深圳市岩溶地层标准贯入击数神经网络模型

严辉[1]，林沛元[2a,2b*]

1. 广东珠三角城际轨道交通有限公司，广州 510000；
2. 中山大学 a. 隧道工程灾变防控与智能建养全国重点实验室；b. 土木工程学院，广州 510275

第一作者，E-mail：466461976@qq.com

* 通信作者，E-mail：linpy23@mail.sysu.edu.cn

2023-12-19 收稿；2024-02-01 修回；2024-02-19 接受

基金项目：国家自然科学基金项目(52008408)

中图分类号：TU413.3　　文章编号：2096-8523(2025)02-0305-17　　doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20230705

摘　要：潜在岩溶地质灾害威胁粤港澳大湾区广州、深圳等核心城市安全及其地下空间开发与利用。标准贯入试验是岩溶地层勘察的必备手段之一，为土层划分、承载力评估、基础选型等提供重要依据。针对传统的标准贯入试验提高工程成本并受操作人员技能水平影响较大的问题，本研究提出了一种快速且准确获取岩溶区土层标贯击数的新方法。以深圳市岩溶区为例，收集了 1006 组土层标贯数据，建立了一个 11-5-1 结构的单隐藏层神经网络模型，该模型仅拥有 5 个神经元，具有解析解，易于计算。研究结果显示，该神经网络模型的决定系数达到了 0.93，表明模型拥有高度的准确性；模型因子平均值为 1.04，变异系数介于 9%～23%。总体上，模型精度高，预测偏差离散性低。讨论了影响模型稳定性和预测性能的多种因素，如隐藏层神经元数量、数据标准化方法、激活函数选择、数据分割比例和随机抽样效应等。通过在深圳市龙岗区 2 个独立工程案例的应用，验证了该神经网络模型在工程实践中的实用价值。本研究为未来岩溶区工程勘察方法的发展提供了重要参考。

关键词：岩溶地层；粤港澳大湾区；深圳市；标准贯入试验；人工神经网络；模型评价

粤港澳大湾区(Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area，简称 GD-HK-M GBA)是我国重点打造的世界级滨海城市群，基础设施建设正在如火如荼地进行。然而，大湾区面临多种地质灾害挑战，尤其是岩溶地质对广州、深圳等核心城市的工程建设与安全发展构成了重大威胁。岩溶地质特征包括溶洞、溶沟、溶槽、溶蚀裂隙等[1]。岩溶发育对城市地面工程安全与地下空间开发利用造成严重影响，如：发生地面塌陷[2-3]，隧道衬砌结构破坏[4-9]，灌注桩漏浆、塌孔[10]，端承桩冲切、抗弯、抗剪破坏[11-17] 等灾害，从而造成人员伤亡和重大经济损失。

大湾区潜在岩溶地质灾害已引起广泛关注，目前在广州、深圳等地针对岩溶勘察方法、危险性评价、处理技术等方面已开展了较多研究[18-39]。岩溶勘察为工程结构基础设计与施工提供必不可少的数据支撑。沈珠江[40] 指出，钻孔取样方法采集土样不能作为获得可靠土质参数的唯一途径，应以原位测试所得到的数据作为主要依据。现行国家和省级岩土工程勘察规范[41-44] 对岩溶区桩基勘察多种原位测试方法提出了相应的规定。其中，标准贯入试验(SPT)作为一种原位测试技术，主要适用于砂土、粉土和黏质土[45-46]，其最大优点是能够有效地避免土样扰动误差问题[47-48]。标贯击数常常作为判断单桩承载力、成桩可行性等的重要依据，已在岩溶工程勘察中得到了广泛应用[49-51]。然而，标准贯入试验(SPT)需要耗费大量的人力、物力、财力及时间，且其试验结果受现场试验人员的水平、经验、熟悉程度等因素的影响，使此类影响难以量化评估。因此，发展快

著录信息：严辉，林沛元. 深圳市岩溶地层标准贯入击数神经网络模型 [J]. 地质科技通报，2025，44(2)：305-321.
YAN Hui, LIN Peiyuan. An artificial neural network for standard penetration blow counts of karst strata in Shenzhen[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2025, 44(2): 305-321.

© Editorial Office of Bulletin of Geological Science and Technology. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.　https://dzkjqb.cug.edu.cn

速准确获取土层标贯击数的方法，是岩溶区工程勘察的内在需求。

传统的概率统计方法在与土体的物理力学参数之间建立相关性方面存在一定的挑战。而随着计算机技术的高速发展和岩土工程数据的积累，机器学习方法，如：多元线性回归、人工神经网络、支持向量机、随机森林等，在解决岩土工程领域复杂非线性难题方面展现出了巨大潜力[52]。这些方法能高效准确地映射高度非线性问题[53]，适用于岩土勘察测试数据的多维映射反映。目前，机器学习方法在岩土工程领域的应用包括土体物理力学参数分析[54-59]、桩基承载力预测[60]、挡土墙力学及变形预测[61-62]、滑坡预测[63-66]、地面沉降估算[67-68]、隧道工程[69]、岩爆烈度等级预测[70-72]、岩土工程数据异常识别[73]。关于机器学习方法在岩土工程领域的研究现状可参考文献 [68, 74-81]。在土体物理力学指标的相关研究中，许多学者已经积极应用神经网络模型来分析和预测土体参数，取得了显著的成果。刘勇健等[82] 构建了灰色关联−径向基神经网络模型，用于分析软土的物理力学性质指标与微结构参数之间的关系；SAMUI 等[83] 研究了土壤压缩系数的估计问题，采用混合元启发式优化神经网络模型，该模型能够有效传递土体压缩系数的响应变量与一系列物理性质之间的关联关系；BHARDWAJ 等[84] 探究了使用人工神经网络（ANN）来预测土壤固结系数的有效性，并采用 ANFIS 与 LASSO 特征选择方法来优化预测模型，结果表明采用这些方法的土壤固结系数的预测效果最佳；赵挚南等[85] 采用 BP 神经网络对临近地铁基坑土体参数进行了反演分析；此外，程凯华[86] 应用卷积神经网络模型，对土体参数的弱化情况进行了分析和预测，特别考虑了水位变化和土体参数的影响，以提高水库边坡的可靠度；曲志鹏等[87] 提出了一种考虑岩石力学性质、脆性矿物组分和岩石成熟度的 Adam-神经网络脆性综合评价方法。以上研究示范了神经网络模型在土体物理力学参数研究中的广泛应用，而目前在标贯试验参数方面的相关研究比较罕见。这表明利用机器学习优化岩溶区土层标贯击数获取方法，可能是一种有效可行的地层参数预测途径，为未来岩土工程勘察提供新的研究方向和实践路径。

为了解决上述问题，本研究利用机器学习算法和岩土工程数据的积累，探索机器学习方法在解决岩土工程领域复杂非线性问题方面的潜力，并建立标准贯入值预测模型。首先，基于深圳市岩溶勘察项目收集到 1006 组标准贯入试验数据样本，进而建立具有解析表达式的岩溶区土层标贯击数神经网络预测模型。模型以 11 个简单的土层物理力学指标为输入参数，以决定系数 R^2 为拟合优度评价指标确定最优模型结构，分析隐藏层神经元数量、数据标准化方法、激活函数选取、数据分割比例及随机抽样效应等对模型预测性能的影响。最后，引入同地区另外 2 个独立工程案例验证了神经网络模型的准确性。

1　深圳市区域地质条件

研究区位于珠江三角洲东南部广东省深圳市，尤其是龙岗区，地处岩溶发育地带，区域地质构造比较复杂[88]。岩溶发育对工程建设危害极大，自 2020 年 5 月以来仅龙岗中专片区岩溶塌陷险情就造成了地面塌陷坑 8 个、房屋开裂 2 处、沉陷区 2 处、地裂缝 3 处，影响面积约 0.05 km^2。

1.1　地形地貌

深圳市陆域总面积 1953 km^2，地貌类型比较丰富，以低山与高丘陵为主。岩溶地层主要发育于龙岗区，地形东北高、西南低，地势属低山丘陵滨海区，冲积台地及山间盆地共存于低山与丘陵之间。龙岗区地貌可以划分为下列地貌单元：大鹏半岛山地丘陵区、东部沿海山地区、西部丘陵谷地区及中部台地谷地区[89]。

1.2　地质构造

龙岗区位于紫金−惠阳凹褶断束中区域性的龙岗复式向斜北东段，为北东向五华−深圳大断裂切割，地质构造较为复杂。区域存在长约 20 km、其影响宽度 3 ~ 5 km 的龙岗向斜，并发育小褶皱，包含 3 条大致平行的断裂带及间所夹持的断裂热变质带，断裂带在往 SW 方向时有增多分散的趋势。

1.3　地层岩性

深圳地区岩溶地层主要包括第四系（Q）、石炭系测水组砂岩（C_1c）和石炭系石磴子组大理岩（C_1s），各岩土层特征分述如下[38]：

第四系（Q）：包括人工填土（Q^{ml}）、冲洪积层（Q^{al+pl}）、残积层（Q^{el}），第四系溶洞等。人工填土呈褐色、褐灰色，局部较松散，不均匀，含少量砂砾和碎石，部分钻孔夹杂少量塑料垃圾；冲洪积层由粉土、粉质黏土、砾砂等软塑土层构成，岩心采取率较高；残积层主要由粉砂岩风化残积的粉质黏土层构成，多处于可塑−硬塑状态。

石炭系测水组砂岩(C_1c)：受 NE 向深圳断裂带的控制，呈 NE 向展布于罗湖区罗芳、莲塘−龙岗区横岗−龙岗−坑梓一带，主要由泥质粉砂岩构成，可分为全风化、强风化、中风化 3 个风化带，泥质、铁质、钙质等胶结。

石炭系石磴子组大理岩(C_1s)：由较硬及坚硬的灰白色大理岩构成，主要矿物成分为方解石，岩体较完整且局部裂隙较发育，顶部见溶蚀现象，岩体基本质量等级为Ⅱ ~ Ⅲ级。

1.4 气象水文

深圳濒临南海，位于北回归线以南，年平均气温为 22.5℃，属南亚热带海洋性季风气候，区域内有大小河流 160 余条，其中有深圳河等较大河流 5 条，有大亚湾等 4 个海湾。深圳受季风环流影响明显，常年主导风向以偏东风为主；海洋对气候影响显著，台风频繁并因此带来丰沛降雨，雨季为每年 5−9 月，地域分布自东向西降雨量减少，年平均降雨量 1 879.8 mm，台风、暴雨与洪涝已成为深圳主要的灾害性天气[88]。

1.5 地下水状况

深圳地区岩溶地层地下水类型主要有第四系松散层孔隙水、残坡积层含水岩组和侵入岩块状基岩裂隙水 3 类，其中石灰岩溶洞裂隙水多存在于溶洞和溶蚀裂隙中，大理岩溶洞形成与第四系松散层孔隙水关系较大，水力联系也较为密切。地下水主要由大气降水渗入补给及场地旁侧地下水侧向补给，水位因季节影响较大；地下水在Ⅰ类、Ⅱ类环境中对混凝土结构均具微腐蚀性。

2 标准贯入试验数据库

2.1 数据来源

通过在深圳龙岗区开展的 7 个工程项目岩土工程详细勘察(土层具体情况如表 1 所示)，共获取 1 006 组标准贯入数据。场地工程勘察包括钻探、原位测试和室内试验等。原位测试主要为标准贯入试验，室内试验主要为常规土工试验、压缩试验以及剪切试验。已收集数据包括钻孔深度 D，土体物理属性指标(天然含水量 w、天然密度 ρ、干密度 ρ_d、土粒相对密度 G_s、天然孔隙比 e、孔隙度 n、饱和度 S、液限 w_L、塑限 w_p、液性指数 I_L、塑性指数 I_p)，力学指标(压缩系数 α、压缩模量 E_s、黏聚力 c、内摩擦角 ϕ)及标贯击数 N 与修正击数 N_s。由于上述某些土体物理属性指标之间存在确定的换算关系，后续建立机器学习模型时可不予考虑，例如，ρ_d 与 (ρ，w)，e 与 n，(I_L，I_P)与(w，w_L，w_p)，G_s 与 (w，e，S)。因此，后续分析不考虑 ρ_d、n、I_L、I_p 及 G_s 5 个参数，仅展示与分析其他 13 个参数。

2.2 概率统计初步分析

图 1 为收集到的 13 个参数数据样本的统计分布情况。参数最大值、最小值、平均值、变异系数、25% 分位数、50% 分位数、75% 分位数等统计特征值汇总于表 2，可以看出，标贯土层深度约 70% 在 10 m 以内。土体平均密度约为 1.90 g/cm^3，孔隙比为 0.80，天然含水量约 26%，高于塑限但低于液限，土体处于可塑状态，饱和度接近 90%。上述物理属性指标变异系数小，处于 3% ~ 13% 之间。土体平均压缩系数和压缩模量分别为 2.32 MPa^{-1} 和 3.23 MPa，其离散性极大，变异系数超过 80%。土体抗剪强度指标黏聚力 c 和内摩擦角 ϕ 平均值分别约为 24 kPa 和 16°，其离散性小，变异系数分别是 32% 和 24%。标贯击数一般小于 12 击，修正后一般小于 10 击；其变异系数较大，约为 55%。

机器学习模型输入参数之间的相关性可能对模型本身的预测性能存在影响，因此，有必要分析参数之间的相关性。计算各参数之间的 Pearson 相关系数，结果如表 3 所示，可以看出，整体上标贯击数 N 和 N_s 与含水量、孔隙比、塑限、液限呈负相关，而与钻孔深度、密度、饱和度、压缩模量、压缩系数、黏聚力及内摩擦角呈正相关。标贯击数 N 和 N_s 与土体塑限 w_p 液限 w_L 相关性极低，相关系数小于 0.10；与饱和度、压缩系数、压缩模量相关性低，相关系数绝对值在 0.10 ~ 0.20 之间；与钻孔深度和含水量有一定的相关性，相关系数在 0.20 ~ 0.40 之间；与密度、孔隙比、黏聚力和内摩擦角相关性较强，相关系数在 0.50 ~ 0.60 之间。

图 2 展示了标贯击数随各参数的变化情况。虽然标贯击数与模型不同输入参数之间存在一定的相关关系，但直观上，图上数据点离散程度较高，趋势不明显。这表明标贯击数与土体物理力学参数之间的确定性较弱，传统回归拟合方法难以有效建立土层常规物理力学参数与标贯击数之间的联系。

3 标贯神经网络模型

将 1 006 组数据分为两大类：模型组，即项目 1 ~ 7 的 854 组数据；工程案例组，即工程案例 1 的 63 组数据与工程案例 2 的 89 组数据。其中，实际工

表 1　岩土工程项目土层具体情况

Table 1　Geotechnical project soil specifics

分层特征描述		项目1	项目2	项目3	项目4	项目5	项目6	项目7
第四系填土层（Q^{ml}）	填土	褐黄色、土黄色，稍湿–湿，结构松散，主要由黏性土堆填而成，局部含少量砂砾、碎石以及砖块、砼块等建筑垃圾和塑料、布条等生活垃圾	褐色、褐灰色，稍湿–湿，较松散–稍密状，主要由粉质黏土堆填而成，含少量碎石，局部含碎砖、砼块等	灰黄色、土黄色，不均匀，主要由黏性土堆填而成，大部分地段顶部不均匀，含少量砼块和碎石，碎石直径多为5～10 cm	灰色，湿，以稍密状为主，局部较松散，不均匀，基本完成自重固结，主要由黏性土堆填而成，含少量砂砾和碎石，部分钻孔夹少量塑料垃圾，局部含碎砖、砼块等	褐红色、褐灰色、褐黄色，以粉质黏土为主，湿，稍松–中密状态，局部地段含碎块石及碎砖块等	灰色，稍湿，稍密，主要由由碎石、砾砂及中粗砂堆填而成，岩心采取率90%～93%	褐黄色，松散，稍湿，主要成分为粉质黏土，顶层含有砖块，均匀性差，多为欠压密土，结构松散，强度较低、压缩性高
第四系冲洪积层（Q^{al+pl}）	粉质黏土	土黄色、灰黄色，湿，可塑状，黏性较好，不均匀，含少量粉细砂，干强度较高，韧性中等	褐红色、褐黄色，湿，可塑状态，土质较均匀，局部含有少量砂砾，切面光滑，干强度高，韧性高	土黄色、褐红色、褐黄色等，稍湿–湿，以可塑为主，少量为硬塑状，黏性较好，干强度、韧性中等，局部含少量砂，局部为粉土	灰色、褐灰色，稍湿–湿，密实，黏性差，手抓易散，含少量有机质；褐红色、褐黄色，湿，可塑，黏性较好，干强度、韧性中等	深灰色、灰黑色，饱和，流塑状态；灰黄色、褐黄色，湿，软塑–硬塑状态	灰黄色，可塑，含少量砾石，土质不均，具虫孔，局部为粉土；灰白色，很湿，稍密；黄色、黄褐色，稍湿，可塑–硬塑状	灰褐色、褐灰色、褐黄色，软塑–可塑，土质不均匀，由砂岩风化岩残积而成，以黏性土为主，含10%～20%的砂粒和砾石，局部夹碎石，含大量风化碎屑，遇水易软化、崩解
	细/中/粗砂	土黄色、灰白色，饱和，松散–稍密，成分主要为石英，分选性一般，不均匀含少量黏土，岩心呈散粒状、团块状	深灰色、灰黄色、灰白色，饱和，以松散为主，含少量泥质，岩心呈筒状	土黄色、灰白色、灰黄色，饱和，以稍密状为主，局部为中密状，岩心呈散粒状、团块状，分选性差，砂粒为石英，颗粒级配不良	—	—	灰色、灰黄色、灰白色，岩心呈团块状，分选性一般，主要成分为石英，粒径大于0.5 mm的颗粒含量超过50%，饱和，以中密为主，局部稍密	—
	砾砂	土黄色、灰白色，饱和，稍密–中密，成分主要为石英，分选性一般，不均匀，含少量黏土和卵石	灰黄色，局部灰白色，饱和，稍密–中密，岩心呈松散状、团块状	—	灰黄色，局部灰白色，饱和，稍密–中密，岩心呈松散状、团块状，含少量黏性土，局部钻孔含较多卵石	灰色、灰黄色、褐黄色，饱和，稍松状态	灰黄色夹灰白色，硬塑，为砂岩风化残积土。由黏粒、粉粒及风化碎石及砾砂组成	—
	粉质黏土	土黄色，湿，可塑状，黏性较好，不均匀，含少量石英砾	—	—	褐黄色、褐色、褐灰色，湿，可塑状，局部软塑状，黏性较差，局部为粉土，含少量砂	褐黄色、褐灰色，湿，以可塑为主，近岩面附近含水量增大，多变为软可塑–软塑状态	褐黄色、深褐色，稍少量风化碎屑，局部含少量碎石，软塑	—
第四系残积层（Q^{el}）	粉质黏土	褐黄色、褐红色，局部呈灰白色或灰黑色，可塑–硬塑状，黏性一般，主要由粉砂岩风化残积而成，原岩结构可辨	褐黄色、土黄色，湿，硬塑状，局部可塑状，由砂岩风化残积而成	褐黄色、褐红色、土黄色，湿，可塑–硬塑状，由砂岩风化残积而成，原岩结构可辨	—	—	—	褐黄色，灰褐色，中密，土质不均，含水量较高，由砂岩风化残积而成，以碎石土为主，含12%～25%的粉质黏土

表 1　岩土工程项目土层具体情况（续）

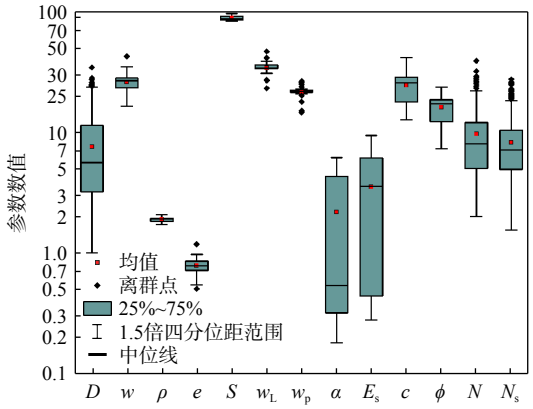
Table 1　Geotechnical project soil specifics (continued)

分层特征描述		项目1	项目2	项目3	项目4	项目5	项目6	项目7
下石炭统测水组（C_1c1）	全风化粉砂岩	红色、褐黄色，不均匀，局部夹灰黑色碳质泥岩，岩石完全风化解体，原岩结构已破坏，但尚可辨认	土黄色、青褐色，岩石完全风化，原岩结构已破坏，但尚可辨认，岩心呈坚硬土状，手捏易散，遇水易软化	土黄色，褐黄色，岩石完全风化，原岩结构尚可辨认，岩心呈坚硬土状，手掰易碎，泡水易软化、崩解	—	下石炭统(C_1)：场区内下伏基岩为大理岩或大理岩化灰岩，主要矿物成分为方解石及少量白云石等，微晶–隐晶结构，块状构造	—	褐黄色、灰褐色，原岩结构，构造基本已破坏，仅外观可辨认，岩心呈土柱状，夹强风化碎块，一般块径 2 ~ 8 cm，岩体基本质量等级为5级
	强风化粉砂岩	褐黄色、褐红色，局部夹灰黑色炭质泥岩，岩石因强烈风化而解体，岩芯呈碎块混土状、碎块状，合金可钻进，裂隙很发育，岩体极破碎，岩石为极软岩	土黄色、青褐色、青灰色，裂隙很发育，岩芯呈土状及土混碎块状，碎块大多手折可断，合金可钻进	砖红色，褐黄色，岩芯呈碎块状，块状，局部呈碎块混土状，不均匀夹含少量中风化碎块，岩芯泡水易崩解软化	—		—	褐黄色、灰褐色，原岩结构可辨，岩石风化强烈，岩心呈碎块状，一般块径 2 ~ 15 cm，岩体基本质量等级为5级
	中风化粉砂岩	灰色，砂状结构，层状构造，岩心以碎块状为主，少量柱状，裂隙发育，锤击声哑，岩石为较软岩，岩体破碎，岩体基本质量等级为Ⅳ级	—	青灰色，主要矿物为石英，细砂状结构，中厚层状构造，岩心呈块状、少量呈短柱状，风化裂隙较发育，敲击声哑，岩石坚硬程度为较软岩，岩体完整程度为较破碎，岩体基本质量等级为Ⅳ级	—		—	—
	微风化石灰岩	灰白色，隐晶质结构，薄层–中厚层构造，裂隙少量发育，岩心呈短柱状，岩质硬脆，锤击声脆，岩石为较硬岩	—	—	微风化大理岩：灰白色，主要矿物成分为方解石，变晶结构，块状构造，岩心呈短柱状、柱状，局部为碎块状，为较硬岩–坚硬岩，岩体较完整		—	青灰色、灰白色，隐晶质结构，中厚层状构造，节理裂隙发育，该层受附近断裂带影响，岩体较破碎，岩心呈碎块状

程案例场地的土层与 7 个项目类似。模型组用于神经网络模型训练与测试，而案例组用于验证模型的准确性。案例组数据来自深圳市同地区另外 2 个工程案例实测所得。本节以模型组数据为基础展开分析，而工程案例组数据则在第 4 章使用。

3.1　模型建立

全连接前馈神经网络（ANN）是现代人工神经网络领域常用模型之一，具有非线性映射、并行性高、可全局优化的优点，多应用于优化计算、模式识别等方面[80]；其典型架构包括输入层、隐藏层及输出层，如图 3a 所示。神经网络中的基本单位是神经元，其数据处理过程如图 3b 所示。神经元 g 接收到输入向量 $\boldsymbol{X}=[x_1,x_2,\ldots,x_n]$ 之后，根据每个 x_j（$j=1,2,\ldots,n$）的贡献度（即权重 $w_j, j=1,2,\ldots,n$），进行线性求



D . 钻孔深度, m; w . 天然含水量, %; ρ . 天然密度, g/cm^3; e . 天然孔隙比; S . 饱和度, %; w_L . 液限, %; w_p . 塑限, %; α . 压缩系数, MPa^{-1}; E_s . 压缩模量, MPa; c . 黏聚力, kPa; ϕ . 内摩擦角, %; N . 标贯击数; N_s . 标贯修正击数; 下同

图 1　标贯数据库土体物理力学参数统计分布情况

Fig. 1　Distributions of soil physical properties and mechanical indices from the SPT database

和得到 $\sum_{j=1}^{n} x_j w_j$, 而后整体偏置 b, 得到神经元 g 的净输入值为:

$$g = \sum_{j=1}^{n} x_j w_j + b。 \tag{1}$$

将净输入值 g 代入激活函数 f, 则得到该神经元的最终活性值 $a = f(g)$。激活函数是神经网络中非常重要的元素, 对神经网络的表示能力和学习能力有着深刻的影响。岩土工程领域常用的激活函数包括 Sigmoid 函数、Tanh 函数及 ReLU 函数[61], 不同的激活函数可能适用不同的工程问题。3 类激活函数的形状及数学表达式见图 4。笔者将对上述 3 类激活函数进行分析与对比, 择优构建标贯神经网络模型。

神经网络训练的关键步骤之一是输入参数标准化, 以保证每一参数的特征参量作用得以充分表征, 并降低量级及量纲差异对模型精度的影响。目前常用的数据处理方法主要有最大最小标准化、Z-score 标准化及小数定标法等。本研究采用 Z-score 标准

表 2　标贯数据库土体物理力学指标统计特征值汇总

Table 2　Summary of statistics for soil physical properties and mechanical indices in the SPT database

数据统计特征	标贯深度 D /m	天然含水量 w /%	天然密度 ρ /(g·cm^{-3})	天然孔隙比 e	饱和度 S /%	液限 w_L /%	塑限 w_p /%	压缩系数 α /MPa^{-1}	压缩模量 E_s /MPa	黏聚力 c /kPa	内摩擦角 ϕ /(°)	标贯击数 N	标贯修正击数 N_s
平均值	7.62	26.25	1.89	0.80	88.08	34.03	21.58	2.32	3.23	24.06	15.75	9.69	8.25
最大值	34.30	42.50	1.99	1.18	95.80	41.30	26.30	6.15	6.94	41.50	23.42	39.00	27.30
75%分位数	11.50	28.00	1.94	0.86	91.00	36.10	22.20	4.29	6.04	28.50	18.50	12.00	10.38
50%分位数	5.70	26.60	1.91	0.80	87.10	33.70	21.70	0.54	3.56	25.90	17.17	8.00	7.02
25%分位数	3.20	23.30	1.83	0.72	85.00	33.50	21.30	0.32	0.44	17.00	12.20	5.00	4.91
最小值	1.00	21.70	1.72	0.65	83.10	27.00	17.80	0.27	0.28	12.60	7.30	2.00	1.55
变异系数	–	0.126	0.032	0.113	0.046	0.082	0.069	0.978	0.824	0.323	0.237	0.584	0.545

表 3　标贯数据库土体物理力学指标之间相关性汇总

Table 3　Summary of Pearson correlations among soil physical properties and mechanical indices in the SPT database

数据统计特征	钻孔深度 D /m	含水量 w /%	密度 ρ /(g·cm^{-3})	孔隙比 e	饱和度 S /%	液限 w_L /%	塑限 w_p /%	压缩系数 α /MPa^{-1}	压缩模量 E_s /MPa	黏聚力 c /kPa	内摩擦角 ϕ /(°)	标贯击数 N	标贯修正击数 N_s
标贯深度 D /m	1	–0.10	0.26	–0.21	0.25	–0.05	–0.11	0.03	0.11	0.35	0.36	0.39	0.23
含水量 w /%	–0.10	1	–0.74	0.93	0.31	0.68	0.70	0.04	–0.23	–0.18	–0.63	–0.41	–0.41
密度 ρ	0.26	–0.74	1	–0.93	0.41	–0.49	–0.59	–0.20	0.48	0.66	0.84	0.54	0.53
孔隙比 e	–0.21	0.93	–0.93	1	–0.06	0.65	0.71	0.11	–0.36	–0.45	–0.79	–0.52	–0.51
饱和度 S /%	0.25	0.31	0.41	–0.06	1	0.16	0.04	–0.18	0.33	0.65	0.30	0.19	0.18
液限 w_L /%	–0.05	0.68	–0.49	0.65	0.16	1	0.97	0.11	–0.17	0.20	–0.37	–0.02	0.00
塑限 w_p /%	–0.11	0.70	–0.59	0.71	0.04	0.97	1	0.11	–0.20	0.06	–0.41	–0.08	–0.05
压缩系数 α /MPa^{-1}	0.03	0.04	–0.20	0.11	–0.18	0.11	0.11	1	–0.93	–0.19	–0.11	0.12	0.13
压缩模量 E_s /MPa	0.11	–0.23	0.48	–0.36	0.33	–0.17	–0.20	–0.93	1	0.47	0.40	0.17	0.15
黏聚力 c /kPa	0.35	–0.18	0.66	–0.45	0.65	0.20	0.06	–0.19	0.47	1	0.69	0.56	0.54
内摩擦角 ϕ /(°)	0.36	–0.63	0.84	–0.79	0.30	–0.37	–0.41	–0.11	0.40	0.69	1	0.61	0.59
标贯击数 N	0.39	–0.41	0.54	–0.52	0.19	–0.02	–0.08	0.12	0.17	0.56	0.61	1	0.98
标贯修正击数 N_s	0.23	–0.41	0.53	–0.51	0.18	0	–0.05	0.13	0.15	0.54	0.59	0.98	1

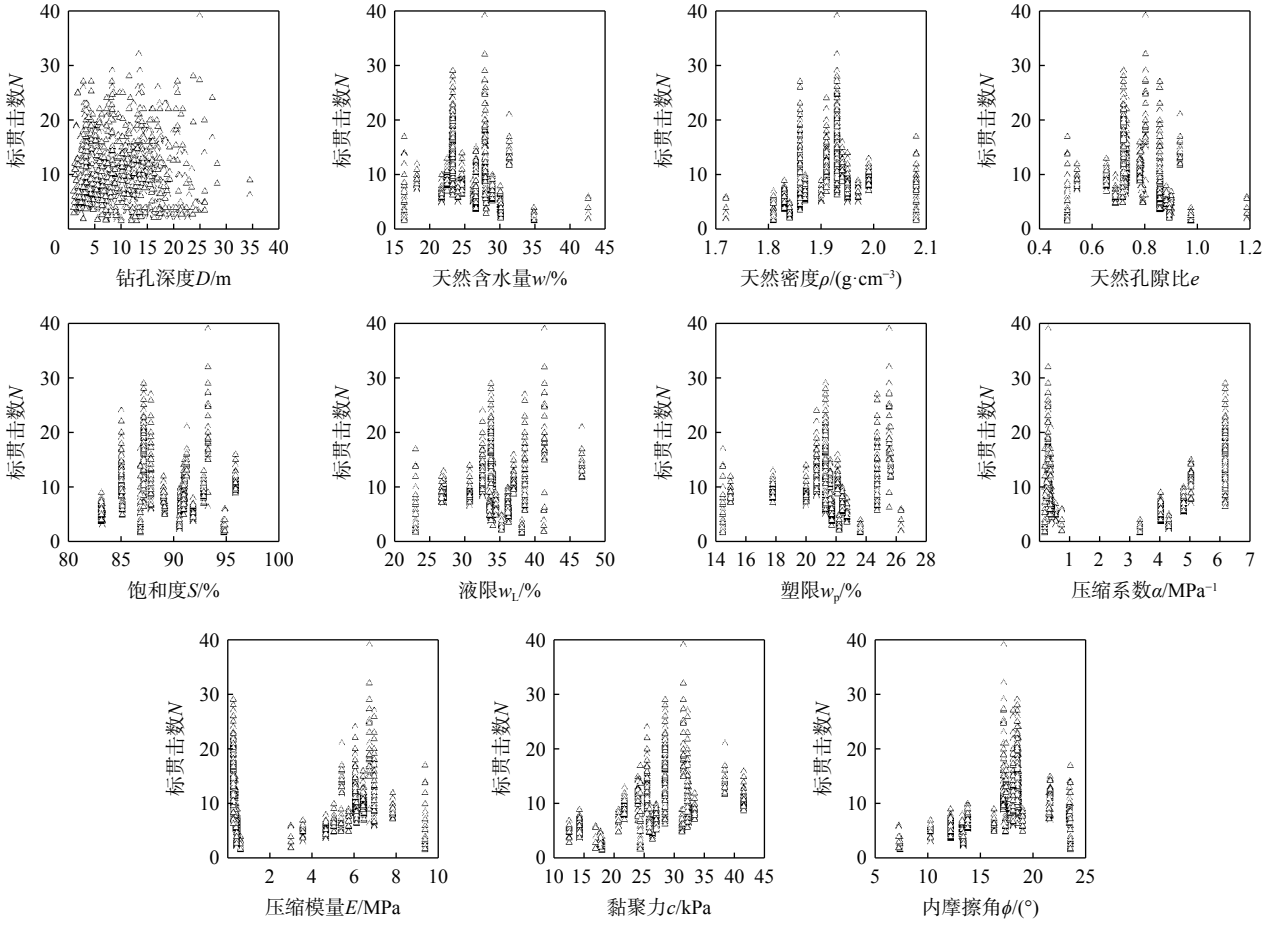
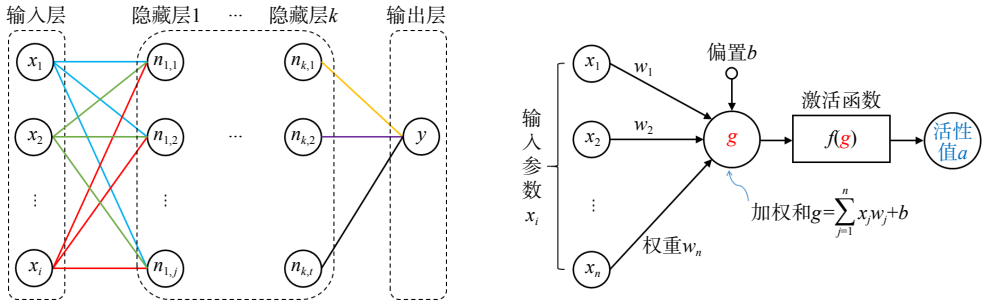


图 2　标贯击数与土层常规物理力学参数数据点图

Fig. 2　Plotting of SPT blow counts against different soil physical and mechanical indices



a. 全连接前馈神经网络ANN模型　　b. 神经元处理过程

图 3　神经网络架构 (a) 及神经元信息处理过程 (b)

Fig. 3　Structure of neural network (a) and the processing of information by a neuron (b)

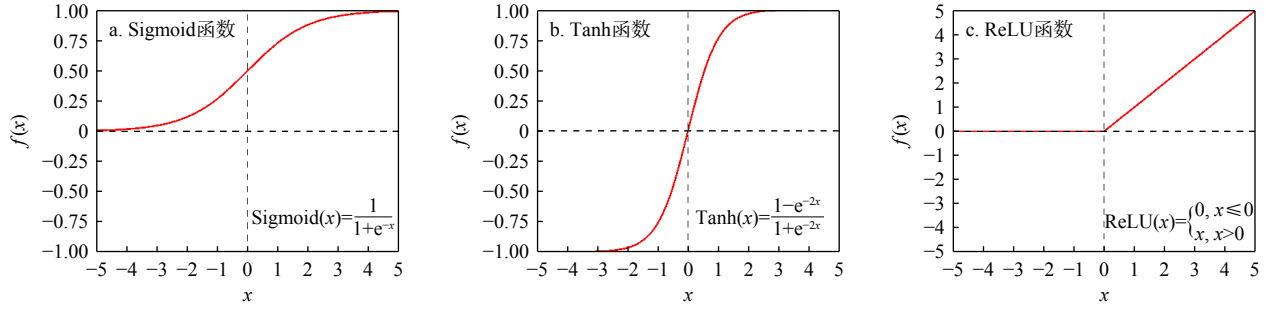


图 4　常用的 3 类激活函数

Fig. 4　Three types of commonly used activation functions

化方法进行数据处理，即：$x_{\mathrm{nor}}=\dfrac{x_i-\mu}{\sigma}$，式中，$\mu$ 和 σ 分别是参数 x 的均值和标准差，x_{nor} 为 x_i 标准化后的数值[60-62]。

隐藏层层数及每一层神经元数一般取决于所要解决问题的复杂程度、算力及有效数据量。基于工程实用性及数据量考虑，本研究将神经网络隐藏层取为 1 层。隐藏层神经元数量可初步定为输入参数数量加上输出参数数量之和除以 2。本研究输入参数共 11 个，输出参数 1 个，因此，隐藏层神经元数量可初步定为 6 个左右，本研究取为 5 个。如此，则标贯神经网络模型可写为：

$$N=Round\{INV_{\mathrm{N}}[f(\boldsymbol{W}_{\mathrm{HO}}f(\boldsymbol{W}_{\mathrm{IH}}\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{b}_{\mathrm{IH}})+\boldsymbol{b}_{\mathrm{HO}})]\},\quad(2)$$

式中：$\boldsymbol{W}_{\mathrm{IH}}$，$\boldsymbol{W}_{\mathrm{HO}}$ 分别是从输入层到隐藏层和从隐藏层到输出层的权重矩阵，其大小分别为 5×11 和 5×1；$\boldsymbol{b}_{\mathrm{IH}}$，$\boldsymbol{b}_{\mathrm{HO}}$ 分别为对应的 5×1 和 1×1 偏置矩阵，故该神经网络共有 66 个未知参数需确定；$\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}$ 为输入参数向量 $\boldsymbol{X}$ 的转置，大小为 11×1，其具体的参数排序为 $\boldsymbol{X}=[D,w,\rho,e,S,w_{\mathrm{L}},w_{\mathrm{p}},\alpha,E_{\mathrm{s}},c,\phi]$；函数 INV_{N} 表示对计算结果进行逆标准化；函数 *Round* 表示通过四舍五入方法取整。

3.2　模型求解

常用的回归模型性能评价指标包括平均绝对值误差（*MAE*）、均方误差（*MSE*）、均方根误差（*RMSE*）、决定系数（R^2）等。本研究采用决定系数（R^2）来衡量模型整体拟合优度。标贯神经网络模型求解（训练和测试）步骤如图 5 所示，详述如下：

步骤 1：对输入和输出样本数据进行 Z-score 标准化处理。

步骤 2：将处理后的数据以 7∶3 比例随机分割为训练集与测试集；训练集数据量为 854×0.7=598 组，测试集数据为 256 组。

步骤 3：构建 11-5-1 全连接神经网络模型，即输入层 11 个参数、单隐藏层 5 个神经元以及输出层 1 个参数。

步骤 4：选择 1 类激活函数，如 ReLU 函数。

步骤 5：采用反向传播算法进行模型训练，直至误差小于设定值或无法再减小。

步骤 6：计算实测标贯击数与神经网络预测标贯击数之间的决定系数 R^2 值。

步骤 7：重复步骤 2 ~ 6，研究数据随机分割对模型性能的影响。

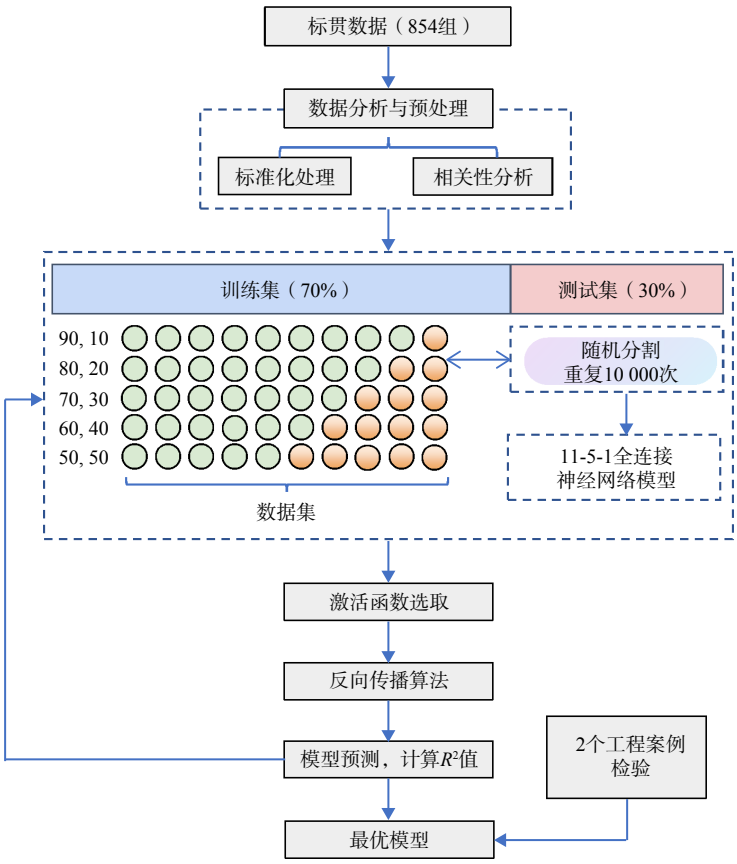


图 5　标贯击数 ANN 模型建立流程图

Fig. 5　Flow chart for development of ANN models for SPT blow counts

步骤 8：改变分割比例、激活函数、隐藏层神经元数量等，研究其对模型性能的影响。

步骤 9：对比分析所建立的神经网络模型，选择最优的 1 个。

步骤 10：基于同地区独立的 2 个工程实测数据开展 ANN 模型工程应用价值检验。应当指出，标贯击数为整数。故 ANN 模型通过逆标准化输出预测标贯击数时，采用四舍五入方法取整。

模型求解结果如下：

$$\boldsymbol{W}_{\mathrm{IH}}=\begin{bmatrix}-0.131 & -0.254 & 0.018 & 0.401 & -0.136\\ 0.251 & 0.667 & -0.087 & 0.046 & -0.143\\ -0.523 & 0.000 & -0.147 & 0.582 & -0.299\\ -0.157 & -0.589 & 0.481 & -0.174 & 0.021\\ 1.915 & 0.888 & 0.047 & -0.247 & -0.828\\ -0.266 & 0.632 & 0.265 & 0.605 & -0.218\\ 0.042 & 0.517 & 0.450 & 0.629 & 0.320\\ -0.243 & -0.026 & -0.138 & 0.254 & 0.257\\ 0.501 & -0.836 & 0.163 & 0.393 & 0.215\\ -0.159 & -0.581 & 0.338 & 0.130 & -0.436\\ 0.02 & -0.809 & 0.072 & -0.210 & -0.454\end{bmatrix}^{\mathrm{T}},$$

$$\boldsymbol{b}_{\mathrm{IH}}=\begin{bmatrix}-0.481 & -0.719 & -0.761 & -0.582 & 1.830\end{bmatrix}^{\mathrm{T}},$$

$$\boldsymbol{W}_{\mathrm{HO}}=\begin{bmatrix}-0.425 & -0.783 & -0.021 & 0.504 & 0.963\end{bmatrix}^{\mathrm{T}},$$

$$\boldsymbol{b}_{\mathrm{HO}}=[1.188]。$$

将上述矩阵带入公式(2)，则得到标贯预测模型的解析解。

图 6 展示了标贯实测值与训练集(70%)、测试集(30%)条件下 11-5-1 架构神经网络的预测值对比情况，可以看出，无论是训练集还是测试集，其点均围绕 1∶1 对角线紧密分布。2 类数据集计算得到的决定系数分别为 $R^2=0.931$ 和 $R^2=0.928$。这表明，该神经网络能够较精准地预测标贯击数。定义模型

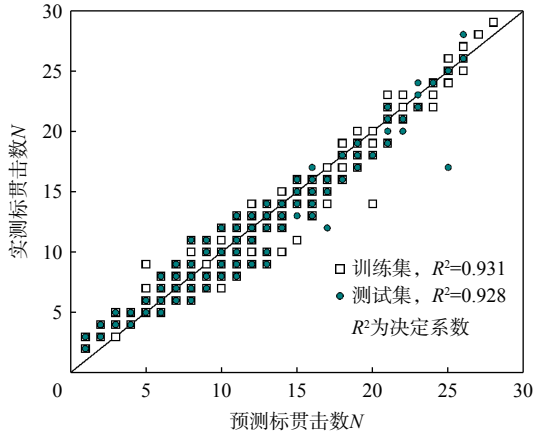
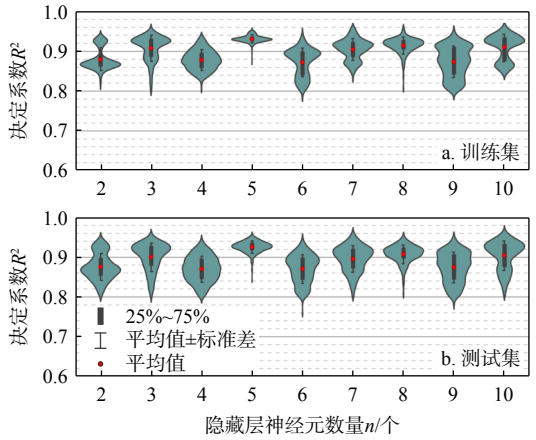


图 6　标贯击数实测值与神经网络预测值对比

Fig. 6　Comparison of measured versus ANN predicted SPT blow counts

因子为实测值与预测值的比值，采用基于统计学理论的模型因子方法[61]评估神经网络模型的准确性。分析发现，模型因子平均值为 1.04，变异系数 23%。这说明，所建立的神经网络模型平均精度仅偏差约 4%，且精度离散性低。实际上，若采用四舍五入取整前的预测值进行计算，则模型因子平均值几乎不变，而其变异系数仅为约 8.90%。因此，可以判定该神经网络的预测精度高，能较好地满足工程精度需求。

图 6 是基于数据按 70%～30% 比例随机分割得到的单次分析结果。现保持该比例不变，随机分割 10 000 次并对神经网络(11-5-1 架构)进行训练和测试，其决定系数 R^2 值分布如图 7 所示。训练集的 R^2 主要分布于 0.92～0.94 之间，虽然其最大值最小值分别可达 0.96 和 0.86。R^2 的平均值为 0.93，变异系数仅为 0.010，见表 4。这表明，该神经网络十分稳定，受数据随机切割的影响小。同时，这可看作是对该神经网络结构合理性及预测有效性的一种间接测试。



深绿色区间表示在该值上的数据点数量，深绿色宽度越大，代表在该值附近有越多的数据点

图 7　隐藏层神经元数对模型预测性能的影响

Fig. 7　Influence of number of neurons in the hidden layer on predictability of the ANN

图 7 和表 4 给出了隐藏层神经元数量为 2～10 时，训练集 R^2 和测试集 R^2 的分布情况及统计特征数据，总体上，R^2 的均值处于 0.87～0.93 之间，整体变化较小；变异系数小，基本不超过 4%。当隐藏层神经元数量为 5 时，R^2 值达到最大，此时神经网络模型的预测性能最优。随着神经元数量的递增，理论上 R^2 应当递增，但表 4 结果却表现出了波动。其原因是神经元数量的增加，神经网络模型需要确定的未知参数也增加，优化算法搜索到全局最优的难

表 4　不同隐藏层神经元数量时训练集和测试集决定系数 R^2 的平均值与变异系数汇总

Table 4　Summary of means and COVs of R^2 for both training and validation datasets corresponding to different numbers of neurons in the hidden layer

隐藏层神经元数量n/个	训练集 R^2		测试集 R^2	
	均值	变异系数	均值	变异系数
2	0.88	0.031	0.88	0.038
3	0.91	0.034	0.90	0.038
4	0.88	0.028	0.87	0.037
5	0.93	0.010	0.93	0.015
6	0.87	0.040	0.87	0.040
7	0.90	0.029	0.90	0.036
8	0.91	0.022	0.91	0.025
9	0.87	0.043	0.87	0.042
10	0.91	0.035	0.90	0.040

度增大。因此，得到的 R^2 可能代表了局部最优，导致 R^2 平均值未能随神经元数量的增加而增大。

保持神经网络 11-5-1 架构不变，改变数据随机分割比例并求 R^2 值，模拟计算 10000 次后求平均值，其结果见图 8，可以看出，当训练集数据百分比从 50% 增加到 100% 时，R^2 平均值仅从 0.92 增大到 0.95，增幅极小；测试集也可见同样趋势。因此，从数据有效性角度看，该神经网络模型具有较好的稳定性。

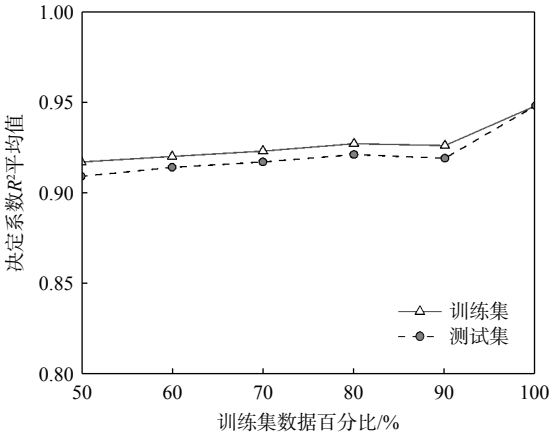


图 8　数据分割百分比对神经网络模型预测性能影响

Fig. 8　Influence of data split percentage on predictability of the ANN model

激活函数对神经网络训练及学习能力有重要影响。图 9 显示，若采用 Sigmoid 和 Tanh 函数构建神经网络，则其预测性能会有显著下降。例如，使用 Sigmoid 函数时，R^2 仅为 0.4 ~ 0.6，且波动较大；使用 Tanh 函数时，R^2 为 0.75 ~ 0.85。另一方面，若采用最大最小方法对原始数据进行标准化，则激活函数对训练结果的影响很小，神经网络的 R^2 均值皆在 0.80 左右，如图 10 所示。显然，Z-score 法和 ReLU 函数最适用本研究建立的标贯数据库。

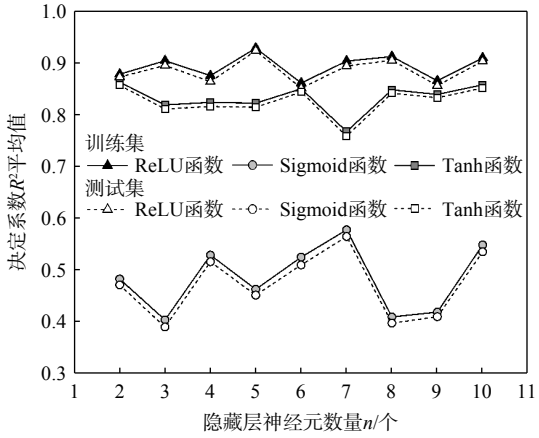
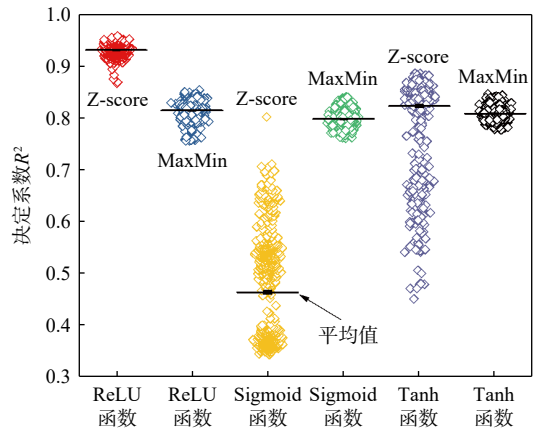


图 9　激活函数对神经网络模型预测性能影响

Fig. 9　Influence of selection of activation function on predictability of the ANN model



MaxMin 为最大最小化方法；Z-score 为 Z-score 标准化方法

图 10　数据标准化方法对神经网络模型预测性能影响

Fig. 10　Influence of data standardization on predictability of the ANN model

综上所述，本研究采用 Z-score 方法进行数据标准化，建立基于 ReLU 激活函数的 11-5-1 全连接神经网络标准贯入击数预测模型，准确度较高，具有解析解且数学表达式简单，准确性较好。

4　工程案例研究

本节利用深圳市龙岗区 2 个工程案例对所建立的标贯预测模型进行准确性检验。工程案例拟建原始地貌均为冲洪积台地，场地内地层以素填土层、第四系冲洪积层与残积层、石炭系测水组砂岩和石炭系石磴子组大理岩为主。

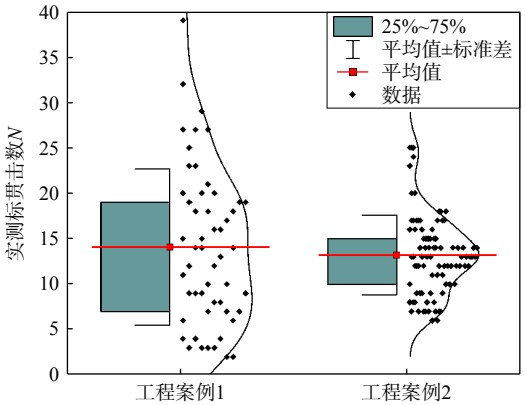
工程案例 1 和 2 分别包含 63 组和 89 组标贯数据，土层物理属性、力学指标及实测标贯击数范围见

表 5。案例 1 标贯深度为 1.0 ~ 24.8 m, 标贯击数最少 2 击, 最大 39 击, 主要分布于 20 击以下, 如图 11 所示。案例 2 标贯深度 1.0 ~ 38.2 m, 标贯击数最少 6 击, 最大 25 击, 大部分处于 7 ~ 18 击之间。由图 6 可知, 前文神经网络训练时, 所用标贯数据最大值为 29 击, 而案例 1 有 2 个击数超过 30 击。因此, 案例 1 可检验标贯神经网络的适用性与拓展性。

表 5　2 个工程案例土层的物理属性、力学指标与实测标贯击数范围

Table 5　Ranges for soil physical properties, mechanical indices and measured SPT blow counts for the two real cases

数据统计特征	案例1	案例2
标贯深度D/m	1.0 ~ 24.8	1.0 ~ 38.2
含水量w/%	27.8 ~ 42.5	22.0 ~ 36.4
密度ρ/(g·cm^{-3})	1.72 ~ 1.93	1.83 ~ 1.95
孔隙比 e	0.80 ~ 1.18	0.68 ~ 0.99
饱和度S/%	87.8 ~ 94.8	81.9 ~ 98.3
液限w_L/%	38.5 ~ 41.3	31.5 ~ 42.5
塑限w_p/%	24.7 ~ 26.3	20.2 ~ 24.8
压缩系数 α /MPa^{-1}	0.28 ~ 0.74	0.27 ~ 0.53
压缩模量 E_s /MPa	2.99 ~ 6.94	3.51 ~ 6.17
黏聚力 c /kPa	17.0 ~ 32.2	10.1 ~ 28.3
内摩擦角 ϕ /(°)	7.3 ~ 18.1	9.6 ~ 22.5
标贯击数 N	2 ~ 39	6 ~ 25



黑色实曲线为小提琴图的外围曲线, 代表数据密度, 曲线范围越宽, 表示在该值附近数据较为集中

图 11　2 个工程案例场地标贯实测值分布

Fig. 11　Distributions of measured SPT blow counts for the two real cases

采用所建立的神经网络模型预测工程案例 1 标贯击数发现, 实测值与预测值之间的决定系数达到 $R^2 = 0.95$; 而对于工程案例 2, 其 R^2 达到 0.88, 如图 12 所示。这表明, 本研究所建立的标贯神经网络模型可用于深圳市龙岗区岩溶地层标贯预测, 其实用价值得到验证。

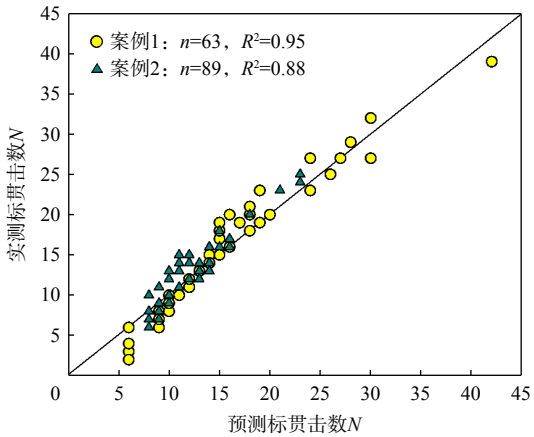


图 12　2 个工程案例标贯击数实测值与 ANN 预测值对比

Fig. 12　Comparisons of measured versus predicted SPT blow counts for the two real projects

5　结论

(1)建立了具有单隐藏层 5 个神经元 11-5-1 结构的深圳市龙岗区岩溶土层标贯神经网络模型, 并给出了形式简洁、计算方便的解析解, 工程实用性较高。所建立的标贯神经网络决定系数达 0.93, 模型因子平均值 1.04, 变异系数 9% ~ 23%。总体上, 该模型精度高, 预测偏差离散性低。

(2)采用 Z-score 方法标准化原始数据, 基于 ReLU 激活函数的神经网络预测性能最佳, Tanh 函数次之, 而 Sigmoid 函数最差; 若采用最大最小标准化方法预处理数据, 则激活函数对神经网络预测性能影响小。输入数据分割比例及随机抽样效应对标贯神经网络稳定性及预测性能影响小。整体上, Z-score 方法更适合处理本研究所建立的标贯数据库原始数据。

(3)将所建立标贯神经网络模型应用于深圳市龙岗区 2 个独立工程案例, 计算结果表明实测标贯击数与模型预测标贯击数之间的决定系数分别为 0.95 和 0.88, 模型准确性得到了检验。

所有作者声明不存在利益冲突。

The authors declare that no competing interests exist.

参考文献：

[1]　化建新, 郑建国. 工程地质手册(5 版)[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2018.

HUA J X, ZHENG J G. Geological engineering handbook 5th, ed

[M]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2018. (in Chinese)

[2] PAPADOPOULOU-VRYNIOTI K, BATHRELLOS G D, SKILODIMOU H D, et al. Karst collapse susceptibility mapping considering peak ground acceleration in a rapidly growing urban area[J]. Engineering Geology, 2013, 158: 77-88.

[3] 罗小杰, 沈建. 我国岩溶地面塌陷研究进展与展望 [J]. 中国岩溶, 2018, 37(1): 101-111.
LUO X J, SHEN J. Research progress and prospect of karst ground collapse in China[J]. Carsologica Sinica, 2018, 37(1): 101-111. (in Chinese with English abstract)

[4] 何万平. 岩溶隧道底部结构力学特性分析及安全性评价 [D]. 成都: 西南交通大学, 2020.
HE W P. Ayalysis of mechanical characteristics and safety evaluation of bottom structure of tunnels in karst stratum[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2020. (in Chinese with English abstract)

[5] 徐晨, 方勇, 康海波, 等. 大断面富水岩溶隧道二次衬砌受力特征研究 [J]. 公路交通科技, 2016, 33(9): 84-91.
XU C, FANG Y, KANG H B, et al. Study on mechanical characteristics of secondary lining for large cross-section tunnel in water-rich karst strata[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2016, 33(9): 84-91. (in Chinese with English abstract)

[6] 樊浩博, 周定坤, 刘勇, 等. 富水管道型岩溶隧道衬砌结构力学响应特征研究 [J]. 岩土力学, 2022, 43(7): 1884-1898.
FAN H B, ZHOU D K, LIU Y, et al. Mechanical response characteristics of lining structure of pipeline karst tunnels in water-rich areas[J]. Rock and Soil Mechanics, 2022, 43(7): 1884-1898. (in Chinese with English abstract)

[7] 王庆. 隐伏溶洞对隧道衬砌结构受力特性的影响研究 [D]. 重庆: 重庆交通大学, 2020.
WANG Q. Study on the influence of hidden karst cave on the mechanical characteristics of tunnel lining structure[D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2020. (in Chinese with English abstract)

[8] 谭信荣, 樊浩博, 宋玉香, 等. 管道型岩溶隧道衬砌结构受力特征试验研究 [J]. 地下空间与工程学报, 2021, 17(6): 1847-1856.
TAN X R, FAN H B, SONG Y X, et al. Experimental study on the mechanical characteristics of the lining structure of pipe-type karst tunnel[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2021, 17(6): 1847-1856. (in Chinese with English abstract)

[9] 谭忠盛, 李健, 薛斌, 等. 岩溶隧道衬砌水压力分布规律研究 [J]. 中国工程科学, 2009, 11(12): 87-92.
TAN Z S, LI J, XUE B, et al. Research of water distribution of tunnel lining in karst region[J]. Strategic Study of CAE, 2009, 11(12): 87-92. (in Chinese with English abstract)

[10] 张中善. 岩溶地区灌注桩溶(土)洞及漏浆处理技术 [J]. 施工技术, 2017, 46(增刊 2): 238-241.
ZHANG Z S. Treatment technology for karst cave and soil cave of filling pile in karst region[J]. Construction Technology, 2017, 46(S2): 238-241. (in Chinese)

[11] 赵明华, 朱志仁, 黄明华, 等. 考虑基桩嵌岩段侧阻的岩溶区顶板安全厚度计算 [J]. 岩土力学, 2018, 39(11): 4201-4209.
ZHAO M H, ZHU Z R, HUANG M H, et al. Study on thickness of safety for cave roofs suffered bending failure in karst areas[J]. Rock and Soil Mechanics, 2018, 39(11): 4201-4209. (in Chinese with English abstract)

[12] 雷勇, 陈秋南, 马缤辉. 基于极限分析的桩端岩层冲切分析 [J]. 岩石力学与工程学报, 2014, 33(3): 631-638.
LEI Y, CHEN Q N, MA B H. Punching analysis of rock at pile tip base on limit analysis[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2014, 33(3): 631-638. (in Chinese with English abstract)

[13] 赵明华, 张锐, 胡柏学, 等. 岩溶区桩端下伏溶洞顶板稳定性分析研究 [J]. 公路交通科技, 2009, 26(9): 13-16.
ZHAO M H, ZHANG R, HU B X, et al. Analysis of stability of cave roof under pile tip in karst area[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2009, 26(9): 13-16. (in Chinese with English abstract)

[14] 赵明华, 程晔, 曹文贵. 桥梁基桩桩端溶洞顶板稳定性的模糊分析研究 [J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(8): 1376-1383.
ZHAO M H, CHENG Y, CAO W G. Fuzzy method for the stability analysis of cave roof under pile tip in karst region[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005, 24(8): 1376-1383. (in Chinese with English abstract)

[15] 赵明华, 肖尧, 徐卓君, 等. 岩溶区嵌岩桩桩端承载性能研究 [J]. 岩土工程学报, 2017, 39(6): 1123-1129.
ZHAO M H, XIAO Y, XU Z J, et al. Bearing capacity at tip of rock-socketed pile in karst areas[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2017, 39(6): 1123-1129. (in Chinese with English abstract)

[16] 赵明华, 蒋冲, 曹文贵. 岩溶区嵌岩桩承载力及其下伏溶洞顶板安全厚度的研究 [J]. 岩土工程学报, 2007, 29(11): 1618-1622.
ZHAO M H, JIANG C, CAO W G. Study on bearing capacity of rock-socked piles and safe thickness of cave roofs in karst region[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2007, 29(11): 1618-1622. (in Chinese with English abstract)

[17] 赵明华, 雷勇, 张锐. 岩溶区桩基冲切破坏模式及安全厚度研究 [J]. 岩土力学, 2012, 33(2): 524-530.
ZHAO M H, LEI Y, ZHANG R. Study of punching failure mode and safe thickness of pile foundation in karst region[J]. Rock and Soil Mechanics, 2012, 33(2): 524-530. (in Chinese with English abstract)

[18] 刘勇健, 刘雅恒, 刘湘秋, 等. 广花盆地岩溶地面塌陷特征及形成机理研究 [J]. 广东工业大学学报, 2013, 30(1): 25-30.
LIU Y J, LIU Y H, LIU X Q, et al. Study of collapse characteristics of karst ground in the Guanghua Basin and its formation mechanism[J]. Journal of Guangdong University of Technology, 2013, 30(1): 25-30. (in Chinese with English abstract)

[19] 卢丹美. 广州市金沙洲地区地面塌陷特征及危险性评价 [D]. 成都: 成都理工大学, 2013.
LU D M. Characteristic and risk assessment of karst collapse in Jinshazhou area, Guangzhou City[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2013. (in Chinese with English abstract)

[20] 李卓骏, 蒙彦, 董志明, 等. 土洞型岩溶塌陷发育过程气体示踪试

验研究：以广州金沙洲为例 [J]. 中国岩溶，2021，40(2)：238-245.
LI Z J, MENG Y, DONG Z M, et al. Experimental study of gas tracer simulation of karst collapse development process: An example of Jinshazhou, Guangzhou[J]. Carsologica Sinica, 2021, 40(2): 238-245.（in Chinese with English abstract）

[21] 桂林. 广州地铁五号线岩溶地区盾构隧道工程技术研究 [J]. 桂林工学院学报，2008，28(3)：324-329.
GUI L. Engineering technique for shield tunnel in karst region of Guangzhou metro Line 5[J]. Journal of Guilin University of Technology, 2008, 28(3): 324-329.（in Chinese with English abstract）

[22] 胡让全，黄健民. 综合物探方法在广州市金沙洲岩溶地面塌陷、地面沉降地质灾害调查中的应用 [J]. 物探与化探，2014，38(3)：610-615.
HU R Q, HUANG J M. The application of integrated geophysical techniques to the investigation of karst ground collapse and ground subsidence in Jingshazhou area, Guangzhou City[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2014, 38(3): 610-615.（in Chinese with English abstract）

[23] 蒙彦，黄健民，贾龙. 基于地下水动力特征监测的岩溶塌陷预警阈值探索：以广州金沙洲岩溶塌陷为例 [J]. 中国岩溶，2018，37(3)：408-414.
MENG Y, HUANG J M, JIA L. Early warning threshold of sinkhole collapse based on dynamic characteristics from groundwater monitoring: A case study of Jinshazhou of Guangzhou, China[J]. Carsologica Sinica, 2018, 37(3): 408-414.（in Chinese with English abstract）

[24] 郑小战，郭宇，戴建玲，等. 广州市典型岩溶塌陷区岩溶发育及影响因素 [J]. 热带地理，2014，34(6)：794-803.
ZHENG X Z, GUO Y, DAI J L, et al. Karst development and influencing factors in typical karst collapse districts of Guangzhou[J]. Tropical Geography, 2014, 34(6): 794-803.（in Chinese with English abstract）

[25] 郑小战，黄健民，李德洲. 广花盆地南部金沙洲岩溶演变及环境特征 [J]. 水文地质工程地质，2014，41(1)：138-143.
ZHENG X Z, HUANG J M, LI D Z. Karst evolution and environmental features in Jinshazhou in the southern Guangzhou-Huadu Basin[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2014, 41(1): 138-143.（in Chinese with English abstract）

[26] 雷金山，阳军生，肖武权，等. 广州岩溶塌陷形成条件及主要影响因素 [J]. 地质与勘探，2009，45(4)：488-492.
LEI J S, YANG J S, XIAO W Q, et al. Analysis of forming conditions and main influential factors of karst collapse in Guanzhou[J]. Geology and Exploration, 2009, 45(4): 488-492.（in Chinese）

[27] 黄健民，吕镁娜，郭宇，等. 广州金沙洲岩溶地面塌陷地质灾害成因分析 [J]. 中国岩溶，2013，32(2)：167-174.
HUANG J M, LÜ M N, GUO Y, et al. Research on the reason for geologic disaster by karst surface collapse at Jinshazhou in Guangzhou[J]. Carsologica Sinica, 2013, 32(2): 167-174.（in Chinese with English abstract）

[28] 黄健民，邓雄文，胡让全. 广州金沙洲岩溶区地下水位变化与地面塌陷及地面沉降关系探讨 [J]. 中国地质，2015，42(1)：300-307.
HUANG J M, DENG X W, HU R Q. The relationship between groundwater and ground collapse and land subsidence in Jinshazhou, Guangzhou City[J]. Geology in China, 2015, 42(1): 300-307.（in Chinese with English abstract）

[29] 黄健民，郑小战，胡让全，等. 广州金沙洲岩溶地面塌陷灾害预警预报研究 [J]. 现代地质，2017，31(2)：421-432.
HUANG J M, ZHENG X Z, HU R Q, et al. A study of warning and forecasting of karst collapse geological disaster in Jinshazhou of Guangzhou[J]. Geoscience, 2017, 31(2): 421-432.（in Chinese with English abstract）

[30] 黎秉林. 广州岩溶地区盾构地铁线路勘察研究：以广州地铁九号线工程为例 [D]. 广州：华南理工大学，2017.
LI B L. The research on reconnaissance of shield metro tunnel in karst area of Guangzhou: Take Guangzhou metro Line 9 engineering as an example[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2017.（in Chinese with English abstract）

[31] 刘恒. 深圳地铁 14 号线隧道岩溶处理技术方案对比及优化 [J]. 黑龙江交通科技，2020，43(12)：142-144.
LIU H. Experimental research on the influencing factors of the shear characteristics of the contact surface between coarse sand and concrete[J]. Communications Science and Technology Heilongjiang, 2020, 43(12): 142-144.（in Chinese with English abstract）

[32] 徐正宣. 深圳地铁 3 号线工程岩溶洞穴勘察及病害处理技术研究 [D]. 成都：西南交通大学，2008.
XU Z X. Research on karst cave investigation and disaster treatment technology of the Shenzhen No. 3 subway engineering[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2008.（in Chinese with English abstract）

[33] 李勇峰. 深圳大运中心场地岩溶地面塌陷危险性评价研究 [D]. 武汉：中国地质大学(武汉)，2013.
LI Y F. Study on the hazard assessment of karst ground collapse in Shenzhen Universiade Center[D]. Wuhan: China University of Geosciences (Wuhan), 2013.（in Chinese with English abstract）

[34] 李清明，徐腾飞，李勇国，等. 深圳地铁 8 号线岩溶发育特征及施工处理措施 [J]. 桂林理工大学学报，2017，37(3)：405-411.
LI Q M, XU T F, LI Y G, et al. Karst characteristics and construction measures in Shenzhen metro Line 8[J]. Journal of Guilin University of Technology, 2017, 37(3): 405-411.（in Chinese with English abstract）

[35] 李雪平，徐光黎，吴强，等. 基于 GIS 的 Logistic 模型在深圳大运中心岩溶空间发育规律评价中的应用 [J]. 岩土力学，2010，31(增刊 2)：276-280.
LI X P, XU G L, WU Q, et al. Application of GIS-based Logistic model to karst spatial prognosis studying in Shenzhen Universiade Center[J]. Rock and Soil Mechanics, 2010, 31(S2): 276-280.（in Chinese）

[36] 梁永国，程小勇. 深圳龙岗区葵涌岩溶地质勘查 [J]. 矿产勘查，2009，12(7)：23-26.
LIANG Y G, CHENG X Y. Geological exploration of Kuiyong karst in Longgang district, Shenzhen[J]. Mineral Exploration, 2009, 12(7): 23-26.（in Chinese）

[37] 龚选波，张继伟，周玉凤，等. 综合物探技术在深圳地铁 16 号线岩溶勘察中的应用 [J]. 工程勘察，2018，46(7)：62-67.
GONG X B, ZHANG J W, ZHOU Y F, et al. Application of comprehensive geophysical technology in karst investigation in Line

No. 16 of Shenzhen Metro[J]. Geotechnical Investigation & Surveying, 2018, 46(7): 62-67. (in Chinese with English abstract)

[38] 刘动, 林沛元, 陈贤颖, 等. 深圳岩溶空间发育规律统计分析 [J]. 岩土力学, 2022, 43(7): 1899-1912.
LIU D, LIN P Y, CHEN X Y, et al. Statistical analysis of karst spatial distribution in Shenzhen[J]. Rock and Soil Mechanics, 2022, 43(7): 1899-1912. (in Chinese with English abstract)

[39] 刘动. 岩溶地区桩基检测与缺陷处理研究 [J]. 钻探工程, 2021, 48(2): 110-116.
LIU D. Pile testing and defect treatment in the karst area[J]. Drilling Engineering, 2021, 48(2): 110-116. (in Chinese with English abstract)

[40] 沈珠江. 原状取土还是原位测试: 土质参数测试技术发展方向刍议 [J]. 岩土工程学报, 1996, 18(5): 94-95.
SHEN Z J. Undisturbed soil borrowing or in situ testing: Discussion on the development direction of soil parameter testing technology[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 1996, 18(5): 94-95. (in Chinese)

[41] 中华人民共和国建设部. 建筑地基基础设计规范: GB 50007-2002[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2004.
Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. Code for design of building foundation: GB 50007-2002[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2004. (in Chinese)

[42] 中华人民共和国建设部. 岩土工程勘察规范: GB50021-2001[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2004.
Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. Code for investigation of geotechnical engineering: GB50021-2001[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2004. (in Chinese)

[43] 广西华蓝岩土工程有限公司. 广西岩溶地区建筑地基基础技术规范: DBJ45/024-2016[S]. 南宁: 广西壮族自治区住房和城乡建设厅, 2016.
Guangxi Hualan Geotechnical Engineering Co. , LTD. Technical code for building foundation in karst area in Guangxi Zhuang Autonomous Region: DBJ45/024-2016[S]. Nanning: Housing and Urban Rural Development Area of Guangxi Zhuang Autonomous Region, 2016. (in Chinese)

[44] 广州市设计院. 岩溶地区建筑地基基础技术规范: DBJ/T 15-136-2018[S]. 广州: 广东省住房和城乡建设厅, 2018.
Guangzhou Designing Institute. Technical code for building foundation in karst area: DBJ/T15-136-2018[S]. Guangzhou: Housing and Urban Rural Development Area of Guangdong, 2018. (in Chinese)

[45] 吴莉, 张国海, 李开文. 岩溶地区基础设计与处理 [J]. 地球与环境, 2005, 33(增刊 1): 445-448.
WU L, ZHANG G H, LI K W. The rock dissolves the region foundation design with handles[J]. Earth and Environment, 2005, 33(S1): 445-448. (in Chinese with English abstract)

[46] 蒋进. 宜阳地区地基土标贯击数与主要力学参数的相关性分析 [D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2018.
JIANG J. Correlation analysis of SPT number and the main mechanical parameters of foundation soil in Yiyang area[D]. Changsha: Central South University of Forestry & Technology, 2018. (in Chinese with English abstract)

[47] LUNNE T, BERRE T, ANDERSEN K H, et al. Effects of sample disturbance and consolidation procedures on measured shear strength of soft marine Norwegian clays[J]. Canadian Geotechnical Journal, 2006, 43(7): 726-750.

[48] 杨福见, 胡大伟, 周辉, 等. 动载扰动后花岗岩物理力学特性研究 [J]. 岩石力学与工程学报, 2018, 37(6): 1459-1467.
YANG F J, HU D W, ZHOU H, et al. Physical and mechanical properties of granite after dynamic disturbance[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2018, 37(6): 1459-1467. (in Chinese with English abstract)

[49] 朱耀庭, 胡文华, 吴福泉, 等. 溶洞上覆土层注浆加固应用分析 [J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2017, 41(6): 954-957.
ZHU Y T, HU W H, WU F Q, et al. Application analyse on grouting reinforcement in overburden layer of karst cave[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2017, 41(6): 954-957. (in Chinese with English abstract)

[50] 杨光华, 李思平, 杜秀忠, 等. 岩溶地区高层建筑筏板基础的实践 [J]. 岩石力学与工程学报, 2006, 25(增刊 2): 3363-3371.
YANG G H, LI S P, DU X Z, et al. Practice of highrise building with raft foundation in karst region[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2006, 25(S2): 3363-3371. (in Chinese with English abstract)

[51] 肖泽忠. 桂林岩溶区红粘土地基承载特性研究 [D]. 广西桂林: 桂林理工大学, 2018.
XIAO Z Z. Study on the characteristics of bearing capacity of red clay foundation in karst area of Guilin[D]. Guilin Guangxi: Guilin University of Technology, 2018. (in Chinese with English abstract)

[52] 孙钧, 温海洋. 人工智能科学在软土地下工程施工变形预测与控制中的应用实践: 理论基础、方法实施、精细化智能管理(示例)[J]. 隧道建设(中英文), 2020, 40(1): 1-8.
SUN J, WEN H Y. Application of artificial intelligence science to construction deformation prediction and control of underground engineering in soft soil: Cases study on theoretical foundation, method application and fine intelligent technical management[J]. Tunnel Construction, 2020, 40(1): 1-8. (in Chinese with English abstract)

[53] 兰鹏, 李海潮, 叶新宇, 等. PINNs 算法及其在岩土工程中的应用研究 [J]. 岩土工程学报, 2021, 43(3): 586-592.
LAN P, LI H C, YE X Y, et al. PINNs algorithm and its application in geotechnical engineering[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2021, 43(3): 586-592. (in Chinese with English abstract)

[54] 仉文岗, 顾鑫, 刘汉龙, 等. 基于贝叶斯更新的非饱和土坡参数概率反演及变形预测 [J]. 岩土力学, 2022, 43(4): 1112-1122.
ZHANG W G, GU X, LIU H L, et al. Probabilistic back analysis of soil parameters and displacement prediction of unsaturated slopes using Bayesian updating[J]. Rock and Soil Mechanics, 2022, 43(4): 1112-1122. (in Chinese with English abstract)

[55] 江巍, 欧阳晔, 闫金洲, 等. 边坡岩土体抗剪强度的逆向迭代修正反演方法 [J]. 岩土力学, 2022, 43(8): 2287-2295.
JIANG W, OUYANG Y, YAN J Z, et al. Inversion iterative correction method for estimating shear strength of rock and soil mass in slope engineering[J]. Rock and Soil Mechanics, 2022, 43(8): 2287-2295. (in Chinese with English abstract)

[56] 刘喜凤, 朱鸿鹄, 王家琛, 等. 基于神经网络的改进型土壤水分光纤感测技术研究 [J]. 岩土工程学报, 2022, 44(9): 1721-1729.
LIU X F, ZHU H H, WANG J C, et al. Improved fiber optic sensing technology of soil moisture based on neural network[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2022, 44(9): 1721-1729. (in Chinese with English abstract)

[57] 王才进, 蔡国军, 武猛, 等. 基于人工智能算法预测土体导热系数 [J]. 岩土工程学报, 2022, 44(10): 1899-1907.
WANG C J, CAI G J, WU M, et al. Prediction of thermal conductivity of soils based on artificial intelligence algorithm[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2022, 44(10): 1899-1907. (in Chinese with English abstract)

[58] 赵泽宁, 段伟, 蔡国军, 等. 基于机器学习 CPTU 智能算法的黏性土应力历史评价 [J]. 岩土工程学报, 2021, 43(增刊 2): 104-107.
ZHAO Z N, DUAN W, CAI G J, et al. Evaluation of stress history of clays based on intelligent CPTU machine learning algorithm[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2021, 43(S2): 104-107. (in Chinese with English abstract)

[59] LIN P Y, CHEN X Y, JIANG M J, et al. Mapping shear strength and compressibility of soft soils with artificial neural networks[J]. Engineering Geology, 2022, 300: 106585.

[60] ZHANG J, HU J Z, LI X, et al. Bayesian network based machine learning for design of pile foundations[J]. Automation in Construction, 2020, 118: 103295.

[61] LIN P Y, NI P P, GUO C C, et al. Mapping soil nail loads using Federal Highway Administration (FHWA) simplified models and artificial neural network technique[J]. Canadian Geotechnical Journal, 2020, 57(10): 1453-1471.

[62] LIU D, LIN P Y, ZHAO C Y, et al. Mapping horizontal displacement of soil nail walls using machine learning approaches[J]. Acta Geotechnica, 2021, 16(12): 4027-4044.

[63] 黄发明, 曹昱, 范宣梅, 等. 不同滑坡边界及其空间形状对滑坡易发性预测不确定性的影响规律 [J]. 岩石力学与工程学报, 2021, 40(增刊 2): 3227-3240.
HUANG F M, CAO Y, FAN X M, et al. Effects of different landslide boundaries and their spatial shapes on the uncertainty of landslide susceptibility prediction[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2021, 40(S2): 3227-3240. (in Chinese with English abstract)

[64] 姜宇航, 王伟, 邹丽芳, 等. 基于粒子群−变分模态分解、非线性自回归神经网络与门控循环单元的滑坡位移动态预测模型研究 [J]. 岩土力学, 2022, 43(增刊 1): 601-612.
JIANG Y H, WANG W, ZOU L F, et al. Research on dynamic prediction model of landslide displacement based on particle swarm optimization-variational mode decomposition, nonlinear autoregressive neural network with exogenous inputs and gated recurrent unit[J]. Rock and Soil Mechanics, 2022, 43(S1): 601-612. (in Chinese with English abstract)

[65] 邬礼扬, 殷坤龙, 曾韬睿, 等. 不同栅格尺寸下输电线路地质灾害易发性评价 [J]. 地质科技通报, 2024, 43(1): 241-252.
WU L Y, YIN K L, ZENG T R, et al. Evaluation of geological disaster susceptibility of transmission lines under different grid resolutions[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2024, 43(1): 241-252. (in Chinese with English abstract)

[66] 郭衍昊, 窦杰, 向子林, 等. 基于优化负样本采样策略的梯度提升决策树与随机森林的汶川同震滑坡易发性评价 [J]. 地质科技通报, 2024, 43(3): 251-265.
GUO Y H, DOU J, XIANG Z L, et al. Susceptibility evaluation of Wenchuan coseismic landslides by gradient boosting decision tree and random forest based on optimal negative sample sampling strategies[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2024, 43(3): 251-265. (in Chinese with English abstract)

[67] 钟国强, 王浩, 李莉, 等. 基于 SFLA-GRNN 模型的基坑地表最大沉降预测 [J]. 岩土力学, 2019, 40(2): 792-798.
ZHONG G Q, WANG H, LI L, et al. Prediction of maximum settlement of foundation pit based on SFLA-GRNN model[J]. Rock and Soil Mechanics, 2019, 40(2): 792-798. (in Chinese with English abstract)

[68] ZHANG W G, LI H R, WU C Z, et al. Soft computing approach for prediction of surface settlement induced by earth pressure balance shield tunneling[J]. Underground Space, 2021, 6(4): 353-363.

[69] 吴志军, 方立群, 翁磊, 等. 基于 TBM 掘进性能的岩体分级及可掘性等级感知识别方法 [J]. 岩石力学与工程学报, 2022, 41(增刊 1): 2684-2699.
WU Z J, FANG L Q, WENG L, et al. A classification and boreability perception and recognition method for rock mass based on TBM tunneling performance[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2022, 41(S1): 2684-2699. (in Chinese with English abstract)

[70] 李明亮, 李克钢, 秦庆词, 等. 岩爆烈度等级预测的机器学习算法模型探讨及选择 [J]. 岩石力学与工程学报, 2021, 40(增刊 1): 2806-2816.
LI M L, LI K G, QIN Q C, et al. Discussion and selection of machine learning algorithm model for rockburst intensity grade prediction[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2021, 40(S1): 2806-2816. (in Chinese with English abstract)

[71] 汤志立, 徐千军. 基于 9 种机器学习算法的岩爆预测研究 [J]. 岩石力学与工程学报, 2020, 39(4): 773-781.
TANG Z L, XU Q J. Rockburst prediction based on nine machine learning algorithms[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2020, 39(4): 773-781. (in Chinese with English abstract)

[72] 刘德军, 戴庆庆, 左建平, 等. 基于 Stacking 集成算法的岩爆等级预测研究 [J]. 岩石力学与工程学报, 2022, 41(增刊 1): 2915-2926.
LIU D J, DAI Q Q, ZUO J P, et al. Research on rockburst grade prediction based on Stacking integrated algorithm[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2022, 41(S1): 2915-2926. (in Chinese with English abstract)

[73] 朱鸿鹄. 工程地质界面: 从多元表征到演化机理 [J]. 地质科技通报, 2023, 42(1): 1-19.

Zhu H H. Engineering geological interface: From multivariate characterization to evolution mechanism[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2023, 42(1): 1-19.(in Chinese with English abstract)

[74] SHAHIN M A. A review of artificial intelligence applications in shallow foundations[J]. International Journal of Geotechnical Engineering, 2015, 9(1): 49-60.

[75] SHAHIN M A. State-of-the-art review of some artificial intelligence applications in pile foundations[J]. Geoscience Frontiers, 2016, 7(1): 33-44.

[76] SHAHIN M A, JAKSA M B, MAIER H R. State of the art of artificial neural networks in xengineering[J]. Electronic Journal of Geotechnical Engineering, 2008, 13(I): 1-25.

[77] ZHANG W G, CHING J, GOH A T C, et al. Big data and machine learning in geoscience and geoengineering: Introduction[J]. Geoscience Frontiers, 2021, 12(1): 327-329.

[78] ZHANG W G, ZHANG R H, WU C Z, et al. State-of-the-art review of soft computing applications in underground excavations[J]. Geoscience Frontiers, 2020, 11(4): 1095-1106.

[79] ZHANG W G, PRADHAN B, STUYTS B, et al. Application of artificial intelligence in geotechnical and geohazard investigations[J]. Geological Journal, 2023, 58(6): 2187-2194.

[80] WU S C, ZHANG J M, WANG R. Machine learning method for CPTu based 3D stratification of New Zealand geotechnical database sites[J]. Advanced Engineering Informatics, 2021, 50: 101397.

[81] KHATTI J, GROVER K S. Prediction of geotechnical properties of soil using artificial intelligence framework[J]. International Journal of Recent Technology and Engineering, 2021, 10(4): 218-227.

[82] 刘勇健, 李彰明. 软土物理力学性质指标与微结构参数的灰色关联-神经网络模型 [J]. 岩土力学, 2011, 32(4): 1018-1024.
LIU Y J, LI Z M. Grey-relation analysis and neural networks model for relationship between physico-mechanical indices and microstructure parameters of soft soils[J]. Rock and Soil Mechanics, 2011, 32(4): 1018-1024. (in Chinese with English abstract)

[83] SAMUI P, HOANG N D, NHU V H, et al. A new approach of hybrid bee colony optimized neural computing to estimate the soil compression coefficient for a housing construction project[J]. Applied Sciences, 2019, 9(22): 4912.

[84] BHARDWAJ A, KUMAR V. Prediction of coefficient of compression of soil using artificial neural network[M]//LATHA GALI M, RAGHUVEER RAO P, eds. Lecture notes in civil engineering. Singapore: Springer Singapore, 2020: 917-926.

[85] 赵挚南, 年帅, 郝龙, 等. 基于 BP 神经网络邻近地铁基坑土体参数反演分析 [J]. 施工技术, 2020, 49(增刊 1): 661-663.
ZHAO Z N, NIAN S, HAO L, et al. Inversion analysis of soil parameters of adjacent subway foundation excavation based on BP neural network[J]. Construction Technology, 2020, 49(S1): 661-663. (in Chinese with English abstract)

[86] 程凯华. 深圳地区岩溶分布特征分析 [J]. 城市住宅, 2020, 27(5): 234-235.
CHENG K H. Analysis of karst distribution characteristics in Shenzhen area[J]. City & House, 2020, 27(5): 234-235. (in Chinese with English abstract)

[87] 曲志鹏, 王芳芳, 张云银, 等. 基于关联规则与随机森林的地震多属性砂体厚度预测 [J]. 地质科技通报, 2021, 40(3): 211-218.
QU Z P, WANG F F, ZHANG Y Y, et al. Thickness prediction of seismic multi-attributes sand based on association rules and random forests[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2021, 40(3): 211-218. (in Chinese with English abstract)

[88] 窦强. 基于 GIS 和层次分析法的深圳市废弃矿山地质环境评价 [D]. 长春: 吉林大学, 2020.
DOU Q. Geological environment evaluation of abandoned mines in Shenzhen City based on GID and AHP[D]. Changchun: Jilin University, 2020. (in Chinese with English abstract)

[89] 蔡建斯, 龚鹏, 任宏剑. 深圳市某片区岩溶塌陷致塌成因分析及预防措施 [J]. 中国矿业, 2022, 31(2): 173-179.
CAI J S, GONG P, REN H J. Cause analysis and preventive measures of karst collapse in a certain area of Shenzhen City[J]. China Mining Magazine, 2022, 31(2): 173-179. (in Chinese with English abstract)

Summary for “深圳市岩溶地层标准贯入击数神经网络模型”

An artificial neural network for standard penetration blow counts of karst strata in Shenzhen

YAN Hui[1]，LIN Peiyuan[2a, 2b*]

1. Guangdong Pearl River Delta Intercity Railway Co. LTD, Guangzhou 510000, China；

2a. State Key Laboratory for Tunnel Engineering；2b. School of Civil Engineering, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510275, China

First author，E-mail：466461976@qq.com

* Corresponding author， E-mail：linpy23@mail.sysu.edu.cn

Abstract：[**Objective**] This study addresses the threat of potential karst geological disasters to the core cities of the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area, such as Guangzhou and Shenzhen, impacting the safety and development of their underground spaces. Standard penetration testing, a crucial method for investigating karst strata, plays a vital role in soil layer classification, load-bearing capacity evaluation, and foundation selection. However, traditional standard penetration tests can escalate project costs and are significantly influenced by the skill level of the operators. [**Methods**] To deal with these challenges, this paper introduces a new method for rapidly and accurately obtaining standard penetration test data in karst areas. Focusing on the karst regions of Shenzhen, we collected 1 006 sets of soil penetration data and developed a single hidden layer neural network model with an 11-5-1 structure; this model is featured by only five neurons and has an analytical form that enables easy computation. [**Results**] The research findings reveal that this neural network model has a high determination coefficient of 0.93, indicating its high accuracy in prediction. The model factor has a mean value of 1.04, with a coefficient of variation (COV) ranging between 9% and 23%. Overall, the model demonstrates high precision and low predictive dispersion. The paper thoroughly examines various factors affecting the model's stability and predictive performance, including the number of neurons in the hidden layer, data normalization methods, choice of activation functions, data splitting ratios, and the impact of random sampling. The practical applicability of this neural network model has been validated through its implementation in two independent engineering projects in the Longgang District of Shenzhen. [**Conclusion**] This study offers significant insights for the advancement of engineering survey methods in karst regions.

Key words: karst strata；Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area；Shenzhen；standard penetration test；artificial neural network；model evaluation

Received：2023-12-19；Revised：2024-02-01；Accepted：2024-02-19

doi：10.19509/j.cnki.dzkq.tb20230705