

BP 神经网络预测再生粗骨料混凝土力学性能研究

刘 磊

(重庆科创职业学院, 重庆 402160)

摘 要 在建筑行业向绿色转型的背景下, 再生粗骨料混凝土是建筑固废资源化的载体之一, 其力学性能受骨料特性、配比参数等多重因素的影响, 具有明显的离散性。本文从系统性的室内试验入手, 探究骨料替代率、水胶比等主要参数对力学性能的作用机理, 并改进其中的问题。经过误差分析和验证比对可知, 所提优化模型预测精度高、拟合效果好, 平均相对误差小于 5%, 可以快速实现力学性能的精确评价, 为配合比设计优化提供可靠的依据, 促进再生混凝土产业规模化发展。

关键词 BP 神经网络; 再生粗骨料混凝土; 力学性能; 性能预测

基金项目: 基于 BP 神经网络再生混凝土强度预测模型的研究 (项目编号: KJQN202405413)。

中图分类号: TP183; TU528

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2026.13.003

0 引言

再生粗骨料自身特性造成的再生粗骨料力学性能存在明显的波动性, 还会受到很多复杂的因素影响。传统的试配试验方法由于效率低, 已经不能满足工程实践的要求。BP 神经网络具有很强的非线性拟合能力, 对于多变量的关系有着明显的优势。但是现有的基于 BP 神经网络的研究大多存在着样本代表性差、模型优化不到位等缺陷。本文利用系统试验数据来建立和优化一个专门用来预测再生混凝土力学性能的 BP 神经网络模型, 为工程应用提供参考。

1 再生粗骨料混凝土力学性能试验研究

1.1 试验原材料与性能指标

严格按照《建设用卵石、碎石》(GB/T 14685-2011) 和《混凝土外加剂》(GB 8076-2008) 国家标准有关材料的要求来选择材料, 保证实验数据的可靠性。胶凝材料选用 42.5 级普通硅酸盐水泥, 3 d 和 28 d 抗压强度分别为 27.8 MPa 和 45.2 MPa, 安定性检测结果满足规范要求; 细骨料为细度模数为 2.6 的天然中砂, 颗粒级配均匀, 含泥量、泥块含量均符合行业标准; 再生粗骨料由废弃混凝土破碎筛选而成, 粒径控制在 5~20 mm 连续级配范围内, 设置相同粒径的天然碎石为对照组; 拌合用水为符合饮用水卫生标准的纯净水; 外加剂为减水率为 25% 的聚羧酸系高性能减水剂, 掺

量为 1.2%。再生骨料的力学性质对工程应用起着决定性的作用, 本文主要针对再生骨料的核心性能参数进行研究, 并与天然骨料进行对比分析。由于再生骨料吸水性较强, 所以在试验前进行预湿处理, 消除拌合过程中水分对工作性的影响, 保证试件成型质量的稳定性。

1.2 配合比设计与试件制备

本文以 C30 普通混凝土为基准, 用单因素变量设计, 从再生粗骨料取代率、水胶比、砂率、养护龄期这四个主要参数入手进行详细的分析。各参数设置具体如下: 再生粗骨料取代率分为 0% (对照组)、30%、50%、70% 和 100% 五级; 水胶比依次为 0.38、0.42、0.46 和 0.50; 砂率则包括 35%、38%、41% 和 44% 四个水平; 养护龄期分别设为 7 天和 28 天。配合比设计严格按照《普通混凝土配合比设计规程》(JGJ 55-2011) 规范要求, 通过改变外加剂使坍落度在 160~200 mm 之间保持稳定。试验材料在标准化试验环境中进行统一加工, 环境温度控制在 (20 ± 2) °C。根据预先设定的配合比准确称量各种原料, 先将粗细骨料和水泥进行 60 秒干拌, 再加入再生骨料和拌和用水、减水剂, 然后继续搅拌 120 秒, 保证混合物均匀无分层、离析。使用规格为 150 mm×150 mm×150 mm 的标准养护试模, 分两层轻敲振实到表面无气泡溢出为止。成型后要覆盖保湿膜静置 24 小时后脱模, 再转入恒温恒湿养护箱

作者简介: 刘磊 (1997-), 男, 硕士研究生, 讲师, 研究方向: 轻质混凝土材料。

(温度(20±2)℃、相对湿度≥95%)养护至设计龄期。每组三个平行试件,剔除异常值后取平均值来减小实验误差。

1.3 力学性能测试方案

本文采用7d和28d龄期立方体抗压强度、28d龄期劈裂抗拉强度为主要检测指标,使用YES-2000型压力试验机对试件进行逐级加荷,抗压试验的加载速率是0.5MPa/s,记录峰值荷载并计算抗压强度,劈裂抗压试验用弧形垫条和钢制垫块,加载速率是0.05MPa/s,同步采集相关参数来评价材料性能。试验前要对试件表面进行清洁处理,保证接触面平整无杂质。加载时要保持速率均匀,防止出现突变现象,同时还要记录试件的破坏特征,剔除异常或者无效的数据来保证结果的准确性。所采集的数据要迅速汇总并存入专门的数据库中,为BP神经网络模型的建立提供可靠的原始资料支撑。

1.4 试验结果与影响因素分析

对不同组别的试件进行力学性能测试,研究结果表明,再生粗骨料混凝土的力学性能受到诸多因素的影响,并且其性能变化的规律同数据的波动范围存在关联。混凝土28d抗压强度和劈裂抗拉强度都明显降低。当再生粗骨料取代率是30%的时候,抗压强度比基准组低大约4.2%,当取代率是100%的时候,强度下降到原来的18.7%。主要原因是再生骨料界面过渡区结构疏松、力学性能低,造成混凝土整体承压能力下降。

2 BP神经网络基础理论与预测模型构建

2.1 BP神经网络基本原理

BP神经网络是典型的多层前馈型监督学习算法。该模型由输入层、隐藏层和输出层组成,各层之间的神经元用全连接结构连接起来,但是同一层内的神经元是相互独立的。第一部分为正向传播过程,即外部输入信号依次经过输入层传到隐藏层,再经过加权求和和激活函数的作用后到达输出层,从而得到最初的预测结果;第二部分为反向传播过程,系统根据输出层预测值和实际目标值之间的差异来计算误差,如果误差大于预设阈值,就将误差沿着连接路径反向回传,用梯度下降法更新各个层间权重参数和偏置项,从而减小预测偏差、提高模型性能。BP神经网络结构中,激活函数起着完成非线性映射的作用。

2.2 预测模型整体设计

根据再生粗骨料混凝土力学性能的影响机理以及实验数据的特征,建立一个三层BP神经网络预测模型。在设计输入层的时候,结合核心影响因素的数量和特

性,将输入层神经元的数量设为5个,分别对应着再生粗骨料取代率、水胶比、砂率、养护龄期以及再生骨料吸水率这些主要变量,从而保证模型具备较好的适应性及解释性。输出层使用双神经元结构来对应28d立方体抗压强度和劈裂抗拉强度这两个力学性能指标,从而达到多目标同时预测的目的,提高模型的应用价值和预测精度。样本数据集划分的好坏直接影响到模型的泛化性。因此,本文选择80组有效样本,按照7:2:1的比例分为训练集56组、验证集16组、测试集8组。在此期间,通过严格控制各个子集样本分布的均匀性、典型性来避免由于数据偏差造成的预测误差。

2.3 数据预处理

再生粗骨料混凝土试验数据具有明显的异质性特点,量纲不同、数值范围宽广会使得深度学习模型的训练效率变差,优化过程很难控制,还容易出现梯度消失或者梯度爆炸。为了改善以上问题,本文用Matlab软件中的mapminmax函数对原始数据做标准化处理,把输入和输出的数据统一映射到[-1,1]区间内,从而消除量纲的影响,并提高模型的性能。具体的归一化公式如下所示:

$$\chi_{\text{norm}} = 2 \times \frac{\chi - \chi_{\min}}{\chi_{\max} - \chi_{\min}} - 1 \quad (1)$$

式(1)中, χ_{norm} 是归一化后的数值, χ 是原始观测值, χ_{\max} 和 χ_{\min} 分别是样本数据的最大值和最小值。数据预处理阶段为了提高数据质量,用格拉布斯检验剔除明显偏离整体分布的异常样本,用线性插值法填补少量缺失数据,保证数据集完整、规范。经过归一化处理之后,数据就具有了标准化的特征,数值区间一致,分布均匀,既有利于改善神经网络的训练性能和收敛速度,又为模型的实际使用提供了可靠的保证。在模型输出结果的时候,采用反归一化的方法把预测值恢复到原始的量纲上,以便和实验数据做精确的比较分析^[1]。

2.4 网络参数初始化与训练设置

BP神经网络中的隐藏层神经元数目属于决定预测精度的重要参数。如果设置太少,就会造成模型拟合能力不够好,产生欠拟合的情况;如果设置太多,又容易造成过拟合,使模型的泛化性能下降。本文根据经验公式和迭代试错法确定出最佳的隐藏层神经元个数,根据经验 $h = \sqrt{m+n} + a$ (其中h为隐藏层神经元个数,m、n分别为输入层和输出层的神经元个数,a为取值范围在1到10之间的调节系数),经过多次迭代实验,从训练误差、测试误差、收敛效率等指标综合考虑,最后得到隐藏层神经元数量为10。本研究依托科学严谨

的网络训练参数配置,采用 Levenberg-Marquardt 算法进行模型训练。该算法具有快速收敛性以及很好的预测精度,对于小规模数据集来说有明显的优势^[2]。在训练设置上把最大迭代次数设为 1 000 次,尽量得到数据本身的规律,期望误差阈值设为 0.001,严格控制模型的预测性能。初始学习率为 0.01 时,可以很好地防止过拟合和训练停滞。权重、阈值用区间内的随机小数来初始化,从而提高模型的鲁棒性。激活函数以及相关参数设置完毕后,开始训练样本的训练过程,并对误差的变化趋势进行动态监测。当实际误差收敛到设定的目标或者达到最大迭代次数的时候,立即停止训练,得到基础模型。

3 BP 神经网络模型优化与预测效果分析

3.1 模型优化方法

本研究用结构优化和参数调优两种途径提高了它的性能。在结构设计上使用固定单隐藏层,通过实验得到最优神经元数量为 10 个,加入动量因子(设为 0.9)来修正梯度方向、防止局部极值出现。参数调节采用自适应

学习率、正则化(正则化系数为 0.001)的方式加速了训练速度,并且提高了模型的泛化能力和稳定性^[3]。

3.2 模型训练与收敛性分析

本文利用 MATLAB 工具箱建立并优化模型,用监控误差曲线来评价它的收敛性。从实验结果可知,经过 156 次迭代之后,优化后的模型就达到了预定的精度要求,训练集的均方误差为 0.0 009,验证集的误差一直呈下降趋势,并没有出现过拟合的情况。相比初始模型,优化后的模型收敛速度提高了 52%,训练误差降低了 71.9%,并且收敛过程也更加明显,验证了提出的优化方法是有效的,为后续精度验证打下了良好的基础。

3.3 模型预测精度验证

本文用 8 组独立测试样本数据对模型性能进行评价,从平均相对误差、均方误差、决定系数 R^2 三个方面对预测精度进行考察。结果表明模型预测值和实验观测值十分吻合,抗压强度平均相对误差为 3.1%,劈裂抗拉强度平均相对误差为 3.7%,两类指标的误差都在 5% 之内,完全满足工程应用精度的要求(见表 1)^[4]。

表 1 模型预测精度验证

样本编号	试验抗压强度 /MPa	预测抗压强度 /MPa	相对误差 /%	试验劈裂强度 /MPa	预测劈裂强度 /MPa	相对误差 /%
1	36.9	36.3	1.6	2.83	2.78	1.8
3	33.2	34.1	2.7	2.57	2.64	2.7
5	31.4	32.9	4.8	2.42	2.51	3.7

3.4 敏感性分析

用控制变量法对各个因素的作用权重进行量化分析可知,28 d 抗压强度对于水胶比(38.2%)的敏感度要大于取代率(31.5%),砂率(16.3%)居中,骨料含水率(9.7%)、养护龄期(4.3%)影响较小。劈裂抗拉强度的变化规律与一致,水胶比、取代率是主要的影响因素。该结论同实验数据十分契合,也证实了模型的可靠程度,为工程实践中的配合比改良提供了科学支撑,而且还显示了输入变量挑选的合理性^[5]。

4 结束语

本文利用系统的试验来研究再生混凝土力学性能的变化规律,建立并改进了包含 80 组样本数据的数据库。开发出一种改进 BP 神经网络的预测模型,可以很好地解决原始模型存在的过拟合、收敛慢、预测精度低等问题。经过优化之后的模型可以将预测误差控制在 5% 之内, R^2 值达到 0.989,具有较好的性能,可以很好地取代传统的适配试验,从而达到降低成本和提高效率的目的。敏感性分析结果表明,水胶比、替代

率对力学性能有影响,给工程实践提供科学依据。未来还可以获取冻融、腐蚀等极端工况下的冻融、腐蚀等参数,用智能算法对模型进行优化,提高模型的适用性、准确性,推动再生混凝土在工业化生产过程中实现智能化的应用。

参考文献:

- [1] 李战国,张浩,李洪文,等.基于人工神经网络和遗传算法的砖混再生粗骨料混凝土配合比优化设计[J].混凝土,2023(10):1-6,11.
- [2] 袁谱,谭平.在海蚀、老化和冻融条件下 GFRP 隔震支座的 GFRP 板性能试验研究[J].建筑结构,2026,56(06):123-130.
- [3] 闫春岭,刘德龙,闫世龙,等.改进 BP 神经网络的再生粗骨料混凝土强度预测[J].水泥工程,2020(01):87-89,92.
- [4] 任文豪,阿斯哈,周长东,等.风沙侵蚀下 GFRP 布剩余力学性能数值模拟分析[J].工程力学,2023,40(11):187-195.
- [5] 郭耀东,刘元珍,王文婧,等.基于 BP 神经网络的再生保温混凝土抗压强度预测[J].混凝土,2018(10):33-35,39.