

废弃混凝土和砖块混合物用作柔性路面材料的 弹性模量预测

袁广学¹, 陈黎², 王林均³, 冯博⁴

(1. 昭通市高速公路投资发展有限责任公司, 云南 昭通 657000; 2. 云南省公路科学技术研究院, 云南 昆明 650051;
3. 昆明华坤工程管理咨询有限公司, 云南 昆明 650224; 4. 中非国际建设工程有限公司, 陕西 西安 710003)

摘要:建设与拆迁的废料是建筑和基础设施行业发展的必然产物。以中国为例, 近几年废料的数量以每年大约 1 400 万 t 的速度急剧增加, 而这些废物的存在势必会破坏环境和城市的文明面貌。建造大型废物处理场或者将这些建筑垃圾填埋都会产生巨额的费用。同时, 在实际建设过程中常常存在原材料稀少的情况, 需要采石、加工和长途运输, 这些工序往往消耗较大的人力、物力和财力。对废料的回收及二次利用可以同时解决上述问题。对废弃混凝土和砖块混合物(RCA/RCM)用作柔性路面材料的研究中, 还鲜有采用最小二乘支持向量机(LSSVM)来预测散体材料的弹性模量相关的研究。该文建立 LSSVM 模型预测 RCA/RCM 混合物的弹性模量, 并与回归模型、人工神经网络模型进行比较。同时通过常规试验和先进试验对所研究的混合物进行评价, 并通过重复载荷三轴试验确定混合物的弹性模量值。利用回归模型、人工神经网络模型和 LSSVM 模型对所研究的混合物的弹性模量进行预测和比较, 优化最佳设计模型。结果表明: LSSVM 模型可以作为一种新的工具来评估 RCA/RCM 混合物的弹性模量。

关键词: 弹性模量; 再生混凝土骨料; 砖块混合物

1 前言

近年来, 随着建设工程的快速增加, 建设与拆迁过程中的废料数量也急剧增加, 以中国为例, 近 5 年废料的增长速度约为 1 400 万 t/年^[1]。而这些废物的存在势必会破坏环境和城市的文明面貌, 建造大型废物处理场或者将这些建筑垃圾填埋都会产生巨额的费用^[2]。同时, 在实际建设过程中常常存在原材料稀少的情况, 需要采石、加工和长途运输, 这些工序往往消耗较大的人力、物力和财力^[3]。对废料的回收及二次利用则可以同时解决上述两方面的问题。

国内外越来越多的专家、学者围绕废弃混凝土和砖块混合物(RCA/RCM)用作柔性路面材料展开了研究。已有学者评价了 RCA/RCM 混合物作为无黏结颗粒材料用于路面施工的适用性。研究认为: 将 RCA/RCM 混合物用于弹性或刚性的路面层具有较

大的可行性^[4]。另有学者评估了使用再生混凝土骨料作为结构混凝土生产中的建筑材料, 就其机械性能与原始骨料进行了比较, 研究了不同材料的工程指标性能及弹性模量, 并推荐再生混凝土骨料作为基材或次基材使用^[5]。此外, Arulrajah 等认为 RCA 和 RCM 混合物可以满足路面基层和路基层骨料的物理和抗剪强度要求, 并针对 5 种不同混合比例的 RCA 和 RCM 混合物测试了压实度、颗粒密度、吸水率、CBR 等性能指标, 论证了认为将 25% 的 RCM 添加到路面材料中的可行性和安全性^[6]。中国方面, 有学者针对工程案例制定了 3 种建筑废料配合比方案, 并定量分析了不同配合比方案对应的工程性能, 明确了建筑废料在路基填筑施工中的可行性和适用性^[7-9]。

上述研究为将再生混凝土和黏土混合物用于柔性路面材料提供了理论依据, 然而调研相关文献, 鲜有定量研究再生混凝土和黏土混合物的力学参数^[10], 而作为路面材料特征和路面设计的关键设计参数, 材料的

弹性模量具有极为重要的意义^[11]。以此为出发点,该文建立一个 LSSVM 模型来预测再生材料在路面上的弹性模量,并将上述模型与其他模型,如回归模型、人工神经网络模型进行了比较分析。试验结果表明 LSSVM 模型可以作为一种新的工具来评估 RCA/RCM 混合物的弹性模量。

2 试验材料

再生混凝土骨料(RCA)及再生黏土砌体(RCM)均选自中国华北地区某弃土场,将其在试验室中粉碎至最大尺寸 50 mm 的小颗粒。之后,对破碎的材料进行颗粒筛分试验,破碎后的不同 RCA/RCM 混合物的试样颗粒分布曲线如图 1 所示。

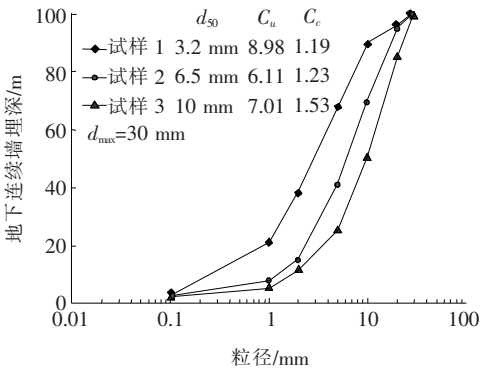


图 1 混合物的粒经分布

3 计算模型

研究采用 3 种模型进行比较分析,即回归模型、神经网络模型和 LSSVM 模型。

3.1 回归模型

基于 RCA/RCM 混合物的测试数据,建立式(1)的回归模型式,并通过 Microsoft Excel 求解函数对非线性数值进行优化,使得该计算模型的回归系数 K_1 、 K_2 、 K_3 和 A 不断优化从而求出最优解。

$$M_r = K_1 P_a \left(\frac{\theta}{P_a} \right)^{K_2} \left(\frac{\tau}{P_a} + RCM \cdot A \right)^{K_3} \tag{1}$$

式中: M_r 为弹性模量; K_1 、 K_2 、 K_3 、 A 为回归系数; RCM 为砌体砖含量(%); θ 为体应力= $\sigma_1 + \sigma_2 + \sigma_3$; σ_1 为最大主应力; σ_2 为次主应力; σ_3 为等向围压; τ 为八面体剪应力; P_a 为大气压常数($P_a = 101.3 \text{ kPa}$)。

3.2 神经网络模型

神经网络模型主要包括 3 部分:输入层、隐藏层和

输出层,每一层包含一个或多个神经元,该文使用了 3 个输入和一个输出神经元结构。影响神经网络准确性的主要因素是权重参数,它取决于隐藏神经元的个数和激活功能。该文对隐藏层采用曲线函数 $f(\cdot)$ 来表示,对输出层采用线性函数 $F(\cdot)$ 表示,该研究所选择的神经网络模型如图 2 所示。

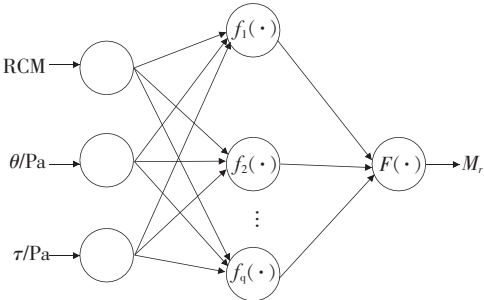


图 2 神经网络模型

图 2 中神经网络模型可用式(2)表示如下:

$$M_r(i) = F_i \left[\sum_{j=0}^q W_{ij} f_j \left(\sum_{l=1}^m \omega_{jl} z_l + \omega_{j0} \right) + \omega_{i0} \right] \tag{2}$$

式中: ω 和 W 分别为输入层和输出层之间的连接权重; ω_{j0} 和 ω_{i0} 分别为隐藏和输出神经元的偏置参数, q 和 m 分别为输出神经元和隐藏神经元的个数。训练数组 z 可以用式(3)表示:

$$z_n = \{ [u(i), M_r(i)] \mid i = 1, \dots, n \} \tag{3}$$

根据学习规则,采用前馈神经网络调节连接权重,使观测值和预测值误差函数最小。

3.3 LSSVM 模型

该文选择的 LSSVM 模型与前述神经网络模型具有相似的结构,以便对二者的结果进行比较,该 LSSVM 模型也包含 3 层,如图 3 所示。

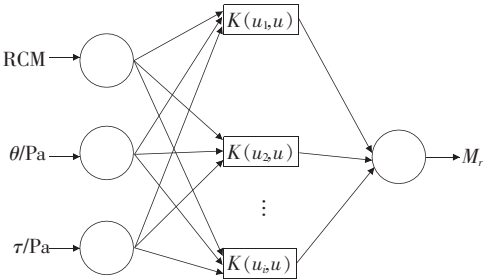


图 3 LSSVM 模型图

为了预测 RCA/RCM 材料的弹性模量,将 RCM 、 $\frac{\theta}{P_a}$ 和 $\frac{\tau}{P_a}$ 作为 3 种输入参数; R_n 为 n 维向量数据, r 为

一维输出数据。LSSVM模型的输入和输出变量之间的关系可表示为:

$$M_{ri} = w^T \varphi(u_i) + b + e_i \tag{4}$$

式中: $\varphi(u_i)$ 为输入和输出数据间的一个非线性函数; w 为可调权重向量; b 为标量阈值; e 为模型误差。

要提取 map 函数,需要先执行以下两个步骤:首先应用最小化原则,减少回归误差,如式(5)所示;然后,将式(4)、(5)代入式(6),并应用拉格朗日乘数法进行优化。

$$J(w, e) = 0.5w^T w + 0.5\gamma \sum_{i=1}^n e_i^2 \tag{5}$$

$$L(w, b, e, \alpha) = J(w, e) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{w^T \varphi(u_i) + b + e_i - M_{ri}\} \tag{6}$$

式中: γ 为规整化参数; α 为拉格朗日乘数。

最终材料的弹性模量预测模型可表示为:

$$M_{ri} = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(\mu_i, \mu) + b \tag{7}$$

上述模型的计算性能通过4个统计指标来进行评估,即确定系数(R^2)、均方根差(RMSE)、效率系数(E)、平均绝对误差(MAE)。 R^2 用于衡量测量值与预测值之间的拟合度,RMSE通过对较大的误差增加权重,用来描述模型误差的平均值, E 代表数据测量值和预测值在绝对平均值上的绝对误差,平均绝对误差(MAE)描述了模型误差的平均值和幅度。4个统计指标分别用以下公式描述:

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^n (M_{rio} - M_{rmo})(M_{rip} - M_{rpm}) \right]^2}{\left[\sum_{i=1}^n (M_{rio} - M_{rmo})^2 \right] \left[\sum_{i=1}^n (M_{rip} - M_{rpm})^2 \right]} \tag{8}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (M_{rio} - M_{rip})^2}{2}} \tag{9}$$

$$E = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |M_{rio} - M_{rip}|}{\sum_{i=1}^n |M_{rio} - M_{rmo}|} \tag{10}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |M_{rio} - M_{rip}| \tag{11}$$

式中: M_{rio} 和 M_{rip} 分别为弹性模量第*i*步的测量值和预测值; M_{rmo} 和 M_{rpm} 分别为弹性模量测量值和预测值的平均值。此外,可利用线性拟合分析弹性模量观测与预测的最佳拟合值。

线性拟合可表示为: $y = ax + b$; y 和 x 分别为

弹性模量预测值和观测值, a 和 b 分别为线性斜率和常数拟合参数。当 a 为1, b 为0时,得到最佳拟合,否则拟合质量较低。使用3种不同模型预测弹性模量的流程如图4所示。

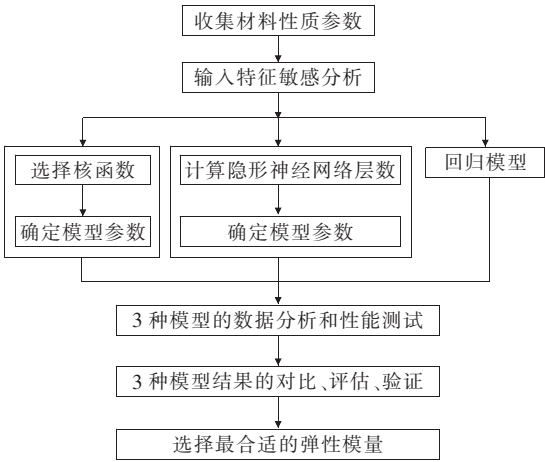


图4 3种不同模型的建模流程

4 结果分析

4.1 测试结果

表1为针对RCA/RCM混合物采用三轴压缩试验获得的基础力学性能参数。此外该表还进一步分析了材料的标准偏差,通过求解函数对试验结果非线性优化可进一步确定式(1)中 K_1 、 K_2 和 K_3 等回归系数。从表1可以看出:8种混合物的剪应力强度几乎未受到RCM含量的影响,弹性模量随RCM含量下降而显著提高。

通过X射线衍射试验(XRD试验)获取的材料矿物组成如表2和图5所示。表2显示:原始RCA粉末主导矿物成分中为石英、白云石、方解石和钠长石;而在RCA混合料中,发生新的化学反应,形成了微斜长石等新的矿物,如图5所示;另一方面,原始和混合后的RCM粉末的矿物相组分也不相同,如表2中所示的主要化合物如石英、钠长石、微斜长石和赤铁矿等含量均不相同。

4.2 计算结果

该文通过测量输入和输出变量之间的强度相关性指标对输出与各输入变量之间的敏感性进行了统计分析。强度相关性值越接近1,说明预测弹性模量值的输入变量有效性越高。图6为该研究中采用的3个输入参数的灵敏度分析结果。

表 1 混合物的工程力学性质

材料混合比例(RCA/RCM)/%	OMC/ % (kg·m ⁻³)	密度/ (kg·m ⁻³)	液限/ %	CBR/ %	磨损率 LAA/ %	pH	含水率/ %	等效黏 聚力/ kPa	等效内 摩擦 角/(°)	回归系数			
										K ₁	K ₂	K ₃	R ²
100/0	12.7	1.86	25	152.9	47.2	9.1	0.80	12.4	58.4	2.29± 0.270	0.49± 0.037	-0.134± 0.004	0.974
90/10	14.4	1.84	—	128.7	—	—	—	25.8	55.6	1.85± 0.437	0.53± 0.163	-0.09± 0.03	0.981
80/20	13.5	1.82	—	114.5	—	—	—	56.8	52.7	1.62± 0.325	0.59± 0.121	-0.09± 0.01	0.976
70/30	14.3	1.82	—	114.5	—	—	—	89.2	48.8	1.50± 0.033	0.57± 0.018	-0.056± 0.01	0.975
55/45	11.5	1.84	—	119.4	—	—	—	80.3	53.2	2.31± 0.251	0.48± 0.027	-0.124± 0.028	0.975
40/60	12.4	1.84	—	114.5	—	—	—	24.0	59.7	1.34± 0.099	0.19± 0.011	1.073± 0.003	0.962
20/80	10.1	1.78	—	69.5	—	—	—	50.9	50.4	1.15± 0.090	0.37± 0.032	0.548± 0.005	0.972
0/100	10.8	1.75	26	76.6	83.8	8.8	7.20	43.1	52.7	1.45± 0.086	0.57± 0.007	-0.194± 0.001	0.977

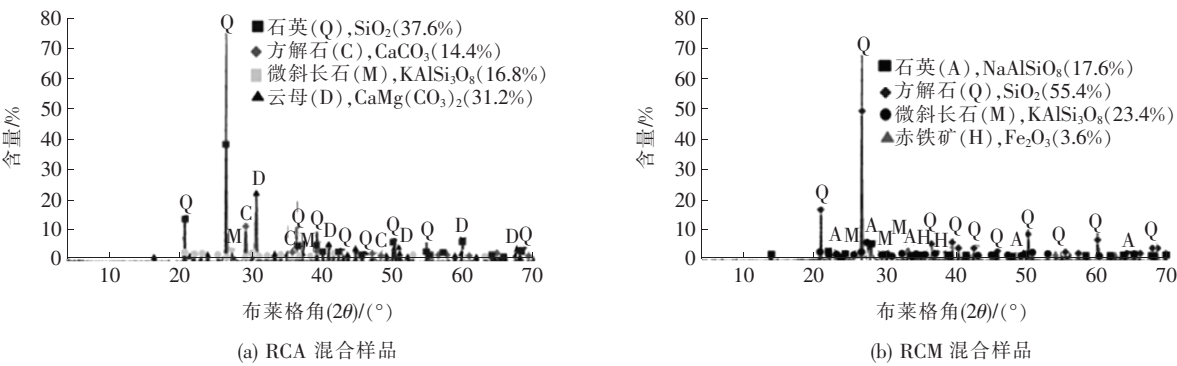


图 5 XRD 分析结果

表 2 材料的矿物组成

矿物名称	矿物组成/%					
	石英	云母	方解石	钠长石	长石	赤铁矿
原始 RCA	39.0	27.8	22.3	10.9	—	—
RCA 混合料	37.6	31.2	14.4	—	16.8	—
原始 RCM	64.8	—	—	19.4	9.7	6.1
RCM 混合料	55.4	—	—	17.6	23.4	3.6

由图 6 可知:3 个输入变量的敏感性均较高,即均

会影响弹性模量的预测,体应力和八面体剪应力 τ 的敏感度高于 RCM 含量的敏感度。RCM 含量对 RCA/RCM 混合物的弹性模量,是一个重要的关联输入变量。因此,回归模型中 3 个输入变量与其他两个预测模型保持相同,从而可以对比分析得出预测 RCA/RCM 混合物弹性模量的最佳模型。

回归模型首先利用 Microsoft Excel 非线性数值优化函数(求解函数)在算法空间上进行了优化。经计算,RCA/RCM 混合物的回归系数 K_1 、 K_2 、 K_3 、 A 值

分别为 1.85、0.54、-0.13、0.08。

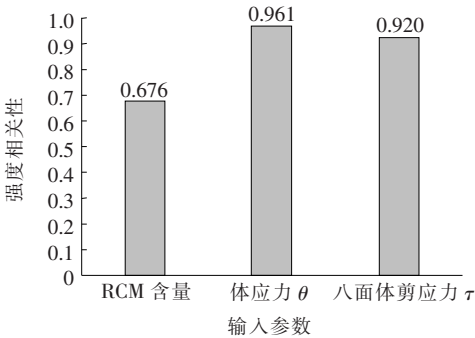


图6 输入参数的敏感性分析

为了评估神经网络预测模型,首先需要对隐藏神经元的数目和权重矩阵进行评估,该文采用试错法估计隐藏神经元的数目,利用梯度下降法估计神经网络各层之间的权重值。表3为对5种不同隐藏神经元数量的分析结果。

表3 神经网络隐藏神经元数据统计分析

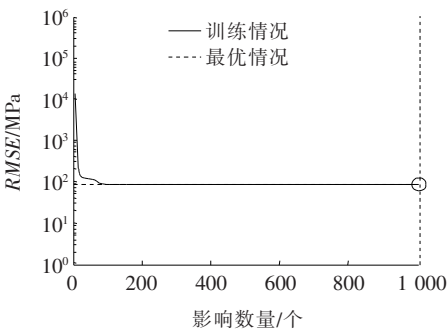
神经元数	R^2	RMSE/MPa
4	0.819	45.279
8	0.839	42.646
10	0.901	33.429
15	0.910	31.913
20	0.915	30.951

从表3可以看出:隐藏神经元的数量对神经网络预测模型的性能有显著影响。神经网络模型的复杂度随着神经元数目的增加而增加。从表3中呈现的RMSE和 R^2 计算值可看出,当隐藏神经元为10~20时,神经网络模型的性能变化较小。因此,该文选择10个隐藏神经元进行RCA/RCM混合物的神经网络预测,并与其他研究模型进行比较。神经网络预测模型的结构为3个输入、10个隐藏的输入神经元和1个输出。为了验证模型的准确性,将训练模型的均方差(RMSE)控制在0.01MPa以内。

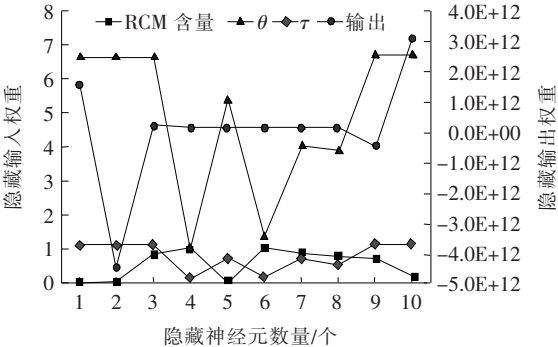
图7(a)为使用1000次迭代验证训练计算模型,结果表明达到了设定的均方差目标。此外,图7(b)基于10个选择的隐藏神经元,给出了输入和输出神经元的权重矩阵估计值。

采用试算法估算LSSVM模型所涉及的参数值,图8为确定最佳设计的 α 预计值[图8(a)]和LSSVM模型训练数据集的95%误差范围分布情况[图8(b)]。该研究采用的RCA/RCM混合物的LSSVM模型参

数 γ, σ_2 和 b 分别为54.315、1.811和-3.585。图8(b)显示:使用训练数据集从LSSVM模型得到的弹性模量预测值在误差区间范围内。



(a) MSE模型验证



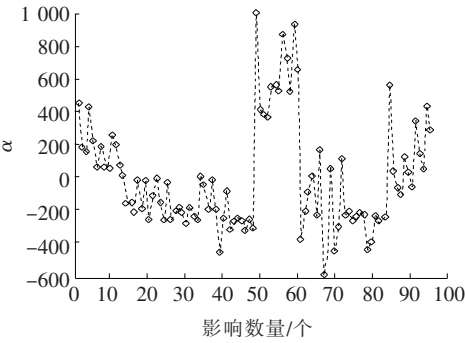
(b) 输入和输出权重值

图7 RMSE模型验证及输入和输出权重值

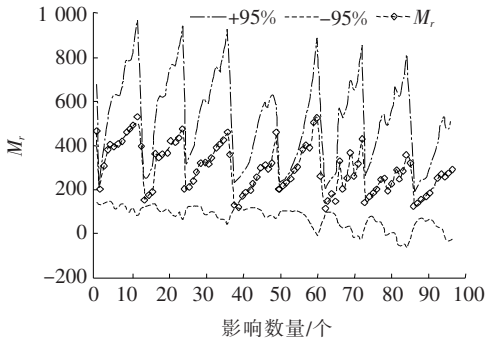
图9为RCA/RCM混合物弹性模量预测值与实测值在训练阶段和测试阶段的拟合情况。训练阶段的线性拟合结果表明:神经网络模型的斜率和常数参数分别为0.9013和29.262MPa,常数参数是3种模型中的最小值。也就是说,神经网络模型是训练阶段预测RCA/RCM混合物弹性模量的最佳模型。

表4为3种研究模型中训练阶段和试验阶段的各项统计指标。回归模型中训练数据的 R^2 、RMSE和MAE的值分别为0.817、45.72MPa和31.915MPa。而对于同一数据,神经网络模型和LSSVM模型的RMSE较低,分别为33.43MPa和41.47MPa,比回归模型的预测精度分别提高了26.87%和9.28%。相比于回归模型,神经网络模型效率调整系数 E 和MAE分别提高了12.11%和22.02%,LSSVM模型则下降了1.4%和2.59%。

另一方面,从图9和表4可看出:测试阶段LSSVM模型的 E 值显著增强,达到最高值0.88, R^2 达到0.982,超过其他两种模型,成为最好的预测模型。与测试阶段的回归模型相比,神经网络模型和LSSVM

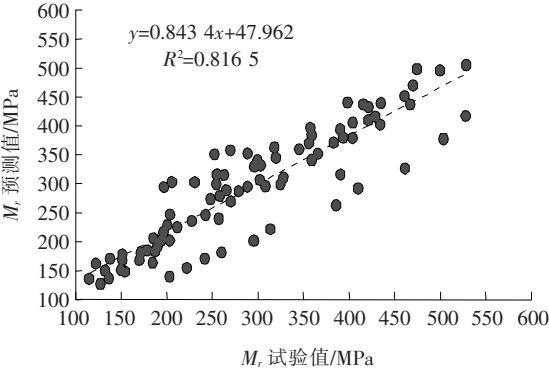


(a) α 值

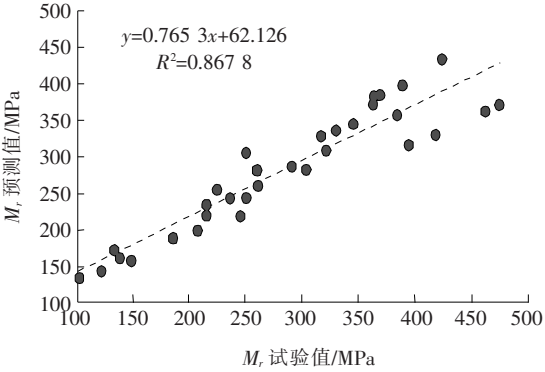


(b) 训练 95% 的误差分布

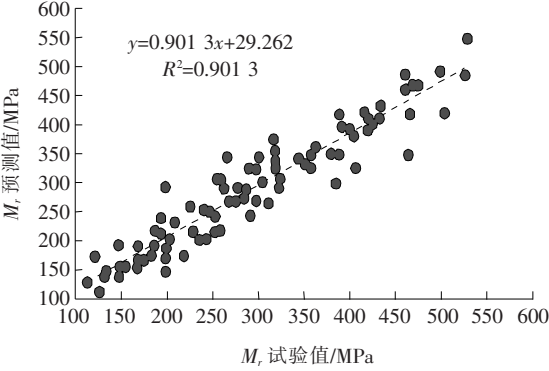
图 8 LSSVM 模型设计



(a) 回归模型



(b) 神经网络模型



(c) LSSVM 模型

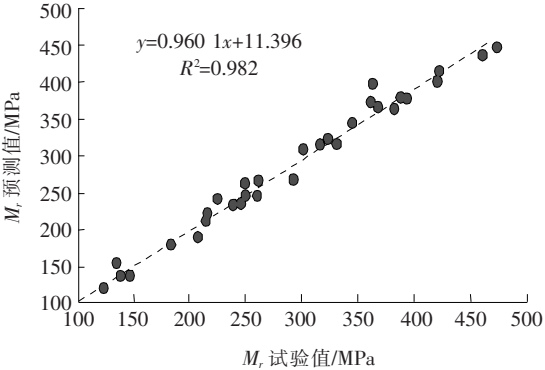
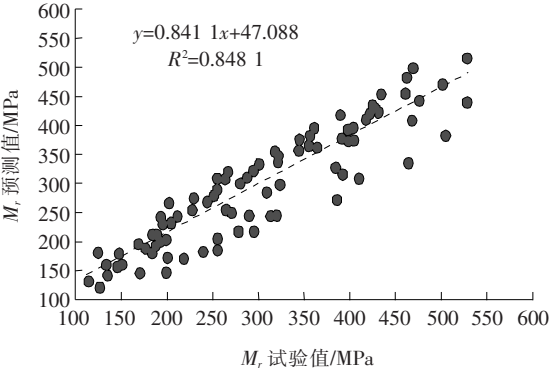
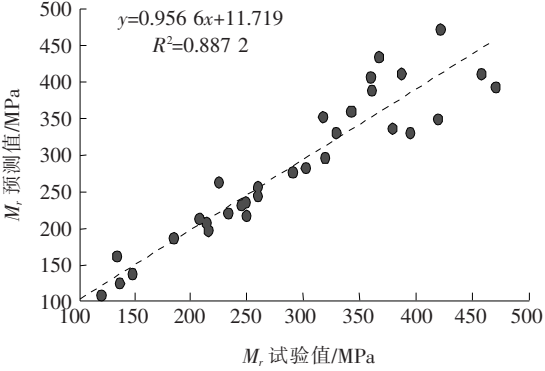


图 9 RCA/RCM 混合物弹性模量预测值与实测值在训练阶段和测试阶段的分布情况

表 4 3 种预测模型的数据训练和测试数据分析

模型	训练阶段				测试阶段			
	R^2	RMSE/MPa	MAE/MPa	E	R^2	RMSE/MPa	MAE/MPa	E
回归模型	0.817	45.715	31.915	0.644	0.868	38.770	25.988	0.699
神经网络	0.901	33.429	24.888	0.722	0.887	34.805	27.297	0.685
LSSVM	0.848	41.473	32.744	0.635	0.982	13.768	10.555	0.878

模型的 RMSE 预测精度分别提高了 10.23% 和 64.49%。与回归模型相比,LSSVM 模型的 MAE 提高了 59.39%。此外,神经网络模型和 LSSVM 模型的斜率线性拟合参数分别为 0.957 和 0.960,拟合常数分别为 11.719 和 11.396 MPa,意味着 LSSVM 预测模型的性能更好,数据量更少。

综上所述,与回归模型相比,神经网络模型在训练和测试阶段均显著提高了弹性模量预测精度。然而,神经网络的预测需要一个更大的数据库来提高预测性能。LSSVM 模型在训练和测试数据预测拟合中均比回归模型更有优势,是弹性模量测量数量较少时的最佳预测模型。

5 结论

该文提出了预测 RCA/RCM 材料弹性模量的方法,即神经网络模型和 LSSVM 模型,并与回归模型进行了比较。研究结果表明:

- (1) 8 种 RCA/RCM 混合物的弹性模量随 RCM 含量的降低而提高,这是由 RCA 的自胶结性质决定的。
- (2) 敏感性分析表明:3 个研究参数(体应力、八面体剪应力和 RCM 含量)对 3 种弹性模量预测模型的预测性能有显著影响。
- (3) 回归模型、神经网络模型和 LSSVM 模型均可用于预测 RCA/ RCM 混合物的弹性模量值,但神经网络和 LSSVM 模型优于回归模型。
- (4) 神经网络模型在测量样本量较大(训练阶段)时对弹性模量预测效果较好,而 LSSVM 模型在数据量较少的测试阶段表现较好,因此 LSSVM 模型是实

际应用中预测 RCA/ RCM 混合物弹性模量的最优模型。

参考文献:

[1] 李洋.小粒径再生粗骨料混凝土早期力学性能研究[J].北方建筑,2020,5(1):51—54.

[2] 周明星,房栋.再生混凝土强化技术研究分析[J].河南城建学院学报,2019,28(6):48—54.

[3] 刘奎昌.回弹法检测再生骨料混凝土抗压强度研究[C].北京力学学会第26届学术年会论文集,2020.

[4] Arisha A,Gabr A,El—Badawy S,et al. Using Blends of Construction & Demolition Waste Materials and Recycled Clay Masonry Brick in Pavement[J].Procedia Eng,2016,143:1 317—1 324.

[5] 阎慧群,王清远,熊峰.再生钢筋混凝土柱疲劳性能多尺度研究[J].地震工程学报,2019,41(6):1 488—1 492.

[6] Arulrajah A,Disfani MM,Horpibulsuk S,et al. Physical Properties and Shear Strength Responses of Recycled Construction and Demolition Materials in Unbound Pavement Base/Subbase Applications[J].Constr Build Mater,2014,58:245—257.

[7] 孙冰,黄婷婷,吴婷婷,等.科氏芽孢杆菌矿化沉积再生粗骨料对混凝土抗压强度的影响[J].长江科学院院报,2020(11):136—140.

[8] 娄皓翔.无线传感器网络节点定位技术综述[J].中国新通信,2019,21(23):72.

[9] 杨建功,肖江涛,李冉.再生混凝土抗渗性能影响分析[J].绿色环保建材,2019(11):21.

[10] 刘晓刚,张斌.基于神经网络的机器人激光传感定位技术[J].激光杂志,2019,40(11):127—130.

[11] 黄朕宇.再生骨料性质对再生混凝土性质的影响[J].建筑技术开发,2019,46(21):129—131.