基于优化的多输出神经网络预测软弱土压缩和回弹指数研究

陈凯[1]，林军[1,2*]，聂利青[1]，段伟[3]

1. 安徽建筑大学智能地下探测安徽省重点实验室，合肥 230601；
2. 江苏开放大学建筑工程学院，南京 210036；
3. 太原理工大学土木工程学院，太原 030024

第一作者，E-mail：kaichen20010126@163.com

* 通信作者，E-mail：aslinjun@163.com

2024-08-07 收稿；2024-11-15 修回；2024-11-19 接受

基金项目：国家自然科学基金项目(52308355, 51908250)；2023 江苏高校“青蓝工程”项目；安徽省智能地下探测技术研究院开放课题(2022B1)

中图分类号：P642　　文章编号：2096-8523(2025)02-0130-16　　doi: 10.19509/j.cnki.dzkq.tb20240439

摘　要：软弱土的压缩指数 C_c 和回弹指数 C_s 是计算土体沉降和回弹的重要参数，采用机器学习算法可高效预测 C_c 和 C_s，减少室内试验周期和费用。引入孔压静力触探(CPTU)原位测试数据，利用土类指数 I_c 量化土层信息，融合室内试验和原位测试数据，改进遗传算法优化的 BP 神经网络(GA-BPNN)，实现多输出功能，同时预测 C_c 和 C_s。通过相关性分析，确定多输出 GA-BPNN 模型输入参数，利用 TC 304 标准场地数据库，将预测结果与多输出 BPNN 模型、单输出 GA-BPNN 模型比较，进而验证多输出 GA-BPNN 模型能效，并获得预训练模型参数。在南京有限场地数据条件下，进一步讨论多输出 GA-BPNN 模型的优越性，分析预训练、原位测试数据对模型效果的影响，最后进行敏感性分析。结果表明，利用标准场地数据获得预训练多输出 GA-BPNN 模型，在有限数据条件下，可有效预测 C_c 和 C_s；加入原位测试数据的的 GA-BPNN 模型预测 C_c ($R^2 = 0.96$) 和 C_s ($R^2 = 0.97$) 精确度较高，预测结果更加接近实测值，预测结果相关性与已有研究保持一致。通过预训练的多输出 GA-BPNN 模型，可在有限场地数据条件下，快速准确预测软弱土的 C_c 和 C_s，对工程实践中的多元参数预测具有良好的应用前景。

关键词：压缩指数；回弹指数；多输出；优化神经网络；GA-BPNN 模型；软弱土

在预测软弱土体沉降和回弹位移时，软弱土的压缩指数 C_c 和回弹指数 C_s 是表征土体变形特性的 2 个重要参数[1]，在同一土样的压缩曲线(孔隙比–压力 e-lg$p$ 曲线)中 C_c 和 C_s 稳定性较好，在一定的阶段不会随压力的变化而变化，因此研究 C_c 和 C_s 的规律具有工程实践意义[2]。通过室内固结回弹试验获得 C_c 和 C_s，试验周期长、精确度较低。为此，诸多研究者尝试建立各种经验公式进行快速预测。何平等[3]发现初始孔隙率 n_0 与 C_c 和 C_s 之间具有高度线性关系，提出基于 n_0 预测上海黏土 C_c 和 C_s 的经验公式；陈波等[4]对原状土样和重塑土样进行单向压缩和等向压缩实验，建立原状土样和重塑土样的 C_c 与孔隙比 e 的关系，认为原状土样和重塑土样压缩特性的差异主要由结构的差异性引起；周葆春等[5]借助高压固结仪对膨胀土进行了压缩实验，探讨了 C_c 和 C_s 与土体结构性、压实度、孔隙比 e 等的关系；楼晓明等[2]通过试验得到了 C_c 和 C_s 与塑性指数和比贯入阻力之间的线性关系；张帆舸等[6]

著录信息：陈凯, 林军, 聂利青, 等. 基于优化的多输出神经网络预测软弱土压缩和回弹指数研究 [J]. 地质科技通报, 2025, 44(2): 130-145.
CHEN Kai, LIN Jun, NIE Liqing, et al. Prediction of the compression index and swell index of soft soils via an optimized multiple-output neural network[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2025, 44(2): 130-145.

© 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

分析了泥炭土压缩性和 C_s 的取值范围及变化规律，发现泥炭土的 C_c 和 C_s 远大于无机质土，且随着有机质含量增大呈现增长趋势；MESRI 等[7] 通过对 100 多组砂土样进行压缩试验，揭示了颗粒间滑移、旋转和颗粒间的损伤在压缩过程中的作用；高彦斌等[8] 统计了我国沿海地区软黏土的 C_c 值并和国外其他地区进行了对比，发现 C_c 和天然含水率之间有良好的关系。表 1 为主要的预测 C_c 和 C_s 经验公式。

表 1　经验预测公式总结

Table 1　Summary of the empirical prediction formulas

压缩性指数	参数	相关性	适用土类	参考文献
C_c	w_n	$C_c = 0.01w_n - 0.05$	所有土	AZZOUZ等[9]
		$C_c = 0.01w_n$	黏土	KOPPULA等[10]
		$C_c = 0.01w_n - 0.075$	黏土	HERRERO[11]
		$C_c = 0.013w_n - 0.115$	黏土	PARK等[12]
		$C_c = 0.008w_n + 0.063$	淤泥	赵有明等[13]
		$C_c = 0.008w_n - 0.024$	淤泥	顾小芸[14]
		$C_c = 1.843（0.01w_n - 0.222）$	淤泥质土	魏道垛等[15]
	e	$C_c = 0.54e - 0.19$	黏土	NISHIDA[16]
		$C_c = 0.43e - 0.11$	黏土	COZZOLINO[17]
		$C_c = 0.49e - 0.11$	黏土	PARK等[12]
		$C_c = 0.521e - 0.2874$	黏土	朱小林[18]
	w_L	$C_c = 0.006w_L - 0.054$	黏土	AZZOUZ等[9]
		$C_c = \frac{(w_L - 13)}{109}$	黏土	MAYNE[19]
		$C_c = 0.014w_L - 0.168$	黏土	PARK等[12]
		$C_c = 0.022w_L - 0.528$	淤泥质土	孙更生等[20]
	w_n，w_L	$C_c = 0.009w_n + 0.005w_L$	黏土	KOPPULA等[10]
		$C_c = 0.009w_n + 0.002w_L - 0.001$	黏土	AZZOUZ等[9]
	w_n，e	$C_c = 0.4e + 0.000\,4w_n - 0.01$	黏土	AZZOUZ等[9]
C_s	w_n	$C_s = 0.000\,87w_n$	海相黏土	ALPTEKIN等[21]
		$C_s = 0.013\,3e^{0.036w_n}$（式中e为自然底数）	淤泥质土	IŞIK[22]
	w_L	$C_s = 0.021\,4 + 0.001\,3w_L$	海相黏土	ALPTEKIN等[21]
	w_L，G_s	$C_s = 0.000\,463w_L \cdot G_s$	所有土	NAGARAJ等[23]
	w_P	$C_s = 0.001\,94(w_P - 4.6)$	黏土	NAKASE等[24]
	I_p	$C_s = 0.003I_p - 0.005$	粉质黏土	楼晓明等[2]
	e	$C_s = 0.0121e^{1.313\,1e}$（底数中e为自然底数）	淤泥质土	IŞIK[22]
	e，ρ，w_L	$C_s = -0.05 + 0.075e + 0.015\rho + 0.000\,3w_L$	海相黏土	ALPTEKIN等[21]

注：w_n. 含水率；e. 孔隙比；w_L. 液限指数；w_P. 塑限指数；I_P. 塑性指数；G_s. 相对密度；ρ. 密度；下同

随着机器学习方法被广泛应用于与岩土工程及地质工程相关的各个领域[25-30]，YAN 等[31] 通过优化树法使模型能够有效捕捉变量间的关系，进而有效评估太原黄土多变量间的关系；黄发明等[32] 通过使用不同机器学习算法对滑坡易发生的不确定性进行了评估；李可飞等[33] 通过 Johnson 法构建了多维滑坡模型，对黄土滑坡的范围进行了预测。在现场测试中，通过原位测试数据，结合机器学习方法，预测土体的强度特性、变形特性以及固结与渗流特性，具有重要意义[34-39]。TANKIEWICZ 等[40] 和 KOSTER 等[41] 研究表明，静力触探/孔压静位触探（CPT/CPTU）原位测试数据可作为孔隙比估算的替代指标从而对 C_c 进行评估；NGHIA-NGUYEN 等[42] 根据 CPTU 测试结果，使用多种机器学习模型对 C_c 、C_s 和前期固结压力进行了预测，并进行了敏感性分析和特征分析；KIRTS 等[43] 通过支持向量机模型将不同土进行了分类并建立了模型，选取了包括含水率 w_n、初始孔隙比 e、干容重度 γ_{dry}、湿容重 γ_{wet}、SPT 锤击数 $N60$、总应力 σ_v 和细粒含量 7 个物理参数对每个模型的压缩指数进行了预测；ZHANG 等[44] 提出了 2 种不同理论框架的贝叶斯神经网络预测压缩指数，认为与蒙特卡洛丢弃方法相比，整合变分推理的贝叶斯神经网络表现出更保守的性能，可信区间更大。

前述研究依靠单一来源的室内试验数据或原位

测试数据，提出的经验公式和机器学习模型主要是单输出模型，分别对 C_c 、C_s 进行预测，预测结果相互独立，且 C_s 的预测模型相对较少。土体的 C_c 和 C_s 是通过室内压缩回弹试验的 e-lg$p$ 曲线同时获得，高大钊[45] 指出，常见的黏土的 C_c 和 C_s 结果，存在 $C_s \approx (0.1 \sim 0.2)C_c$ ，二者相关性较强。因此，C_c 和 C_s 的预测结果需要保证二者之间的相关性。本研究融合室内试验和原位测试数据，采用土类指数 I_c 量化土层结构信息，通过相关性分析选择多输出 GA-BPNN 模型的输入参数，利用 TC304 标准数据库中数据，将预测结果和多输出 BPNN 模型、单输出 GA-BPNN 模型比较，进而验证多输出 GA-BPNN 模型能效（预测精度和结果相关性），并获得预训练模型参数；在南京场地有限数据条件下，基于预训练的多输出 GA-BPNN 模型同时预测 C_c 和 C_s ，对比单输出的 GA-BPNN 模型和经验公式预测结果，进行敏感性分析，验证多输出的 GA-BPNN 模型有效性。

1　模型输入数据分析

1.1　室内试验数据

室内试验数据来源于 TC304 标准场地数据库和南京场地软土数据库。选用 TC304 黏土数据 103 组，南京软土数据 51 组，包括深度 H(m)、含水率 w_n(%)、重度 γ(kN/m^3)、孔隙比 e、液限指数 w_L(%)、塑限指数 w_p(%)、塑性指数 I_p、液性指数 I_L、有效应力 σ'_v (kPa)9 个参数，共计 154 组数据。软黏土的固结沉降取决于土体的结构、黏土颗粒的吸水能力、现有应力状态、土的前期固结压力和土颗粒间的压缩性[35]。因此，可以假定影响这些条件的直接或间接参数都与 C_c 和 C_s 有关。室内试验数据统计结果如表 2 所示，取样深度为 0.3 ~ 20.1 m，取样范围广、具有代表性；含水率平均值为 43.352%、标准误差为 0.958；孔隙比平均值为 1.198、标准误差为 0.025；液限和塑限指数平均值为 44.922% 和 23.504%、标准误差为 1.452 和 0.332。 C_c 和 C_s 统计结果如图 1 所示，C_c 主要集中在 0.2 ~ 0.3 之间，约占样本总数的 40%；C_s 主要集中在 0.02 ~ 0.06 之间，约占样本总数的 50%。

1.2　原位测试数据

KIRTS 等[43] 研究认为将土层进行分类，不同土层使用对应的模型对 C_c 进行预测，可取得更好的预测结果。CPTU 作为新型的原位测试方法，具有精度高、功能全、稳定性好等优点，被广泛应用于工程勘察与设计中。CPTU 重要应用就是将测试参数和土层结构联系起来从而确定土层类型[46]。

ROBERTSON 等[47] 认为，CPTU 贯入过程中，I_c 可连续准确反映土层结构变化情况。 I_c 定义如公式

表 2　室内试验数据统计分析

Table 2　Statistical analysis of laboratory data

参数	H/m	w_n/%	γ/(KN·m^{-3})	e	w_L/%	w_p/%	I_p	I_L	σ'_v/kPa	C_c	C_s
平均值	7.153	43.352	17.59	1.198	44.922	23.504	21.419	1.249	65.476	0.315	0.05
最小值	0.3	23	14.98	0.520	19	12	1	0.150	4	0.052	0.012
最大值	20.1	74.9	20.6	2.360	94	39	60.6	6.183	213.82	0.700	0.15
标准误差	0.463	0.958	0.083	0.025	1.452	0.332	1.216	0.085	4.594	0.011	0.003

注：参数含义见正文

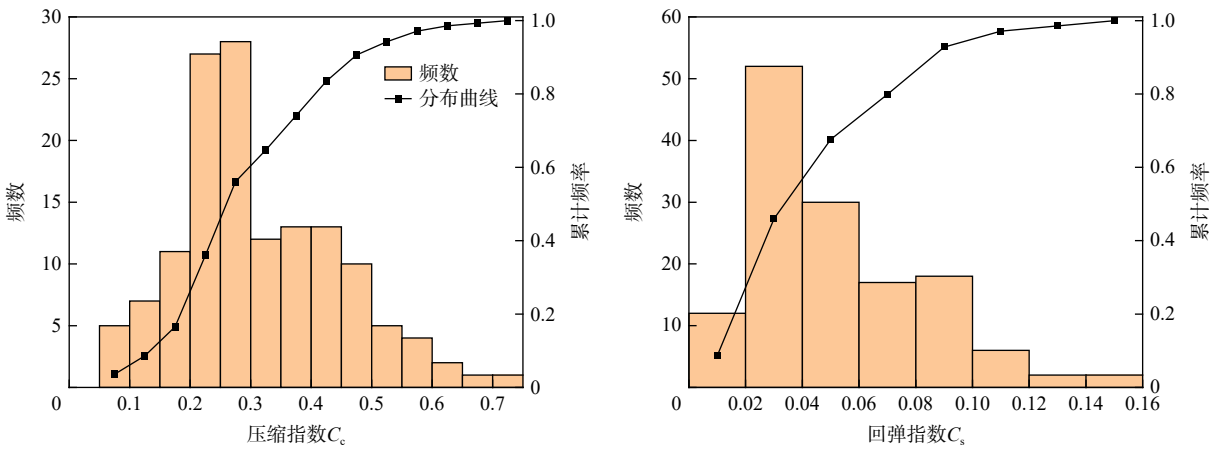


图 1　参数分布曲线

Fig. 1　Parameter distribution curve

(1)所示。

$$I_c=\left[(3.47-\lg Q_t)2+(\lg F_r+1.22)^2\right]^{0.5}, \quad (1)$$

式中：Q_t 为归一化锥尖阻力；F_r 为归一化摩阻比。

本研究采用原位测试数据 I_c，量化考虑土层信息，通过收集的南京场地的 CPTU 测试数据，作为输入参数来训练和验证计算模型，提高预测结果的准确性。场地土层统计结果如图 2 所示，表 3 为土类指数 I_c 分类表，典型的 CPTU 测试结果如图 3 所示。

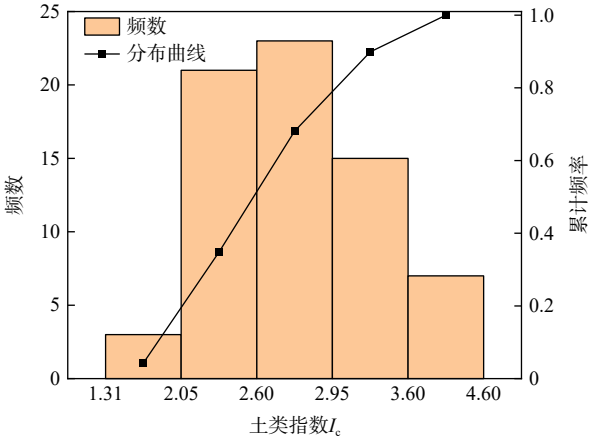


图 2　I_c 参数统计分析

Fig. 2　Statistical analysis of I_c

1.3　模型输入数据相关性分析

利用多输出 GA-BPNN 模型预测 C_c 和 C_s，输入数据来源于室内试验的物理力学参数和原位测试参数，由于不同输入参数之间可能会反映输出参数

表 3　土类指数 I_c 分类表[47]

Table 3　Soil behaviour type index I_c chart

土类	I_c
砾砂–砂	$I_c<1.31$
砂土：纯净砂–粉质砂土	$1.31<I_c<2.05$
砂土混合物：粉质砂土–砂质粉土	$2.05<I_c<2.60$
粉土混合物：黏质粉土–粉质黏土	$2.60<I_c<2.95$
黏土：黏土–粉质黏土	$2.95<I_c<3.60$
有机质土–泥炭	$I_c>3.60$

在某一方面共同的特性，从而降低预测模型效率，如孔隙比 e 和含水率 w_n 具有良好的相关性，相关研究因此提出大量经验公式。为避免输入参数间的共线性问题，对室内试验和原位测试数据进行相关分析，选取合理的数据参数作为输入变量，提高预测结果准确性。

Pearson 相关系数可用于分析 2 个变量之间的线性关系，其计算公式如下：

$$r=\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2}}, \quad (2)$$

式中：x_i，y_i 分别为 2 个变量；$\bar{x}$，$\bar{y}$ 为相应的平均值；r 为相关系数。

表 4 为模型输入数据相关性的计算结果。e 和 w_n 相关系数 r=0.93，e 和 γ 相关系数 r=0.76，w_n 和 γ 相

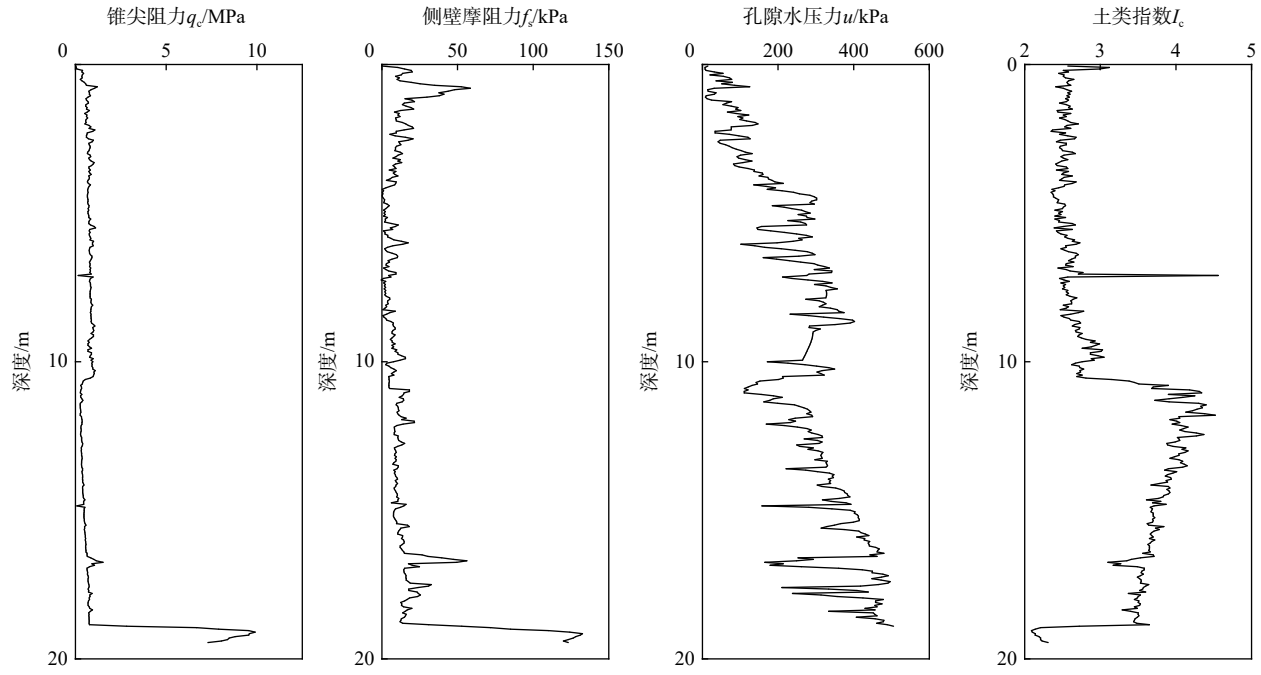


图 3　CPTU 测试结果

Fig. 3　CPTU results

表 4　多模型输入数据相关性分析

Table 4　Model input data correlation analysis

参数	e	w_n/%	w_L/%	w_p/%	γ/(kN·m^{-3})	σ'_v/kPa	H/m	I_p	I_L	I_c
e	1	0.93	0.49	0.42	0.76	0.37	0.22	0.47	0.07	0.26
w_n/%		1	0.44	0.34	0.70	0.48	0.32	0.44	0.16	0.31
w_L/%			1	0.77	0.47	0.51	0.48	0.99	0.51	0.09
w_p/%				1	0.40	0.27	0.25	0.64	0.39	0.44
γ/(kN·m^{-3})					1	0.21	0.14	0.46	0.18	0.23
σ'_v/kPa						1	0.94	0.54	0.07	0.05
H/m							1	0.50	0.17	0.04
I_p								1	0.50	0.15
I_L									1	0.27
I_c										1

注: 参数含义见正文

关系数为 r=0.70, 上述 3 个参数间相关性显著, 选取 w_n 作为代表参数; H 和 σ'_v 相关系数 r=0.94, 选取 σ'_v 作为代表参数; w_L 和 I_p 相关系数 r=0.99, w_L 和 w_p 相关系数 r=0.77, w_p 和 I_p 相关系数 r=0.64, 选取 w_p 和 I_L 作为代表参数。因此, 室内试验输入参数分别选取 w_n、σ'_v、w_p 和 I_L 等。原位测试参数 I_c 与其土工参数均无明显相关性, 选取 I_c 作为输入参数是合理的。

2　多输出 GA-BPNN 模型

2.1　BP 神经网络

BP 神经网络(BPNN)模型作为研究最为成熟的算法之一, 是具有多隐藏层的前馈神经网络, 其主要特点为信息逐层传递, 当输出结果未达到期望, 则根据误差反向传播调整网络结构的权值和阈值。其主要优点为具有良好自适应性、鲁棒性和泛化能力, 由 3 个隐藏层组成的 BP 数据网络可以高精度逼近任意非线性函数[48]。因此相关学者将其运用到土木工程相关领域[49-50], 网络结构如图 4 所示。

训练过程中, 假设数据的输入参数为 x_i (i=1, 2, …, l), 输出参数 C_c 和 C_s 预测值表示为 y_i (i=1, 2, …, n), 期望输出为 t_i (i=1, 2, …, n)、输入层个数为 l、隐藏层中神经元个数为 m、输出层个数为 n、隐藏层连接权值为 ω_{ij}、输出层连接权值为 ω_{jk}、隐藏层阈值为 a、输出层阈值为 b。

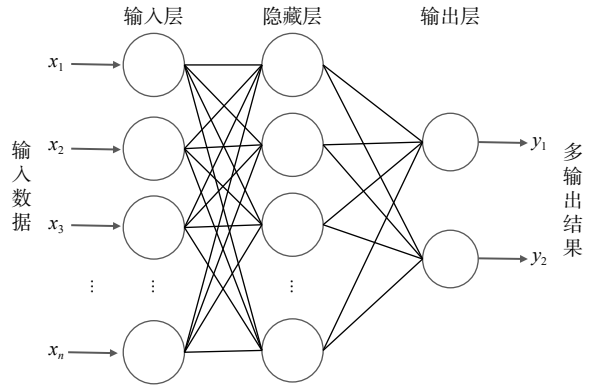


图 4　BPNN 网络结构图

Fig. 4　BP neural network structure chart

隐藏层输出结果为:

$$h_j = f\left(\sum_{i=1}^{l}\omega_{ij}x_i - a_j\right),\quad j=1,2,\cdots,m, \tag{3}$$

式中: f 为激励函数; h_j 为隐藏层输出。

输出结果为:

$$y_i = \sum_{j=1}^{m}h_j\omega_{jk} + b_k,\quad k=1,2,\cdots,n, \tag{4}$$

式中: b_k 为输出层阈值 b 的表达形式。

多输出模型误差函数使用均方误差函数 (MSE)[42]:

$$e_k = \frac{1}{l}\sum_{i=1}^{l}\sum_{j=1}^{m}(t_{ij}-y_{ij})^2, \tag{5}$$

式中: e_k 为预测误差; t_{ij} 为期望输出; y_{ij} 为预测值。

更新后权值:

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} + \eta h_j(1-h_j)x(i)\sum_{k=1}^{n}\omega_{jk}e_k,\quad i=1,2,\cdots,l;j=1,2,\cdots,m, \tag{6}$$

$$\omega_{jk} = \omega_{jk} + \eta h_j e_k,\quad j=1,2,\cdots,m;k=1,2,\cdots,n, \tag{7}$$

式中: η 为学习率。

更新后阈值为:

$$a_j = a_j + \eta h_j(1-h_j)\sum_{k=1}^{n}\omega_{jk}e_k,\quad j=1,2,\cdots,m。 \tag{8}$$

$$b_k = b_k + e_k,\quad k=1,2,\cdots,n。 \tag{9}$$

重复上述步骤直到结果达到预期。

2.2 遗传优化算法

遗传优化算法(GA)是通过模拟自然界中生物的遗传过程为基础，将生物进化过程中适者生存的原理加入到优化参数中而形成的随机搜索优化算法[51-53]，其主要分为以下 5 个步骤：

(1)种群初始化编码　将种群中个体进行一一编码，所有个体包含了网络结构中全部参数和阈值信息。

(2)适应度函数确定　根据优化目标和约束条件选取合适的适应度函数。

(3)选择　根据适应度函数结果，选取部分个体作为初代，具体操作如下：

$$f_i = k/F_i,\quad P_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^{m} f_j}, \tag{10}$$

式中：f_i 为调整后个体适应度值；k 为系数；F_i 为个体适应度；m 为个体总数；P_i 为个体选择概率。

(4)交叉　模拟基因交换过程在染色体中选择一个或多个交叉点作为交叉位置，对基因进行交换产生新个体。该步骤主要是通过基于交换增强遗传算法的搜索能力，便于种群寻找全局最优解。

(5)变异　模拟基因突变过程，以设定的变异概率随机对染色体基因进行变异操作，该步骤有助于结果陷入局部最优。

2.3 多输出 GA-BPNN 模型验证

在小样本数据容量条件下，为增强 BPNN 收敛速度，克服易陷入局部最优的缺点，本研究基于遗传算法来优化 BP 神经网络的权重和阈值，建立多输出 GA-BPNN 模型，同时预测土体的 C_c 和 C_s，与使用单输出模型分别预测相比，多输出模型能够使每次调整网络结构时的权值和阈值保持一致。图 5 为多输出 GA-BPNN 模型预测流程。

通过使用 TC304 数据库中数据，分别对 BPNN 和 GA-BPNN 2 种多输出模型进行性能评估。图 6 为 BPNN 和 GA-BPNN 训练过程均方误差变化曲线，GA-BPNN 优先达到泛化点。图 7，8 分别为 BPNN 和 GA-BPNN 对 C_c 和 C_s 预测结果，对于训练集和测试集的 C_c 和 C_s 预测结果，GA-BPNN 均好于 BPNN。此外，利用 TC304 数据库获得 GA-BPNN 模型预训

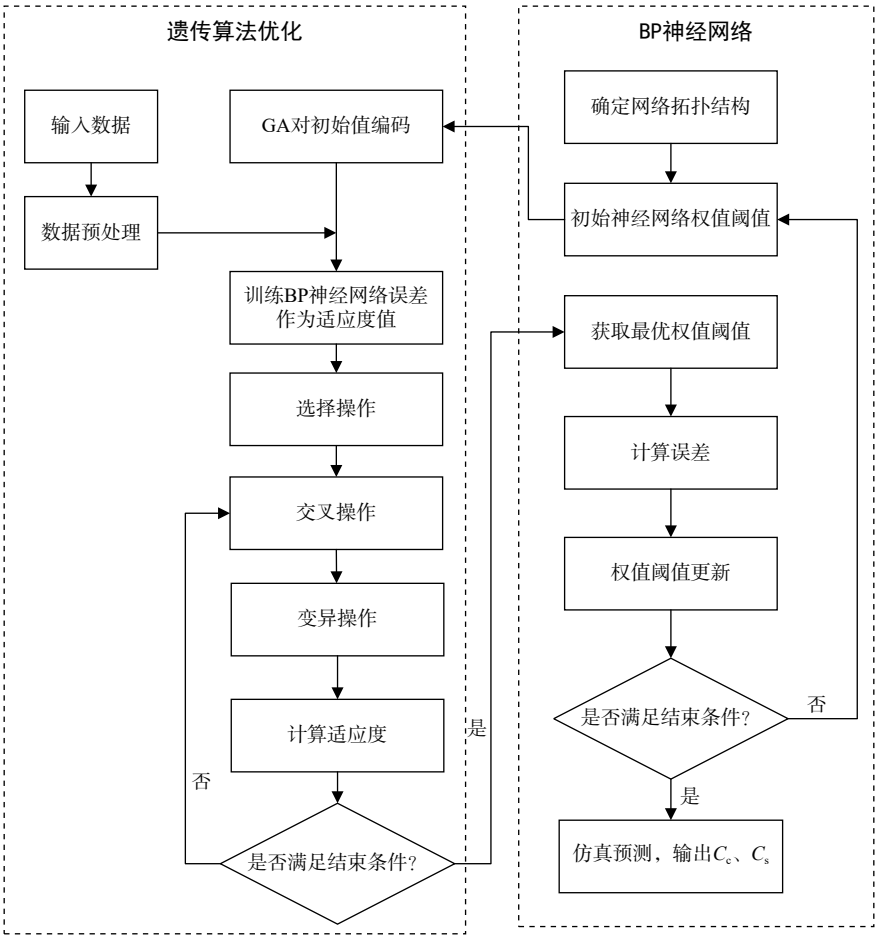


图 5　多输出 GA-BPNN 模型预测流程

Fig. 5　Multioutput GA-BPNN model prediction process

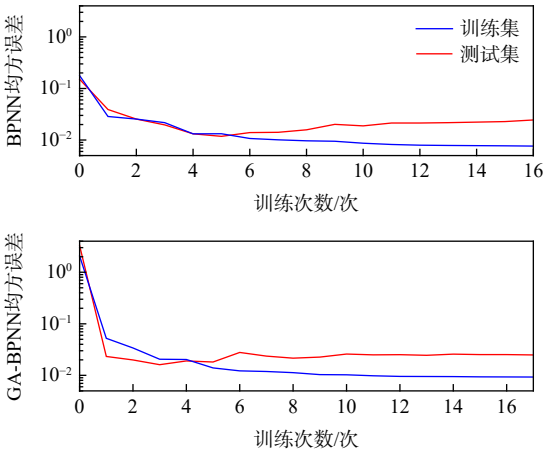


图 6　TC304 场地模型训练过程均方误差变化曲线

Fig. 6　Error variation curve during model training at the TC304 site

练参数，可作为南京场地有限数据条件下，GA-BPNN 模型的初始训练参数。

对 2 个单输出 GA-BPNN 模型预测结果和相关性与多输出 GA-BPNN 模型进行比较，结果如图 9，10 所示，图 9a 中，预测 C_c 相对误差在 20% 内的数据点，单输出模型占 71%，多输出模型相对误差均在 20% 以内。图 9b 中，单输出模型 C_s 相对误差结果在 20% 内的数据点仅占 76%，而多输出模型相对误差结果在 20% 内的数据点占 91%。由图 10 的相关性分析可以发现，单输出模型 C_c 和 C_s 相关性不佳，有较多部分数据点 C_s 和 C_c 比值大于 0.2。

3　多输出 GA-BPNN 模型预测 C_c 和 C_s 研究

上一小节对 TC304 预训练场地的预测结果和相关性进行了简单分析，本节基于南京场地的有限数据，分别针对多输出模型对预测结果的影响、预训练参数对模型的影响、原位测试参数对模型的影响、输入参数对多输出模型的敏感性进行进一步的详细分析，并对预测结果进行讨论。模型训练中，将数据集 70% 作为训练集，30% 作为测试集，通过对训练集数据进行训练学习，用测试集数据进行验证模型性能。多输出 GA-BPNN 模型隐藏层节点个数为 5，最大迭代次数设置为 100 次，学习率为 0.01，遗传次数设置为 50 次，种群规模为 5。

3.1　多输出 GA-BPNN 模型能效分析

采用 2 个单输出 GA-BPNN 模型分别对 C_c 、C_s 进行预测，并与加入原位数据 I_c 的多输出 GA-BPNN 模型的 C_c 和 C_s 预测结果进行对比，分析结果如图 11 所示。图 11a 中，预测 C_c 相对误差，单输出模型和多输出模型均在 20% 以内，其中相对误差在 10% 内的数据点，单输出模型占 81%，多输出模型占 91%。图 11b 中，单输出模型 C_s 相对误差在 20% 内的数据点占 71%，相对误差在 10% 内的数据点仅占 57%，而多输出模型相对误差均在 20% 内，相对误差在 10% 内的数据点占 91%。图 12 对 C_c 和 C_s 预测结果的相关性进行了分析，多输出模型预测结果相关性较好，数据点大多数都落在 $C_s = (0.1 \sim 0.2)C_c$ 范围里；单输出模型预测结果相关性较差，数据点落在 $C_s = (0.1 \sim 0.2)C_c$ 范围外较多，尤其是 $C_s < 0.1C_c$ 部分，数据点相关性存在较大偏差。

为了比较多输出 GA-BPNN 模型和经验公式的预测能力，选取了 6 种预测 C_c 和 3 种预测 C_s 的经验公式进行对比分析，结果如图 13 所示。图 13a 中的 C_c 预测结果，AZZOUZ 等[9] 和 RENDON-

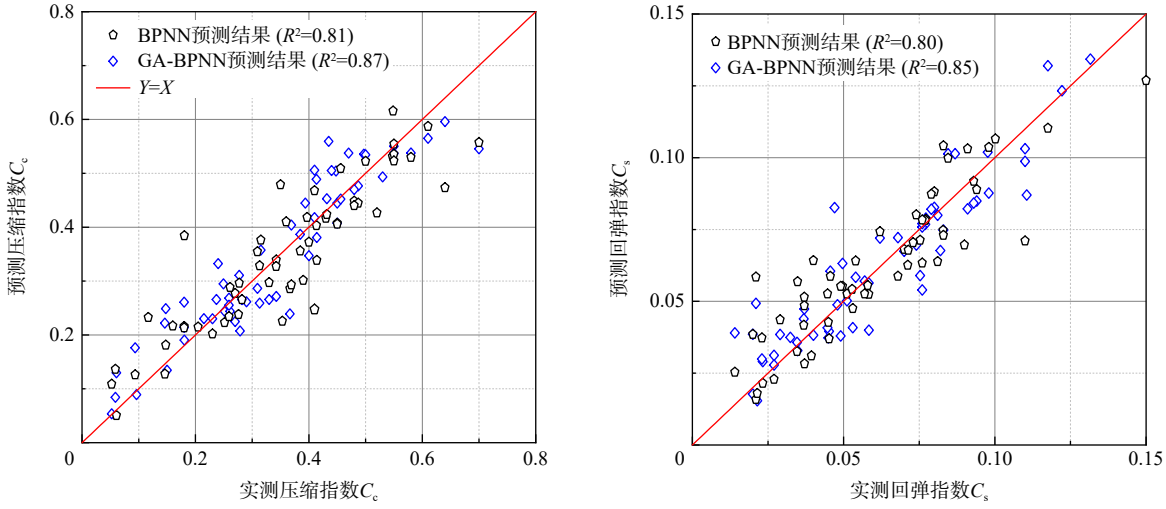


图 7　TC304 场地 BPNN 和 GA-BPNN 训练集性能对比

Fig. 7　Comparison of the performance of the BPNN model and GA-BPNN model training sets at the TC304 site

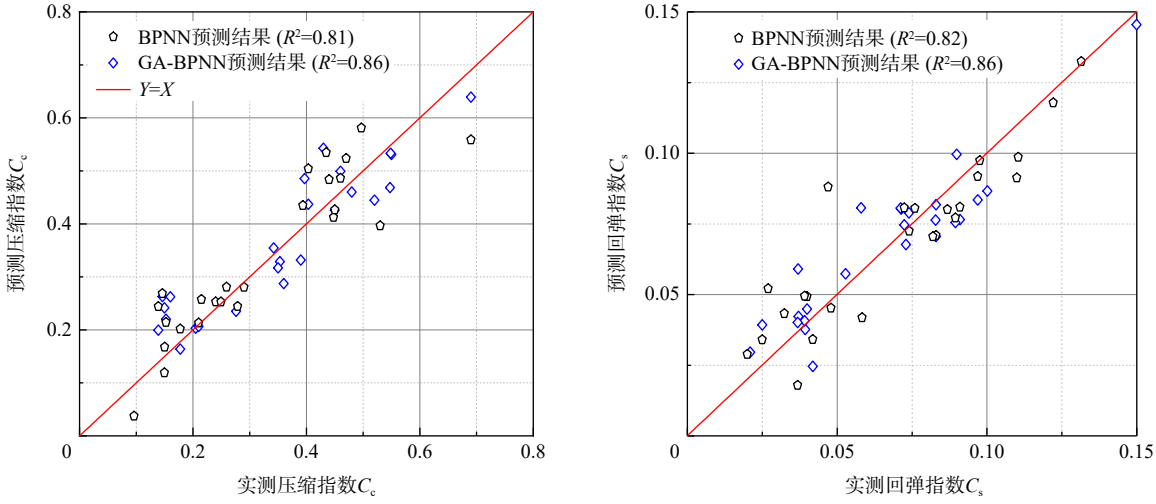


图 8　TC304 场地 BPNN 和 GA-BPNN 测试集性能对比

Fig. 8　Comparison of testing set performance of BPNN model and GA-BPNN model at the TC304 site

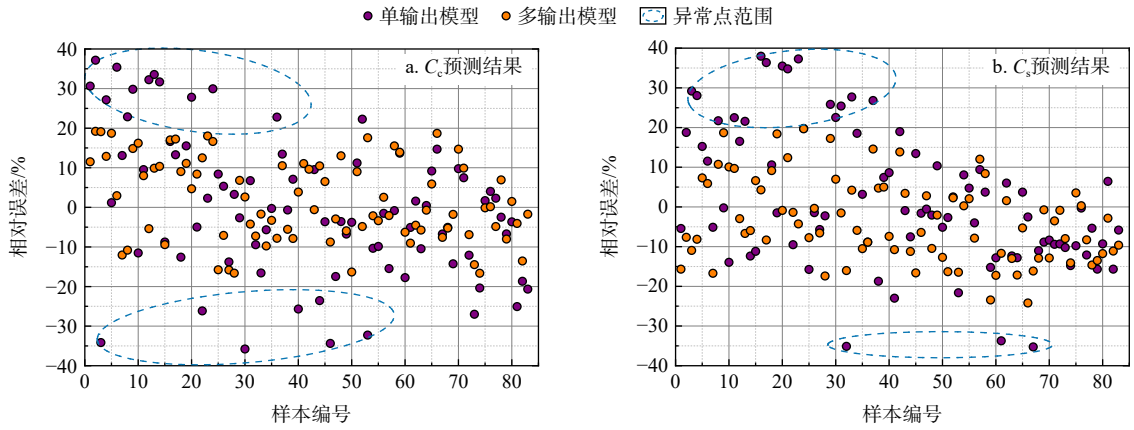


图 9　TC304 场地相对误差图

Fig. 9　Relative error chart at the TC304 site

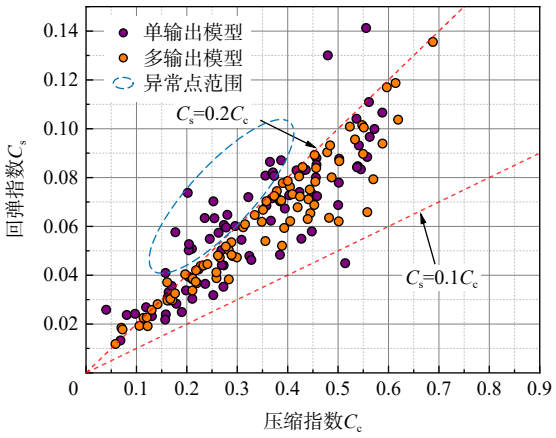


图 10　TC304 场地回弹指数 C_s 和压缩指数 C_c 相关性

Fig. 10　Compression and swell index correlation at the TC304 site

HERRERO[11] 提出的经验公式对南京场地 C_c 预测整体偏高；赵有明等[13] 基于深圳淤泥土提出的经验公式预测结果相对准确，但整体仍然和实测值有偏差。

图 13b 中的 C_c 预测结果，朱小林[18] 根据孔隙比 e 提出的公式在大部分点都预测较为准确，但在少部分点存在较大偏差；MAYNE[19] 基于液限 w_L 提出的经验公式预测结果与实测值相比，整体偏小；孙更生等[20] 基于液限 w_L 提出的经验公式预测结果较为离散的分布在实测值两边，且存在部分虚线点偏差较大。

图 13c 中的 C_s 预测结果，ALPTEKIN 等[21]、NAKASE 等[24]、楼晓明等[2] 预测结果均较差。通过多输出 GA-BPNN 模型预测结果与经验公式相比，预测结果更加接近实测值，尤其是加入土类指数 I_c 作为输入参数的多输出 GA-BPNN 模型。

3.2　预训练模型参数的影响

采用训练结束的 TC304 标准场地的最优网络参数，作为南京有限场地数据条件下的预训练初始化模型参数，探究随机初始网络参数和预训练网络模型参数，对模型训练速度和精度的影响。设决定系

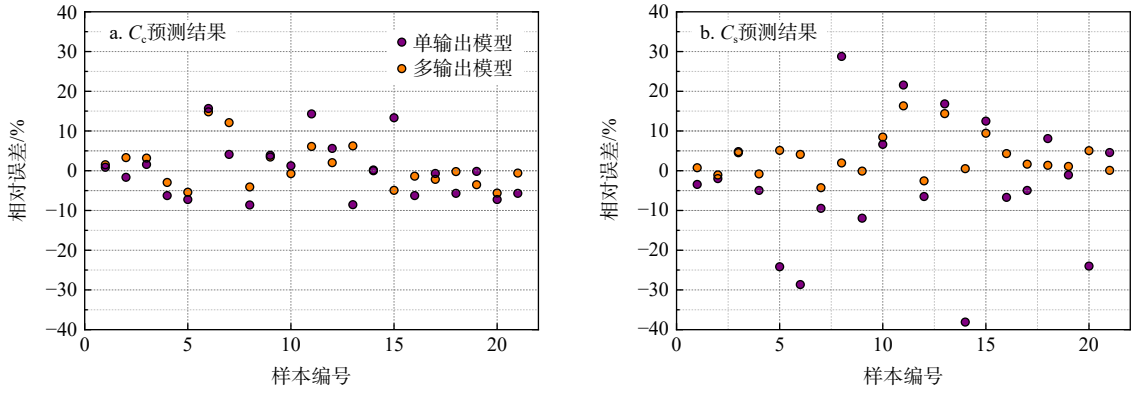


图 11　南京场地相对误差图

Fig. 11　Relative error chart at the Nanjing site

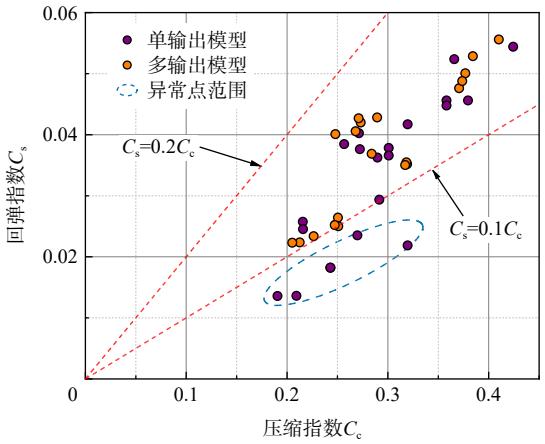


图 12　南京场地压缩指数 C_c 和回弹指数 C_s 相关性

Fig. 12　Compression and swell index correlation at the Nanjing site

数 R^2=0.7，当模型未达到设定值，进行下一次训练，直至达到设定值，记录 2 种情况下训练次数。测试结果如图 14 所示，随机初始网络模型训练次数为 139 次，采用预训练网络模型参数作为初始参数时，模型训练次数为 38 次，有效减少了训练次数，提高了训练速度。C_c 的预测精度 R^2 提高明显（0.78>0.73）；C_s 的预测精度 R^2 也有相当程度的提高（0.78>0.74）。

3.3　原位测试数据的影响

基于室内试验数据的多输出 GA-BPNN 模型（模型 1）和融合原位测试数据的多输出 GA-BPNN 模型（模型 2）的训练集测试结果如图 15 所示。模型 1 和模型 2 都能较准确的对 C_c 和 C_s 进行预测。对比预测值和实测值，模型 1 的 C_c 预测精度 $R^2=0.79$，C_s 预测精度为 $R^2=0.80$；模型 2 的 C_c 预测精度 $R^2=0.93$，C_s 预测精度为 $R^2=0.99$；加入原位测试数据 I_c 后，融合数据预测模型训练集的预测精度提高显著。

为综合检验模型 1 和模型 2 的模型能效，通过决定系数 R^2、均方根误差 *RMSE*、平均绝对偏差 *MAE*，对测试集数据进行评价。2 种测试集检验结果如表 5 所示，预测结果如图 16 所示。模型 2 的预测精度高于模型 1，其 C_c 值为 $R^2=0.96$，C_s 为 $R^2=0.97$。对比图 17 中的 C_c 和 C_s 预测结果，引入原位测试数据 I_c 后，模型 2 的预测结果精度明显高于模型 1。

3.4　敏感性分析

为分析输入数据对 C_c 和 C_s 预测结果的影响，在多元输入参数适当的变化范围内，对模型进行敏感性分析，得到输入参数值变化对 C_c 和 C_s 的影响曲线。初始输入参数取值分别为含水率为 33.1%；有效应力 104.35 kPa；塑限指数为 21.5%；液限指数为 0.88%；土类指数为 3.9，分析结果如图 18 所示。

当其他条件不变的情况下，含水率大约在 37% 以下时，C_c 和 C_s 具有相同的变化规律，当含水率大于 37% 时 C_c 保持不变，C_s 逐渐减小；有效应力增大时，C_c 基本保持不变的趋势，C_s 基本保持下降趋势，这可能是因为 C_c 的定义是 e–lg$p$ 曲线中保持直线部分的斜率，和有效应力无关，而 C_s 表示的是材料在受压后，恢复原有形状的能力，当应力增大时，C_s 逐渐减小；塑限和液限指数变化时，C_c 和 C_s 土样保持基本相同的变化规律；当土类指数 I_c 变化时，C_c 和 C_s 基本保持不变，这是因为土类指数反映的是土体类型的不同，而不是土的压缩性。

3.5　模型预测结果分析

对多输出模型预测结果和单输出模型预测结果进行分析发现，在 TC304 预训练场地和南京场地使用多输出 GA-BPNN 模型同时对 C_c 和 C_s 进行预测，其预测精度均优于使用单输出模型分别对 C_c 和 C_s 进行预测，预测值和真实值之间的相对误差更小；对

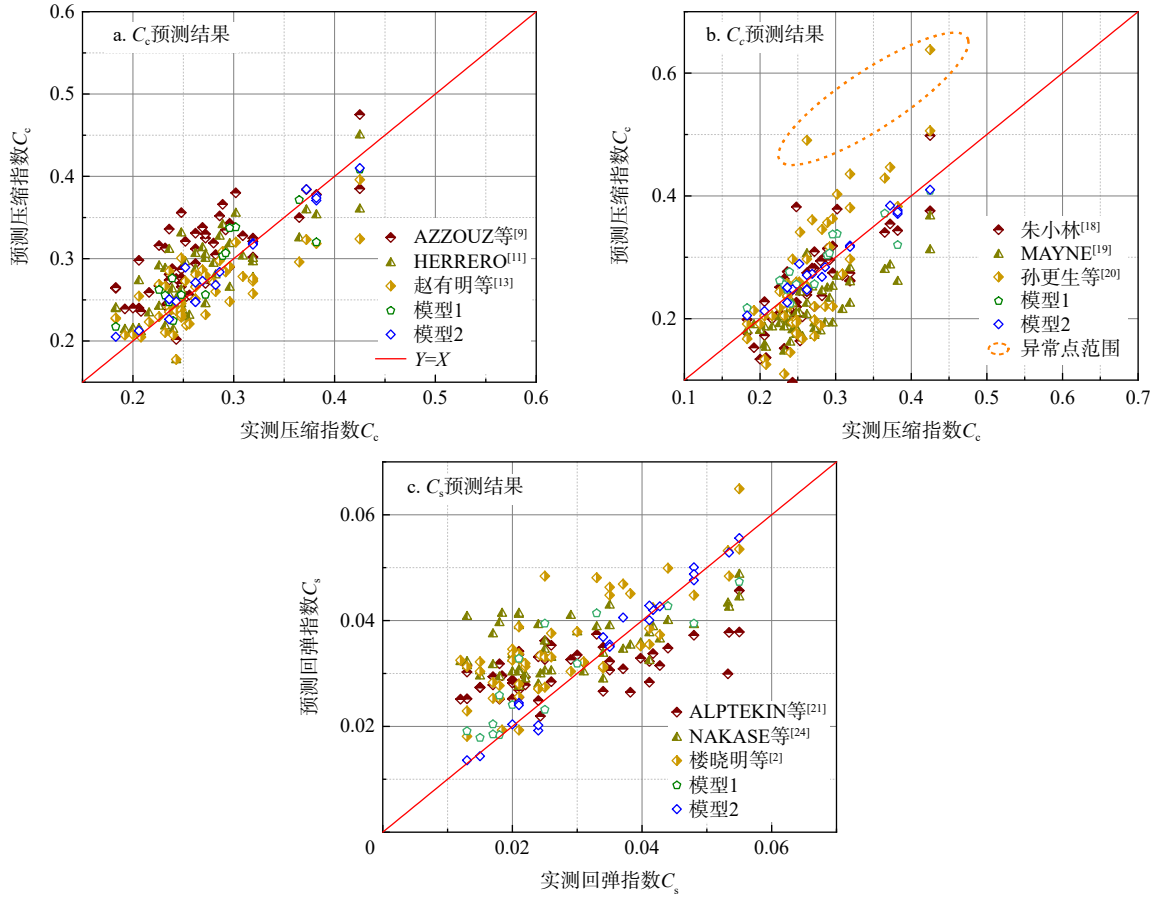


图 13　南京场地 GA-BPNN 模型与经验公式预测结果对比

Fig. 13　Comparison of the GA-BPNN model and empirical formula prediction results at the Nanjing site

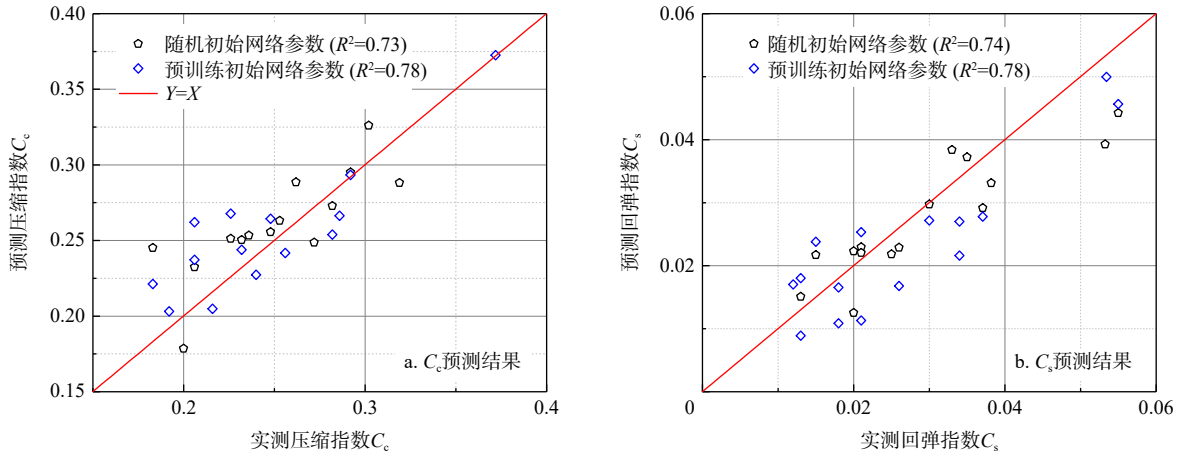


图 14　南京场地测试集性能对比

Fig. 14　Comparison of testing set performance at the Nanjing site

C_c 和 C_s 相关性分析发现，TC304 预训练场地和南京场地多输出模型 C_c 和 C_s 预测结果相关性均更加接近 $C_s \approx (0.1 \sim 0.2)C_c$，而单输出模型部分数据点都存在较大预测偏差。产生上述结果的主要原因是由于多输出 GA-BPNN 模型使用相同的训练逻辑（相同网络结构的权值和阈值）保证输出结果的准确性和相关性，而采用 2 个单输出 GA-BPNN 模型分别预测 C_c 和 C_s，2 个模型训练过程是相互独立的，由于不能确保 2 个单输出模型每次调整的权值和阈值保持一致，进而不能确保预测结果的相关性。

通过不同经验公式比较分析发现，在预测 C_c 方面，朱小林[18] 根据孔隙比 e 提出的经验公式在本次

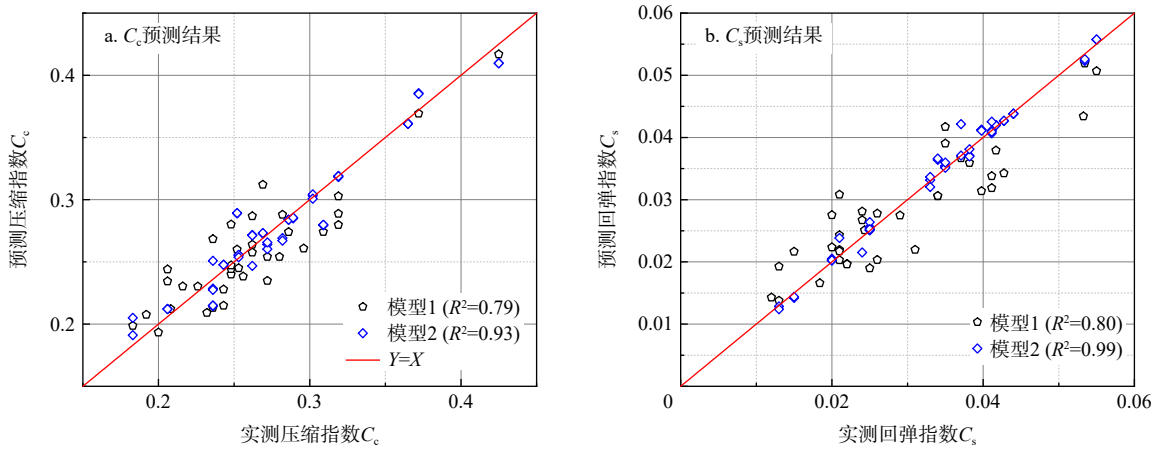


图 15　南京场地 GA-BPNN 训练集性能对比

Fig. 15　Comparison of the training set performance of the GA-BPNN at the Nanjing site

表 5　南京场地不同 GA-BPNN 模型检验结果

Table 5　Different GA-BPNN model test results at the Nanjing site

模型	数据集	输出参数	R^2	均方根误差 *RMSE*	平均绝对偏差 *MAE*
模型1	训练集	C_c	0.79	2.2×10^{-2}	1.9×10^{-2}
		C_s	0.81	5.0×10^{-3}	4.0×10^{-3}
	测试集	C_c	0.82	2.9×10^{-2}	2.5×10^{-2}
		C_s	0.84	6.0×10^{-3}	5.0×10^{-3}
模型2	训练集	C_c	0.93	1.4×10^{-2}	1.0×10^{-2}
		C_s	0.99	1.0×10^{-3}	1.0×10^{-3}
	测试集	C_c	0.96	1.3×10^{-2}	1.1×10^{-2}
		C_s	0.97	2.0×10^{-3}	1.0×10^{-3}

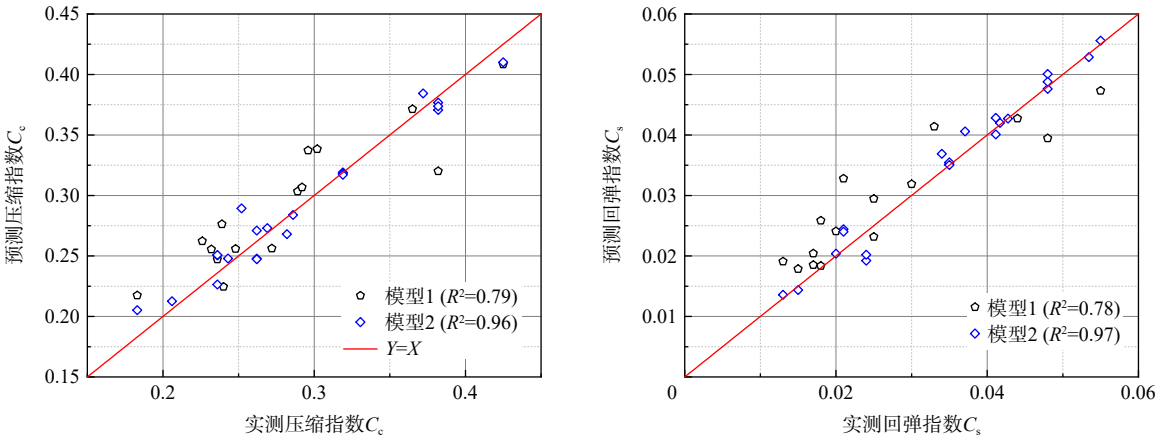


图 16　南京场地 GA-BPNN 模型测试集性能对比

Fig. 16　Comparison of the testing set performance of the GA-BPNN model at the Nanjing site

场地压缩指数的预测上最为准确，在预测 C_s 方面，暂无较为准确的经验公式。通过对不同输入参数进行敏感性分析发现，含水率 w_n、塑限指数 w_p、液限指数 w_L 的变化，对 C_c 和 C_s 的改变比较明显，分析结果与部分学者采用这 3 个参数构建经验公式预测的 C_c 和 C_s 相符合。

采用 TC304 数据库训练完成的 GA-BPNN 模型的网络参数，可作为其他场地预测模型的初始参数，使预测模型可以相对较优的位置更新神经网络参数，以减少预测模型的训练次数。融合室内试验和原位测试数据，将 I_c 加入预测模型输入参数中，训练得到的多输出 GA-BPNN 模型预测结果，显著优于单一

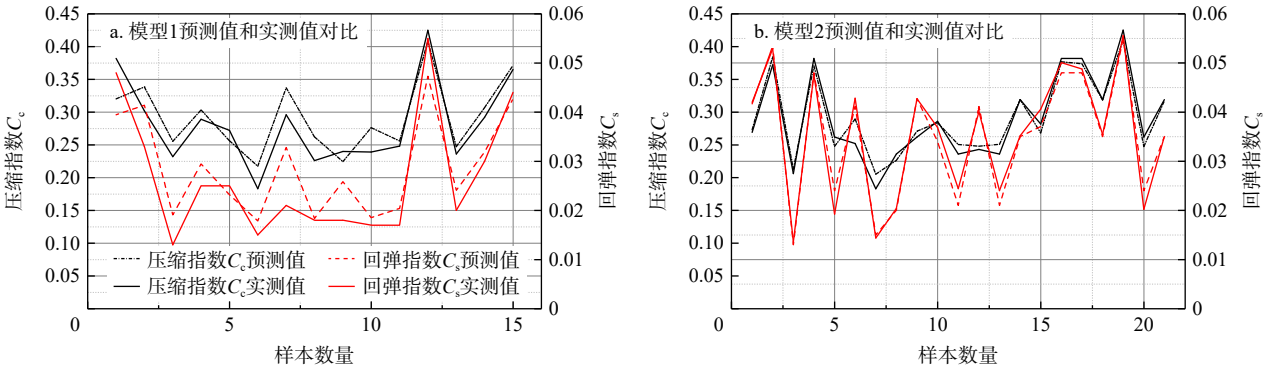


图 17　南京场地模型预测值和实测值对比

Fig. 17　Comparison of the predicted and measured values at the Nanjing site

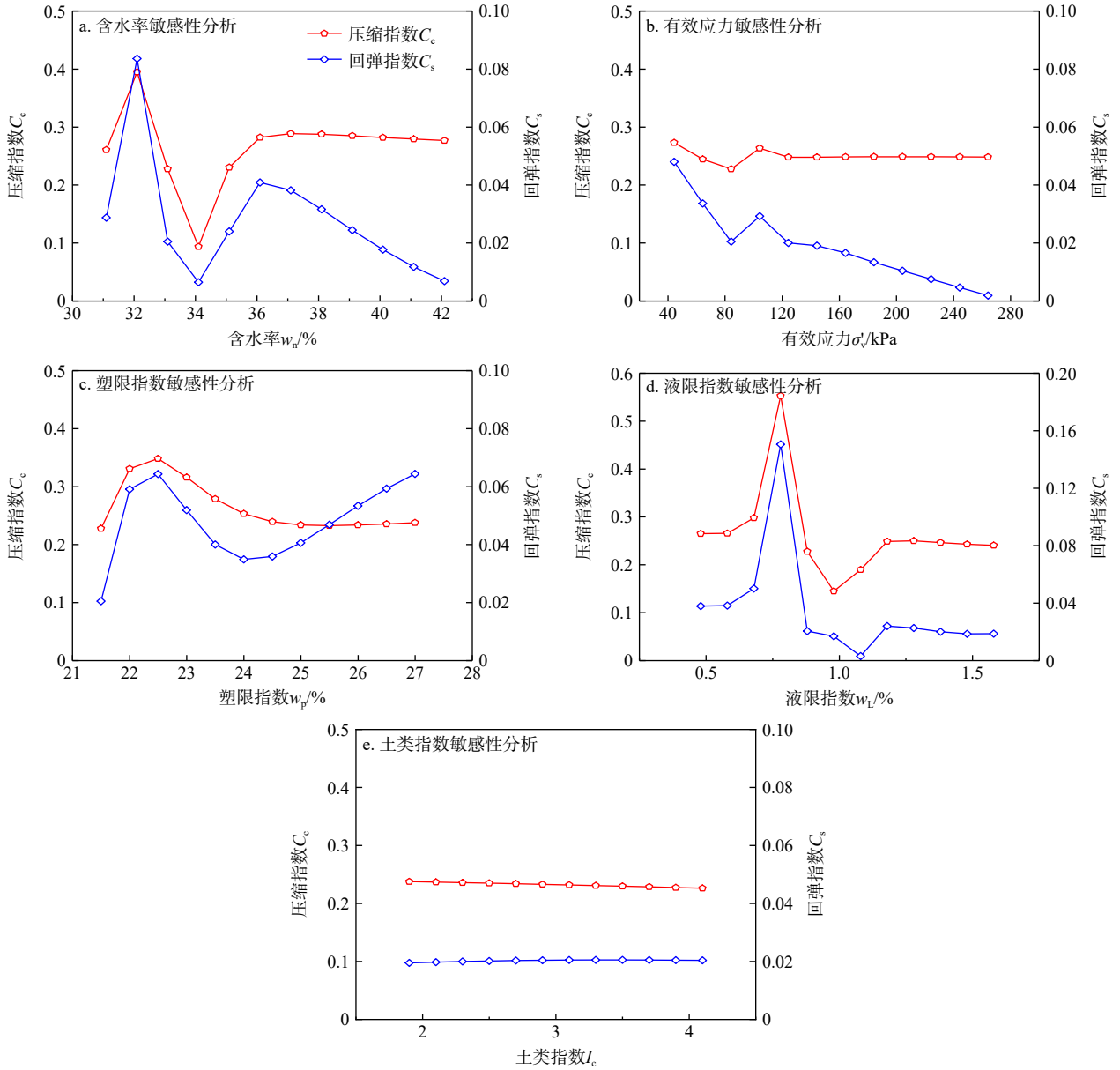


图 18　南京场地模型敏感性分析

Fig. 18　Model sensitivity analysis at the Nanjing site

室内试验数据模型，这是因为土类指数 I_c 反映了不同的土体类型，可以将不同组数据进行土体类型特征的划分，从而达到优化 GA-BPNN 模型的目的。

4 结论

（1）通过相关性分析选取的模型输入参数 w_n、σ'_v 、w_p、I_L 和 I_c 无明显相关性，避免输入数据共线性问题。原位测试数据 I_c ，可准确量化土层结构特征，提高多输出 GA-BPNN 模型预测精度。

（2）对于 C_c 和 C_s 预测结果，多输出 GA-BPNN 模型预测最为准确，且相关性较强；单输出 GA-BPNN 模型准确度次之，相关性较差；经验公式准确度较差，没有相关性，且经验公式预测结果受场地条件影响较大。

（3）在数据容量较小条件下，基于标准场地数据库，遗传优化算法可增强多输出 BPNN 模型收敛速度，提高模型能效。基于 TC304 数据库获得预训练模型参数，采用多输出 GA-BPNN 模型预测南京场地的 C_c 和 C_s ，训练次数由 139 次减少到 38 次。

（4）基于融合数据的多输出 GA-BPNN 模型，相比于单一室内来源数据的多输出 GA-BPNN 模型，具有较高的准确性。对于 C_c 预测结果，$R^2 = 0.96 > R^2 = 0.82$ ，对于 C_s 预测结果，R^2=0.97>R^2=0.84。

（5）通过对模型进行敏感性分析，当 w_n、w_p、和 w_L 等室内试验数据变化时，C_c 和 C_s 预测变化范围基本处于 $C_s \approx (0.1 \sim 0.2)C_c$ ，与已有研究结果基本一致。当 I_c 变化较大时，C_c 和 C_s 基本保持不变。

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] TIWARI B, AJMERA B. Consolidation and swelling behavior of major clay minerals and their mixtures[J]. Applied Clay Science, 2011, 54(3/4): 264-273.

[2] 楼晓明, 李德宁, 杨敏. 上海地区基坑底部粉质黏土回弹变形参数分析 [J]. 同济大学学报(自然科学版), 2012, 40(4): 535-540.
LOU X M, LI D N, YANG M. Statistical analysis for rebound deformation parameters of silty clay at bottom of deep excavation in Shanghai[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2012, 40(4): 535-540. (in Chinese with English abstract)

[3] 何平, 王卫东, 徐中华. 上海黏土压缩指数和回弹指数经验关系 [J]. 岩土力学, 2018, 39(10): 3773-3782.
HE P, WANG W D, XU Z H. Empirical correlations of compression index and swelling index for Shanghai clay[J]. Rock and Soil Mechanics, 2018, 39(10): 3773-3782. (in Chinese with English abstract)

[4] 陈波, 孙德安, 吕海波. 海相软土压缩特性的试验研究 [J]. 岩土力学, 2013, 34(2): 381-388.
CHEN B, SUN D A, LÜ H B. Experimental study of compression behavior of marine soft clays[J]. Rock and Soil Mechanics, 2013, 34(2): 381-388. (in Chinese with English abstract)

[5] 周葆春, 张彦钧, 汤致松, 等. 不同压实度荆门弱膨胀土的一维膨胀−压缩特性 [J]. 岩土力学, 2014, 35(5): 1275-1283.
ZHOU B C, ZHANG Y J, TANG Z S, et al. One-dimensional swelling-compression characteristics of Jingmen weak expansive soil under different compactnesses[J]. Rock and Soil Mechanics, 2014, 35(5): 1275-1283. (in Chinese with English abstract)

[6] 张帆舸, 黄昌富, 姚铁军, 等. 泥炭土压缩及回弹变形规律试验研究 [J]. 岩土工程学报, 2021, 43(增刊 2): 259-262.
ZHANG F G, HUANG C F, YAO T J, et al. Experimental study on laws of compression and rebound deformation of peaty soil[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2021, 43(S2): 259-262. (in Chinese with English abstract)

[7] MESRI G, VARDHANABHUTI B. Compression of granular materials[J]. Canadian Geotechnical Journal, 2009, 46(4): 369-392.

[8] 高彦斌, 张松波, 葛潇楠. 我国沿海地区软黏土压缩指数统计及与国外其他地区对比 [J]. 岩土力学, 2017, 38(9): 2713-2720.
GAO Y B, ZHANG S B, GE X N. Comparisons of compression index of Chinese coastal soft clay and soils from foreign regions[J]. Rock and Soil Mechanics, 2017, 38(9): 2713-2720. (in Chinese with English abstract)

[9] AZZOUZ A S, KRIZEK R J, COROTIS R B. Regression analysis of soil compressibility[J]. Soils and Foundations, 1976, 16(2): 19-29.

[10] KOPPULA S D. Statistical estimation of compression index[J]. Geotechnical Testing Journal, 1981, 4(2): 68-73.

[11] RENDON-HERRERO O. Universal compression index equation[J]. Journal of the Geotechnical Engineering Division, 1980, 106(11): 1179-1200.

[12] PARK H I, LEE S R. Evaluation of the compression index of soils using an artificial neural network[J]. Computers and Geotechnics, 2011, 38(4): 472-481.

[13] 赵有明, 江辉煌, 张惠明. 深圳地区软黏土变形参数研究 [J]. 中国铁道科学, 2004, 25(3): 40-43.
ZHAO Y M, JIANG H H, ZHANG H M. Deformation parameters of Shenzhen soft clay[J]. China Railway Science, 2004, 25(3): 40-43. (in Chinese with English abstract)

[14] 顾小芸. 应用数理统计方法确定海洋土的工程特性 [C]//佚名. 中国土木工程学会第四届土力学及基础工程学术会议论文集. 武汉: [出版社不详], 1983: 422-428.
GU X Y. Through the method of mathematical statistics to determine the engineering properties of marine soil[C]//Anon. Proceedings of the fourth academic conference on soil mechanics and foundation engineering of China Civil Engineering Society. Wuhan: [S. n.], 1983: 422-428. (in Chinese)

[15] 魏道垛, 胡中雄. 上海浅层地基土的前期固结压力及有关压缩性参数的试验研究 [J]. 岩土工程学报, 1980, 2(4): 13-22.
WEI D D, HU Z X. Experimental study of preconsolidation pres-

sure and compressibility parameters of Shanghai subsoil[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 1980, 2(4): 13-22. (in Chinese with English abstract)

[16] NISHIDA Y. A brief note on compression index of soil[J]. Journal of the Soil Mechanics and Foundations Division, 1956, 82(3): 1027-1-1027-14.

[17] COZZOLINO V M. Statistical forecasting of compression index[C]//Anon. Proceedings of the 5th international conference on soil mechanics and foundation engineering. Paris: [S. n.], 1961, 1: 51-53.

[18] 朱小林. 软土压缩性参数的估算方法 [J]. 勘察科学技术, 1987(4): 20-22.
ZHU X L. The estimation method of compressibility parameters of soft soil[J]. Site Investigation Science and Technology, 1987(4): 20-22. (in Chinese)

[19] MAYNE P W. Cam-clay predications of undrained strength[J]. Journal of the Geotechnical Engineering Division, 1980, 106(11): 1219-1242.

[20] 孙更生, 郑大同. 软土地基与地下工程 [M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 1984.
SUN G S, ZHENG D T. Soft soil foundation and underground engineering[M]. Beijing: China Architecture & Building Press, 1984. (in Chinese)

[21] ALPTEKIN A, TAGA H. Prediction of compression and swelling index parameters of quaternary sediments from index tests at Mersin district[J]. Open Geosciences, 2019, 11(1): 482-491.

[22] IŞIK N. Estimation of swell index of fine grained soils using regression equations and artificial neural networks[J]. Scientific Research and Essays, 2009, 4: 1047-1056.

[23] NAGARAJ T S, SRINIVASA MURTHY B R. A critical reappraisal of compression index equations[J]. Géotechnique, 1986, 36(1): 27-32.

[24] NAKASE A, KAMEI T, KUSAKABE O. Constitutive parameters estimated by plasticity index[J]. Journal of Geotechnical Engineering, 1988, 114(7): 844-858.

[25] 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.

[26] ZHANG D M, ZHANG J Z, HUANG H W, et al. Machine learning-based prediction of soil compression modulus with application of 1D settlement[J]. Journal of Zhejiang University(Science A), 2020, 21(6): 430-444.

[27] AHMAD M, AL-MANSOB R A, RAMLI A B B, et al. Unconfined compressive strength prediction of stabilized expansive clay soil using machine learning techniques[J]. Multiscale and Multidisciplinary Modeling, Experiments and Design, 2024, 7(1): 217-231.

[28] 黄发明, 陈彬, 毛达雄, 等. 基于自筛选深度学习的滑坡易发性预测建模及其可解释性 [J]. 地球科学, 2023, 48(5): 1696-1710.
HUANG F M, CHEN B, MAO D X, et al. Landslide susceptibility prediction modeling and interpretability based on self-screening deep learning model[J]. Earth Science, 2023, 48(5): 1696-1710. (in Chinese with English abstract)

[29] 蒋水华, 刘源, 章浩龙, 等. 先验概率分布及似然函数模型的选择对边坡可靠度评价影响的定量评估 [J]. 岩土力学, 2020, 41(9): 3087-3097.
JIANG S H, LIU Y, ZHANG H L, et al. Quantitatively evaluating the effects of prior probability distribution and likelihood function models on slope reliability assessment[J]. Rock and Soil Mechanics, 2020, 41(9): 3087-3097. (in Chinese with English abstract)

[30] 赵玉, 陈丽霞, 梁梦姣. 基于 LSTM_TCN 模型的降雨型滑坡时间概率预测及气象预警建模 [J]. 地质科技通报, 2024, 43(2): 201-214.
ZHAO Y, CHEN L X, LIANG M J. Temporal probability prediction and meteorological early warning modeling of rainfall-induced landslide based on LSTM_TCN model[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2024, 43(2): 201-214. (in Chinese with English abstract)

[31] YAN D D, ZHAO T Y, XU L, et al. Statistical modeling of multivariate loess properties in Taiyuan using regular vine copula with optimized tree structure[J]. Transportation Geotechnics, 2023, 41: 101025.

[32] 黄发明, 李金凤, 王俊宇, 等. 考虑线状环境因子适宜性和不同机器学习模型的滑坡易发性预测建模规律 [J]. 地质科技通报, 2022, 41(2): 44-59.
HUANG F M, LI J F, WANG J Y, et al. Modelling rules of landslide susceptibility prediction considering the suitability of linear environmental factors and different machine learning models[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2022, 41(2): 44-59. (in Chinese with English abstract)

[33] 李可飞, 许领, 赵腾远, 等. 基于 Johnson 分布体系黄土滑坡影响范围的概率预测 [J]. 工程地质学报, 2023, 31(2): 493-501.
LI K F, XU L, ZHAO T Y, et al. Probabilistic prediction of loess landslide impact range using Johnson's system[J]. Journal of Engineering Geology, 2023, 31(2): 493-501. (in Chinese with English abstract)

[34] 张驰, 潘懋, 胡水清, 等. 融合储层纵向信息的机器学习岩性识别方法 [J]. 地质科技通报, 2023, 42(3): 289-299.
ZHANG C, PAN M, HU S Q, et al. A machine learning lithologic identification method combined with vertical reservoir information[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2023, 42(3): 289-299. (in Chinese with English abstract)

[35] 王才进, 武猛, 杨洋, 等. 基于生物地理优化的人工神经网络模型预测软土的固结系数 [J]. 岩土力学, 2023, 44(10): 3022-3030.
WANG C J, WU M, YANG Y, et al. Prediction of consolidation coefficient of soft soil using an artificial neural network models with biogeography-based optimization[J]. Rock and Soil Mechanics, 2023, 44(10): 3022-3030. (in Chinese with English abstract)

[36] 王长虹, 吴昭欣, 王昆, 等. CPTU 数据校准上海深层软土参数的随机力学–贝叶斯方法 [J]. 岩土工程学报, 2023, 45(1): 75-84.
WANG C H, WU Z X, WANG K, et al. Stochastic mechanics-based Bayesian method for calibrating geotechnical parameters of Shanghai deep soft clay using CPTU data[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2023, 45(1): 75-84. (in Chinese with English abstract)

[37] 段伟, 蔡国军, 刘松玉, 等. 基于多功能 CPTU 测试的无黏性土状

态参数评价研究 [J]. 中国公路学报, 2022, 35(1): 200-209.
DUAN W, CAI G J, LIU S Y, et al. Evaluation of state parameter of cohesion less soils based on multifunctional CPTU data[J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(1): 200-209. (in Chinese with English abstract)

[38] ZHAO Z N, CONGRESS S S C, CAI G J, et al. Bayesian probabilistic characterization of consolidation behavior of clays using CPTU data[J]. Acta Geotechnica, 2022, 17(3): 931-948.

[39] WU M, CAI G J, WANG C J, et al. Mapping constrained modulus differences in a highway widening project based on CPTU data and two-dimensional anisotropic geostatistics[J]. Transportation Geotechnics, 2022, 32: 100686.

[40] TANKIEWICZ M, BAGgIŃSKA I. Assessment and verification of correlations in CPTu testing on the example of soil from the Wroclaw surroundings (Poland)[J]. Archives of Mining Sciences, 2021, 66(2): 313-327.

[41] KOSTER K, DE LANGE G, HARTING R, et al. Characterizing void ratio and compressibility of Holocene peat with CPT for assessing coastal-deltaic subsidence[J]. Quarterly Journal of Engineering Geology and Hydrogeology, 2018, 51(2): 210-218.

[42] NGHIA-NGUYEN T, KIKUMOTO M, NGUYEN-XUAN H, et al. Optimization of artificial neutral networks architecture for predicting compression parameters using piezocone penetration test[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 223: 119832.

[43] KIRTS S, PANAGOPOULOS O P, XANTHOPOULOS P, et al. Soil-compressibility prediction models using machine learning[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2018, 32(1): 04017067.

[44] ZHANG P, YIN Z Y, JIN Y F. Bayesian neural network-based uncertainty modelling: Application to soil compressibility and undrained shear strength prediction[J]. Canadian Geotechnical Journal, 2022, 59(4): 546-557.

[45] 高大钊. 土力学与基础工程 [M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 1998.
GAO D Z. Soil mechanics and foundation engineering[M]. Beijing: China Architecture & Building Press, 1998. (in Chinese)

[46] OZER M, ISIK N S, ORHAN M. Statistical and neural network assessment of the compression index of clay-bearing soils[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2008, 67(4): 537-545.

[47] ROBERTSON P K, WRIDE C F. Evaluating cyclic liquefaction potential using the cone penetration test[J]. Canadian Geotechnical Journal, 1998, 35(3): 442-459.

[48] DING S F, SU C Y, YU J Z. An optimizing BP neural network algorithm based on genetic algorithm[J]. Artificial Intelligence Review, 2011, 36(2): 153-162.

[49] 旷杜敏, 龙志林, 周益春, 等. 基于 BP 神经网络的岩土胶结材料速率敏感效应预测研究 [J]. 岩土力学, 2019, 40(增刊 1): 390-399.
KUANG D M, LONG Z L, ZHOU Y C, et al. Prediction of rate-dependent behaviors of cemented geo-materials based on BP neural network[J]. Rock and Soil Mechanics, 2019, 40(S1): 390-399. (in Chinese with English abstract)

[50] 周喻, 吴顺川, 焦建津, 等. 基于 BP 神经网络的岩土体细观力学参数研究 [J]. 岩土力学, 2011, 32(12): 3821-3826.
ZHOU Y, WU S C, JIAO J J, et al. Research on mesomechanical parameters of rock and soil mass based on BP neural network[J]. Rock and Soil Mechanics, 2011, 32(12): 3821-3826. (in Chinese with English abstract)

[51] 薛新华, 张我华, 刘红军. 基于遗传算法和模糊神经网络的边坡稳定性评价 [J]. 岩土力学, 2007, 28(12): 2643-2648.
XUE X H, ZHANG W H, LIU H J. Evaluation of slope stability based on genetic algorithm and fuzzy neural network[J]. Rock and Soil Mechanics, 2007, 28(12): 2643-2648. (in Chinese with English abstract)

[52] VIGNAUX G A, MICHALEWICZ Z. A genetic algorithm for the linear transportation problem[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1991, 21(2): 445-452.

[53] HE Z G, NGUYEN H, VU T H, et al. Novel integrated approaches for predicting the compressibility of clay using cascade forward neural networks optimized by swarm- and evolution-based algorithms[J]. Acta Geotechnica, 2022, 17(4): 1257-1272.

Summary for “基于优化的多输出神经网络预测软弱土压缩和回弹指数研究”

Prediction of the compression index and swell index of soft soils via an optimized multiple-output neural network

CHEN Kai[1]，LIN Jun[1,2*]，NIE Liqing[1]，DUAN Wei[3]

1. Anhui Provincial Key Laboratory of Intelligent Underground Detection, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China；
2. School of Architecture and Civil Engineering, Jiangsu Open University, Nanjing 210036, China；
3. College of Civil Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China

First author，E-mail：kaichen20010126@163.com

* Corresponding author， E-mail：aslinjun@163.com

Abstract：[**Objective**] The compression index C_c and swell index C_s of soil are critical parameters for calculating soil settlement and swelling. Utilizing machine learning algorithms to predict these indices quickly and efficiently can significantly reduce testing duration and costs. [**Methods**] In this study, we introduce Piezocone Penetration Test (CPTU) in-situ data and quantify soil layer information using the Soil Behaviour Type (SBT) index I_c. We then combine laboratory data with CPTU data to develop a multi-output genetic algorithm-optimized backpropagation neural network (GA-BPNN) model. The input parameters for the multi-output GA-BPNN model were determined through correlation analysis. Using the TC304 standard site database, the prediction results from the multi-output GA-BPNN model were compared with those from the multi-output BPNN model and the single-output GA-BPNN model, verifying the effectiveness of the multi-output GA-BPNN model and obtaining pre-trained model parameters. For sites with limited data in Nanjing, the superiority of the multi-output BPNN model was further evaluated by analyzing the impact of pre-training and in-situ test data on model performance. A sensitivity analysis was also conducted to assess the robustness of the model. [**Results**] The results demonstrate that the pre-trained multi-output GA-BPNN model, derived from standard site data, can effectively predict the compression and swell indices under limited data conditions. When combined with in-situ test data, the multi-output GA-BPNN model exhibits high prediction accuracy for these indices, with predicted values closely matching measured data. The consistency of the predicted results aligns well with existing studies. [**Conclusion**] The pre-trained multi-output GA-BPNN model can efficiently predict the compression and swell indices of soft soil under limited data conditions. The proposed method shows significant potential for multi-parameter prediction in engineering practice, enhancing the efficiency and reliability of geotechnical engineering assessments.

Key words: compression index； swell index； multiple-output； optimized neural network； GA-BPNN model； soft soil

Received：2024-08-07；Revised：2024-11-15；Accepted：2024-11-19

doi：10.19509/j.cnki.dzkq.tb20240439