

DOI: 10.11779/CJGE20221585

基于贝叶斯理论和条件协同模拟的海上风电场土体参数空间变异性表征

徐加宝^{1,2}, 张泽超³, 张璐璐^{*1,4,5}, 曹子君⁶, 王宇², 张一凡¹, 张德¹, 陈杨明¹

(1. 上海交通大学土木工程系海洋工程国家重点实验室, 上海 200240; 2. 香港城市大学建筑学及土木工程学系, 香港 999077; 3. 中国长江三峡集团有限公司科学技术研究院, 北京 100038; 4. 高新船舶与深海开发装备协同创新中心, 上海 200240; 5. 上海市公共建筑和基础设施数字化运维重点实验室, 上海 200240; 6. 西南交通大学智慧城市与交通学院高速铁路线路工程教育部重点实验室, 四川 成都 611756)

摘要: 海上风电场土体参数的空间变异性表征对海上风电工程具有重要意义, 多源土体参数融合可降低表征结果的不确定性。然而, 现有方法无法利用非同位多源土体参数数据, 且不考虑统计不确定性对空间变异性表征的影响。为此, 提出了基于贝叶斯理论的条件协同模拟方法, 该方法根据非同位多源土体参数数据, 利用贝叶斯理论估计交叉变异函数, 再利用条件协同模拟方法生成大量土体参数空间分布的模拟样本, 表征参数空间变异性, 表征过程中合理地考虑模型参数的统计不确定性。以某海上风电场为工程背景, 利用提出的方法融合无侧限抗压强度(q_u)和标准贯入试验(SPT)击数 N 值, 表征 q_u 的空间变异性。结果表明: 提出的方法可以根据有限非同位的 q_u 和 N 值数据, 表征 q_u 的空间变异性, 合理地反映了有限数据条件下统计不确定性的影响。此外, 利用强信息先验分布或者融合标准贯入数据, 可以降低变异函数模型参数统计不确定性和条件协同模拟结果的不确定性。

关键词: 海上风电场; 空间变异性; 条件协同模拟; 贝叶斯理论; 多源数据融合

中图分类号: TU43

文献标识码: A

文章编号: 1000-4548(2024)08-1644-11

作者简介: 徐加宝(1993—), 男, 博士, 主要从事岩土工程可靠度方面的研究工作。E-mail: jiabaoxu2-c@my.cityu.edu.hk。

Spatial variability characterization of soil properties in offshore wind farms based on Bayesian theory and conditional co-simulation method

XU Jiabao^{1,2}, ZHANG Zechao³, ZHANG Lulu^{1,4,5}, CAO Zijun⁶, WANG Yu², ZHANG Yifan¹, ZHANG De¹, CHEN Yangming¹

(1. State Key Laboratory of Ocean Engineering, Department of Civil Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. Department of Architecture and Civil Engineering, City University of Hong Kong, Hong Kong 999077, China; 3. Institute of Science and Technology, China Three Gorges Corporation, Beijing 100038, China; 4. Collaborative Innovation Center for Advanced Ship and

Deep-Sea Exploration (CISSE), Shanghai 200240, China; 5. Shanghai Key Laboratory for Digital Maintenance of Buildings and

Infrastructure, Shanghai 200240, China; 6. MOE Key Laboratory of High-speed Railway Engineering, Institute of Smart City and

Intelligent Transportation, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China)

Abstract: The spatial variability characterization of soil properties in offshore wind farms is essential for offshore engineering. The multi-source data fusion can reduce the uncertainty of characterization. However, the existing methods cannot simulate geotechnical properties based on the non-co-located multi-source data, and do not consider the effects of statistical uncertainty. To overcome these challenges, a conditional co-simulation method based on the Bayesian theory is proposed. The Bayesian theory is first used to estimate the cross-variogram model based on the non-co-located multi-source data. Then, the conditional co-simulation is used to generate realizations of spatially varied soil properties, which can characterize the spatial variability with consideration of statistical uncertainty. The proposed method is applied to an offshore wind farm to establish the spatial variability model for the unconfined compression strength (q_u) by integrating data on q_u and standard penetration test (SPT) N value. The results show that the proposed method can characterize the spatial variability of q_u from the non-co-located data on the values of q_u and N , and statistical uncertainty is properly taken into account. In addition, the uncertainties of the variogram models and the conditional co-simulation results can

基金项目: 中国长江三峡集团有限公司科研资助项目 (WWKY-2020-0741); 国家自然科学基金项目 (52025094, 51979158); 上海市教育委员会科研创新计划项目 (2021-01-07-00-02-E00089)

收稿日期: 2022-12-29

*通信作者(E-mail: lulu_zhang@sjtu.edu.cn)

be reduced when the prior distribution with more information and/or SPT data is used.

Key words: offshore wind farm; spatial variability; conditional co-simulation; Bayesian theory; multi-source data fusion

0 引言

海上风电工程的设计与分析中需要合理的海洋土的力学参数^[1]。不符合工程实际的参数取值会导致不合理的设计结果和潜在的工程风险^[2-4]。土体为天然材料, 其力学参数具有显著的空间变异性^[5]。准确表征土体参数空间变异性能够为合理地确定土体参数取值提供有效参考。因此, 海上风电场土体参数的空间变异性表征对海上风电工程具有重要意义^[2]。

针对土体参数的空间变异性表征, 国内外学者开展了大量有价值的研究^[5-11]。其中, 条件模拟是一种广泛使用的方法, 现有条件模拟方法主要基于地质统计学^[6-7]和随机场理论^[8-11], 根据勘察数据模拟土体参数空间变异性。然而, 由于场地勘察数据稀疏且有限^[11], 在未采样区域条件模拟的结果通常仍具有较大的不确定性^[12-13]。

随着海上风电工程勘察技术的发展, 场地勘察阶段通常进行多种勘察和测试, 并获得多源数据^[1]。不同类型的土体参数常常具有空间相关性, 通过融合具有相关性的土体参数数据, 可以降低统计不确定性, 进而提高土体参数空间变异性表征的准确性^[12]。条件协同模拟将对工程设计重要的参数视为主变量, 将和主变量有相关性的参数视为次变量, 通过自变异函数表征变量的空间自相关性和交叉变异函数模型表征主次变量的互相关性, 是融合多源数据的有效工具^[14-15]。该方法需要根据勘察位置相同的(同位)主次变量数据计算交叉变异函数模型。然而, 岩土勘察和测试通常具有破坏性, 难以在同一位置测量主次变量, 导致同位勘察数据较少, 难以准确计算交叉变异函数模型^[16]。

Xu 等^[16]提出了基于贝叶斯理论的自变异函数估计方法, 该方法可以根据有限数据估计自变异函数, 同时根据非同位主次变量数据估计交叉变异函数。尽管如此, 有限数据条件下自变异函数和交叉变异函数模型参数统计不确定性十分显著, 是空间变异性表征中不确定性的重要来源, 直接影响空间变异性表征的准确性。Miao 等^[13]提出了考虑统计不确定性的空间变异性表征的 BayLUP 方法, 但是只考虑单一变量, 未涉及多源数据。如何在根据主次变量勘察数据合理地考虑统计不确定性对空间变异性表征的影响尚未可知。

针对海洋土的空间变异性表征问题, 本文提出了基于贝叶斯理论的条件协同模拟方法, 合理地考虑统计不确定性的影响。该方法可以根据非同位主次变量

实测数据, 利用贝叶斯理论估计自变异函数和交叉变异函数, 再利用条件协同模拟方法, 在考虑统计不确定性条件下生成大量主变量空间分布的模拟样本, 表征主变量的空间变异性。以某海上风电场为工程背景, 利用提出的方法融合无侧限抗压强度 q_u 和标准贯入试验(SPT)的击数 N 值实测数据, 表征 q_u 的空间变异性, 并利用留一交叉验证法, 验证了方法的有效性。最后, 探究了先验分布和 SPT 数据融合对统计不确定性和空间变异性表征的影响。

1 基于贝叶斯理论的条件协同模拟

1.1 变异函数

地质统计学将空间变化的土体参数视为区域化变量, 并用变异函数表示其空间变异性^[17]:

$$\gamma_{ij}(h) = \frac{1}{2} E \left\{ [Z_i(x+h) - Z_i(x)] [Z_j(x+h) - Z_j(x)] \right\}. \quad (1)$$

式中: 当 $i = j$ 时, $\gamma_{ij}(h)$ 为一个区域化变量的自变异函数(auto-variogram); 当 $i \neq j$ 时, $\gamma_{ij}(h)$ 为两个区域化变量间的交叉变异函数(cross-variogram), 本研究将自变异函数和交叉变异函数统称为变异函数(variogram); x 为空间位置坐标; h 为空间中两点的距离; Z_i 为区域化变量。传统的地质统计学方法通过两步估计变异函数模型。首先, 利用实测数据计算试验变异函数模型 $\hat{\gamma}_{ij}(h)$ ^[18]:

$$\hat{\gamma}_{ij}(h) = \frac{1}{2N_{ij}(h)} \sum_{\alpha=1}^{N_{ij}(h)} \{ [z_i(x_\alpha + h) - z_i(x_\alpha)] [z_j(x_\alpha + h) - z_j(x_\alpha)] \}. \quad (2)$$

式中: $N_{ij}(h)$ 为距离为 h 的实测数据对数; $z_i(x_\alpha)$ 为变量 Z_i 在位置 x_α 处的实测数据。然后, 利用理论变异函数模型拟合计算的试验变异函数模型, 拟合方法包括最小二乘法、最大似然函数法等^[19]。常用的理论变异函数模型包括指数、高斯和球状模型等, 本研究采用块金值为 0 的模型, 具体函数形式如表 1 所示。表 1 中, c_1 为基台值, 反映区域化变量空间变化的幅度; r 为变程参数, 度量区域化变量空间相关性的范围^[17]。表 1 也包括了变异函数模型对应的协方差函数模型, 其中, 变异函数模型与协方差函数模型关系如下^[19]:

$$\gamma_{ij}(h) = C_{ij}(0) - C_{ij}(h). \quad (3)$$

式中: 当 $i = j$ 时, $C_{ij}(h)$ 为协方差函数; 当 $i \neq j$ 时, $C_{ij}(h)$ 为交叉协方差函数, $C_{ij}(0)$ 为变量的方差。

表 1 常用的变异函数与协方差函数模型

Table 1 Commonly used variogram and covariance models

类型	变异函数	协方差函数
指数模型	$\begin{cases} c_1 \left[1 - \exp\left(-\frac{h}{r}\right) \right] & (h > 0) \\ 0 & (h = 0) \end{cases}$	$\begin{cases} c_1 \exp\left(-\frac{h}{r}\right) & (h > 0) \\ c_1 & (h = 0) \end{cases}$
高斯模型	$\begin{cases} c_1 \left[1 - \exp\left(-\frac{h^2}{r^2}\right) \right] & (h > 0) \\ 0 & (h = 0) \end{cases}$	$\begin{cases} c_1 \exp\left(-\frac{h^2}{r^2}\right) & (h > 0) \\ c_1 & (h = 0) \end{cases}$
球状模型	$\begin{cases} 0 & (h = 0) \\ c_1 \left(\frac{3h}{2r} - \frac{h^3}{2r^3} \right) & (0 < h \leq r) \\ c_1 & (h > r) \end{cases}$	$\begin{cases} c_1 & (h = 0) \\ c_1 \left(1 - \frac{3h}{2r} + \frac{h^3}{2r^3} \right) & (0 < h \leq r) \\ 0 & (h > r) \end{cases}$

1.2 条件协同模拟

条件协同模拟是地质统计学中的一种模拟方法，其根据交叉变异函数或交叉协方差函数表示主次变量间的相关性，通过融合主次变量实测数据，生成大量主变量空间分布的模拟样本，表征主变量空间变异性及其不确定性^[15]。假设空间中有 N 个位置，其坐标向量为 \mathbf{x} ，则 \mathbf{x} 处的条件协同模拟为^[14]

$$\mathbf{z}_i^{\text{cs}}(\mathbf{x}) = \mathbf{z}_i^{\text{ck}}(\mathbf{x}) + [\mathbf{z}_i^{\text{ucs}}(\mathbf{x}) - \mathbf{z}_i^{\text{ck,ucs}}(\mathbf{x})] \quad (4)$$

式中： $\mathbf{z}_i^{\text{cs}}(\mathbf{x})$ 为主变量的条件协同模拟值，其中上标“cs”为条件协同模拟(conditional co-simulation)的缩写； $\mathbf{z}_i^{\text{ck}}(\mathbf{x})$ 为基于主次变量实测数据的协克里金插值，其中上标“ck”为协克里金(cokriging)的缩写； $\mathbf{z}_i^{\text{ucs}}(\mathbf{x})$ 为主变量的非条件模拟值，其中上标“ucs”为非条件模拟(unconditional simulation)的缩写； $\mathbf{z}_i^{\text{ck,ucs}}(\mathbf{x})$ 为基于主次变量非条件模拟值的协克里金插值。其中， $\mathbf{z}_i^{\text{ucs}}(\mathbf{x}) - \mathbf{z}_i^{\text{ck,ucs}}(\mathbf{x})$ 为模拟值和协克里金插值的差，即由于协克里金插值的平滑效应丢失的数值^[15]。式(4)表明，条件协同模拟 $\mathbf{z}_i^{\text{cs}}(\mathbf{x})$ 是通过 $\mathbf{z}_i^{\text{ck}}(\mathbf{x})$ ， $\mathbf{z}_i^{\text{ucs}}(\mathbf{x})$ 和 $\mathbf{z}_i^{\text{ck,ucs}}(\mathbf{x})$ 三部分叠加得到。

式(4)中的 $\mathbf{z}_i^{\text{ck}}(\mathbf{x})$ 可根据主次变量实测数据，利用协克里金法计算得到^[17]

$$\mathbf{z}_i^{\text{ck}}(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\lambda}_1^T \mathbf{z}_1(\mathbf{x}_1) + \boldsymbol{\lambda}_2^T \mathbf{z}_2(\mathbf{x}_2) \quad (5)$$

式中： $\mathbf{z}_i^{\text{ck}}(\mathbf{x})$ 为主变量的协克里金插值； \mathbf{x}_1 和 \mathbf{x}_2 分别为主次变量实测数据的位置坐标； $\mathbf{z}_1(\mathbf{x}_1)$ 是维度为 n 的主变量实测数据列向量； $\mathbf{z}_2(\mathbf{x}_2)$ 是维度为 m 的次变量实测数据列向量； $\boldsymbol{\lambda}_1$ 和 $\boldsymbol{\lambda}_2$ 为权重系数矩阵。根据如下变异函数矩阵可计算得到 $\boldsymbol{\lambda}_1$ 和 $\boldsymbol{\lambda}_2$ ^[17]：

$$\begin{bmatrix} \gamma_{11}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1) & \gamma_{12}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) & \mathbf{1}_n & \mathbf{0}_n \\ \gamma_{21}(\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_1) & \gamma_{22}(\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_2) & \mathbf{0}_m & \mathbf{1}_m \\ \mathbf{1}_n^T & \mathbf{0}_m^T & 0 & 0 \\ \mathbf{0}_n^T & \mathbf{1}_m^T & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\lambda}_1 \\ \boldsymbol{\lambda}_2 \\ \boldsymbol{\mu}_1 \\ \boldsymbol{\mu}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_{11}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}) \\ \gamma_{12}(\mathbf{x}_2, \mathbf{x}) \\ \mathbf{1}_N^T \\ \mathbf{0}_N^T \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中： $\gamma_{11}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1)$ 为主变量实测数据间的自变异函数矩阵； $\gamma_{22}(\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_2)$ 为次变量实测数据间的自变异函数矩阵； $\gamma_{12}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)$ 和 $\gamma_{21}(\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_1)$ 分别为主次变量实测数据间的交叉变异函数矩阵； $\gamma_{11}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x})$ 为主变量实测数据与位置 \mathbf{x} 间的自变异函数矩阵， $\gamma_{12}(\mathbf{x}_2, \mathbf{x})$ 为次变量实测数据与位置 \mathbf{x} 间交叉变异函数矩阵； \mathbf{l}_n ， \mathbf{l}_m 和 \mathbf{l}_N 分别为维度是 n ， m 和 N 的列向量，且向量元素都为 1； $\mathbf{0}_n$ ， $\mathbf{0}_m$ 和 $\mathbf{0}_N$ 分别为维度是 n ， m 和 N 的列向量，且向量元素都为 0； $\boldsymbol{\mu}_1$ 和 $\boldsymbol{\mu}_2$ 为拉格朗日乘数行向量。

式(4)中的非条件模拟值 $\mathbf{z}_i^{\text{ucs}}(\mathbf{x})$ 可根据估计的协方差矩阵，利用基于矩阵分解的随机场生成方法，获得主次变量非条件模拟样本 $\mathbf{z}_1^{\text{ucs}}(\mathbf{x})$ 和 $\mathbf{z}_2^{\text{ucs}}(\mathbf{x})$ ^[14]。

式(4)中的 $\mathbf{z}_i^{\text{ck,ucs}}(\mathbf{x})$ 为基于非条件模拟值的协克里金插值。其计算过程如下：首先，从 $\mathbf{z}_1^{\text{ucs}}(\mathbf{x})$ 和 $\mathbf{z}_2^{\text{ucs}}(\mathbf{x})$ 中提取主次变量勘察位置处的非条件模拟值 $\mathbf{z}_1^{\text{ucs}}(\mathbf{x}_1)$ 和 $\mathbf{z}_2^{\text{ucs}}(\mathbf{x}_2)$ ；将 $\mathbf{z}_1^{\text{ucs}}(\mathbf{x}_1)$ 和 $\mathbf{z}_2^{\text{ucs}}(\mathbf{x}_2)$ 作为式(5)中协克里金法的实测数据，利用式(5)和(6)计算 $\mathbf{z}_i^{\text{ck,ucs}}(\mathbf{x})$ 。

通过上述步骤分别计算条件协同模拟的三个部分，最后利用式(4)叠加上述三部分，即可获得主变量条件协同模拟样本 $\mathbf{z}_i^{\text{cs}}(\mathbf{x})$ 。对于勘察位置，根据式(5)和(6)可知， $\mathbf{z}_i^{\text{ck}}(\mathbf{x})$ 等于实测数据 $\mathbf{z}_i(\mathbf{x}_i)$ 。 $\mathbf{z}_i^{\text{ck,ucs}}(\mathbf{x})$ 为基于非条件模拟值的协克里金插值，根据式(5)，(6)可知， $\mathbf{z}_i^{\text{ck,ucs}}(\mathbf{x})$ 在勘察位置的值等于 $\mathbf{z}_i^{\text{ucs}}(\mathbf{x})$ ，即 $\mathbf{z}_i^{\text{ucs}}(\mathbf{x}) - \mathbf{z}_i^{\text{ck,ucs}}(\mathbf{x}) = 0$ 。因此，式(4)中的条件协同模拟 $\mathbf{z}_i^{\text{cs}}(\mathbf{x})$ 在勘察位置始终等于实测数据 $\mathbf{z}_i(\mathbf{x}_i)$ 。

式(2)表明，交叉变异函数的估计通常需要较多同位的主次变量实测数据。然而，海上风电场勘察成本巨大，实测数据通常都是有限的，加上勘察和测试通常具有破坏性，很难保证在同一点位开展多种类型的测试。因此海上风电场中同位的主次变量数据较少，不足以估计交叉变异函数模型，限制了条件协同

模拟在海上风电工程中的应用。此外, 现有方法没有考虑变异函数模型参数统计不确定性对空间变异性表征的影响。

1.3 基于贝叶斯理论的变异函数估计

针对交叉变异函数模型的估计, Xu 等^[16]提出了基于贝叶斯理论的方法。该方法假设主变量 Z_1 和次变量 Z_2 为平稳的高斯随机变量, 将其表示为均值项和残差项之和^[16]:

$$\begin{cases} Z_1 = \beta_1 + \varepsilon_1 \\ Z_2 = \beta_2 + \varepsilon_2 \end{cases} \quad (7)$$

式中: β_1 和 β_2 分别为主次变量的均值; ε_1 和 ε_2 分别为主次变量的残差, 假设残差是均值为 0 的高斯随机变量。

将主次变量均值和协方差函数参数表示为未知参数向量 θ , 通过贝叶斯理论建立 θ 的后验分布^[13, 20]:

$$P(\theta|z) = K P(z|\theta) P(\theta) \quad (8)$$

式中: $P(\theta|z)$ 为参数的后验分布; K 表示归一化常数; $P(z|\theta)$ 为主次变量实测数据的联合似然函数; $P(\theta)$ 为参数 θ 的先验分布。其中, 联合似然函数为^[21]

$$P(z|\theta) = (2\pi)^{-\frac{n+m}{2}} |C|^{-\frac{1}{2}} \times \exp\left[-\frac{1}{2}(z-\beta)^T C^{-1}(z-\beta)\right] \quad (9)$$

式中: $z = [z_1(x); z_2(x)]$ 为主次变量实测数据列向量; $\beta = [\beta_1 I_n; \beta_2 I_m]$; $C = [C_{11} \ C_{12}; C_{21} \ C_{22}]$ 为 $(n+m) \times (n+m)$ 的协方差矩阵, 其中 C_{11} 为主变量实测数据间的协方差矩阵, C_{22} 为次变量实测数据间的协方差矩阵, C_{12} 为主次变量实测数据间的交叉协方差矩阵; n

+ m 为主次变量实测数据总数据量。

通过协方差函数 $C(h)$ 可以得到式 (9) 中的协方差矩阵 C 。本研究采用指数模型作为协方差函数^[19-22], 主变量协方差函数参数包括 c_1 和 r_1 , 次变量协方差函数参数包括 c_2 和 r_2 , 交叉协方差函数参数包括 c_{12} 和 r_{12} 。同一场地中不同土体参数的变程通常相似^[15]。因此, 本研究假设 $r_1 = r_2 = r_{12} = r$, 贝叶斯理论中未知参数向量 θ 包括 β_1 , β_2 , c_1 , c_2 , c_{12} 和 r 。

根据工程经验或相关资料可获取先验分布 $P(\theta)$, 当信息较少时, 先验分布可采用区间较大的均匀分布^[23-24]。构建参数 θ 的后验分布后, 由于后验参数较多, 难以计算解析解, 因此通过马尔科夫链蒙特卡洛 (MCMC) 模拟同步求解各参数的后验分布样本^[25-26], 根据稳定的后验参数样本和式 (3), 估计变异函数模型。上述方法无需根据式 (2) 计算试验交叉变异函数, 且式 (7) ~ (9) 中无同位的主次变量实测数据限制。因此, 该方法可以利用非同位主次变量实测数据, 直接估计交叉变异函数模型。

基于贝叶斯理论的条件协同模拟, 根据贝叶斯理论估计的变异函数模型和主次变量实测数据, 利用 1.2 节的条件协同模拟生成表征主变量空间分布的模拟样本, 即可表征场地土体参数的空间变异性。该方法可以在模拟中考虑 θ 的不确定性, 因此模拟结果合理地考虑了变异函数模型参数统计不确定性^[13]。

1.4 基于贝叶斯理论的条件协同模拟流程

基于贝叶斯理论的条件协同模拟的流程如图 1 所示, 主要步骤如下: ①首先, 根据主次变量实测数据

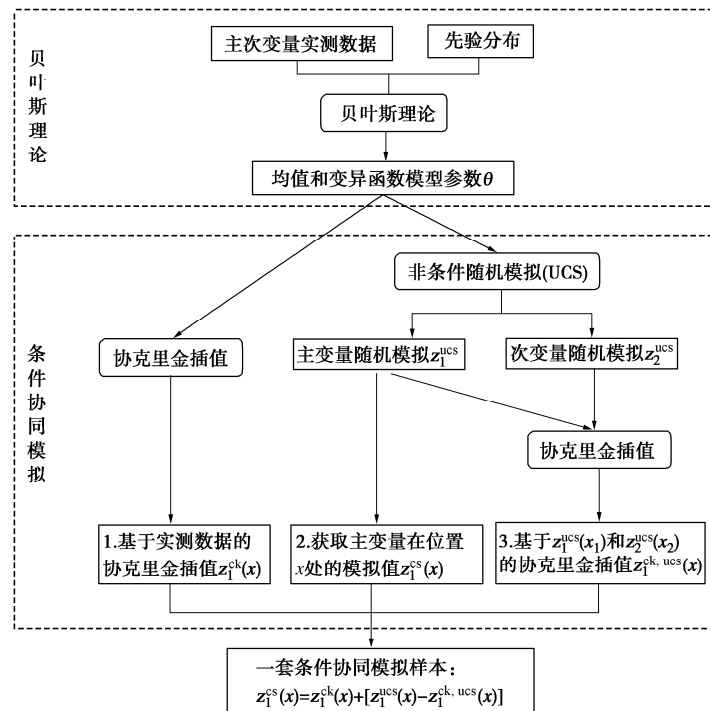


图 1 基于贝叶斯理论的条件协同模拟流程图

Fig. 1 Flow chart of conditional co-simulation based on Bayesian theory

和先验信息,利用贝叶斯理论构建参数 θ 的后验分布,再利用MCMC模拟生成10000套后验参数样本,保留1000套收敛的后验参数样本,作为条件协同模拟的参数。②根据主次变量实测数据和一套估计的后验参数样本 θ ,利用协克里金法估计位置 x 处的主变量值 $z_1^{ck}(x)$ 。③根据估计的协方差函数,利用基于矩阵分解的交叉随机场方法,生成一套主次变量非条件模拟样本 $z_1^{ucs}(x)$ 和 $z_2^{ucs}(x)$ 。④提取位置 x_1 和 x_2 处的非条件模拟值 $z_1^{ucs}(x_1)$ 和 $z_2^{ucs}(x_2)$,根据 $z_1^{ucs}(x_1)$ 和 $z_2^{ucs}(x_2)$ 以及估计的变异函数模型,利用协克里金法估计位置 x 处的主变量值 $z_1^{ck,ucs}(x)$ 。⑤根据式(4)叠加步骤②~④的结果,获取主变量的一套条件协同模拟样本 $z_1^{cs}(x)$ 。⑥重复步骤②~⑤,直到1000套后验参数样本 θ 都用来进行条件协同模拟,即可生成1000套条件协同模拟样本,且模拟结果中包含了变异函数模型参数统计不确定性^[13]。

2 工程应用

2.1 工程概况

利用提出的方法,表征广东省某海上风电场地基土参数的空间变异性。该场区内水深约为26~32 m,水下地形较为平坦。场地长(东西方向)约7.5 km,宽(南北方向)约6.6 km,场址涉海面积约50 km²。场地勘察进行了钻探、岩土取样和原位测试等,累计完成钻孔56个,钻孔勘探点平面布置图如图2所示。

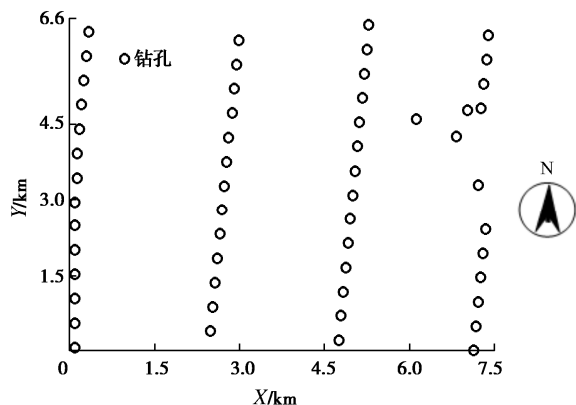


图2 海上风电场钻孔平面布置图

Fig. 2 Layout of boreholes in offshore wind farm

2.2 实测数据的统计分析

钻孔揭露该海上风电场地基土中存在大量可塑黏土(③₁)。由于大部分黏土所在深度相近,因此将黏土层简化为二维平面场地。勘察和测试阶段,在37个钻孔中测得黏土的无侧限抗压强度 q_u 。相应钻孔在场地中的分布如图3(a)所示,图中p1~p37为钻孔标号。此外,在45个钻孔中进行了黏土的标准贯入试验(SPT),获得了标贯击数 N 值的实测数据,相应钻

孔在场地中的分布如图3(b)所示。其中, q_u 和 N 值的实测数据中,有37对来自相同钻孔,即37对同位的 q_u 和 N 值实测数据的统计特征如图4所示,二者的相关系数约为0.4。

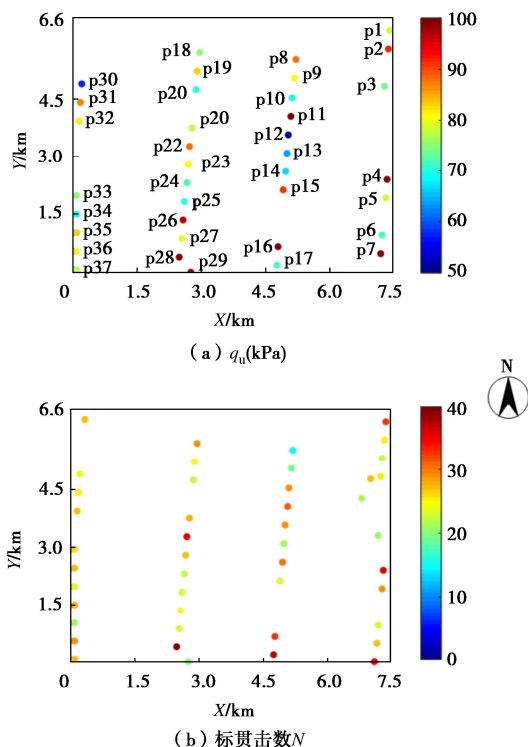


图3 q_u 和SPT数据的钻孔位置平面图

Fig. 3 Layout of boreholes with q_u and SPT data

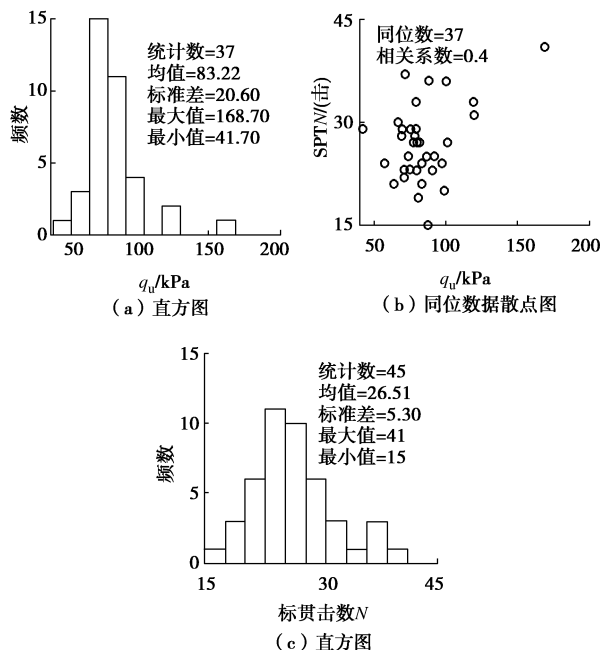


图4 实测数据直方图及同位数据散点图

Fig. 4 Histogram of measurements and scatter plot between co-located measurements

2.3 研究内容

将 q_u 作为主变量, N 值作为次变量,利用提出的

基于贝叶斯理论的条件协同模拟,通过融合 q_u 和 N 值实测数据,表征 q_u 的空间变异性。此外,还将探究先验分布和 SPT 数据融合对统计不确定性和空间变异性表征的影响。

3 结果与讨论

3.1 基于贝叶斯理论的条件协同模拟结果

选择一套区间较大的均匀分布作为先验分布 I, 如表 2 所示。利用贝叶斯理论构建参数 θ 的后验分布, 再利用 MCMC 模拟生成 10000 套后验参数样本, 保留最后 1000 套后验参数样本, 表征参数的空间变异性。根据 1000 套后验参数样本, 构建后验参数的直方图, 如图 5 所示。图 5 中非对角线位置为后验参数间的散点图。对比先验分布 I 和图 5, 结果表明, 后验参数的不确定性明显降低。例如, 参数 β_1 的先验分布为 0~200 kPa, 图 5 中 β_1 的后验分布范围近似在 70~100 kPa; 参数 r 的先验分布为 0.1~2 km, 图 5 中 r 的后验分布范围近似在 0.1~0.4 km。图 5 中红色竖线表示参数的最大后验估计值(MAP), 各参数的 MAP 值为 $\beta_1 = 50.57$ kPa, $c_1 = 929.47$ kPa, $r = 1.21$ km, $\beta_2 = 17.49$ kPa, $c_2 = 79.38$ 击, $c_{12} = 106.36$ 。

表 2 先验分布 I

Table 2 Prior distribution I of parameters

参数	β_1 / kPa	c_1 / kPa	r / km	β_2 / 击	c_2 / 击	c_{12}
下限	0	0	0.1	0	0	0
上限	200	1000	2	50	100	200

根据 1000 套后验参数样本估计的变异函数如图 6 (a), (c), (e) 所示。其中, 图 6 (a), (c) 分别为 q_u 和 N 值的自变异函数模型, 图 6 (e) 为交叉变异函数模型。为了验证变异函数模型的合理性, 根据图 3 中主次变量实测数据, 利用式 (2) 获得试验自变异函数模型, 如图 6 (a), (c) 中的点图所示。由于图 3 中同位的主次变量实测数据相对较少, 无法计算试验交叉变异函数, 因此图 6 (e) 中无试验交叉变异函数图。图 6 (a), (c) 显示, 主次变量的自变异函数模型均值可以与试验自变异函数模型拟合较好, 且 95% 置信区间 (即 2.5%分位数和 97.5%分位数) 可以包含试验自变异函数模型。因此基于贝叶斯理论估计的变异函数模型是合理的, 且可以合理地量化估计结果的不确定性。

根据图 6 的 1000 套后验变异函数模型和主次变量实测数据, 利用条件协同模拟生成 1000 个 q_u 模拟样

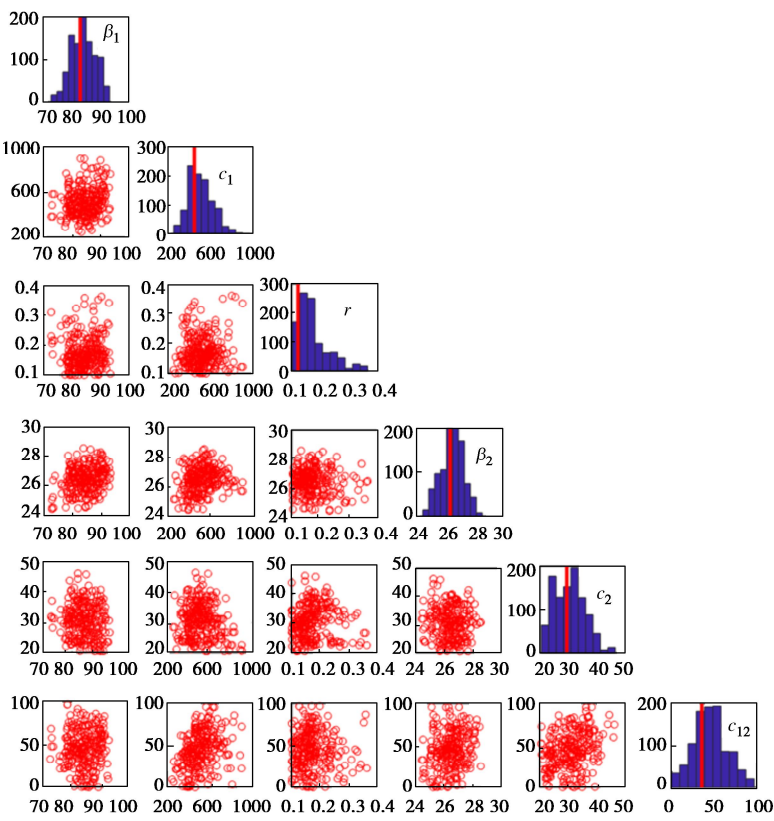


图 5 后验参数直方图及散点图

Fig. 5 Marginal distributions and scatter plots of posterior samples

本。图 7 (a), (c) 分别为 1000 个样本的均值和标准差。图 7 (a) 的均值为 82.72 kPa, 接近图 4 中实测数据的均值 83.22 kPa。图 7 (c) 的均值为 22.34 kPa, 接近图 4 中实测数据的标准差 20.60 kPa, 说明条件协同模拟可以表征 q_u 的统计特征。图 7 (c) 显示, 勘察位置 (即图中的蓝色圆形区域) 的标准差为 0, 在勘察位置条件协同模拟值始终等于实测数据。此外, 勘察位置附近的标准差值较小, 即条件协同模拟结果在勘察位置附近的不确定性较小。

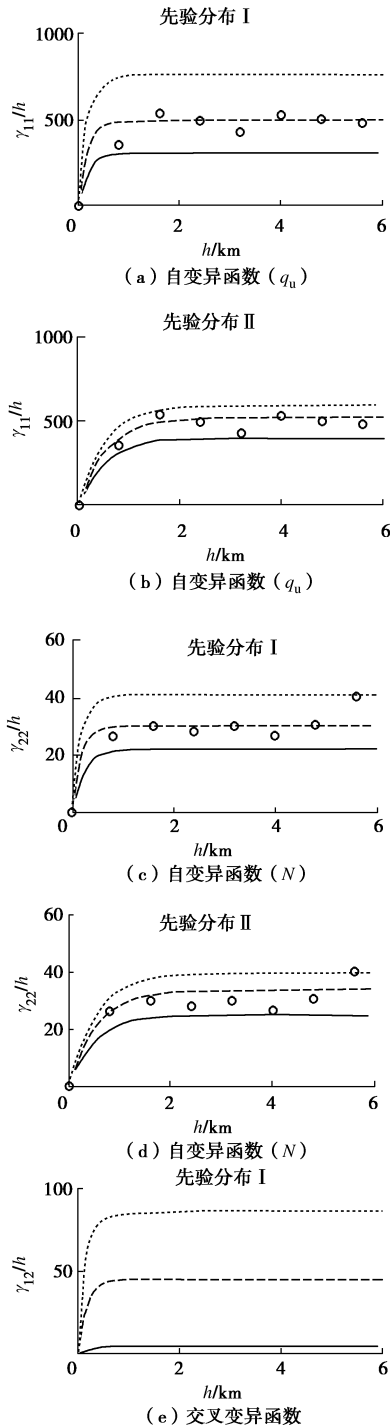
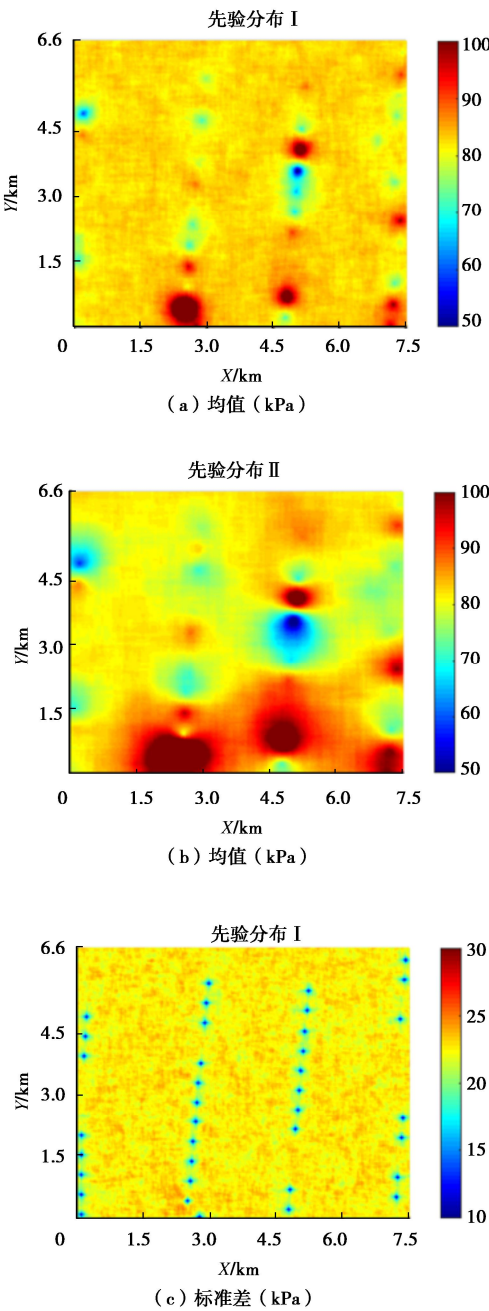


图 6 基于先验分布 I 和先验分布 II 估计的变异函数模型对比
Fig. 6 Comparison between estimated variogram models based on prior distribution I and II



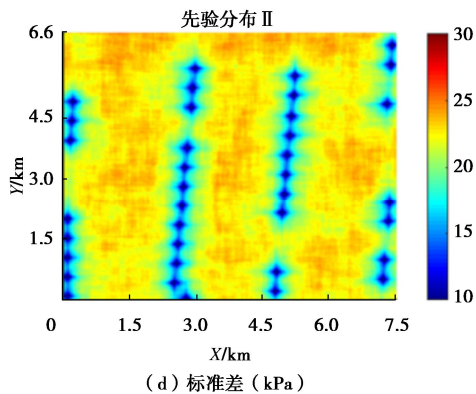


图 7 基于先验分布 I 和先验分布 II 的条件协同模拟结果对比

Fig. 7 Comparison between conditional co-simulation results based on prior distribution I and II

3.2 模拟结果的合理性评价

利用留一交叉验证法, 验证空间变异性表征结果的合理性。主要步骤如下^[27]: 首先, 从 37 个 q_u 实测数据中, 选择 1 个数据点作为验证数据, 其余 36 个数据点作为训练数据, 进行变异函数模型估计和条件协同模拟; 执行完上述步骤后, 将验证数据点放回原数据中, 取另一个 q_u 实测数据作为验证数据, 其余 36 个数据点作为训练数据, 进行估计和模拟; 重复这个过程 37 次, 直到所有数据点都作过验证数据。通过上述流程, 可以获得 37 套 q_u 条件协同模拟结果, 每套模拟结果包含 1000 个表征 q_u 空间分布的模拟样本, 对比模拟结果和验证数据, 即可评价模拟结果的合理性。

计算每套模拟结果的均值和 95% 置信区间, 结果如图 8 所示, 图 8 也包含了验证位置的实测数据。图 8 显示, 大部分模拟结果的均值都接近实测值, 说明该方法可以合理地模拟 q_u 的值。此外, 在 37 个 q_u 验证数据中, 有 34 个验证数据位于模拟结果的 95% 置信区间中, 说明模拟结果的不确定性量化是合理的。因此, 基于贝叶斯理论的条件协同模拟, 通过融合 q_u 和 N 值的实测数据, 可以合理地表征 q_u 的空间变异性, 且可以考虑统计不确定性并合理量化模拟结果的不确定性。

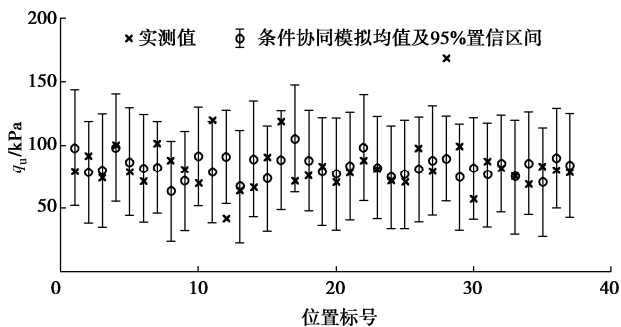


图 8 基于先验分布 I 的条件协同模拟与验证数据对比

Fig. 8 Comparison between validation data and conditional co-simulation results based on prior distribution I

3.3 先验分布的影响

利用均匀分布作为先验信息, 均匀分布的上下限取值会影响后验参数估计。因此, 利用不同上下限的均匀分布, 讨论其对空间变异性表征的影响。将区间较宽的均匀分布称为弱信息先验分布; 将区间较窄的均匀分布称为强信息先验分布。选择表 3 中的均匀分布为先验分布 II, 表 3 中参数 c_1 , r , c_2 和 c_{12} 的区间比先验分布 I 的区间窄, 因此将表 3 中的先验视为强信息先验。根据先验分布 II, 估计的后验变异函数模型如图 6 (b), (d), (f) 所示。图 6 (b), (d) 分别为 q_u 和 N 值的自变异函数模型, 图 6 (f) 为交叉变异函数模型。

表 3 先验分布 II						
Table 3 Prior distribution II of parameters						
参数	β_1 / kPa	c_1 / kPa	r / km	β_2 / 击	c_2 / 击	c_{12}
下限	0	100	0.5	0	0	10
上限	200	600	2	50	40	100

图 6 (b), (d) 显示, 估计的自变异函数均值可以与试验自变异函数模型拟合较好, 且 95% 置信区间包括了试验自变异函数模型。对比图 6 中的两套后验变异函数模型可知, 基于先验分布 II 估计的 95% 置信区间比基于先验分布 I 估计的窄, 即变异函数模型的不确定性更小。因此利用强信息先验分布, 可以降低变异函数模型参数统计不确定性。此外, 图 6 显示, 基于先验分布 II 估计的变程 r 大于基于先验分布 I 估计的变程 r , 说明基于先验分布 II 估计的空间变异性影响范围大于基于先验分布 I 估计的空间变异性影响范围。

根据估计的变异函数模型, 利用条件协同模拟生成 1000 个 q_u 空间分布的模拟样本, 其均值和标准差如图 7 (b), (d) 所示。其中, 图 7 (b) 的均值为 82.79 kPa, 接近图 4 中实测数据的均值 83.22 kPa 和图 7 (a) 的均值 82.72 kPa。图 7 (d) 的均值为 21.27 kPa, 比图 7 (c) 的均值 22.34 kPa 更接近图 4 中实测数据的标准差 20.60 kPa。因此, 利用先验分布 II 生成的模拟结果的统计特征更接近实测数据的统计特征。此外, 对比图 7 (c), (d) 可知, 图 7 (d) 中勘察位置附近 (图中蓝色区域) 的标准差值小于图 7 (c) 中相应位置的标准差, 即图 7 (d) 中的不确定性更小。上述结果表明, 利用区间较窄的先验分布 II, 提供了强信息先验分布, 能够降低变异函数模型参数统计不确定性, 且估计的空间变异性影响范围更大, 导致勘察位置附近协同模拟结果的不确定性更小。

3.4 统计不确定性的影响

为了研究变异函数模型参数统计不确定性对条件

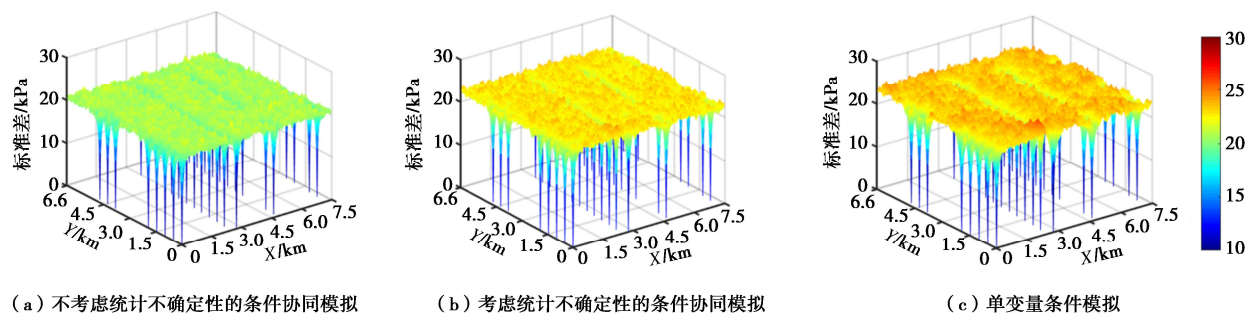


图9 不考虑统计不确定性的条件协同模拟、考虑统计不确定性的条件协同模拟和单变量条件模拟的标准差对比

Fig. 9 Comparison of standard deviations among conditional co-simulation without considering statistical uncertainty, conditional co-simulation considering statistical uncertainty, and univariate conditional simulation

协同模拟的影响, 根据图 5 中的后验参数 MAP 值和主变量实测数据, 利用条件协同模拟生成 1000 个 q_u 模拟样本, 其标准差的空间分布如图 9 (a) 所示, 该标准差不包含统计不确定性。图 9 (b) 为包含统计不确定性的条件协同模拟的标准差 (即图 7 (c))。对比图 9 (a), (b), 结果显示, 在未勘察位置, 图 9 (a) 的标准差小于图 9 (b) 的标准差, 说明不考虑统计不确定性导致低估条件协同模拟结果的不确定性。

3.5 融合 SPT 数据的影响

为了讨论融合 SPT 数据对空间变异性表征的影响, 利用基于克里金法的条件模拟^[19], 仅根据单变量 q_u 的实测数据进行空间变异性表征。为了方便分区, 将基于克里金法的条件模拟称为单变量条件模拟。单变量条件模拟与条件协同模拟类似, 主要的区别在于单变量条件模拟的空间插值是基于克里金法^[19]。

根据 q_u 实测数据和先验分布 I, 利用贝叶斯理论估计 q_u 的自变异函数, 结果如图 10 所示。图 10 中实线为仅根据 q_u 估计的自变异函数 95% 置信区间, 虚线为根据 q_u 和 N 值估计的 95% 置信区间 (即图 4 (a) 中的结果)。对比图 10 中的两个 95% 置信区间可知, 通过融合 SPT 数据获得的 95% 置信区间更窄, 即自变异函数模型的不确定性更小。因此, 通过融合 SPT 数据降低了自变异函数估计的不确定性。

根据估计的自变异函数模型, 利用单变量条件模拟, 生成 1000 个 q_u 空间分布的模拟样本, 其标准差的空间分布如图 9 (c) 所示。图 9 (c) 显示, 单变量条件模拟的标准差在勘察位置为 0。对比图 9 (c) 和 (b) 可知, 单变量条件模拟结果的标准差大于条件协同模拟结果的标准差, 尤其在远离勘察位置, 说明单变量条件模拟的不确定性大于条件协同模拟结果的不确定性。因此, 通过融合 SPT 数据可以降低 q_u 空间变异性表征的不确定性。

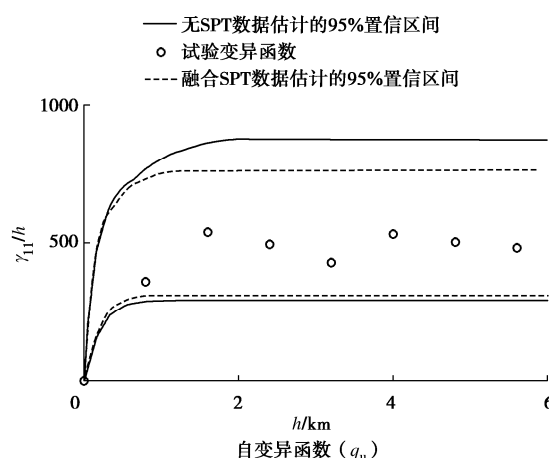


图10 融合 SPT 数据对自变异函数模型估计的影响

Fig. 10 Effects of SPT data on estimation of variogram models

4 结 论

针对海上风电场地基土参数空间变异性表征, 提出了基于贝叶斯理论的条件协同模拟方法。以某海上风电场为例, 利用所提出方法融合无侧限抗压强度(q_u)和标准贯入试验(SPT)击数 N 值, 表征 q_u 的空间变异性, 得到以下 3 点结论。

(1) 所提方法可以根据非同位的 q_u 和 N 值实测数据, 合理地估计交叉变异函数模型。解决了传统方法需要同位实测数据的限制, 为海上风电工程的设计与分析提供参数取值的依据。

(2) 基于贝叶斯理论的条件协同模拟结果可以合理地表征 q_u 的统计特征。根据留一交叉验证法, 条件协同模拟均值接近验证数据, 且 95% 置信区间可以包含大部分验证数据。此外, 在勘察位置处条件协同模拟结果的标准差为 0, 且勘察位置附近的标准差较小。

(3) 提出的基于贝叶斯理论的条件协同模拟方法, 合理地反映了有限数据条件下变异函数模型参数统计不确定性的影响。不考虑统计不确定性会低估空间变异性表征结果的不确定性, 可能会导致不合理的

设计结果和潜在的工程风险。此外,利用强信息先验分布或融合 SPT 数据,可以降低统计不确定性和条件协同模拟结果的不确定性。

参考文献:

- [1] 任 灏, 刘 博, 刘晓建, 等. 阳江沙扒海上风电三桶吸力桩基础局部冲刷试验研究[J]. 人民珠江, 2022, **43**(5): 107-113. (REN Hao, LIU Bo, LIU Xiaojian, et al. Study on local scour of suction bucket foundations at offshore wind farms in shapa of Yangjiang[J]. Pearl River, 2022, **43**(5): 107-113. (in Chinese))
- [2] 刘 润, 闫澍旺. 渤海湾地基土随机场特性及可靠度分析[J]. 岩土工程学报, 2004, **26**(4): 464-467. (LIU Run, YAN Shuwang. Random field model and reliability analysis of foundation soil in Bohai Gulf[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2004, **26**(4): 464-467. (in Chinese))
- [3] 张强林, 吴衍剑, 张祥龙. 海上风电超大直径单桩基础水平位移计算影响因素研究[J]. 水电与新能源, 2021, **35**(12): 54-56, 63. (ZHANG Qianglin, WU Yanjian, ZHANG Xianglong. On the influencing factors of horizontal displacement calculation of super-large diameter mono-pile foundation for offshore wind turbine[J]. Hydropower and Nwe Energy, 2021, **35**(12): 54-56, 63. (in Chinese))
- [4] 沈晓雷, 陈洪飞, 王欣怡. 海上风电高桩承台基础承载特性数值模拟研究[J]. 水力发电, 2021, **47**(12): 72-75. (SHEN Xiaolei, CHEN Hongfei, WANG Xinyi. Numerical simulation on the bearing characteristics of the high-pile cap foundation for offshore wind power[J]. Water Power, 2021, **47**(12): 72-75. (in Chinese))
- [5] VANMARCKE E. Random Fields, Analysis and Synthesis[M]. Cambridge: MIT Press, 1983.
- [6] JOURNAL A G. Geostatistics for conditional simulation of ore bodies[J]. Economic Geology, 1974, **69**(5): 673-687.
- [7] CHEN Q S, WANG C F, JUANG C H. Probabilistic and spatial assessment of liquefaction-induced settlements through multiscale random field models[J]. Engineering Geology, 2016, **211**: 135-149.
- [8] LI X Y, ZHANG L M, LI J H. Using conditioned random field to characterize the variability of geologic profiles[J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2016, **142**(4): 04015096.
- [9] 朱 彬. 基于可靠度理论的海床稳定性分析及评价方法[D]. 大连: 连理工大学, 2021. (ZHU Bin. Analysis and Evaluation Method of Seabed Stability Based on Reliability Theory[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2021. (in Chinese))
- [10] LUO N, ARWADE S R, DEGROOT D J. Probabilistic analysis of offshore geotechnical site investigation in a homogeneous stiff clay deposit[J]. Journal of Physics Conference Series, 2020, **1452**: 012037.
- [11] 林 军, 蔡国军, 邹海峰, 等. 基于随机场理论的江苏海相黏土空间变异性评价研究[J]. 岩土工程学报, 2015, **37**(7): 1278-1287. (LIN Jun, CAI Guojun, ZOU Haifeng, et al. Assessment of spatial variability of Jiangsu marine clay based on random field theory[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2015, **37**(7): 1278-1287. (in Chinese))
- [12] 蒋水华, 魏博文, 张文举, 等. 基于多源试验数据空间变异土体参数概率反演及边坡可靠度更新[J]. 岩土力学, 2018, **39**(4): 1491-1499. (JIANG Shuihua, WEI Bowen, ZHANG Wenju, et al. Probabilistic back analysis of spatially varying soil properties and reliability updating of slopes with multiple sources of test data[J]. Rock and Soil Mechanics, 2018, **39**(4): 1491-1499. (in Chinese))
- [13] MIAO C, CAO Z J, XIAO T, et al. BayLUP: A Bayesian framework for conditional random field simulation of the liquefaction-induced settlement considering statistical uncertainty and model error[J/OL]. Gondwana Research, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.gr.2022.10.020>.
- [14] 夏侯云山, 张 抒, 唐辉明, 等. 考虑参数空间变异结构的结构化交叉约束随机场模拟方法研究[J]. 岩土力学, 2019, **40**(12): 4935-4945, 4962. (XIAHOU Yunshan, ZHANG Shu, TANG Huiming, et al. Study of structural cross-constraint random field simulation method considering spatial variation structure of parameters[J]. Rock and Soil Mechanics, 2019, **40**(12): 4935-4945, 4962. (in Chinese))
- [15] REMY N, BOUCHER A, WU J. Applied Geostatistics with SGeMS: A User's Guide[M]. New York: Cambridge University Press, 2009.
- [16] XU J B, ZHANG L L, WANG Y, et al. Probabilistic estimation of cross-variogram based on Bayesian inference[J]. Engineering Geology, 2020, **277**: 105813.
- [17] 杜文凤, 彭苏萍. 利用地质统计学预测煤层厚度[J]. 岩石力学与工程学报, 2010, **29**(增刊 1): 2762-2767. (DU Wenfeng, PENG Suping. Coal seam thickness prediction with geostatistics[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2010, **29**(S1): 2762-2767. (in Chinese))

- [18] 张仁铎. 空间变异理论及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005. (ZHANG Renduo. Spatial Variation Theory and Its Application[M]. Beijing: Science Press, 2005. (in Chinese))
- [19] WEBSTER R, OLIVER M A. Geostatistics for Environmental Scientists[M]. 2nd ed. Chichester: Wiley, 2007.
- [20] 张 蕾, 李典庆, 唐小松, 等. 基于贝叶斯理论的抗剪强度参数最优 Copula 函数识别[J]. 岩土力学, 2016, **37**(增刊 2): 578-588. (ZHANG Lei, LI Dianqing, TANG Xiaosong, et al. Bayesian Copula selection for shear strength parameters of soils and rocks[J]. Rock and Soil Mechanics, 2016, **37**(S2): 578-588. (in Chinese))
- [21] 蒋水华, 冯泽文, 刘 贤, 等. 基于自适应贝叶斯更新方法的岩土参数概率分布推断[J]. 岩土力学, 2020, **41**(1): 325-335. (JIANG Shuihua, FENG Zewen, LIU Xian, et al. Inference of probability distributions of geotechnical parameters using adaptive Bayesian updating approach[J]. Rock and Soil Mechanics, 2020, **41**(1): 325-335. (in Chinese))
- [22] JOURNEL A G. Geostatistics: models and tools for the earth sciences[J]. Mathematical Geology, 1986, **18**(1): 119-140.
- [23] 田 密, 李典庆, 曹子君, 等. 基于贝叶斯理论的土性参数空间变异性量化方法[J]. 岩土力学, 2017, **38**(11): 3355-3362. (TIAN Mi, LI Dianqing, CAO Zijun, et al. Quantification of spatial variability of soil parameters using Bayesian approaches[J]. Rock and Soil Mechanics, 2017, **38**(11): 3355-3362. (in Chinese))
- [24] CAO Z J, WANG Y, LI D Q. Quantification of prior knowledge in geotechnical site characterization[J]. Engineering Geology, 2016, **203**, 107-116.
- [25] VRUGT J A, TER BRAAK C J F, CLARK M P, et al. Treatment of input uncertainty in hydrologic modeling: doing hydrology backward with Markov chain Monte Carlo simulation[J]. Water Resources Research, 2008, **44**(12): W00B09.
- [26] 左自波, 张璐璐, 程 演, 等. 基于 MCMC 法的非饱和土渗流参数随机反分析[J]. 岩土力学, 2013, **34**(8): 2393-2400. (ZUO Zibo, ZHANG Lulu, CHENG Yan, et al. Probabilistic back analysis of unsaturated soil seepage parameters based on Markov chain Monte Carlo method[J]. Rock and Soil Mechanics, 2013, **34**(8): 2393-2400. (in Chinese))
- [27] 余志雄, 周创兵, 李俊平, 等. 基于 v-SVR 算法的边坡稳定性预测[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, **24**(14): 2468-2475. (YU Zhixiong, ZHOU Chuangbing, LI Junping, et al. Predicting slope stability based on v-SVR algorithm[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005, **24**(14): 2468-2475. (in Chinese))