RBF neural network

对图 1 实际检测数据的模拟训练与仿真预测采用如下方法:从输入数据中随机选取 70% 作为训练集,剩余数据随机选取 15% 作为验证集,最终剩余的 15% 数据作为测试集。神经网络的数据拟合模拟训练方法通常有 Levenberg-Marquardt 法(LM 法)、Bayesian-Regularization 法(贝叶斯正则化法)和 Scaled-Conjugate-Gradient 法(共轭梯度法)。与其他神经网络训练方法相比,LM 法能提供函数非线性最小化(局部最小)的数值解,借由执行时修改参数达到结合高斯-牛顿算法以及梯度下降法的优点,并对两者之不足做改善,如果下降太快,使用较小的阻尼因子 λ ,使之更接近高斯-牛顿法,如果下降太慢,使用较大的阻尼因子 λ ,使之更接近梯度下降法;而贝叶斯正则化法在神经网络训练中可能会出现过拟合的状况,共轭梯度法虽然在神经网络训练时不需要参数,但是在数据适用上有一定的限制^[15]。因此,本文采用 Levenberg-Marquardt 法进行神经网络的训练。

神经网络对数据离散性的包容度较好,能够实现向量的多维映射,故在 RBF 神经网络训练时将把图 1 中实际检测数据的所有影响参数组成输入向量。如图 4 所示,本文采用混凝土保护层厚度 c 、钢筋直径 d 、混凝土表面裂缝宽度 ω 、混凝土保护层厚度与钢筋直径之比 c/d 、混凝土抗压强度 f_{cu} 、混凝土相对抗压强度 β 、结构服役龄期 A 共计 7 个影响参数作为输入向量,采用钢筋锈蚀深度 δ 作为输出向量。

由于材料特性、环境因素、荷载分布等实际结构中存在的各种不确定性,结合多次模拟试验,最终确定 RBF 神经网络的输入层、隐含层和输出层节点数分别为 7、14、1,采用 LM 法进行神经网络的学习训练。输出向量纵向维度与输入向量应当保持一致,以保证神经网络的学习有效。

2.2 RBF 神经网络预测结果

RBF 神经网络的最佳验证误差如图 5 所示。

由图可知,均方误差随着迭代次数的增加逐渐减小,在迭代次数为 6 次时最佳验证误差达到最小值 0.000 719 2,且整个网络的训练过程仅 12 次迭代,训练的整体速度较快。

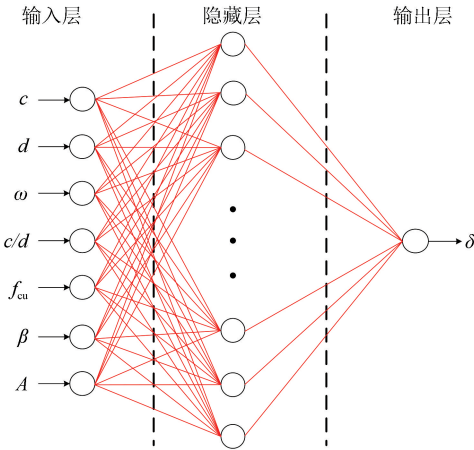


图 4 RBF 神经网络向量构成

Fig.4 Composition of RBF neural network vector

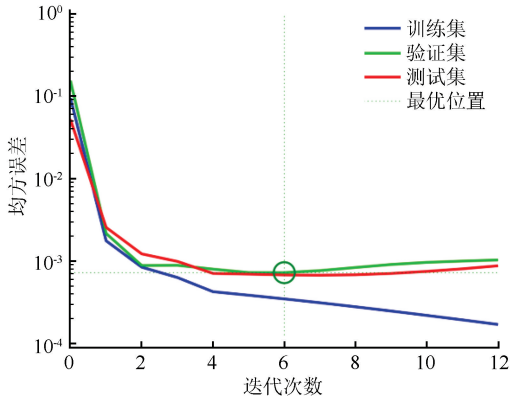


图 5 均方误差图

Fig.5 Mean square error

RBF 神经网络的回归分析如图 6 所示。由图可知,RBF 神经网络的训练集、验证集、测试集和所有数据集的回归系数分别为 0.911、0.896、0.841 和 0.897,相关性均表现较好,说明此 RBF 神经网络模型的拟合性能良好。

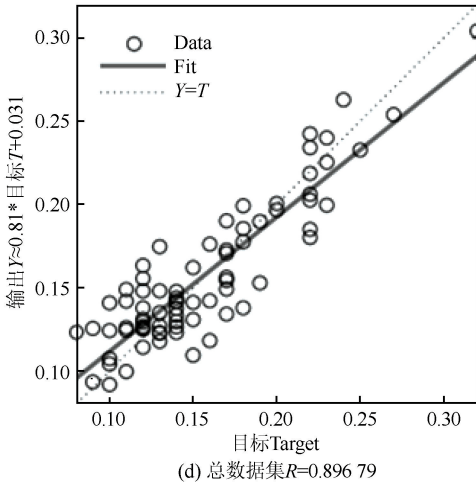
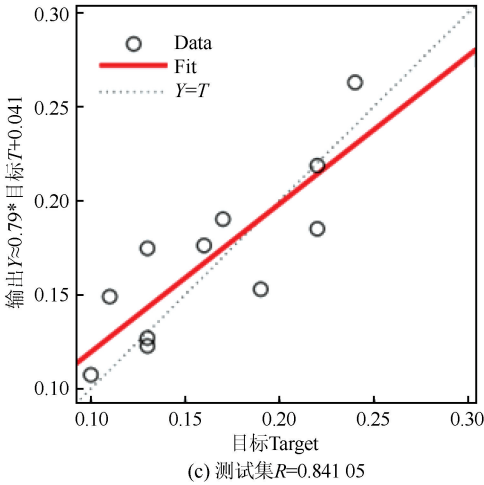
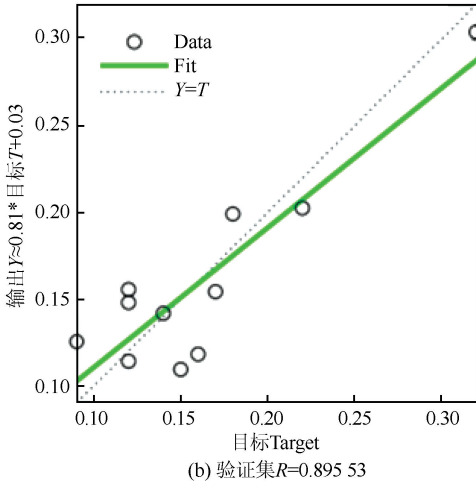
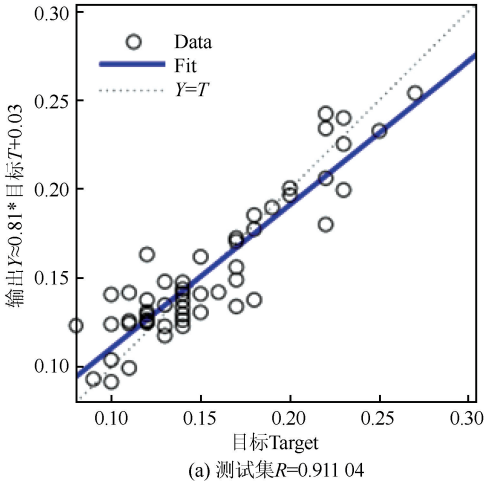


图 6 RBF 神经网络回归分析

Fig.6 Regression analysis of RBF neural network

将训练好的神经网络保存为 MATLAB 网络执行文件,除钢筋锈蚀深度 δ 外,将检测的所有数据随机分散组成新的预测向量组,利用 MATLAB 命令“sim(net,vector), (其中 vector 为新的预测向量组)”,可以得到由 RBF 神经网络预测的输出值 δ_2 。

将钢筋锈蚀深度的 RBF 神经网络预测值 δ_2 与钢筋锈蚀深度的实测值 δ 按编号进行比较,取钢筋锈蚀深度的预测值 δ_2 与实测值 δ 之差的绝对值为误差如图 7(a)所示,误差占实测值 δ 的百分比为相对误差如图 7(b)所示。

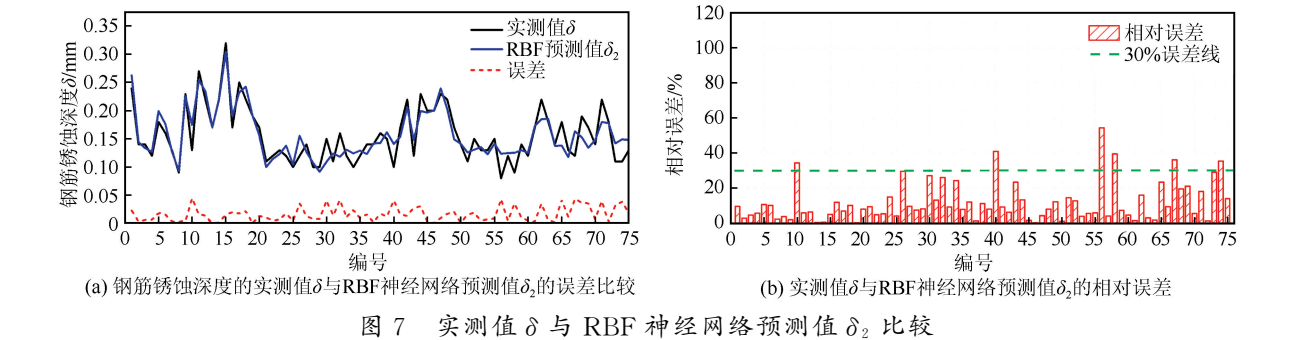


Fig.7 Comparison between the measured value δ and the predicted value δ_2 of RBF neural network

从图 7 可以看出,RBF 神经网络预测的钢筋锈蚀深度和实测钢筋锈蚀深度的分布趋势基本相同,两者的误差均有 92%的柱形图分布于 30%误差线以内,最大相对误差为 54.28%,平均相对误差为 11.78%,说明建立的钢筋锈蚀深度 RBF 神经网络预测模型具有良好的适用性。

3 模型结果比较

如图 2 和图 7 所示,本文建立的数学计算模型和 RBF 神经网络预测模型均能够较好地反映钢筋的实际锈蚀深度,但 RBF 神经网络模型的预测结果与钢筋实际锈蚀深度的误差比数学模型的预测结果与钢筋实际锈蚀深度的误差更小。此外,RBF 还考虑到了数学计算模型所没有考虑到的混凝土保护层厚度与钢筋直径

之比 c/d 、混凝土抗压强度 f_{cu} 、混凝土相对抗压强度 β 、结构服役龄期 A 的影响,这些因素在实际的结构中受环境因素和材料本身性质的影响更大,其本身即有较大的离散性,在综合考虑了这些因素的影响下,RBF 神经网络仍然能达到较好的预测精度,充分证明了其具有较好的多维非线性映射能力和泛化能力。

4 RBF 神经网络的参数敏感性分析

本文 RBF 神经网络训练结束后,提取模型文件中输入层到隐含层权值和隐含层到输出层权值,如表 2 所列。将训练结束后 RBF 神经网络模型中向量连接权值,采用基于连接权值的 Olden 算法^[17]进行参数的敏感性分析计算,用于衡量输入变量对输出指标的影响程度。

表 2 连接权值								
Table 2 Connection weights								
	输入层到隐含层权值							隐含层到输出层权值
	1	2	3	4	5	6	7	
1	-1.44	-0.84	0.08	1.03	-0.64	-0.30	-0.24	-0.21
2	0.43	-1.13	-0.27	0.00	-1.69	-1.05	1.71	-0.47
3	-1.11	-0.63	0.52	-0.98	0.54	0.07	1.04	0.48
4	1.12	-0.85	0.01	-0.06	-0.62	-0.61	0.52	0.63
5	1.30	0.59	-0.76	0.81	0.57	0.48	0.95	-0.39
6	-0.82	1.33	1.18	-0.39	-1.39	-0.14	-1.54	-0.83
7	0.84	-0.57	-0.49	1.55	-0.13	-0.86	-0.43	-0.47
8	-1.29	-0.31	-0.06	-1.10	0.33	0.94	0.65	-0.22
9	0.34	-0.42	0.85	1.01	-0.68	-0.87	0.35	0.06
10	-0.61	-0.29	-0.82	0.34	0.55	1.61	0.49	0.39
11	-0.30	1.23	-1.04	-0.18	0.14	0.30	1.78	-0.72
12	-0.27	1.78	0.70	-1.31	-0.94	0.07	-0.27	0.39
13	-0.80	-0.85	0.94	-0.91	0.54	-0.22	-0.16	0.29
14	0.29	0.24	0.62	-0.21	-0.85	-1.35	0.81	0.49

其中,负连接权重表示对神经元的抑制作用(降低传入信号的强度)并降低预测响应的值,而正连接权重表示对神经元的兴奋作用(增加传入信号的强度)并增加预测响应的值。本文中,Olden 算法测算钢筋锈蚀深度对影响参数的敏感性可用式(16)来确定。

$$S_i = \sum_{k=1}^{14} \omega_{ik} v_k / \sum_{i=1}^7 \sum_{k=1}^{14} \omega_{ik} v_k \tag{16}$$

式中: S_i 表示 RBF 神经网络预测模型中钢筋锈蚀深度 δ 对输入向量 i 的敏感性; ω_{ik} 、 v_k 分别为输入层到隐含层、隐含层到输出层的连接权值。

基于 Olden 连接权值的钢筋锈蚀深度敏感性分析结果如图 8 所示。相对敏感度正值和负值,代表各影响因素与钢筋锈蚀深度的正向和负向相关,且各影响因素的相对敏感度之和为 1。

由图 8 可知,混凝土表面锈胀裂缝宽度 ω 、钢筋直径 d 与混凝土结构钢筋锈蚀深度 δ 正相关,混凝土保护层厚度与钢筋直径之比 c/d 、钢筋直径 d 、混凝土抗压强度 f_{cu} 、结构服役龄期 A 、混凝土保护层厚度 c 、混凝土相对抗压强度 β 与混凝土结构钢筋锈蚀深度 δ 负相关。参数敏感性排序为: $\omega > d > c/d > f_{cu} > A > c > \beta$,其中混凝土表面锈胀裂缝宽度 ω 为敏感性最大指标。这一结果与徐港等^[4]和 Molina 等^[14]的研究结论是一致的。由于实测的建筑建成于 20 世纪 70—80 年代,环境及材料本身的多种不确定因素的影响,在检测时均已形成肉眼可见的裂缝,混凝土保护层出现不同程度的剥落且钢筋也已出现不同程度的锈蚀。因此在实际检测的数据中, c/d 和 d 对钢筋锈蚀影响的相对敏感度比 f_{cu} 更高,可能是由于混凝土保护层的剥落和混凝土锈胀裂缝的开展,大直径钢筋所能接触到的空气中的水分子、硫酸根离子等锈蚀因素的面积较大。

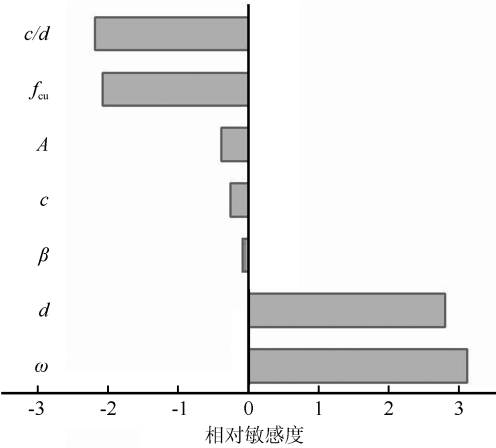


图 8 参数敏感性分析结果

Fig.8 Parameter sensitivity analysis results

5 结论

(1) RBF 神经网络可以较好地实现向量的多维非线性映射,具有较好的泛化能力,为此类数据离散性较大的非线性回归问题提供一种简单高效的智能方法。本文建立的钢筋锈蚀深度 RBF 神经网络预测模型,可为实际工程中钢筋锈蚀深度与构筑物剩余使用年限等耐久性问题的评估提供参考。

(2) 本文利用实测数据建立的钢筋锈蚀深度 RBF 神经网络预测模型,能较好地预测钢筋的实际锈蚀深度。通过与数学模型的计算结果对比,RBF 神经网络模型预测结果与实测结果的误差比数学计算模型的误差小。

(3) 通过各参数对钢筋锈蚀深度的敏感性分析可知,钢筋混凝土结构表面锈胀裂缝宽度对钢筋锈蚀深度影响最大,其次分别为钢筋直径、保护层厚度与钢筋直径之比、混凝土抗压强度,其余因素的影响较小。

由于本研究所采用的数据值均为实际检测值,不可避免地会存在测量误差,以后可以根据试验和更多检测数据对钢筋锈蚀的 RBF 神经网络模型进一步的综合验证模型的可靠性。

参考文献(References)

[1] 惠云玲.混凝土结构中钢筋锈蚀程度评估和预测试验研究[J].工业建筑,1997,27(6):6-9,49.
HUI Yunling.Assessment and predicted experimental study on corrosive degree of reinforcements in concrete structures[J].Industrial Construction,1997,27(6):6-9,49.

[2] VIDAL T,CASTEL A,FRANÇOIS R.Analyzing crack width to predict corrosion in reinforced concrete[J].Cement and Concrete Research,2004,34(1):165-174.

[3] 中国工程建筑标准化协会.混凝土结构耐久性评定标准:CECS 220—2007[S].北京:中国计划出版社,2007.
China Association for Engineering and Building Standardization.Standard for durability assessment of concrete structures:CECS 220—2007[S].Beijing:China Planning Press,2007.

[4] 徐港,费红芳,刘德富,等.混凝土中钢筋锈蚀深度预测模型[J].建筑材料学报,2011,14(6):844-849.
XU Gang,FEI Hongfang,LIU Defu,et al.Prediction model on the rebar corrosion depth in concrete[J].Journal of Building Materials,2011,14(6):844-849.

[5] 喻孟雄,李少龙,张少华,等.基于锈胀裂缝宽度的钢筋锈蚀深度计算模型[J].混凝土,2014(11):11-14,23.
YU Mengxiong,LI Shaolong,ZHANG Shaohua,et al.Model for calculating the steel corrosion depth based on crack width [J].Concrete,2014(11):11-14,23.

- [6] 范颖芳,周晶.人工神经网络在受腐蚀钢筋混凝土结构工程中的应用[J].四川建筑科学研究,2004,30(1):19-22.
FAN Yingfang,ZHOU Jing.State-of-the-art on application of artificial neural networks in corroded reinforced concrete structural engineering[J].Building Science Research of Sichuan, 2004,30(1):19-22.
- [7] 陈海斌,牛荻涛,浦聿修.应用人工神经网络技术评估混凝土中的钢筋锈蚀量[J].工业建筑,1999,29(2):51-55.
CHEN Haibin,NIU Ditao,PU Yuxiu.Assessment on corrosive degree of reinforcement in concrete by artificial neural networks[J].Industrial Construction,1999,29(2):51-55.
- [8] 张耀庭,罗茜,胡兴源.应用 BP 网络预测混凝土中的钢筋锈蚀量[J].混凝土,2001(2):56-59,53.
ZHANG Yaoting,LUO Han,HU Xingyuan.Prediction for corrosive degree of reinforcement in concrete by neural network[J].Concrete,2001(2):56-59,53.
- [9] 刘燕,赵胜利,易成.基于 RBF 神经网络的钢筋锈蚀程度预测[J].混凝土,2009(10):27-29.
LIU Yan,ZHAO Shengli,YI Cheng.Forecast for corrosion of reinforcing steel based on RBF neural network[J].Concrete, 2009(10):27-29.
- [10] 郑山锁,董立国,张艺欣,等.多龄期钢筋混凝土结构地震易损性分析[M].北京:科学出版社,2017.
ZHENG Shansuo,DONG Liguang,ZHANG Yixin,et al.Analysis of seismic vulnerability of multi-age reinforced concrete structures[M].Beijing:Science Press,2017.
- [11] 武海荣.混凝土结构耐久性环境区划与耐久性设计方法[D].杭州:浙江大学,2012.
WU Hairong.Environmental zonation on design methodology for durability of concrete structures[D].Hangzhou:Zhejiang University,2012.
- [12] 中华人民共和国建设部,国家质量监督检验检疫总局.建筑结构检测技术标准:GB/T 50344—2004[S].北京:中国建筑工业出版社,2004.
Ministry of Construction of the People's Republic of China, General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China.Technical standard for inspection of building structure:GB/T 50344—2004 [S].Beijing:China Architecture & Building Press,2004.
- [13] 国家建筑工程质量监督检验中心.混凝土无损检测技术[M].北京:中国建材工业出版社,1996.
National Construction Engineering Quality Supervision and Inspection Center.Nondestructive testing technology of concrete[M].Beijing:China Building Material Industry Publishing House,1996.
- [14] MOLINA F J,ALONSO C,ANDRADE C.Cover cracking as a function of rebar corrosion:part 2—numerical model[J].Materials and Structures,1993,26(9):532-548.
- [15] 周品.MATLAB 神经网络设计与应用[M].北京:清华大学出版社,2013.
ZHOU Pin.Design and application of MATLAB neural network[M].Beijing:Tsinghua University Press,2013.
- [16] 高攀祥,于军琪,牛荻涛,等.神经网络在混凝土碳化深度预测中的应用[J].计算机工程与应用,2014,50(14):238-241,250.
GAO Panxiang,YU Junqi,NIU Ditao,et al.Research and application on neural network in concrete carbonation depth prediction[J].Computer Engineering and Applications,2014,50(14):238-241,250.
- [17] OLDEN J D,JACKSON D A.Illuminating the “black box”:a randomization approach for understanding variable contributions in artificial neural networks[J].Ecological Modelling, 2002,154(1):135-150.

(本文编辑:任 栋)