

文章编号: 2097-096X(2026)03-0271-14

基于逻辑回归算法的砂土液化判别概率模型分析与应用

李 建¹, 李敬军^{2,3}, 范 猛^{2,3}, 朱凯斌^{2,3}, 杨正权^{2,3}

(1. 中国电建集团成都勘测设计研究院有限公司, 四川 成都 610072; 2. 中国水利水电科学研究院 流域水循环与水安全全国重点实验室, 北京 100038; 3. 水利部水工程抗震与应急支持工程技术研究中心, 北京 100048)

摘要: 极端地震事件频发, 强震作用导致的砂土液化问题越来越得到重视。液化可能性判别是研究砂土液化问题的重要工作之一。本文结合统计的现场液化调查案例, 基于逻辑回归算法建立了一种砂土液化判别概率模型, 通过与确定性液化判别方法进行对比, 验证了模型的有效性, 并探究了部分参数对液化判别结果的影响。结果表明: 本文建立的砂土液化判别概率模型对液化、非液化案例的回判成功率分别为85.70%、82.50%; 对验证集的判别成功率达88.00%、72.00%, 具有良好的判别成功率, 在应用本文模型进行砂土液化可能性判别时, 通过细粒含量修正系数、上覆应力修正系数、上覆有效应力校正系数、震级影响系数等对现场液化调查案例数据进行修正, 可增加砂土液化可能性判别的准确性。同时模型可给出具体的判别公式, 未来纳入新样本后还可结合各参数修正对模型进行改进。

关键词: 地震; 砂土液化; 逻辑回归算法; 液化判别; 概率模型

中图分类号: TU441

文献标识码: A

doi: 10.13244/j.cnki.jiwhr.20250257

1 研究背景

砂土液化是指饱和松散砂土在强烈地震等动力荷载作用下孔压增大, 有效应力减小, 最终抗剪强度丧失, 表现为类似液体状态的过程^[1-2]。近年来, 世界各地大地震发生频数增大, 强震作用时, 地基中砂层液化的可能性增大, 上部结构安全性降低, 砂土液化研究被国内外学者广泛关注^[3-4]。

砂土液化研究主要集中在三个方面: 砂土液化的可能性判别、液化砂土的变形预测和液化破坏的防治措施^[5]。砂土是否会发生液化是研究液化问题的基础。为此, 国内外研究学者基于原位试验、物理试验、数值分析以及微观分析的计算力学等手段, 建立了多种液化判别方法^[5-9]。

随着现场液化调查案例数据的不断积累, 工程上常用的标准贯入试验(Standard Penetration Test, SPT)积累了大量的试验数据, 成为目前最为常用的判别方法^[6]。以SPT为基础的砂土液化判别方法包括确定性方法和概率性方法^[7]。确定性液化判别方法的研究已较为成熟, 国内形成了以临界标贯击数(N_{cr})为基础的规范法判别方法^[10-11]; 国外形成了以液化势为核心的判别方法^[12-14]。目前工程场地地震安全性评价工作的国家标准中, 设防目标以概率水准给出, 场地输入地震动也具有概率意义, 而液化判别方法仅给出确定性结果, 二者不相匹配, 且无法满足工程抗震分析的需求, 需提供具有概率意义的液化评价方法, 才能与基于性能的水利工程设计相匹配^[13]。

国内外对概率性分析评价最早始于1980年代, Liao等^[15]基于SPT数据, 通过多元回归方法建立了液化判别概率模型。随后Cetin等^[7,12]、Boulanger等^[13]、Atangana等^[16]分别从不同的概率理论角度提出了基于SPT数据的概率性液化判别与评价方法, 并给出了概率形式的液化判别公式, 形成了系统性的

收稿日期: 2025-10-28; 网络首发时间: 2025-12-17

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/10.1788.TV.20251216.1835.001>

基金项目: 中国水科院基本科研业务费专项项目(GE0145B052021); 中国水科院科技成果转化基金专项项目(GE121003A0032022, GE121003A0032024); 流域水循环模拟与调控国家重点实验室自主研究课题(SK2022ZD05)

作者简介: 李建(1981—), 硕士, 正高级工程师, 主要从事土石坝筑坝料工程特性研究。E-mail: 5264812@qq.com

通信作者: 杨正权(1980—), 博士, 正高级工程师, 博士生导师, 主要从事土动力学与土工结构抗震研究。E-mail: yang-zhq@iwhr.com

研究成果。国内石兆吉等^[17]对我国砂土液化震害资料和部分国外资料进行统计分析,提出了多因素、非线性的概率液化势判别公式。近年来,机器学习、大数据与各学科领域不断交叉,在砂土液化概率判别中的应用日益增多^[18-20]。袁近远等^[18]、陈国兴等^[19]、李萍萍等^[20]分别提出了基于单变量算法、神经网络模型、逻辑回归模型的砂土液化判别方法,较传统的概率判别方法在判别精度上有不同程度的提升,这些方法在建立时仅选用了不同的计算模型理论,考虑了不同个数的影响因素^[21-23],但影响土体液化判别方法准确性的原因十分复杂,受到多个修正参数或者因素的影响,上述方法或者模型在建立的过程中,未系统考虑影响砂土液化的若干因素或者参数的变化对计算结果的影响^[24-28]。Cetin^[7, 12]、Bhattacharya^[29]等将贝叶斯分析、极限状态函数、最大似然理论等应用到概率判别方法中,促进了液化判别概率模型的发展,但部分方法仅给出了不同概率水平下的液化判别曲线,未对不同概率水平下的计算结果在工程中的应用进行进一步的分析^[30-34]。

本文基于逻辑回归算法,结合现场SPT震害资料^[6],建立了砂土液化判别概率模型,并且结合赤池信息准则(Akaike Information Criterion, AIC)和贝叶斯信息准则(Bayesian Information Criterion, BIC),验证了模型的可靠性。通过与现有液化判别方法进行比较,探究了是否进行细粒含量修正系数、上覆应力修正系数、上覆有效应力校正系数、震级影响系数修正对概率模型判别成功率的影响,并通过实际案例分析计算,验证了本文提出的概率模型的有效性。

2 基于逻辑回归算法的砂土液化判别概率模型的创建

2.1 模型的建立及回归参数的确定方法 在模型建立过程中,逻辑函数(Sigmoid)是其核心思想,其函数形式如式(1):

$$\sigma(Z) = \frac{1}{1 + e^{-Z}} \quad (1)$$

式中: Z 为自变量; $\sigma(Z)$ 为概率函数。

本文将液化概率函数用 $P_L(X)$ 表示,则 $0 \leq P_L(x) \leq 1$; $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 为自变量数组,在本文中为液化影响因素;由回归分析确定相关系数 $\beta = [\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n]$, β_0 、 β_1 、 β_2 为回归系数。故 $P_L(X)$ 为:

$$P_L(X) = \frac{1}{1 + \exp[-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n)]} \quad (2)$$

为后续计算方便,将式(2)转化成函数式(3),其形式如下:

$$Q_L(X) = \ln \left[\frac{P_L(X)}{1 - P_L(X)} \right] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n \quad (3)$$

逻辑回归系数 β 的计算结果直接决定模型对数据的拟合效果,本文采用最大似然原则和对数似然函数进行逻辑回归系数的计算:

$$L(\beta, X, y) = \sum_{i=1}^n [y^i \ln(\sigma(X^{(i)}\beta)) + (1 - y^i) \ln(1 - \sigma(X^{(i)}\beta))] \quad (4)$$

式中: $\sigma(X^{(i)}\beta)$ 为模型预测的概率; y^i 为目标变量,即实际的液化分类结果,由于液化是一个二分类问题,取:液化时 $y^i=1$;非液化时 $y^i=0$ 。

对于本文来说,其似然函数和对数形式相应为:

$$L(\beta, X, y) = \prod_{i=1}^n [P_L(X)]^{y^i} [1 - P_L(X)]^{(1-y^i)} \quad (5)$$

$$\ln [L(\beta, X, y)] = -\sum_{j=1}^m \ln \left\{ 1 + \exp[-(\beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i (x_i)_j)] \right\} - \sum_{j=1}^{(n-m)} [\beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i (x_i)_j] \quad (6)$$

式中: n 为样本数量; m 为液化数据个数; $n-m$ 为非液化数据个数。理论上, β 的最优解存在于概率函数的极值点处。本文采用梯度优化算法(Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno, BFGS)进行逻辑回归系数的求解,采用AIC和BIC分析回归系数的计算效果^[30-31]。

AIC和BIC计算公式分别为:

$$AIC = 2k - 2L(\beta, X, y) \quad (7)$$

$$BIC = k \ln n - 2L(\beta, X, y) \quad (8)$$

式中： k 为模型参数个数； n 为样本数量； $L(\beta, X, y)$ 为似然函数。

2.2 模型变量的选择及确定方法 基于逻辑回归算法建立的模型要求变量相互独立，参考国内外确定性液化判别方法和概率性液化判别方法对液化影响因素的分析^[12]，液化指标分为两类：与地震荷载下土体的动剪应力(Cyclic Stress Ratio, CSR)；土体的抗液化强度(Liquefaction Resistance, CRR)。其中， CRR 与修正后的标准贯入锤击数($N_{1,60CS}$)有关， CSR 与 $N_{1,60CS}$ 彼此相互独立。通常在进行液化判别时，需对计算的 CSR 进行参数修正，将其调整到标准条件(震级为7.5级、上覆有效应力为1个大气压)下，即最终得到 $CSR_{7.5}$ ^[6]。以简化Seed法为例， CRR 与 $N_{1,60CS}$ 呈指数关系，同理 CSR 亦应与 $N_{1,60CS}$ 呈指数关系。指数关系在模型计算时较复杂，为提高模型计算效率，首先对 $CSR_{7.5}$ 取对数，采用 $\ln(CSR_{7.5})$ 和 $N_{1,60CS}$ 作为自变量，建立两因素的回归模型， $CSR_{7.5}$ 与 $N_{1,60CS}$ 按照Seed等人的计算公式进行^[5]。将自变量代入式(3)可得：

$$\ln\left(\frac{P_L(X)}{1 - P_L(X)}\right) = \beta_0 + \beta_1 N_{1,60CS} + \beta_2 \ln(CSR_{7.5}) \quad (9)$$

式中： $CSR_{7.5}$ 为 CSR 修正到标准条件(震级为7.5级、上覆有效应力为1个大气压)下的值； $N_{1,60CS}$ 为经参数修正后的标准贯入锤击数，其中，实测标贯击数为 N ，经上覆有效应力归一系数、锤击能量修正系数、钻孔直径修正系数、钻杆长度修正系数、护壁校正系数和标贯试验测试系统的校正系数修正后即可得到 $N_{1,60}$ ， $N_{1,60}$ 经细粒含量修正后即可得到 $N_{1,60CS}$ 。

2.3 回归参数和液化判别结果的计算 本文选用Seed等^[6]整理的现场液化案例SPT数据作为模型训练集，数据来自1944—1981年间的13次地震，震级范围为5.6~8.0级，包括日本福井、新潟，中国海城、唐山以及美国部分地区等，基本覆盖了全球地震高发地区。基础数据共计87组，参考Seed等的异常值处理方法，逐一对样本数据进行异常值处理，处理后的液化样本47组，非液化样本40组。按式(5)(6)进行逻辑回归分析，用式(7)(8)验证逻辑回归参数的可靠性。 $\ln(CSR_{7.5})$ 和 $CSR_{7.5}$ 坐标系下样本数据分布如图1、2所示。

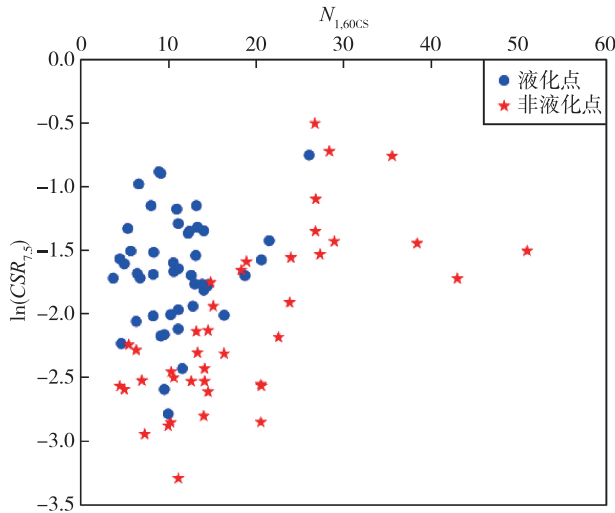


图1 对数坐标系下液化-非液化数据点

Fig. 1 Liquefied - non-liquefied data points in the logarithmic coordinates

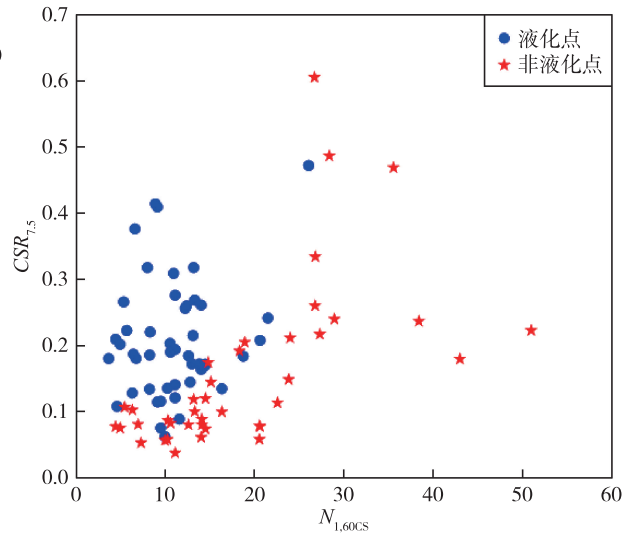


图2 普通坐标系下液化-非液化数据点

Fig. 2 Liquefied-non-liquefied data points in the rectangular coordinate system

通常认为当 $P_L(X)=0.5$ 时，概率方法的判别效果与确定性方法相当^[7]。以概率水平 $P_L(X)=0.5$ 为例，逻辑回归分析中模型参数的计算结果为： $\beta_0=12.65$ ， $\beta_1=-0.34$ ， $\beta_2=3.98$ 。 AIC 计算结果为71.42， BIC 的计算结果为78.88。其中， AIC 、 BIC 在合适范围内值越小，代表模型参数的计算结果越好^[28]，本文模型的计算值满足要求。模型如式(10)所示：

$$\ln\left(\frac{P_L(X)}{1-P_L(X)}\right) = 12.65 - 0.34N_{1,60CS} + 3.98\ln(CSR_{7.5}) \quad (10)$$

本文假设5个概率水平，即 $P_L(X)=0.1、0.2、0.5、0.8、0.9$ ，不同概率水平下的模型方程及指数形式如表1所示。

表1 不同概率水平下的逻辑回归模型

Table 1 Logistic regression models at different probability levels

概率水平 $P_L(X)$	模型方程	模型指数形式
0.1	$14.85-0.34N_{1,60CS}+3.98\ln(CSR_{7.5})=0$	$CSR_{7.5}=e^{(0.085N_{1,60CS}-3.73)}$
0.2	$14.04-0.34N_{1,60CS}+3.98\ln(CSR_{7.5})=0$	$CSR_{7.5}=e^{(0.085N_{1,60CS}-3.53)}$
0.5	$12.65-0.34N_{1,60CS}+3.98\ln(CSR_{7.5})=0$	$CSR_{7.5}=e^{(0.085N_{1,60CS}-3.18)}$
0.8	$11.26-0.34N_{1,60CS}+3.98\ln(CSR_{7.5})=0$	$CSR_{7.5}=e^{(0.085N_{1,60CS}-2.83)}$
0.9	$10.45-0.34N_{1,60CS}+3.98\ln(CSR_{7.5})=0$	$CSR_{7.5}=e^{(0.085N_{1,60CS}-2.63)}$

图3—4给出了不同概率水平下样本数据点与 $\ln(CSR_{7.5})-N_{1,60CS}$ 及 $CSR_{7.5}-N_{1,60CS}$ 的关系。表2给出了不同概率水平下模型对液化、非液化点的判别成功率。随着概率水平的增加，逻辑回归曲线逐渐向左偏移。 $P_L(X)=0.1、0.2$ 时，液化数据点全部位于概率水平曲线以上，模型对液化点判别的成功率均为100.00%；同时，有较多的非液化数据点也位于概率水平曲线上方，模型判别这些点会发生液化，非液化点整体判别成功率分别为32.50%、52.50%，成功率较低，从工程安全角度出发，预测结果偏于保守。 $P_L(X)=0.5$ 时，少量液化点和非液化点交替位于曲线上下方，模型对液化点和非液化点的判别成功率分别为85.70%、82.50%，均在较高的可靠度水平，工程既能有一定的安全裕度，又可以节省一定成本，符合工程的设计。 $P_L(X)=0.8、0.9$ 时，大部分非液化点位于概率水平曲线下方，模型对非液化点的判别成功率分别为92.50%、100.00%；同时有较多的液化数据点位于概率水平曲线下方，模型判别这些点不会发生液化，液化点整体判别成功率分别为63.20%、59.20%，预测结果偏于危险，工程安全风险较大。

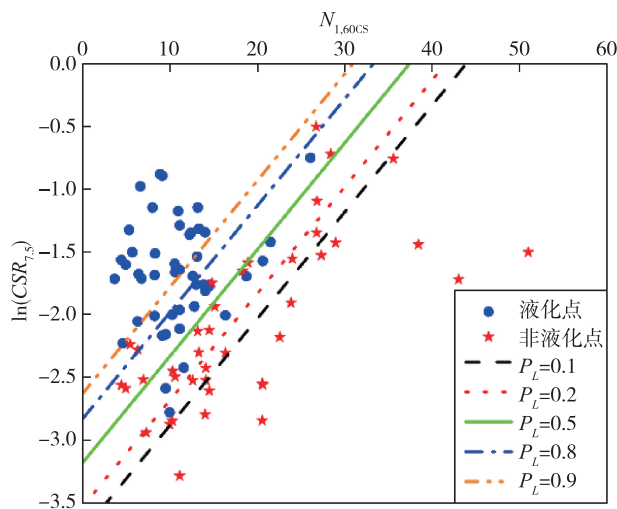


图3 不同概率水平 $\ln(CSR_{7.5})$ 与 $N_{1,60CS}$ 的关系

Fig. 3 The relationship between $\ln(CSR_{7.5})$ and $N_{1,60CS}$ at different probability levels

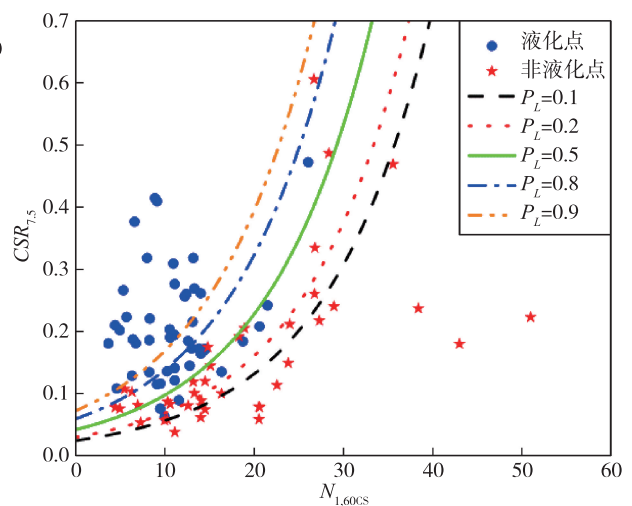


图4 不同概率水平 $CSR_{7.5}$ 与 $N_{1,60CS}$ 的关系

Fig. 4 The relationship between $CSR_{7.5}$ and $N_{1,60CS}$ at different probability levels

2.4 模型与确定性方法的比较 图5给出了不同概率水平下基于逻辑回归算法提出的模型与NCEER^[7] (National Center for Earthquake Engineering Research)方法、Idriss方法^[3](由Idriss等提出)液化临界曲线

的对比结果。NCEER方法和Idriss方法的计算公式及过程分别参考文献[6]、[3]。 $P_L(X)=0.5$ 时，模型与NCEER方法、Idriss方法液化临界曲线相近，三条曲线重叠交叉，验证了本文提出的基于逻辑回归算法的砂土液化判别概率模型的有效性。

表2 不同概率水平下逻辑回归模型液化、非液化判别成功率

Table 2 The prediction accuracy of logistic regression models at different probability levels

概率水平 $P_L(X)$	液化判别成功率/%	非液化判别成功率/%
0.1	100.00	32.50
0.2	100.00	52.50
0.5	85.70	82.50
0.8	63.20	92.50
0.9	59.20	100.00

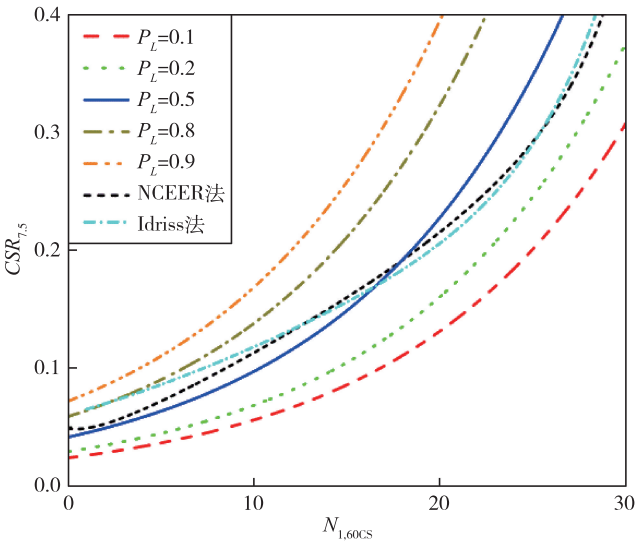


图5 概率模型与确定性方法的比较

Fig. 5 Comparison between probability model and deterministic method

图6分别给出了 $P_L(X)=0.5$ 概率水平下的本文所提模型、NCEER方法、Idriss方法的判别结果， P_L

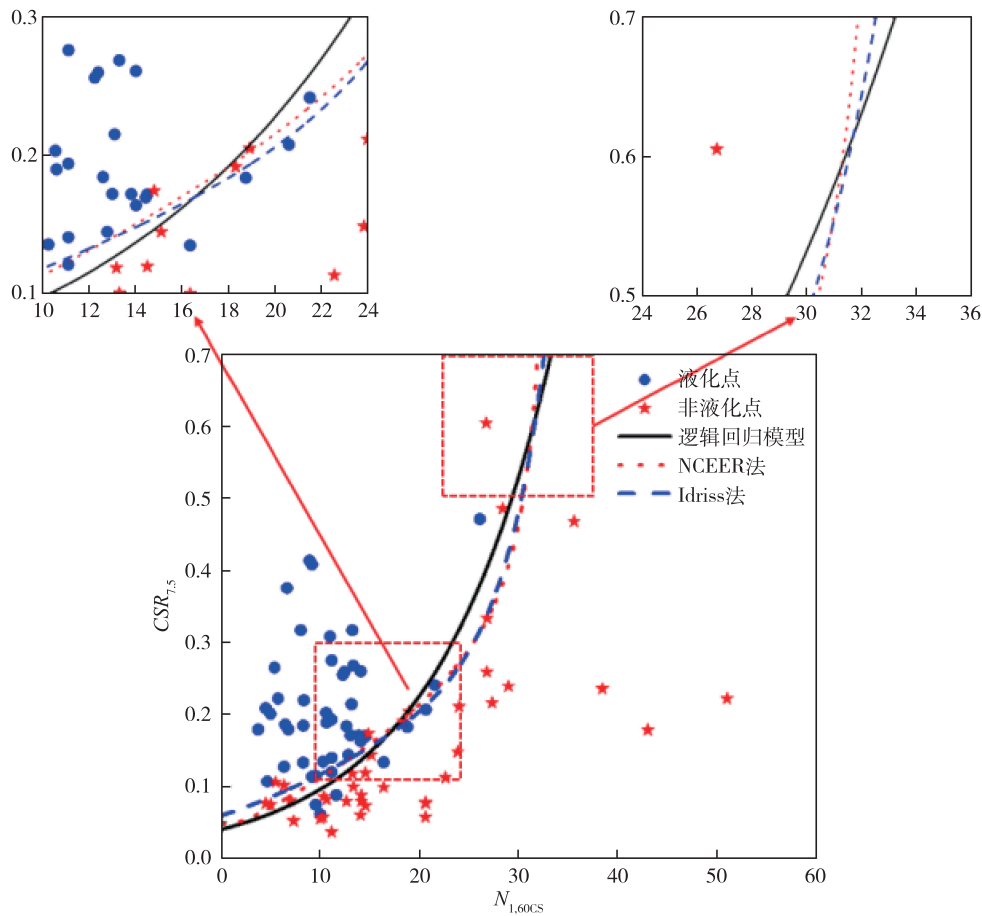


图6 $P_L(X)=0.5$ 概率水平下本文模型与NCEER方法、Idriss方法的对比

Fig. 6 Comparison between the proposed model and NCEER, Idriss method at $P_L(X)=0.5$

(X)=0.5 概率水平下的模型与 NCEER 方法和 Idriss 方法的液化临界曲线有两处交叉点。模型液化临界曲线在小于左侧交叉点时，位于 NCEER 方法和 Idriss 方法两者的下方；介于两交叉点之间时，位于两者上方；大于右侧交叉点时，位于两者下方。左侧交叉点处，现场液化调查案例数据点密集，控制了曲线的集中位置；右侧交叉点处，现场液化调查案例数据点稀少，控制着曲线的走势。液化判别成功率如表 3 所示，模型对液化点和非液化点的判别成功率分别为 85.70% 和 82.50%，NCEER 方法对液化点和非液化点的判别成功率分别为 87.80% 和 80.00%，Idriss 方法对液化点和非液化点的判别成功率分别为 87.80% 和 85.00%。本文基于逻辑回归算法建立的砂土液化判别概率模型与 NCEER 方法、Idriss 方法对液化点和非液化点的判别成功率相当，判别成功率差值在 3% 以内。土体是否发生液化是概率问题，NCEER 方法、Idriss 方法属于确定性方法，只能回答土体“是”或“否”发生液化，无法满足目前的工程抗震分析需求；本文模型可以赋予液化以概率意义，并根据不同场景可以设定不同的概率阈值，平衡液化和非液化误判的风险，为决策者提供更灵活的风险分析工具，满足当前的工程场地安全性评价需求。同时，随着收集的数据集不断丰富，本文建立模型的思路不但可以引入更多影响液化的变量，也方便基于更新后的数据集对模型进行优化，达到更准确的判别效果，因此本文模型的扩展性优于包括 NCEER 方法、Idriss 方法在内的确定性液化判别方法。推荐本文提出的 $P_L(X)=0.5$ 概率水平下的模型进行土地地震液化概率判别，记为 Model-1。

表 3 $P_L(X)=0.5$ 概率水平下的本文模型与 NCEER 方法、Idriss 方法的液化判别成功率
Table 3 The accuracy of the proposed model, NCEER and Idriss method at $P_L(X)=0.5$

判别成功率/%					
本文模型		NCEER 方法		Idriss 方法	
液化点	非液化点	液化点	非液化点	液化点	非液化点
85.70	82.50	87.80	80.00	87.80	85.00

2.5 模型对新案例样本计算效果评价 通过模型训练得到不同概率水平下的模型曲线后，分析可知 $P_L(X)=0.5$ 时，模型对两类案例的分类性能较好。本节将新收集到独立于训练集之外的 SPT 数据作为验证集对模型的有效性进行验证，以验证模型对新案例的分类效果。数据来源主要为 Cetin 等^[7]的统计结果，包含 1964—1995 年间的 9 次地震的 67 组案例样本，震级范围为 6.2~7.9 级，涵盖了日本阪神以及日本海中部等地震高发地区。利用推荐的模型 Model-1 进行液化判别。

图 7 给出了模型对于液化点和非液化点的判别成功率。Model-1 对液化点、非液化点的判别成功率分别为 88.00%、72.00%，均维持在较高水平，说明模型对真实世界有一定的预测能力，可有效用于土体地震液化判别。特别是 $CSR_{7.5}$ 偏大同时 $N_{1,60CS}$ 偏小的液化案例以及 $CSR_{7.5}$ 偏小同时 $N_{1,60CS}$ 偏大的非液化案例，数据点分布较集中，模型对其具有较高的判别成功率。

未判别成功的液化点位于模型曲线的右侧，该区域为模型预测“非液化”的区域。液化点的特征与非液化点数据特征相似，且呈现一定的交叉重叠，某些液化点和非液化点之间的差异不足以被模型显著区分。这表明，液化的发生并不仅仅取决于 $N_{1,60CS}$ 和 $CSR_{7.5}$ 两个影响因素，模型未能捕捉到数据中蕴含的复杂关系，需要更复杂的高维模型来正确分类这些点，但需注意避免过拟合现象

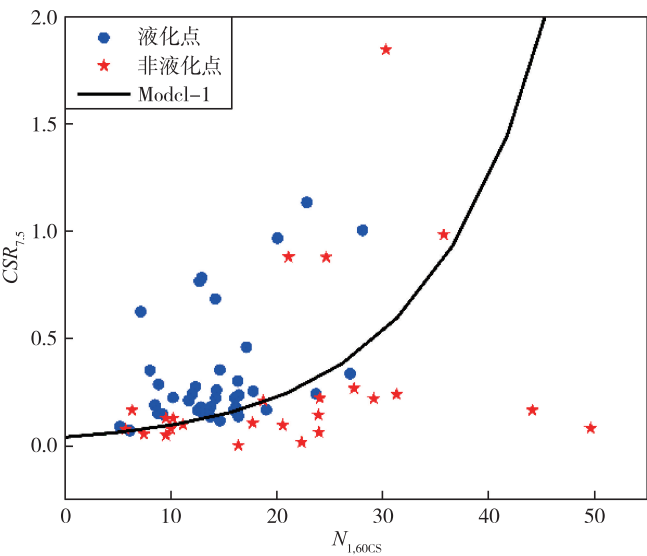


图 7 模型有效性的验证
Fig. 7 Verification of the model validity

的发生。未判别成功的非液化点位于模型曲线的左侧，该区域为模型预测“液化”的区域。未成功判别的非液化点分为两类：一类是数据分布较集中区域；一类是模型曲线左侧 $N_{1,60CS}$ 和 $CSR_{7.5}$ 均较大点。对于数据点较集中的区域判别失败的原因和未判别成功的液化点相同。对于 $N_{1,60CS}$ 和 $CSR_{7.5}$ 均较大的未成功判别的非液化点，是因为数据集中此类点的数量较少，模型未能充分处理这种高值特征的影响，从而将其预测为液化点，需要进一步探索土体液化与更多影响因素之间的复杂关系。

表4 本文模型与NCEER方法、Idriss方法在验证集上的液化判别结果的对比

validation set					
判别成功率/%					
本文模型		NCEER方法		Idriss方法	
液化点	非液化点	液化点	非液化点	液化点	非液化点
88.00	72.00	80.95	68.00	85.71	68.00

表4给出了本文推荐的模型Model-1与确定性NCEER方法、Idriss方法在验证集上预测结果的对比结果，验证集中部分案例的 CSR 略小，根据LI等^[25]的研究，现有NCEER方法、Idriss方法液化判别曲线当 $N_{1,60CS}$ 到达一定阈值后，会出现不合理的回弯现象，不合理的回弯现象导致二者的液化曲线向液化区偏移，从而将部分液化案例和非液化案例误判。本文基于逻辑回归算法提出的砂土液化判别概率模型不存在回弯现象，对验证集中两类案例的预测准确率高于NCEER方法、Idriss方法，且判别不均衡性略有减小，体现了本文方法的优越性。

文章选用目前国外广泛应用的概率判别Cetin模型以及新兴的神经网络机器学习模型作为对比方法，与本文提出的模型Model-1进行预测结果对比，两种方法的计算过程及方法参考范猛等^[5, 8]的研究，计算结果如表5所示。各方法在特定的概率阈值判别标准下不仅可以给出预测结果，同时可附带给出具体样本的液化概率，这可在未来与现有的基于性能的地震危险性分析相匹配。模型对液化点、

表5 本文模型与现有概率模型对验证集预测结果的对比

Table 5 Prediction results comparison on the validation set between the proposed model and existing probability model

案例	实际观测结果	本文模型		神经网络模型		Cetin模型	
		概率/%	预测结果	概率/%	预测结果	概率/%	预测结果
1	是	79.15	是	80.20	是	70.37	是
2	是	74.22	是	90.35	是	76.36	是
3	是	91.25	是	85.25	是	85.28	是
4	是	99.08	是	100.00	是	99.99	是
5	是	30.59	否	25.13	否	28.36	否
6	是	96.30	是	97.28	是	95.00	是
7	是	96.57	是	98.25	是	98.00	是
8	是	79.42	是	74.03	是	75.03	是
9	是	97.22	是	80.25	是	79.26	是
10	是	92.65	是	99.28	是	70.28	是
...	...	...	...	...	...	...	...
61	否	13.49	否	5.69	否	3.96	否
62	否	9.38	否	4.37	否	12.56	否
63	否	7.73	否	10.28	否	10.56	否
64	否	0.00	否	0.00	否	4.73	否
65	否	78.70	是	90.25	是	85.25	是
66	否	0.16	否	0.00	否	0.00	否
67	否	41.94	否	40.28	否	40.16	否

非液化点的判别成功率分别为 88.00%、72.00%，具有良好的判别成功率。神经网络模型和 Cetin 模型对液化案例的判别成功率分别为 90.28%、86.74%；对非液化案例的判别成功率分别为 80.00%、74.00%。本文模型计算结果与广泛应用的 Cetin 概率模型相当，略差于神经网络模型，但神经网络模型本质上是黑箱模型，而本文方法可形成具体的计算公式，可为后续参数分析提供基础，故本文模型具有良好的应用前景。

3 液化参数修正的影响分析

本文采用提出的概率模型 Model-1，分别对细粒含量修正系数、上覆有效应力归一系数、上覆有效应力校正系数、震级影响系数修正前后的数据集，进行液化判别成功率的比较分析，探讨是否进行液化参数修正对模型液化判别成功率的影响。在讨论某一参数的影响时，为了控制变量，数据集已经通过参数进行了修正。

3.1 细粒含量修正系数 细粒含量对土体骨架排列方式和塑性均有影响，从而影响土体的抗液化能力^[2]。为探究细粒含量(FC)的修正对概率模型 Model-1 判别成功率的影响，本文判别了 FC 修正前后两种工况，Model-1 采用 Seed 等^[6]提出的细粒含量修正系数公式对 FC 进行修正，计算公式如式(11)(12)。其中， C_{fines} 为 Seed 公式中的调整参数。

$$C_{\text{fines}} = \begin{cases} 1 & FC \leq 5\% \\ (1 + 0.004FC) + 0.05\left(\frac{FC}{N_{1,60}}\right) & 5\% < FC < 35\% \\ 1.14 + \frac{1.75}{N_{1,60}} & FC \geq 35\% \end{cases} \quad (11)$$

$$N_{1,60\text{CS}} = C_{\text{fines}} N_{1,60} \quad (12)$$

图 8 给出了未通过 FC 修正前对数据点的判别结果，其中较多的非液化点被判定为发生液化，Model-1 对液化点、非液化点的判别成功率分别为 89.40%、75.00%，而通过 FC 修正后，液化点、非液化点的判别成功率分别为 85.70%、82.50% (如表 3 所示)。修正后非液化点的判别成功率上升约 7.50%，液化点判别成功率下降了 3.70%。Model-1 对经过 FC 修正后数据点的判别成功率更均衡，且均有较高的判别成功率，建议采用本文推荐的 Model-1 进行液化判别时，先对细粒含量进行修正。

为分析不同方法通过 FC 修正对建立的概率模型判别成功率的影响，本文选取了 NCEER 方法和 Idriss 方法共用的修正参数作为对照组，计算公式如式(13)(14)，其中 α 、 β 为 NCEER 方法和 Idriss 方法 FC 中的计算参数^[6]。采用经该方法修正后的数据再次训练模型，拟合得到校正后的概率模型 Model-2。

$$N_{1,60\text{CS}} = \alpha + \beta N_{1,60} \quad (13)$$

$$\alpha = \begin{cases} 0 & FC \leq 5\% \\ e^{[1.76 - (190/FC^2)]} & 5\% < FC < 35\% \\ 5.0 & FC \geq 35\% \end{cases}, \beta = \begin{cases} 1.0 & FC \leq 5\% \\ (0.99 + (FC^2/1000)) & 5\% < FC < 35\% \\ 1.2 & FC \geq 35\% \end{cases} \quad (14)$$

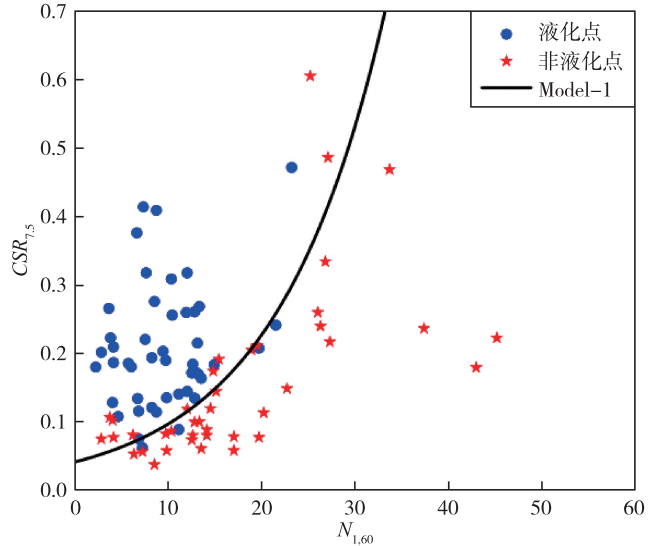


图 8 Model-1 对 FC 修正前数据判别结果

Fig. 8 The results of Model-1 before FC correction

表6分别给出了不同模型对于液化点和非液化点的判别成功率。Model-1对液化点、非液化点的判别成功率分别为85.70%、82.50%；Model-2对液化点、非液化点的判别成功率分别为87.80%、70.00%。图9给出了Model-1、Model-2与现场液化调查数据的相对关系，两个模型的液化临界曲线规律相同且接近。结合表4可知，Model-2对液化点判别成功率较Model-1提升约2%，非液化点判别成功率下降12.50%，模型Model-1具有更好的稳定性。综上所述，在运用本文概率模型进行液化判别时，需先对 $N_{1,60}$ 值通过细粒含量修正系数进行修正，推荐使用Model-1中的修正参数对现场液化调查数据进行修正。

表6 $P_L(X)=0.5$ 时不同FC概率模型对比

Table 6 Comparison of probability model under different FC for $P_L(X)=0.5$

判别成功率/%			
Model-1		Model-2	
$CSR_{7.5}=e^{(0.085N_{1,60CS}-3.18)}$		$CSR_{7.5}=e^{(0.085N_{1,60CS}-3.28)}$	
液化点	非液化点	液化点	非液化点
85.70	82.50	87.80	70.00

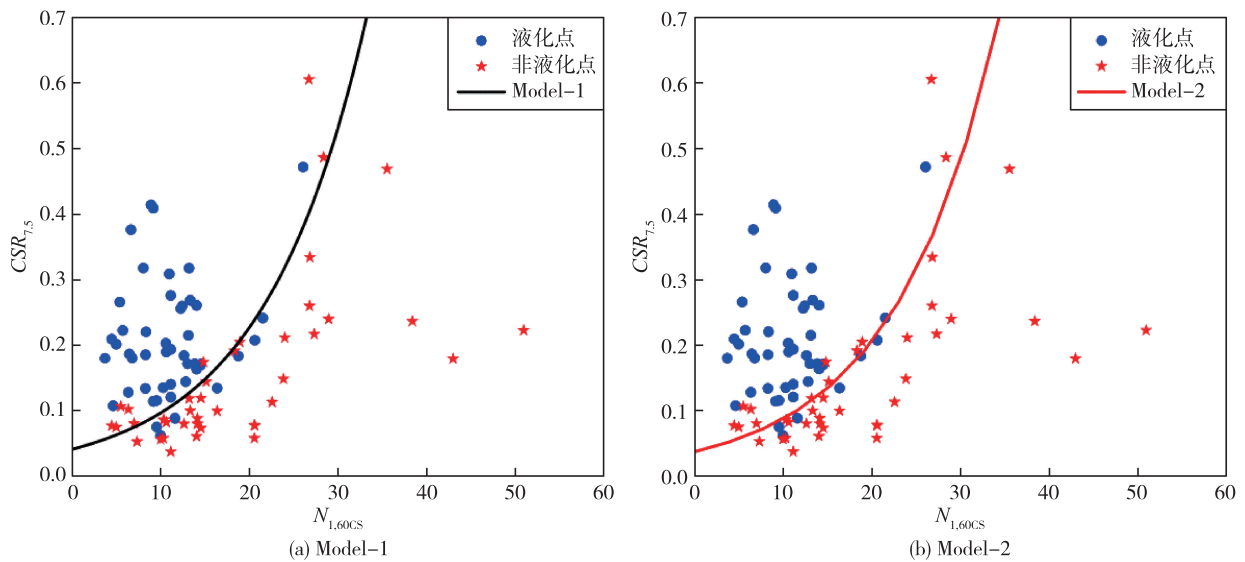


图9 $P_L(X)=0.5$ 时不同细粒含量修正系数公式调整后模型对比

Fig. 9 Comparison of models after adjusting of fines contents correction coefficient at $P_L(X)=0.5$

3.2 上覆应力修正系数 地下水位会影响饱和土的区域范围及地表下任一点的有效应力，从而改变土壤液化的敏感性^[4]。通过上覆应力修正系数(C_N)，可以将上覆有效应力为任意值处土层的SPT贯入阻力值归一化为一个大气压处土层的贯入阻力值。为探究其对模型判别成功率的影响，本文判别了 C_N 修正前后两种工况，如式(15)(16)所示，其中 P_a 、 σ'_v 、 N_{60} 、 $N_{1,60}$ 分别为大气压力、上覆有效应力、经标贯试验设备修正后的标贯值和经参数修正后的标贯值。

$$C_N = \left(\frac{P_a}{\sigma'_v} \right)^{0.5}, C_N \leq 1.7 \quad (15)$$

$$N_{1,60} = C_N N_{60} \quad (16)$$

图10给出了 C_N 修正前对数据点的判别结果，其中较多的液化点被判定为不会发生液化， C_N 修正前，Model-1对液化点、非液化点

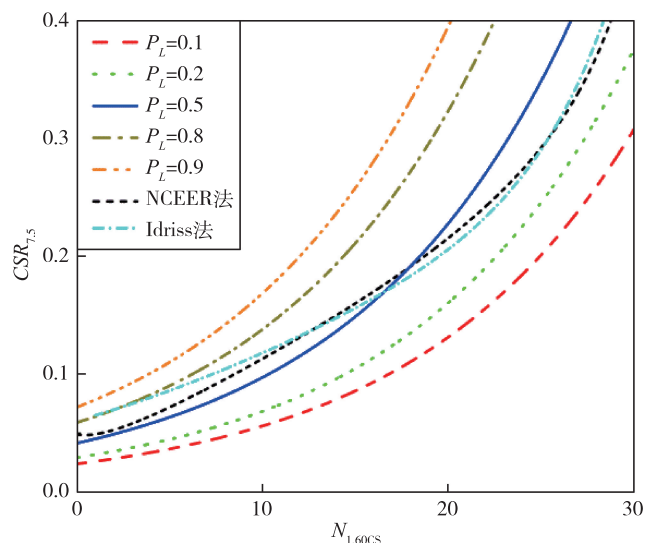


图10 Model-1对 C_N 修正前数据判别结果

Fig. 10 The results of Model-1 before C_N correction

的判别成功率分别为 67.30%、92.50%；而 C_N 修正后，液化点、非液化点的判别成功率分别为 85.70%、82.50%。修正后液化点的判别成功率上升约 18.40%，非液化点判别成功率下降了 10.00%。经 C_N 修正后，模型对数据点的判别成功率更均衡，建议采用本文推荐的 Model-1 进行液化判别时，先利用上覆有效应力归一系数进行修正。

3.3 上覆有效应力校正系数 初始上覆有效应力增大会导致土的膨胀趋势降低，从而导致初始液化所需的 CSR 减小。通过上覆有效应力修正系数(K_σ)对地震引起的 CSR 进行校正，可以将基于 SPT 的“简化方法”拓展到较深土层的液化评价^[4]。为探究 K_σ 对模型判别成功率的影响，本文判别了 K_σ 修正前后两种工况，如式(17)所示，其中 P_a 、 σ'_v 、 f 分别为大气压力、上覆有效应力和与相对密度有关的参数。

$$K_\sigma = \left(\frac{\sigma'_v}{P_a} \right)^{f-1} \quad (17)$$

图 11 给出了 K_σ 修正前模型的判别结果，其中部分非液化点被判别为发生液化。 K_σ 修正前，Model-1 对液化点、非液化点的判别成功率分别为 85.70%、80.00%；而 K_σ 修正后，液化点、非液化点的判别成功率分别为 85.70%、82.50%，非液化点判别成功率上升了 2.50%，且经过 K_σ 修正后数据点的判别成功率更均衡，建议使用本文推荐的 Model-1 进行液化判别时，先利用上覆有效应力校正系数进行修正。

3.4 震级影响系数 土体是否发生液化与地震动密切相关，越大的地震，持时越长，震动循环次数越多。由于原始液化触发曲线是基于 $M_w=7.5$ 级地震给出的，因此震级影响系数(MSF)可以考虑与震级相关的地震动持时对 CSR 的影响^[4]。为探究 MSF 对概率模型判别成功率的影响，本文判别了 MSF 修正前后两种工况，如式(18)所示，其中 M_w 为震级。

$$MSF = 6.9e^{\left(\frac{-M_w}{4}\right)} - 0.058, MSF \leq 1.8 \quad (18)$$

图 12 给出了 MSF 修正前模型对数据点的判别结果，其中较多非液化点被判定为发生液化， MSF 修正前，Model-1 对液化点、非液化点的判别成功率分别为 89.80%、67.50%； MSF 修正后，液化点、非液化点的判别成功率分别为 85.70%、82.50%。 MSF 修正后虽然液化点判别成功率略有降低，但非液化点的判别成功率上升了 22.60%，模型对数据点的判别成功率更均衡，建议采用本文推荐的 Model-1 进行液化判别时，先利用震级影响系数进行修正。

4 工程案例分析

本文选取 SPT 钻孔 Yuanlin-YL-BH-42 作为研究对象，分析本文方法在实际工程中的应用效果，采用本文提到的 NCEER 方法、Idriss 方法、Cetin 模型和神经网络模型方法作为对比方法。实际工程案例来源于 1999 年“集集地震”，在此期间，中国台湾地区发生了广泛的砂土液化现象，勘察人员进行了大量的现场标准贯入试验。1999 年“集集地震”震级为 7.6 级。Yuanlin-YL-BH-6 钻孔位于台湾彰化县元林乡附近，数据来自 Youd 等^[3]的研究。在此次地震中，该镇发生了严重的砂土液化，导致了液化相关的灾害。钻孔位于经度 120.56°，纬度 23.97°。最大地表峰值加速度为 0.23 g，地下水位为 0.0 m。钻孔剖面如图 13 所示。土层由细砂和粉土层组成，且处于饱和状态，各种方法的评估结果见图 14。

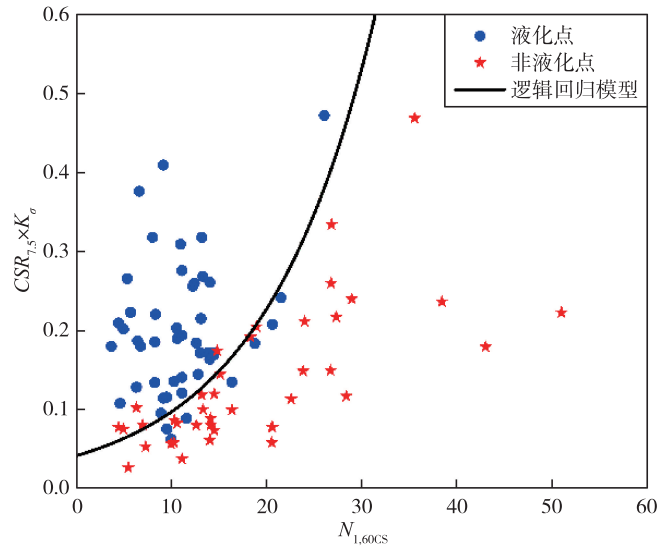


图 11 Model-1 对 K_σ 修正前数据判别结果

Fig. 11 The results of Model-1 before K_σ correction

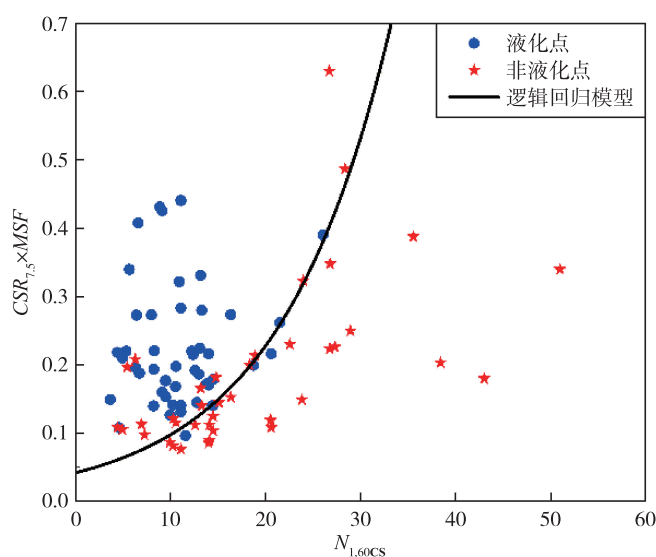


图 12 Model-1 对 MSF 修正前数据判别结果

Fig. 12 The results of Model-1 before MSF correction

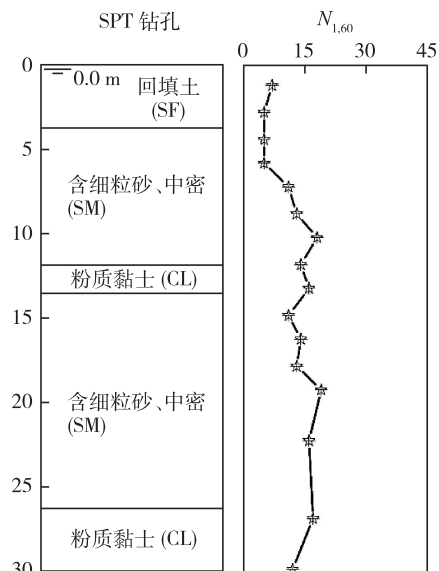


图 13 钻孔剖面图

Fig. 13 SPT borehole profile

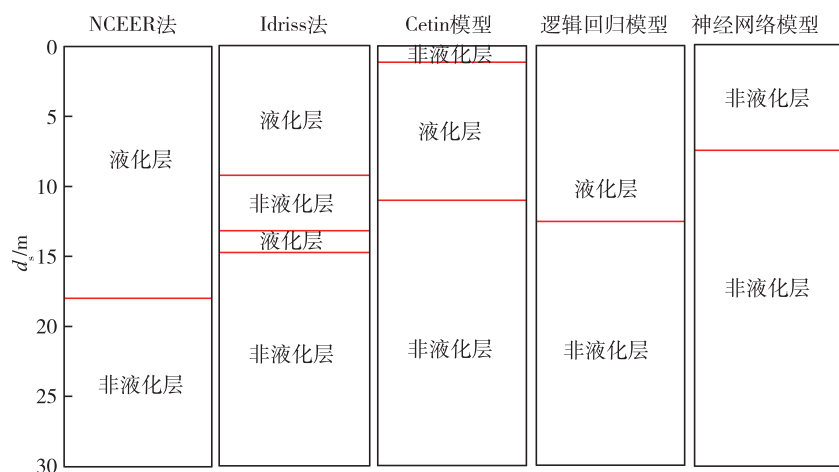


图 14 各方法液化评价结果

Fig. 14 Assessment results with various methods

由图 14 可知，本文提出的模型与 NCEER 方法、神经网络模型算法计算结果基本一致，仅在液化区和非液化区域的大小有所差异，模型判为液化层的区域位于上层，该处为砂土以及部分含黏粒土，上覆有效应力较小，且土体基本处于饱和状态，在高地震烈度下存在一定的液化风险，模型将该区域判为液化区是合理的，Idriss 方法和 Cetin 模型计算结果则存在多个液化区，略显保守，再次印证了本文方法在实际工程中有一定的应用前景。

5 小结与讨论

本文基于逻辑回归算法建立了砂土液化判别概率模型，通过与现有方法对比，验证了模型的有效性，并分析了细粒含量修正系数、上覆有效应力归一系数、上覆有效应力校正系数、震级影响系数等参数对液化判别成功率的影响。主要结论如下：

(1) 本文基于逻辑回归算法提出的砂土液化判别概率模型对液化、非液化案例的回判成功率分别为 85.70%，82.50%；对验证集的判别成功率达 88.00%、72.00%，具有良好的判别成功率，同时可以

给出土体液化发生的概率。

(2)在使用本文提出的砂土液化判别概率模型时,需通过细粒含量修正系数、上覆应力修正系数、上覆有效应力校正系数、震级影响系数对现场SPT原位测试结果进行修正,以提高液化判别成功率。

(3)通过案例分析,本文提出的模型在新数据集中同样具有较高的液化判别成功率,同时还可给出具体的判别公式,结合各参数修正,未来还可在纳入新样本后对模型进行改进。

虽然本文建立的概率模型已具有与现有方法相当的判别成功率,但训练模型时采用的数据集样本量偏少,模型虽采用动剪应力比以及修正后的标贯击数来综合地震动荷载、环境条件以及土体性质的影响,但未进一步详细量化各因素的变异性对计算结果的影响,模型在某些条件下判别成功率还有待提升。未来需要收集更多的现场液化案例SPT数据以丰富基础数据集,并在本文模型基础上对液化影响因素进行扩充,量化不确定性的影响以对模型进行进一步的优化。

参 考 文 献:

- [1] 汪闻韶. 往返荷载下饱和砂土的强度、液化和破坏问题[J]. 水利学报, 1980(1): 14-27. (WANG Wenshao. The strength, liquefaction and failure problems of saturated sandy soil under round-trip loads[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 1980(1): 14-27. (in Chinese))
- [2] 汪闻韶. 土的液化机理[J]. 水利学报, 1981(5): 22-34. (WANG Wenshao. The liquefaction mechanism of soil [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 1981(5): 22-34. (in Chinese))
- [3] YOU D T L, IDRIS I M. Liquefaction resistance of soils: Summary report from the 1996 NCEER and 1998 NCEER/NSF workshops on evaluation of liquefaction resistance of soils[J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2001, 127(4): 297-313.
- [4] 陈国兴, 吴琪, 孙苏豫, 等. 土壤地震液化评价方法研究进展[J]. 防灾减灾工程学报, 2021, 41(4): 677-709, 733. (CHEN Guoxing, WU Qi, SUN Suyu, et al. Advances in soil liquefaction triggering procedures during earthquakes: Retrospect and prospect[J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2021, 41(4): 677-709, 733. (in Chinese))
- [5] 范猛, 李敬军, 杨正权, 等. 基于标准贯入试验的液化判别方法对深埋砂土适用性研究[J]. 岩土力学, 2025, 46(7): 2085-2094. (FAN Meng, LI Jingjun, YANG Zhengquan, et al. Applicability of standard penetration test based liquefaction assessment methods for sandy soil in deep layer [J]. Rock and Soil Mechanics, 2025, 46(7): 2085-2094. (in Chinese))
- [6] SEED H B, CETIN K O, MOSS R E S, et al. Recent Advances Soil Liquefaction Engineering: A Unified and Consistent Framework[R]. 26th Annual ASCE Angeles Geotechnical Spring Seminar, 2003.
- [7] CETIN K O, SEED R B, DER KIUREGHIAN A, et al. Standard penetration test-based probabilistic and deterministic assessment of seismic soil liquefaction potential[J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2004, 130(12): 1314-1340.
- [8] 范猛, 杨正权, 李敬军, 等. 基于支持向量机的土体地震液化判别模型[J]. 岩土力学, 2025, 46(12): 3985-3997, 4028. (FAN Meng, YANG Zhengquan, LI Jingjun, et al. Soil seismic liquefaction discrimination model based on support vector machine[J]. Rock and Soil Mechanics, 2025, 46(12): 3985-3997, 4028. (in Chinese))
- [9] 刘小生, 汪闻韶, 常亚屏, 等. 地基土动力特性测试中的若干问题[J]. 水利学报, 2005, 36(11): 1298-1306. (LIU Xiaosheng, WANG Wenshao, CHANG Yaping, et al. Some problems in determining dynamic characteristics of natural foundation soils[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2005, 36(11): 1298-1306. (in Chinese))
- [10] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 建筑抗震设计规范方法: GB/T 50011—2010[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2010. (Ministry of housing and urban-rural development of the people's republic of china. Standard Method for Seismic Design of Buildings: GB/T 50011—2010[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2010. (in Chinese))
- [11] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 水力发电工程地质勘察规范: GB 50287—2016[S]. 北京: 中国计划出版社, 2016. (Ministry of housing and urban-rural development of the people's republic of china. Code for Hydropower

- Engineering Geological Investigation: GB 50287—2016 [S]. Beijing: China Planning Press, 2016. (in Chinese))
- [12] CETIN K O, YOUD T L, SEED R B, et al. Liquefaction-induced lateral spreading at izmit bay during the kocaeli (izmit) -Turkey earthquake [J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2004, 130(12): 1300-1313.
 - [13] BOULANGER R W, IDRIS I M. Probabilistic standard penetration test - based liquefaction - triggering procedure [J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2012, 138(10): 1185-1195.
 - [14] UYANIK O. Soil liquefaction analysis based on soil and earthquake parameters [J]. Journal of Applied Geophysics, 2020, 176: 104004.
 - [15] LIAO S S C, WHITMAN R V. Overburden correction factors for SPT in sand [J]. Journal of Geotechnical Engineering, 1986, 112(3): 373-377.
 - [16] ATANGANA N P G, SHEN S L, ZHOU A N, et al. Evaluation of soil liquefaction using AI technology incorporating a coupled ENN/t-SNE model [J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2020, 130: 105988.
 - [17] 石兆吉, 张荣祥, 顾宝和. 砂土液化判别和评价综合方法研究 [J]. 地震工程与工程振动, 1997(1): 83-89. (SHI Zhaoji, ZHANG Rongxiang, GU Baohe. Study on synthetic methods for criteria and appraisal of sand liquefaction [J]. Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 1997(1): 83-89. (in Chinese))
 - [18] 袁近远, 崔家伟, 李兆焱, 等. 中国模式下砾性土液化指数评价新方法 [J]. 土木工程学报, 2024, 57(9): 98-108. (YUAN Jinyuan, CUI Jiawei, LI Zhaoyan, et al. A new method for evaluating liquefaction potential index of gravelly soils under Chinese mode [J]. China Civil Engineering Journal, 2024, 57(9): 98-108. (in Chinese))
 - [19] 陈国兴, 孔梦云, 李小军, 等. 以标贯试验为依据的砂土液化确定性及其概率判别法 [J]. 岩土力学, 2015, 36(1): 9-27. (CHEN Guoxing, KONG Mengyun, LI Xiaojun, et al. Deterministic and probabilistic triggering correlations for assessment of seismic soil liquefaction at nuclear power plant [J]. Rock and Soil Mechanics, 2015, 36(1): 9-27. (in Chinese))
 - [20] 李萍萍, 赵少飞, 鲍俊文, 等. 基于标贯试验的含细粒砂土液化概率判别新模型 [J]. 防灾减灾工程学报, 2024, 44(5): 1133-1139. (LI Pingping, ZHAO Shaofei, BAO Junwen, et al. A new SPT-based model for liquefaction probability discrimination of fine-grained sandy soil [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2024, 44(5): 1133-1139. (in Chinese))
 - [21] 肖诗豪, 张洁, 葛一荀, 等. 基于剪切波速的土体液化概率判别法 [J]. 防灾减灾工程学报, 2020, 40(4): 490-497. (XIAO Shihao, ZHANG Jie, GE Yixun, et al. Probabilistic evaluation of soil liquefaction potential based on shear wave velocity [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2020, 40(4): 490-497. (in Chinese))
 - [22] 袁近远, 李天宁, 王兰民, 等. 砂土液化概率计算新方法 [J]. 岩土工程学报, 2022, 44(3): 541-549. (YUAN Jinyuan, LI Tianning, WANG Lanmin, et al. New method for calculating probability of sand liquefaction [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2022, 44(3): 541-549. (in Chinese))
 - [23] 王昭栋, 王自法, 李兆焱, 等. 基于机器学习-网格搜索优化的砂土液化预测 [J]. 振动与冲击, 2024, 43(5): 82-93. (WANG Zhaodong, WANG Zifa, LI Zhaoyan, et al. Prediction of sandy soil liquefaction based on machine learning-GridSearchCV [J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(5): 82-93. (in Chinese))
 - [24] YANG Z Q, FAN M, LI J J, et al. Study on the empirical probability distribution model of soil factors influencing seismic liquefaction [J]. Buildings, 2025, 15(16): 2861.
 - [25] LI J J, FAN M, YANG Z Q, et al. A study on the soil seismic liquefaction artificial neural network probabilistic assessment method based on standard penetration test data [J]. Applied Sciences, 2025, 15(18): 10229.
 - [26] FAN M, YANG Z Q, LI J J, et al. Study on the soil seismic liquefaction probability distribution model for environmental factors [J]. International Journal of Geomechanics, 2026, 26: 04025321.
 - [27] 朱方亮, 朱凯斌, 杨正权, 等. 前期决策阶段土石坝堆石料弹性模量系数快速取值方法 [J]. 中国水利水电科学研究院学报(中英文), 2025, 23(4): 412-425, 437. (ZHU Fangliang, ZHU Kaibin, YANG Zhengquan, et al. Rapid determination approach for elastic modulus coefficient of rockfill materials in rockfill dams at preliminary decision-making stage [J]. Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research, 2025, 23(4): 412-425, 437. (in Chinese))
 - [28] 樊书抗, 杨正权, 朱凯斌, 等. 土的级配特征与连续级配方程研究 [J]. 水利学报, 2024, 55(5): 597-606.

- (FAN Shukang, YANG Zhengquan, ZHU Kaibin, et al. Study on soil gradation characteristics and continuous grading equation[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2024, 55(5): 597–606. (in Chinese))
- [29] BHATTACHARYA S, HYODO M, GODA K, et al. Liquefaction of soil in the Tokyo Bay area from the 2011 Tohoku (Japan) earthquake[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2011, 31(11): 1618–1628.
- [30] DONG Z X, SUN Z G, WU S W, et al. Influence of soil liquefaction effect on seismic failure mechanism of river-crossing simply-supported girder bridges subjected to near-fault ground motions[J]. Engineering Failure Analysis, 2023, 154: 107664.
- [31] 王亮. 基于逻辑回归的砂土液化判别研究[D]. 哈尔滨: 中国地震局工程力学研究所, 2017. (WANG Liang. Study on logistic regression model-based procedure for evaluating liquefaction potential[D]. Harbin: Institute of Engineering Mechanics, China Earthquake Administration, 2017. (in Chinese))
- [32] 胡记磊. 基于贝叶斯网络的地震液化风险分析模型研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2016. (HU Jilei. Research on seismic liquefaction risk analysis model based on bayesian network[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2016. (in Chinese))
- [33] 赵剑明, 刘小生, 杨玉生, 等. 土工抗震60年研究进展与展望[J]. 中国水利水电科学研究院学报, 2018, 16(5): 417–429. (ZHAO Jianming, LIU Xiaosheng, YANG Yusheng, et al. Review of aseismatic research of earth structure at IWHR in the last 6 decades and its future development[J]. Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research, 2018, 16(5): 417–429. (in Chinese))
- [34] 杨正权, 刘启旺, 刘小生, 等. 厄瓜多尔 CCS 水电站深厚覆盖层火山灰沉积土动强度特性试验研究[J]. 水利学报, 2014, 45(S2): 161–166. (YANG Zhengquan, LIU Qiwan, LIU Xiaosheng, et al. Study on dynamic strength characteristics tests for deposited soils of volcanic ash[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2014, 45(S2): 161–166. (in Chinese))

Study on the probabilistic assessment model of sand liquefaction based on logistic regression algorithm

LI Jian¹, LI Jingjun^{2,3}, FAN Meng^{2,3}, ZHU Kaibin^{2,3}, YANG Zhengquan^{2,3}

(1. Power China Chengdu Engineering Corporation Limited, Chengdu 610072, China; 2. China Institute of Water Resources and Hydropower Research, State Key Laboratory of Water Cycle and Water Security, Beijing 100038, China; 3. Engineering Research Center on Anti-Earthquake and Emergency Support Techniques of Hydraulic Projects, Ministry of Water Resources, Beijing 100048, China)

Abstract: Sand liquefaction caused by strong earthquakes is receiving increasing attention due to the frequency of extreme seismic events. The liquefaction possibility assessment is the primary task in the study of sand liquefaction. In this paper, a probability assessment model is established based on the field investigation of liquefaction cases, combined with the knowledge of probability statistics and logistic regression algorithm. The effectiveness of the model is verified by comparing with the existing deterministic liquefaction assessment methods. Furthermore, the parameters analysis affecting the liquefaction assessment results is also conducted. The results show that the liquefaction discrimination model established in this paper has a success rate of 85.70% and 82.50% for rejudging the liquefaction and non-liquefaction cases; and a success rate of 88.00% and 72.00% for the discrimination of the validation set, demonstrating a good discrimination success rate. The fine particle content, overburden stress correction factor, the correction coefficient for overburden stress, and the adjustment coefficient for seismic magnitude should be applied to correct case data when applying this model to assess liquefaction potential, which can improve the accuracy of sand liquefaction assessment. At the same time, the model can provide specific discrimination formulas. In the future, when new samples are incorporated, the model can be further improved by adjusting and modifying based on various parameters.

Keywords: earthquake; sand liquefaction; logistic regression algorithm; liquefaction assessment; probability model

(责任编辑: 李 娜)