水文地質工程地質
HYDROGEOLOGY & ENGINEERING GEOLOGY
中文核心期刊 CSCD核心期刊
中科双效期刊 中国科技核心期刊
Caj-cd规范获奖期刊

流态地聚物固化土强度特性及其强度预测

易　富，姜　珊，慕德慧，管茂成

Strength characteristics and strength prediction of fluid geopolymer solidified soil

YI Fu, JIANG Shan, MU Dehui, and GUAN Maocheng

在线阅读 View online: https://doi.org/10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202205038

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

稻壳灰-地聚物固化土力学特性及机理分析

Mechanical properties and mechanism analyses of rice husk ash geopolymer solidified soil

易富, 管茂成, 李军, 杜常博　水文地质工程地质. 2022, 49(2): 94-101

粉煤灰基地聚物加固土的强度及抗冻融性能试验研究

Laboratory investigation on the strength and freezing-thawing resistance of fly ash based geopolymer stabilized soil

陈忠清, 朱泽威, 吕越　水文地质工程地质. 2022, 49(4): 100-108

含裂隙膨胀土无侧限抗压强度特征试验研究

An experimental study of the unconfined compressive strength characteristics of the expansive soil with cracks

李关洋, 顾凯, 王翔, 施斌　水文地质工程地质. 2022, 49(4): 62-70

电镀场地重金属铬污染土固化率及稳定性研究

A study of the curing rate and stability of heavy metal chromium contaminated soil at electroplating sites

王露艳, 刘干斌, 周晔, 陈航, 陈斌　水文地质工程地质. 2022, 49(4): 183-189

新型土体固化剂加固海底淤泥力学特性研究

Mechanical characteristics of submarine silt stabilized by a novel agent

李光耀, 张振, 叶观宝, 单卫良, 舒欢　水文地质工程地质. 2022, 49(5): 106-111

冻融循环作用下黄土无侧限抗压强度和微观规律的试验研究

Effect of freezing-thawing cycles on mechanical properties and microscopic mechanisms of loess

刘乐青, 张吾渝, 张丙印, 谷遇溪, 解邦龙　水文地质工程地质. 2021, 48(4): 109-115

关注微信公众号，获得更多资讯信息

DOI: 10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202205038

易富, 姜珊, 慕德慧, 等. 流态地聚物固化土强度特性及其强度预测 [J]. 水文地质工程地质, 2023, 50(1): 60-68.
YI Fu, JIANG Shan, MU Dehui, *et al*. Strength characteristics and strength prediction of fluid geopolymer solidified soil[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2023, 50(1): 60-68.

流态地聚物固化土强度特性及其强度预测

易　富[1], 姜　珊[2], 慕德慧[3], 管茂成[2]
（1. 辽宁工程技术大学建筑与交通学院, 辽宁 阜新　123000; 2. 辽宁工程技术大学土木工程学院, 辽宁 阜新　123000; 3. 长春高新建设开发有限公司, 吉林 长春　130015）

摘要： 地聚物胶凝材料能够替代水泥基胶凝材料作为固化剂应用于狭窄肥槽回填等工程问题中, 有效降低水泥生产过程中的污染及能耗, 但目前对于流态地聚物固化土胶凝材料的研究较少。采用 3 种新型绿色胶凝材料联合碱激发剂固化工程渣土形成流态地聚物固化土, 通过对比其无侧限抗压强度, 探究每种胶凝材料对于固化土强度特性的影响, 同时建立强度预测模型, 分析不同因素对于强度的影响程度。研究结果表明: 固化土的强度随着碱激发剂模数的增加先提高后降低; 固化土强度随着高炉矿渣（GGBS）、粉煤灰、稻壳灰掺量的增加均呈上升趋势, 随着稻壳灰粒径的增长呈下降趋势; 碱激发剂模数增至 1.2、GGBS 掺量增至 10%、粉煤灰掺量增至 8% 和稻壳灰掺量增至 11% 时, 固化土强度提升最为显著; 强度预测模型预测结果的平均相对误差仅为 5.57%, 预测结果较为精准; 预测模型中各层权值的计算结果表明养护龄期对于固化土强度影响最大, 稻壳灰粒径影响程度最小。研究结果可以为固化土在实际工程的应用提供理论支持。

关键词： 流态固化土; 地聚物; 无侧限抗压强度; 强度预测模型; 权重分析
中图分类号： TU44　　**文献标志码：** A　　**文章编号：** 1000-3665(2023)01-0060-09

Strength characteristics and strength prediction of fluid geopolymer solidified soil

YI Fu[1], JIANG Shan[2], MU Dehui[3], GUAN Maocheng[2]
(1. *College of Architecture and Transportation*, *Liaoning Technical University*, *Fuxin*, *Liaoning*　123000, *China*;
2. *College of Civil Engineering*, *Liaoning Technical University*, *Fuxin*, *Liaoning*　123000, *China*;
3. *Changchun High Tech Construction and Development Co. Ltd.*, *Changchun*, *Jilin*　130015, *China*)

Abstract: Geopolymer cementitious materials can replace cement-based cementitious materials as curing agents in engineering problems, such as backfilling of narrow fertilizer troughs, and effectively reduce pollution and energy consumption in the cement production process. There are few studies on cementitious materials. Three new green cementitious materials combined with alkali activators are used to solidify engineering slag and form fluidized geopolymer-solidified soil. The strength prediction model is established to analyze the influence of different factors on the strength. The results show that the strength of the solidified soil increases first and then decreases with the increasing modulus of the alkali activator, increases with the content of GGBS, fly ash and rice husk ash, and decreases with the increasing particle size. When the modulus of alkali activator increases to 1.2, the content

收稿日期： 2022-05-14；**修订日期：** 2022-08-15　　**投稿网址：** www.swdzgcdz.com
基金项目： 国家自然科学基金项目(51774163); 辽宁省教育厅青年基金项目(LJKQZ2021153); 辽宁省教育厅科学研究一般项目(LJ2020JCL037)
第一作者： 易富(1978-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事环境岩土工程研究工作。E-mail: yifu9716@163.com
通讯作者： 姜珊(1997-), 女, 硕士研究生, 从事固化土力学特性研究。E-mail: 13188009871@163.com

of GGBS increases to 10%, the content of fly ash increases to 8%, and the content of rice husk ash increases to 11%, the strength of the solidified soil increases significantly. The average relative error of the prediction results of the strength prediction model is only 5.57%, which is relatively accurate for the solidified soil. The calculation results of the weights of each layer in the prediction model show that the curing age has the greatest impact on the strength of the solidified soil, and the particle size of rice husk ash has the minimal impact. The research results can provide theoretical support for the application of solidified soil in practical engineering.

Keywords: fluid solidified soil; geopolymer; unconfined compressive strength; strength prediction model; weight analysis

工程渣土作为建筑垃圾中占比最大的一部分,其处置问题越发引起重视。流态固化土作为一种广泛用于各种回填工程中的成熟回填材料,对土质要求极低,因此将工程渣土作为原材料制作流态固化土是切实可行的。目前我国在土体固化中大多采用水泥作为胶凝材料,但是水泥在生产过程中会造成大量污染,寻找替代水泥的新型绿色环保胶凝材料十分必要。地聚物凝胶是以工业废弃物、天然矿物等为原料的绿色新材料,将其作为泥土固化剂再利用是建筑业的发展趋势,具有重要的工程价值与环境价值[1]。

地聚物凝胶作为固化剂应用于建筑工程中时会受到多种因素的影响,部分学者研究发现,向其中掺入碱激发剂能够显著提升地聚物的固化效果,且固化土强度受碱激发剂掺量、模数的影响最为显著[2－5]。王东星等[6－9]发现在碱激发条件下,掺入粉煤灰、矿渣等绿色胶凝材料能够高效固化淤泥,并显著提高固化淤泥试件抗压强度。陈忠清等[10]发现硅铝比为1.35时,碱激发剂模数对冻融条件下的地聚物加固土强度的影响最为明显。贾栋钦等[11]发现利用改性糯米灰浆固化黄土能够改善固化土内部孔隙结构。陈伟等[12]发现淤泥与固化材料相互作用时,会发生固-水-气三相体系向固-晶-气准两相结构性体系的固化土转变。何俊等[13]发现浸泡侵蚀溶液时间一致的情况下,固化淤泥试件抵抗 NaCl 侵蚀的能力比抵抗 $MgSO_4$ 侵蚀能力更加优异。He 等[14]指出碱渣的加入能够提升固化土的抗剪强度。Lakshmi 等[15]研究发现最优高炉矿渣(GGBS)掺量使固化土的强度达到峰值,为原状土的 2.11 倍。上述研究表明,无论在环境层面还是经济层面上,粉煤灰、GGBS、稻壳灰等工业废弃物替代水泥作为胶凝材料都是较优的选择,且掺入稻壳灰能够显著提升地聚物力学性能。流态地聚物固化土的力学性能受众多因素影响,且各因素之间存在交互影响,因此传统的元件模型与经验模型难以有效描述其性质。

人工神经网络在处理非线性问题上具有非常优异的能力,所以其在广泛的领域都受到欢迎[16－19],很多土木类学者将人工神经网络运用于各种胶凝材料的强度预测中,并取得了很好的效果。例如,刘婵娟[20]、张龙云等[21]、赵明亮等[22]采用人工神经网络预测不同养护条件下的混凝土强度,发现人工神经网络预测结果较为精准;李扬等[23]采用人工神经网络预测盐溶液侵蚀后混凝土的相对动弹模量,发现预测模型具有较高的准确率,平均误差仅为 2.08%;张伟等[24]、路晓宇[25]建立神经网络预测模型对固化土强度进行预测,结果表明模型具有较高的精度。目前,采用人工神经网络对掺入稻壳灰的流态地聚物固化土进行强度预测的研究成果鲜有报道。

基于上述研究,固化土的特性分析与应用已经十分广泛,但是对于流态固化土的胶凝材料与性质研究相对较少。本文采用粉煤灰、GGBS、稻壳灰等绿色新型胶凝材料固化工程渣土,制备流态地聚物固化土,并采用无侧限抗压强度判断固化土力学性能是否优异,探究不同因素对流态地聚物固化土力学性能的影响;同时基于试验结果并利用人工神经网络建立强度预测模型,通过权重贡献率分析法,分析各因素对于固化土抗压强度影响程度。

1　试验材料与试验方案

1.1　试验材料

1.1.1　试验用土

试验用土为北京某建筑工程所出产的工程渣土,晒干取回土样并将其过筛,摒弃其中无法过筛的大块建筑固废,粉碎过筛后的工程渣土。试验测得土样的基本性质如下:塑限为 14.1%,液限为 29.7%,天然密度为 1.66 g/cm^3,天然含水率为 6.6%。根据土的分类方法,试验土样属于粉质黏土。

1.1.2　固化材料

采用粉煤灰、GGBS、稻壳灰作为复合固化剂对土

样进行固化。粉煤灰为灵寿县韵达矿产品有限公司提供的二级粉煤灰，GGBS 为同公司提供的粒化高炉矿渣粉，外观为粉末状，比表面积 720 m^2/kg，密度为 2.9 g/cm^3，活性指数为 95%。稻壳灰外观为黑色粉末状，其相对密度为 1.80 g/cm^3。粉煤灰、GGBS、稻壳灰的化学组成及各组分质量分数（w）见表 1。

表 1　粉煤灰、GGBS 和稻壳灰的化学组成

Table 1　Chemical composition of fly ash, GGBS and rice husk ash

材料	$w(SiO_2)$/%	$w(Al_2O_3)$/%	$w(Fe_2O_3)$/%	$w(MgO)$/%	$w(CaO)$/%	$w(Na_2O)$/%	$w(SO_3)$/%	$w(K_2O)$/%
粉煤灰	63.34	27.00	2.00	1.00	3.00	1.11	1.10	1.05
GGBS	35.41	20.24	0.18	8.16	31.64	1.36	1.79	0.29
稻壳灰	84.00	1.35	1.45	—	3.17	—	0.93	—

注：“—”表示不含此成分或含量极低。

1.1.3　碱激发剂

碱激发剂由氢氧化钠和水玻璃配制而成，氢氧化钠为纯度 96% 市售分析纯固体颗粒，水玻璃模数 3.3 mol/L、波美度 38.5°Bé，SiO_2 质量分数 27.3%，Na_2O 质量分数 8.54%。将二者搅拌至混合溶液重新变为透明液体。经俞家人[3] 等验证，固化土碱激发剂的模数为 1.2 mol/L 时，其抗压强度达到峰值，所以本试验碱激发剂溶液模数确定为 1.2 mol/L，溶液配置完成后，将溶液瓶口封住，放置 24 h 后再使用。

1.2　试样制备

干土准备完成后，将稻壳灰筛分成 0.075，0.15，0.3，0.6，1.2 mm 等 5 种粒径。根据试验配比（表 2），称出相应的 GGBS、粉煤灰及不同粒径稻壳灰，表 2 中各材料的掺量均为干土质量的百分比。已有研究表明[26]，采用尺寸为 100 mm×100 mm×100 mm 的试模时，地聚物抗压强度试验的效果更优，所以选用此尺寸作为最终试件尺寸。取干土质量 60% 的纯净水与配置好的碱激发剂溶液混合，拌合 5 min；将胶凝材料与土体拌合均匀，随即倒入碱激发剂水溶液，用 NJ-160A 净浆搅拌机搅拌；搅拌完成后把浆体装入试模中，置于室内，待其初凝后脱模，装入密封袋中；置于湿度 95%、温度（20±2）°C 的养护箱内进行养护。达到养护龄期后，取出试件，采用 TAW2000 压力机进行无侧限抗压试验。试验加载采用位移控制，加载速度为 1 mm/min。经试验研究，流态地聚物固化土试件最优含水率为 35%，所以试件的含水率统一为 35%。

2　无侧限抗压强度试验结果

2.1　试样破坏形式

流态地聚物固化土试样的破坏形式如图 1 所示。在荷载作用下，试样内部及表面出现竖向的微小裂缝，此时试样的应力趋近于峰值应力，未出现明显破坏；随着荷载继续增大，试样的应力逐渐达到峰值，试样内部及表面的裂缝开始连通并纵向贯穿，导致出现大面积剥落现象，试样发生脆性破坏。

2.2　碱激发剂模数对固化土抗压强度的影响

随着碱激发剂模数的增大，流态地聚物固化土的抗压强度呈分段式变化，先增大后减小（图 2）。当碱激发剂模数为 1.2 mol/L 时，抗压强度达到最大值。以养护龄期 28 d 为例，碱激发剂模数为 1.2 时，试件抗压强度最大值为 1.45 MPa；当模数分别为 0.6，0.9，1.5 时，其抗压强度相比模数 1.2 的试件降低了 15.9%、8.3% 和 22.1%。

2.3　GGBS、粉煤灰掺量对固化土抗压强度的影响

由图 3 可知，不同养护龄期下，流态地聚物固化土的抗压强度均随 GGBS 掺量的增加而逐渐增大。以

表 2　流态地聚物固化土设计方案

Table 2　Design scheme of fluid geopolymer Solidified Soil

试验编号	GGBS 掺量/%	粉煤灰掺量/%	碱激发剂模数/(mol·L^{-1})	稻壳灰掺量/%	稻壳灰粒径/mm
GF1	8	8	1.2	0	—
GF2	10	8	1.2	0	—
GF3	12	8	1.2	0	—
GF4	14	8	1.2	0	—
GF5	10	6	1.2	0	—
GF6	10	10	1.2	0	—
GF7	10	12	1.2	0	—
GF8	10	8	0.6	0	—
GF9	10	8	0.9	0	—
GF10	10	8	1.5	0	—
GFD1	10	8	1.2	5	1.2
GFD2	10	8	1.2	8	1.2
GFD3	10	8	1.2	11	1.2
GFD4	10	8	1.2	14	1.2
GFD5	10	8	1.2	11	0.6
GFD6	10	8	1.2	11	0.3
GFD7	10	8	1.2	11	0.15
GFD8	10	8	1.2	11	0.075

（a）试样脆性破坏初期

（b）试样脆性破坏后期

图 1　试样破坏形式

Fig. 1　Failure form of sample

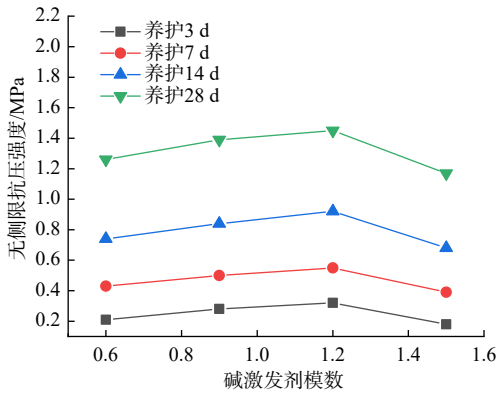

图 2　不同碱激发剂模数固化土抗压强度曲线图

Fig. 2　Compression strength curves of modulus solidified soil with different alkali activators

养护龄期为 28 d 为例, GGBS 掺量 8% 的固化土抗压强度为 1.27 MPa, 掺量增加至 10%、12% 和 14% 时, 其抗压强度提高了 14.2%、23.6% 和 30.7%。

由图 4 可知, 流态地聚物固化土在不同养护龄期下的抗压强度都随粉煤灰掺量的增加而增大, 且

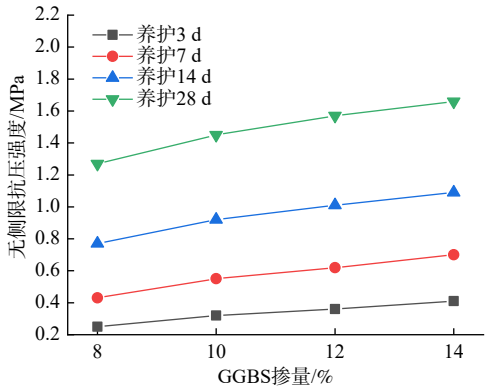

图 3　不同 GGBS 掺量固化土抗压强度曲线图

Fig. 3　Compressive strength curve of solidified soil with different GGBS content

两者呈近似线性关系。以养护龄期 28 d 为例, 粉煤灰掺量 6% 的试件抗压强度为 1.29 MPa; 当掺量增至 8%、10% 和 12% 时, 其强度提升 12.2%、23.2% 和 31%。当掺量由 6% 提升至 8% 时, 固化土强度提升最为显著。

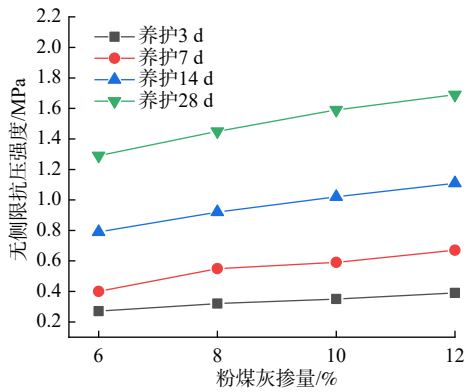

图 4　不同粉煤灰掺量固化土抗压强度曲线图

Fig. 4　Compressive strength curve of solidified soil with different fly ash content

2.4　稻壳灰掺量及粒径对固化土抗压强度的影响

由图 5 可知, 流态地聚物固化土的抗压强度均随着稻壳灰掺量的增加而增大。以养护龄期 28 d 为例, 稻壳灰掺量 0% 的固化土抗压强度为 1.45 MPa; 当稻壳灰掺量增至 5%、8%、11% 和 14% 时, 其强度提高了 43.4%、66.9%、100% 和 107.6%; 可以看出, 当稻壳灰掺量为 11% 时, 对固化土的强度提升最为显著。

由图 6 可知, 流态地聚物固化土的抗压强度与稻壳灰粒径呈近似线性的负相关。以养护龄期 28 d 为例, 稻壳灰粒径 0.075 mm 的固化土抗压强度为 3.94 MPa, 当粒径增大为 0.15, 0.3, 0.6, 1.2 mm 时, 试样抗压强度分别降低 9.1%、16.5%、22.1% 和 26.4%。

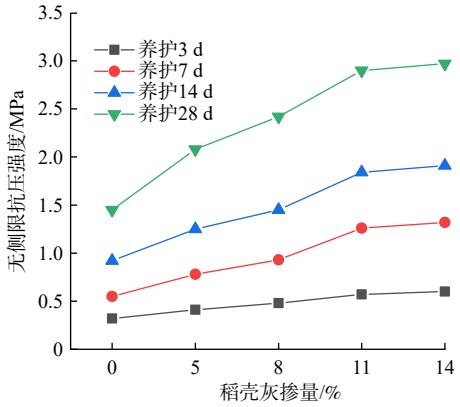

图 5　不同稻壳灰掺量固化土抗压强度曲线图

Fig. 5　Compressive strength curve of solidified soil with different amount of rice husk ash

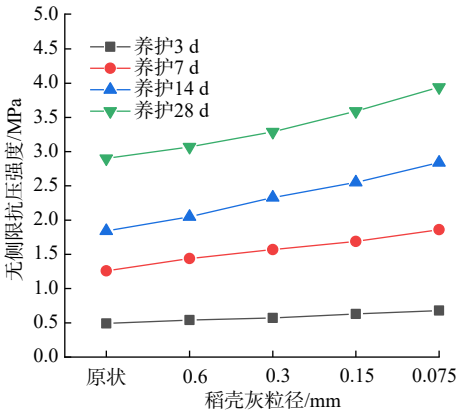

图 6　不同稻壳灰粒径固化土抗压强度曲线图

Fig. 6　Compressive strength curve of solidified soil with different rice husk ash particle size

3　流态地聚物固化土的强度特性分析

3.1　碱激发剂模数的影响分析

当碱激发剂模数大于 1.2 时，试样内部的 OH^-浓度过低，对稻壳灰外表玻璃球体的分解作用减弱，无法裂解硅氧键与铝氧键，导致反应无法进行，地聚物凝胶产生过少，因此固化土的抗压强度过低。但是，当碱激发剂模数过低时，固化土中过多的 Na^+会延缓凝胶的聚合作用，导致地聚物凝胶生成困难，固化土抗压强度同样受到影响。

3.2　GGBS 及粉煤灰掺量的影响分析

当 GGBS 掺量由 8%增至 10% 时，对固化土强度的提升最为显著。养护前期，GGBS 是主要的反应原料，所以试样抗压强度随 GGBS 掺量的增加而增大，且先期强度提升明显。随着 GGBS 的增多，由于没有良好的碱性环境，过多的 GGBS 无法完全反应，其对试样强度的提升幅度减弱。

地聚反应初期，粉煤灰参与反应时，需先将外层玻璃球体破坏，释放出内部的 SiO_2、Al_2O_3 等活性离子参与反应，所以在较短的时间内粉煤灰参与反应的量较少，对固化土的抗压强度影响较小。随着龄期的增加，粉煤灰开始参与反应，玻璃体被大量破坏，参与反应的离子变多，所以粉煤灰掺量对于固化土的抗压强度影响也增加。

3.3　稻壳灰掺量及粒径的影响分析

随着稻壳灰的加入，稻壳灰内大量的高活性 SiO_2 参与地聚反应，生成更多的凝胶，增大固化土的抗压强度。随着稻壳灰掺量的增加，固化土内 SiO_2 浓度升高，但是浓度过高的 SiO_2 会抑制胶凝材料的解聚和聚合，所以过量的稻壳灰不能增加固化土的抗压强度。另外，随着稻壳灰的粒径减小，其活性增高，更易发生地聚反应，产生更多凝胶，提升固化土抗压强度。

4　流态地聚物固化土的强度预测与影响因素分析

4.1　强度预测模型构建与训练

大量学者研究发现，误差逆传播(BP)神经网络模型能够有效预测胶凝材料的抗压强度[14－17]，所以本文采用 BP 模型预测固化土的抗压强度。将 GGBS 与粉煤灰掺量、碱激发剂模数、稻壳灰掺量与粒径、养护龄期等 6 个影响因素作为输入层变量，以无侧限抗压强度作为唯一的输出层变量，建立流态地聚物固化土的强度预测模型。由于预测模型的精度主要取决于隐含层的层数与节点数，对比不同隐含层的层数与节点数的预测模型结果(表 3)，发现模型采用 6-8-8-1 的拓扑结构时，BP 神经网络模型的结果最优，因此建立如图 7 所示的强度预测模型网络拓扑结构。

表 3　不同隐含层层数于节点数的预测模型对比

Table 3　Comparison of prediction models with different hidden layers and nodes

隐含层层数	隐含层节点数	相关系数	均方误差
1	4	0.810 73	0.004 66
1	6	0.838 99	0.004 09
1	8	0.845 78	0.003 73
1	10	0.744 04	0.004 17
1	12	0.765 88	0.004 06
2	8、4	0.965 43	0.000 80
2	8、6	0.997 70	0.000 37
2	8、8	0.999 43	0.000 08
2	8、10	0.997 84	0.000 32

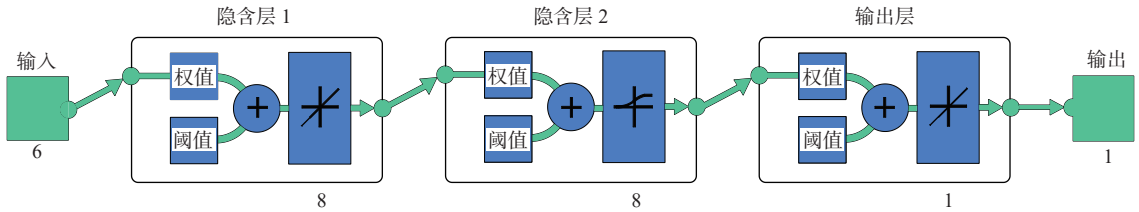

图 7　强度预测模型拓扑结构

Fig. 7　Topology of strength prediction model

在 MATLAB 中生成层间迭代权重矩阵，$\boldsymbol{W}_1^{(p)}=Rand(8\times6)$、$\boldsymbol{W}_2^{(p)}=Rand(8\times8)$、$\boldsymbol{W}_3^{(p)}=Rand(8\times1)$，其中上标 p 代表迭代次数，下标代表层间关系（下标 1 表示从输入层到第 1 隐层，下标 2 代表从第 1 隐层到第 2 隐层，下标 3 代表从第 2 隐层到输出层）。用 $\boldsymbol{W}(i,j)$ 表示输入向量的第 j 个神经元对输出的第 i 个神经元的影响权重，进行迭代计算。

选取如下激活函数 $f(\boldsymbol{x})$：

$$f(\boldsymbol{x})=\frac{1}{1+\mathrm{e}^{-x}} \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{x}$——迭代过程中的输入向量。

则神经网络中第 k 层的第 i 个值（y_i^k）可表示为：

$$y_i^k=f\left(\sum_{j=1}^{N_{k-1}}\boldsymbol{W}_m^{(p)}(i,j)y_j^{(k-1)}-\theta_i\right)\quad(i=1,\cdots,8;\ k=1,\cdots,4) \tag{2}$$

式中：N_k——第 k 层的神经元数目；

m——层间关系（m=1, 2, 3）；

θ_i——层间的阈值。

得到各层的计算值后，需要进行权重调整。采用递归法从输出节点开始返回到隐含层调节权重，则权重矩阵的迭代方法为：

$$\boldsymbol{W}_k^{(p+1)}(i,j)=\boldsymbol{W}_k^{(p)}+\eta\delta_k^{(p+1)}(i)y_{k-1}^{(p+1)}(j) \tag{3}$$

式中：$y_k^{(p)}(j)$——理论计算值；

$\delta_k^{(p)}(i)$——节点间的误差。

然后重复上述步骤计算，直到满足目标要求。

从上述试验结果的 88 组数据中随机抽取 80 组数据作为训练样本，8 组数据作为预测样本。训练过程中不断调整权重矩阵，直至权重矩阵波动量趋于平稳且较小时结束迭代。本次网络模型数据学习的次数为 5 000 次，网络学习速率为 0.01，目标误差为 0.1×10^{-3}。经过模型运算，得到模型的网络输出强度，将其与实际值进行对比并计算绝对误差，具体结果见图 8。由图 8 可知，80 组试验数据的预测值与实际值基本处于重合状态，只有极少部分有明显偏差，并且预测值与实际值的绝对误差基本不变，保持在同一条水平线上。

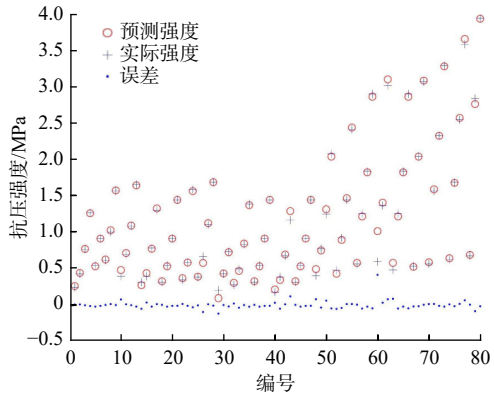

图 8　预测值与实际值对比图

Fig. 8　Comparison between predicted value and actual value

4.2　固化土强度预测

将之前随机挑选的 8 组预测样本，输入到训练好的抗压强度预测模型中，执行程序，得到 8 组数据的网络输出强度，将这 8 组预测强度与实际试验数据进行对比，对比结果见表 4。由表 4 可知，预测样本的最大绝对误差为 0.332 9 MPa，最小绝对误差为 0.001 4 MPa，平均绝对误差为 0.069 MPa；最大相对误差值为 17.2%，最小相对误差值为 0.14%，平均相对误差值为 5.57%，具有很高的适用性。

将训练样本与预测样的误差值进行整理计算（表 5），训练与测试样本中误差超过 20% 的仅占 5.68%，误差在 10% ~ 20% 的样本仅占 7.95%。相对误差小于 1% 的样本占 53.41%，且误差小于 10% 的样本占 86.37%，预测结果较精准，且波动较小。这表明 BP 神经网络对流态地聚物固化土的抗压强度预测总体效果较好，可以满足工程实际需求。

4.3　影响因素权重分析

引入权重贡献率分析法能够建立起输入变量与输出变量之间的直接联系，获得输入变量与输出变量的权重影响。权重贡献率分析法，是通过预测模型训练完成后网络输出的各层之间的权重矩阵。经过计算得出的输入节点对于输出层的权重贡献，可以直观反映每个影响因素对抗压强度的影响程度。权重贡

表 4 测试样本误差分析表

Table 4 Error analysis of test samples

编号	GGBS掺量/%	粉煤灰掺量/%	碱激发模数	稻壳灰掺量/%	稻壳灰粒径/mm	养护龄期/d	预测值/MPa	实际值/MPa	绝对误差/MPa	相对误差/%
1	12	8	1.2	0	0	3	0.380 5	0.36	0.020 4	5.68
2	10	8	1.2	0	0	3	0.296 8	0.27	0.026 7	9.91
3	10	8	0.6	0	0	28	1.268 8	1.26	0.008 8	0.69
4	10	8	1.2	0	0	28	1.474 5	1.57	0.095 5	6.08
5	10	8	1.2	11	0.6	7	1.378 7	1.44	0.061 3	4.25
6	10	8	1.2	14	1	14	2.262 9	1.93	0.332 9	17.25
7	10	8	1.2	11	0.075	7	1.849 0	1.86	0.010 9	0.58
8	10	10	1.2	0	0	14	1.018 5	1.02	0.001 4	0.14

表 5 预测模型训练与预测样本相对误差分布

Table 5 Relative error distribution of BP neural network training and prediction samples

相对误差分布范围	训练样本	预测样本	样本总数	占比/%
>20%	5	0	5	5.68
(10%, 20%]	6	1	7	7.95
(1%, 10%]	25	4	29	32.96
≤1%	44	3	47	53.41
总计	80	8	88	100

献率(P_m)的计算公式见式(4)(5):

$$V_m = \sum_{i=1}^{8} V_{mi}\left[Q_i\left(\frac{V_{mi}}{\sum_{m=1}^{6} V_{mi}}\right)\right] \tag{4}$$

$$P_m = \frac{V_m}{\sum_{m=1}^{6} V_m} \tag{5}$$

式中: V_m——输入节点的权重贡献;

Q_i——隐含层到输出层的连接权值;

V_{mi}——输入层到隐含层的连接权值。

利用式(5)计算 6 个影响因素的权重贡献与权重贡献率,结果见表 6。由表 6 能够清楚看出,养护龄期对于固化土强度影响最大,其权重贡献率达到 38%;粉煤灰掺量的影响仅次于养护龄期,占比为 30.15%;稻壳灰掺量、碱激发模数和 GGBS 掺量分别占比 16.54%、8.1% 和 6.92%,影响最小的为稻壳灰粒径,仅占 0.29%。

表 6 预测模型权重贡献与权重贡献率

Table 6 weight contribution rate of prediction model

影响因素	权重贡献	权重贡献率/%(排名)
GGBS掺量	0.501 169	6.92(5)
粉煤灰掺量	2.183 732	30.15(2)
碱激发剂模数	0.586 749	8.10(4)
稻壳灰掺量	1.197 763	16.54(3)
稻壳灰粒径	0.021 158	0.29(6)
养护龄期	2.752 821	38.00(1)
总计	7.243 328	100

5 结论

(1)流态地聚物固化土试样的破坏形式为脆性破坏,其抗压强度与 GGBS 掺量、粉煤灰掺量和稻壳灰掺量呈正相关,流态地聚物固化土的抗压强度与稻壳灰粒径呈近乎线性的负相关;当碱激发剂模数增至 1.2、GGBS 的掺量增至 10%、粉煤灰掺量增至 8% 和稻壳灰掺量增至 11% 后,强度提升效能降低。

(2)通过建立的神经网络强度模型进行样本预测,经过检验发现拓扑结构为 6-8-8-1 时对固化土强度预测更为准确,其平均绝对误差为 0.069 MPa,平均相对误差为 0.14%,预测结果误差较小。对训练样本与测试样本的误差分布进行分析,发现误差小于 10% 的样本占 86.37%,模型预测结果波动也较小。

(3)引入权重贡献率分析各因素对抗压强度影响程度,得到 6 种影响因素的权重贡献率。其中,养护龄期对于固化土强度影响最大,占比为 38%;胶凝材料对于固化土强度的影响程度从大到小分别是:粉煤灰掺量>稻壳灰掺量>碱激发剂模数>GGBS 掺量>稻壳灰粒径。实际工程中,胶凝材料的选择应着重考虑粉煤灰和稻壳灰的掺量。

参考文献(References):

[1] DU Yanjun, YU Bowei, LIU Kai, et al. Physical, hydraulic, and mechanical properties of clayey soil stabilized by lightweight alkali-activated slag geopolymer[J]. Journal of Materials in Civil Engineering, 2017, 29(2): 04016217.

[2] PHUMMIPHAN I, HORPIBULSUK S, RACHAN R, et al. High calcium fly ash geopolymer stabilized lateritic soil and granulated blast furnace slag blends as a pavement

base material[J]. Journal of Hazardous Materials, 2018, 341: 257 − 267.

[3] 俞家人，陈永辉，陈庚，等. 地聚物固化软黏土的力学特征及机理分析[J]. 建筑材料学报，2020，23(2)：364 − 371. [YU Jiaren, CHEN Yonghui, CHEN Geng, et al. Mechanical behaviour of geopolymer stabilized clay and its mechanism[J]. Journal of Building Materials, 2020, 23(2): 364 − 371. (in Chinese with English abstract)]

[4] PELISSER F, GUERRINO E L, MENGER M, et al. Micromechanical characterization of metakaolin-based geopolymer[J]. Construction and Building Materials, 2013, 49: 547 − 553.

[5] THAARRINI J, VENKATASUBRAMANI R. Feasibility studies on compressive strength of ground coal ash geopolymer mortar[J]. Periodica Polytechnica Civil Engineering, 2015, 59(3): 373 − 379.

[6] 王东星，王宏伟，王瑞红. 活性MgO−粉煤灰固化淤泥微观机制研究[J]. 岩石力学与工程学报，2019，38(增刊2)：3717 − 3725. [WANG Dongxing, WANG Hongwei, WANG Ruihong, Micro-mechanisms of dredged sludge solidified with reactive MgO-fly ash[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2019(Sup 2): 3717 − 3725. (in Chinese with English abstract)]

[7] 王东星，王宏伟，肖杰，等. 活性MgO-粉煤灰软土固化材料强度与机理研究[J]. 中国矿业大学学报，2018，47(4)：879 − 884. [WANG Dongxing, WANG Hongwei, XIAO Jie, et al. Strength and micromechanism of reactive MgO-activated fly ash as an alternative soft soil stabilizer[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2018, 47(4): 879 − 884. (in Chinese with English abstract)]

[8] 王东星，王宏伟，邹维列，等. 碱激发粉煤灰固化淤泥微观机制研究[J]. 岩石力学与工程学报，2019，38(增刊1)：3197 − 3205. [WANG Dongxing, WANG Hongwei, ZOU Weilie, et al. Research on micro-mechanisms of dredged sludge solidified with alkali-activated fly ash[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2019, 38(Sup1): 3197 − 3205. (in Chinese with English abstract)]

[9] 王东星，何福金. CO_2碳化−矿渣/粉煤灰协同固化土效果与机制研究[J]. 岩石力学与工程学报，2020，39(7)：1493 − 1502. [WANG Dongxing, HE Fujin. Investigation on performance and mechanism of CO_2 carbonated slag/fly ash solidified soils[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering. 2020, 39(7): 1493 − 1502. (in Chinese with English abstract)]

[10] 陈忠清，朱泽威，吕越. 粉煤灰基地聚物加固土的强度及抗冻融性能试验研究[J]. 水文地质工程地质，2022，49(4)：100 − 108. [CHEN Zhongqing, ZHU Zewei, LYV Yue. Laboratory investigation on the strength and freezing-thawing resistance of fly ash based geopolymer stabilized soil[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2022, 49(4): 100 − 108. (in Chinese with English abstract)]

[11] 贾栋钦，裴向军，张晓超，等. 改性糯米灰浆固化黄土的微观机理试验研究[J]. 水文地质工程地质，2019，46(6)：90 − 96. [JIA Dongqin, PEI Xiangjun, ZHANG Xiaochao, et al. A test study of the microscopic mechanism of modified glutinous rice mortar solidified loess[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2019, 46(6): 90 − 96. (in Chinese with English abstract)]

[12] 陈伟，乐绍林，高文波，等. 海相疏浚淤泥流动固化的作用机制和微观结构分析[J]. 岩石力学与工程学报，2020，39(增刊1)：3114 − 3122. [CHEN Wei, YUE Shaolin, GAO Wenbo, et al. Solidification mechanism and microstructural investigations on flow-solidified marine dredged sludge[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2020, 39(Sup1): 3114 − 3122. (in Chinese with English abstract)]

[13] 何俊，栗志翔，石小康，等. 侵蚀环境中碱渣-矿渣固化淤泥的力学性质[J]. 水文地质工程地质，2019，46(6)：83 − 89. [HE Jun, LI Zhixiang, SHI Xiaokang, et al. Mechanical properties of the soft soil stabilized with soda residue and ground granulated blast furnace slag under the erosion environment[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2019, 46(6): 83 − 89. (in Chinese with English abstract)]

[14] HE Jun, WANG Xiaoqi, SU Ying, et al. Shear strength of stabilized clay treated with soda residue and ground granulated blast furnace slag[J]. Journal of Materials in Civil Engineering, 2019, 31(3).

[15] LAKSHMI S M, GEETHA S, SELVAKUMAR M, et al. Application of lime and GGBS to improve the strength of clayey sand[J]. IOP Conference Series Materials Science and Engineering, 2020, 989: 12 − 28.

[16] 刘猛，戚红雨，王荆宁，等. 基于神经网络算法的智能抗干扰系统设计[J]. 计算机测量与控制，2018，26(10)：155 − 159. [LIU Meng, QI Hongyu, WANG Jingning, et al. Design of intelligent anti-jamming system based on neural network algorithm[J]. Computer Measurement & Control, 2018, 26(10): 155 − 159. (in Chinese with English abstract)]

[17] 王玉振. 基于EMD的小波神经网络模型预测大坝变形[J]. 水力发电, 2018, 44(8): 101 − 104. [WANG Yuzhen. Prediction of dam deformation based on EMD neural network model[J]. Water Power, 2018, 44(8): 101 − 104. (in Chinese with English abstract)]

[18] 江显群, 陈武奋. BP神经网络与GA-BP农作物需水量预测模型对比[J]. 排灌机械工程学报, 2018, 36(8): 762 − 766. [JIANG Xianqun, CHEN Wufen. Comparison between BP neural network and GA-BP crop water demand forecasting model[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2018, 36(8): 762 − 766. (in Chinese with English abstract)]

[19] 王锦力, 殷志祥, 周明伟. 免振捣粉煤灰混凝土抗压强度的神经网络预测[J]. 辽宁工程技术大学学报, 2006, 25(增刊 1): 131 − 132. [WANG Jinli, YIN Zhixiang, ZHOU Mingwei. Neural network prediction of compressive strength for self-compaction concrete of coal ash[J]. Journal of Liaoning Technical University, 2006, 25(Sup 1): 131 − 132. (in Chinese with English abstract)]

[20] 刘婵娟. 神经网络模型对拔出法检测超高强混凝土强度评定研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2017. [LIU Chanjuan. Strength prediction research on pullout method testing the strength of ultra-high strength concrete by neural network model[D]. Changsha: Hu'nan University, 2017. (in Chinese with English abstract)]

[21] 张龙元, 杨春峰, 王培竹. BP神经网络模型在橡胶集料混凝土冻融循环后力学性能研究中的应用[J]. 住宅与房地产, 2017(29): 13 − 13. [ZHANG Longyuan, YANG Chunfeng, WANG Peizhu. Application of BP neural network model in the study of mechanical properties of rubber aggregate concrete after freeze-thaw cycle[J]. Housing and Real Estate, 2017(29): 13 − 13. (in Chinese)]

[22] 赵明亮, 水中和, 周华新, 等. 中低强度等级混凝土抗压强度的BP神经网络模型预测研究[J]. 混凝土, 2021(3): 35 − 38. [ZHAO Mingliang, SHUI Zhonghe, ZHOU Huaxin, et al. Prediction of compressive strength of medium and low strength grade concrete by BP neural network model[J]. Concrete, 2021(3): 35 − 38. (in Chinese with English abstract)]

[23] 李扬, 王伯昕, 陈冬昕, 等. 基于BP神经网络预测复合盐侵蚀后混凝土的相对动弹性模量[J]. 混凝土, 2018(7): 21 − 23. [LI Yang, WANG Boxin, CHEN Dongxin, et al. Prediction of relative dynamic elastic modulus of concrete after erosion based on BP neutral network theory[J]. Concrete, 2018(7): 21 − 23. (in Chinese with English abstract)]

[24] 张伟, 刘晓强, 李顺群, 等. 天津临港疏浚土固化特性及强度预测分析[J]. 水利水电技术, 2020, 51(4): 20 − 26. [ZHANG Wei, LIU Xiaoqiang, LI Shunqun, et al. Analysis on prediction of solidifying characteristics and strength of dredged soil in port-vicinity area of Tianjin[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2020, 51(4): 20 − 26. (in Chinese with English abstract)]

[25] 路晓宇. 大连海相软土固化强度试验研究及其神经网络预测[D]. 大连: 大连理工大学, 2021. [LU Xiaoyu. Experimental study on solidification strength of Dalian marine soft soil and its neural network prediction[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2021. (in Chinese with English abstract)]

[26] 童国庆, 张吾渝, 高义婷, 等. 碱激发粉煤灰地聚物的力学性能及微观机制研究[J]. 材料导报, 2022, 36(4): 129 − 134. [TONG Guoqing, ZHANG Wuyu, GAO Yiting, et al. Mechanical properties and micromechanism of alkali-activated fly ash geopolymer[J]. Materials Reports, 2022, 36(4): 129 − 134. (in Chinese with English abstract)]

编辑: 刘真真