

混凝土预测分析方法研究现状

曹海通

河北建筑设计研究院有限责任公司, 河北 石家庄 050000

[摘要] 混凝土材料性能的研究在建筑行业的发展中具有重要意义。文章对各种混凝土强度试验预测分析方法进行了归纳总结, 包括人工神经网络、支持向量机和非线性回归等, 系统地介绍了现代关于混凝土强度的理论研究。

[关键词] 混凝土强度; 预测分析方法; 神经网络; 支持向量机; 非线性回归

DOI: 10.33142/aem.v2i1.1425

中图分类号: U44

文献标识码: A

Research Status of Concrete Prediction and Analysis Methods

CAO Haitong

Hebei Institute of Architectural Design & Research Co., Ltd., Shijiazhuang, Hebei, 050000, China

Abstract: The research on performance of concrete material is of great significance in development of construction industry. In this paper, various prediction and analysis methods of concrete strength test are summarized, including artificial neural network, support vector machine and nonlinear regression and so on and modern theoretical research on concrete strength is systematically introduced.

Keywords: concrete strength; prediction analysis method; neural network; support vector machine; nonlinear regression

引言

混凝土时现代建筑行业的重要组成。因为混凝土具有经济、取材方便、抗压强度高优点, 使得其在现代建筑中被广泛应用。关于混凝土材料性能的研究一直是一个热门课题, 大部分关于混凝土材料性能的研究离不开试验的支撑, 而分析方法是影响理论分析的关键因素。因此, 对混凝土预测分析方法的总结归纳具有重要的实际意义。

1 关于 BP 神经网络预测方法研究现状

反向传播网络 (BP 网络) 是对非线性可微分函数进行权值训练的多层前向网络, 多采用只有一个隐藏层的神经网络, 隐藏层一般采用 S 型激活函数, 输出层一般采用线性激活函数^[1], 其示意图如图 1 所示。

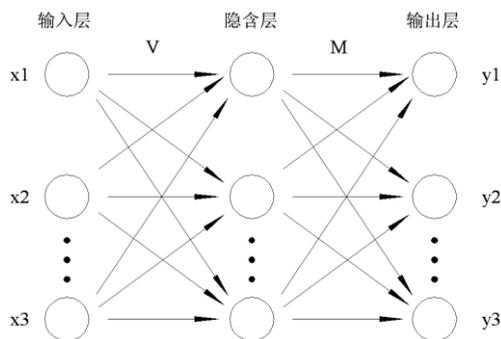


图 1 BP 神经网络示意图

曹兴龙^[2]以水泥、粉煤灰、矿粉、细骨料、粗骨料、水、减水剂和引气剂的用量作为变量选定 18 组配合比进行试验, 并以其中 15 组试验配比作为输入, 试验强度作为输出对建立的 8-10-1 的 BP 神经网络拓扑结构进行训练, 所应用神经网络包括普通 BP 神经网络和遗传优化 BP 神经网络, 通过对剩余 3 组试验进行带入, 得到两种神经网络计算结果, 得出遗传神经网络能加快普通 BP 神经网络收敛速度, 并提高预测精度的结论。对于 3 组预测样本, 遗传神经网络预测值使得普通 BP 神经网络预测误差分别降低了 1.9%、7.9%和 3%。

吴涛^[3]通过收集文献中不同陶粒混凝土配比及试验结果, 选取水用量、水泥用量、砂用量、粗骨料用量、粉煤灰用量、减水剂用量、预湿时间、砂率、筒压强度、减水率、水泥强度 11 个因素作归一化处理作为输入, 以 28d 立方体抗压强度作为输出, 选取 104 组配合比作为学习样本, 对不同构成的神经网络进行训练, 最终选定 11*7*5*1 模型, 以 22 组配合比试验作为预测样本, 对确定的神经网络进行预测分析, 结果表明预测较为准确, 之后通过得到的神经网络

对各因素影响进行预测，得出不同因素对混凝土 28d 强度影响规律。

通过 BP 神经网络对混凝土强度进行预测的方法多以材料组成用量即水泥用量、用水量、砂用量、减水剂用量、骨料用量等作为输入，建立具有一层隐藏层的 BP 神经网络模型进行样本学习训练来达到预测混凝土强度的目的^{[4][5][6][7]}。也有研究将混凝土各个孔隙大小范围的占比作为输入，来建立神经网络^[8]，此外，还有结合遗传算法和 BP 神经网络对各个输入下混凝土强度进行预测的神经网络模型^{[9][10]}。

2 关于 RBF 神经网络预测方法研究现状

径向基函数 (RBF) 网络是在借鉴生物局部调节和交叠接受区域知识的基础上提出的一种采用局部接受域来执行函数映射的人工神经网络。RBF 网络结构是由一个隐含层 (径向基层) 和一个线性输出层组成的前向网络，径向基函数是一个高斯型函数，将该层权值矢量与输入矢量之间的距离与偏差相乘后作为网络激活函数的输入^[1]，其示意图如图 2 所示。

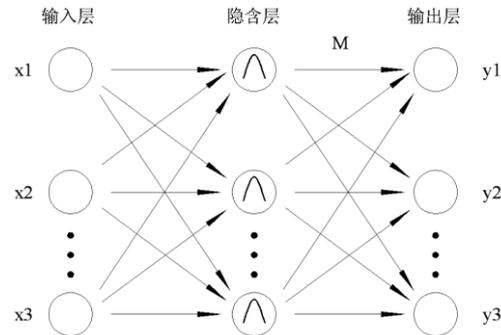


图 2 RBF 神经网络示意图

徐富强^[11]将 RBF 神经网络引入 FOA 算法的迭代寻优过程，并对 FOA 部分步骤进行改进，得到 IFOA-RBF 算法，以每立方混凝土中各配料的含量 (包括水泥、高炉矿渣粉、粉煤灰、水、减水剂、粗集料和细集料)、混凝土置放天数通过 MATLAB 自带 mapminmax 函数进行归一化处理后的数据作为输入，以混凝土抗压强度作为输出，建立基于 IFOA-RBF 算法的神经网络，选取 950 组数据矢量作为训练输入，以强度作为输出目标。通过 30 组数据作为预测检验组，检验结果表明 IFOA-RBF 能明显提高 RBF 网络的泛化预测能力。

李楠^[12]以钢纤维体积率 (0、0.1%、0.15%)、聚丙烯纤维体积率 (0、0.1%、0.15%)、砂率 (0.35、0.45)、用水量 (0.17、0.18)、水胶比 (0.4、0.45、0.5、0.55) 和粉煤灰体积率 (0、0.1) 作为输入层节点，以抗压强度和抗折强度作为输出节点，分别建立两个神经网络模型进行训练预测，通过对比 RBF 神经网络和 BP 神经网络预测结果比较发现 RBF 神经网络在强度预测上有更高精度。

范立强^[13]将高维云模型与 RBF 神经网络相结合建立了高维云 RBF 神经网络，其对混凝土强度具有更高预测性，对 RBF 神经网络进行了优化。高峰^[14]应用 Matlab 神经网络工具箱建立了混凝土抗压强度 RBF-ANN 预测网络模型，预测精度达到 4.4%。胡明玉^[15]对 BP 神经网络和 RBF 神经网络作了简单介绍并收集以往文献中的混凝土试验配比及试验结果数据，将其中部分内容作为学习样本对所建立神经网络进行训练，得到能够通过胶凝材料用量、粉煤灰占比和水灰比大小预测混凝土强度的神经网络。

3 基于向量机的混凝土预测研究现状

支持向量机 (SVM) 是 Vapnik 及其合作者提出的基于统计学习理论和结构风险最小化原理的新一代机器学习技术，该技术引入核函数思想，通过核函数将低维空间的非线性问题转化为高维空间的线性问题，从而降低了算法的复杂度和难度，然后通过寻求最优回归超平面，将问题转化成一个二次凸规划问题，最终通过求取二次凸规划问题的全局最优解来解决低维非线性问题。

孟凡深^[16]对基于支持向量机的混凝土回弹法无损测强进行试验，采用高斯径向核函数构造支持向量机算法，以水泥用量、砂用量、石子用量、用水量作为变量，建立了拟合度较高的 SVM 预测模型。丘伟兴^[17]基于支持向量机理论，通过选用不同的核函数对超早强混凝土进行预测，结果对比发现线性核函数与 RBF 核函数预测结果与实测值吻合较好，误差在 10% 左右。

由于普通 SVM 预测存在寻优速度慢，效率低的问题，许多学者在 SVM 基础上结合其他算法，以达到优化 SVM 的目

的,包括基于 PSO-SVM 的混凝土强度预测模型^[18]、基于灰色关联 SVM 混凝土抗压强度预测模型^[19]和混沌粒子群算法优化最小二乘 SVM 的混凝土预测模型^[20]等等。

4 关于混凝土强度预测的其他方法

快速简化权重成熟度法,根据 $(55 \pm 2)^\circ\text{C}$ 湿热养护抗压试验龄期计算权重成熟度,与对应的抗压强度进行回归分析,建立了强度预测公式^[21]。李马力根据试验数据进行线性回归分析,得到再生粗骨料以水胶比、再生粗骨料压碎率和再生粗骨料替代率为变量时的混凝土强度回归方程^[22]。回归方程在控制变量法试验及样本空间较小的试验中对混凝土强度预测应用较多^{[23][24][25]}。

5 总结

对混凝土强度基于配合比的预测有多种方法,在其适用条件下均能实现对目标的预测分析,而同时,分析方法的改进也会相应减小预测的误差,使其与理论结果更为接近。

[参考文献]

- [1]丛爽.神经网络、模糊系统及其在运动控制中的应用[M].合肥:中国科学技术大学出版社,2001.
- [2]曹兴龙,王起才,鲍学英.混凝土配合比设计及强度预测[J].硅酸盐通报,2015(03):639-643.
- [3]吴涛,黄凯,姚东方.基于 BP-ANN 的陶粒轻骨料混凝土抗压强度预测及影响因素分析[J].硅酸盐通报,2015(09):2476-2481.
- [4]隋明辉.基于 BP 人工神经网络的混凝土强度预测模型[J].建材与装饰,2016(13):137-138.
- [5]方涛,王俊锋,张鑫月,金光日.基于神经网络的不同混凝土实时强度预测研究[J].混凝土,2016(12):38-43.
- [6]林跃忠,杜世婷,尤培忠.基于神经网络的聚合物混凝土抗压强度预测[J].四川建筑,2015(04):217-219.
- [7]尹冠生,傅沉,贺燕飞.基于神经网络的泡沫混凝土强度及导热性能预测[J].盐城工学院学报(自然科学版),2016(02):49-54.
- [8]高辉.基于 BP 神经网络的混凝土孔结构与强度关系研究[J].施工技术,2017(46):292-295.
- [9]王江荣,白保琦.基于 GA-BP 算法的混凝土抗压强度指标筛选[J].工业仪表与自动化装置,2017(06):10-14.
- [10]许杰淋,曾强,余佳蓓,吉旭.基于遗传算法优化的 BP 神经网络预测混凝土抗压强度[J].山东化工,2014(10):146-152.
- [11]徐富强,陶有田.基于 IFOA-RBF 算法的混凝土抗压强度预测[J].巢湖学院学报,2014(06):7-11.
- [12]李楠,赵均海,王娟,吴赛.基于 RBF 神经网络的混杂纤维混凝土强度预测[J].混凝土,2014(07):23-26.
- [13]范立强,吕国芳.基于高维云 RBF 神经网络的混凝土强度预测[J].电子设计工程,2016(08):80-82.
- [14]高峰,李津.结构混凝土抗压强度预测 RBF-ANN 模型[J].山西大同大学学报(自然科学版),2016(04):57-59.
- [15]胡明玉,唐明述.神经网络在高强粉煤灰混凝土强度预测及优化设计中的应用[J].混凝土,2001(01):13-17.
- [16]孟凡深,程志谦,侯林峰.基于支持向量机的混凝土回弹法无损测强实验研究[J].四川建筑科学研究,2014(05):108-110.
- [17]丘伟兴,杨飞,林逸洲,徐家兴,黄国文,郑帮熊.基于支持向量机的超早强混凝土抗压强度预测研究[J].路基工程,2017(06):15-19.
- [18]龚珍,卜小波,吴浩.基于 PSO-SVM 的混凝土抗压强度预测模型[J].混凝土,2013(12):11-13.
- [19]靳江伟,董春芳,冯国红.基于灰色关联支持向量机的混凝土抗压强度预测[J].郑州大学学报(理学版),2015(03):59-63.
- [20]张静,刘向东.混沌粒子群算法优化最小二乘支持向量机的混凝土强度预测[J].吉林大学学报(工学版),2016(04):1097-1102.
- [21]郭时安,罗启灵,王卫仑,隋莉莉.快速简化权重成熟度法预测混凝土抗压强度[J].混凝土,2015(12):145-147.
- [22]李马力,隋莉莉,周英武,邢锋.再生粗骨料混凝土强度预测模型研究[J].防灾减灾工程学报,2016(01):132-137.
- [23]高强,赖志标,胡智,徐强.快速预测混凝土 28d 强度方法[J].混凝土世界,2015(06):62-64.
- [24]梁本亮.纤维增强复合材料管约束矩形截面混凝土柱轴心受压强度预测模型[J].上海交通大学学报,2016(01):41-46.
- [25]杜宏保,陶荣.线性荷载下混凝土梁抗拉强度幂值函数预测模型[J].科技通报,2015(04):46-48.

作者简介:曹海通(1990.2-),男,毕业院校:中国矿业大学;现就职单位:河北建筑设计研究院有限责任公司。