面向风工程应用的基于风洞信息的随机风荷载模型的不确定性量化

Thays Guerra Araujo Duarte[a], Srinivasan Arunachalam[b], Arthriya Subgranon[a,1,*], Seymour M.J. Spence[b]

[a]佛罗里达大学土木与海岸工程系，美国佛罗里达州盖恩斯维尔，邮编 *32611*[b]密歇根大学土木与环境工程系，美国密歇根州安娜堡，邮编 *48109*

arXiv:2305.06253v1 [cs.CE] 10 May 2023

摘要

在风工程的许多应用中，都需要对随机风荷载进行模拟。基于正交分解（POD）的谱表示法因计算效率高，是实现这一目的的常用方法。对于一般风向和建筑构型，数据驱动的 POD 随机模型是一种替代方案，它以经平滑处理的风洞自谱和互谱密度为输入，用于校准目标荷载过程的特征值和特征向量。尽管该方法简单直接，且相较于使用经验目标自谱和互谱密度具有优势，但其局限性和相关误差尚未得到研究。为此，本研究针对一栋矩形建筑模型开展了广泛的实验研究，考虑多种风向和构型，以量化使用风洞数据对数据驱动 POD 随机模型进行校准和验证所带来的不确定性。研究量化了使用典型风洞记录进行模型校准、模型本身以及模态截断所带来的误差。结果表明，数据驱动模型能够高效模拟随机风荷载，且模型误差可忽略不计；然而，校准过程中使用典型风洞数据所产生的误差可能不可忽视。

关键词：随机风荷载模型；风洞验证；适当正交分解；谱表示；基于性能的风工程

*通讯作者电子邮箱：tduarte.guerraar@ufl.edu（Thays Guerra AraujoDuarte）、sriarun@umich.edu（Srinivasan Arunachalam）、Arthriya.Subgranon@essie.ufl.edu（ArthriyaSubgranon）、smjs@umich.edu（SeymourM.J. Spence）[1]电话：+1-352-392-9537，传真：+1-352-392-3394

1. 引言

过去十年间，多项研究致力于推动基于性能的风工程（PBWE）发展，并提出了多种框架（例如，[1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8,9, 10, 11, 12, 13]），使得在风致系统的风险评估过程中能够纳入并传递不确定性。在这一背景下，风荷载是不确定性的最重要来源之一。风洞试验通常用于表征风对结构的影响，并提供有关复杂建筑特定的空气动力学现象的详细信息 [14, 15]。然而，由于成本限制，用于表征该过程所涉及不确定性的多次测量和/或长时间实验测试通常难以开展。鉴于这些局限性，采用数值模拟过程是一种强有力的替代方案，可以减少在分析各类工程问题时对实验数据的依赖。

已有研究提出了基于谱表示法（SRM）的平稳多元随机过程生成模拟算法，其优点是计算效率高（例如，[16, 17, 18]）。在众多模拟方法中，基于本征正交分解（POD）的 SRM 已广受欢迎，尤其是在风工程领域；许多研究表明，该方法不仅计算效率高，还能够提取实测风场随机波动中的主要模式 [19, 20, 21, 22, 23, 9]。与直接 SRM 相比，基于 POD 的随机风荷载模型的另一项优势是可以截断高阶模态。然而，尽管截断能够加快模拟速度，但如果考虑的模态数量不足，就会影响模拟信号的准确性 [22, 24]。因此，模拟过程中会引入截断误差，影响生成风场/荷载的概率特征，进而影响结构响应。

先前的研究主要侧重于量化通过条件模拟方法 [25]，对风场进行随机模拟所产生的统计误差，即偏差和随机误差，以及插值增强型 SRM[26, 24] 引入的插值误差。基于 POD 的 SRM 所产生的误差在 [25] 中进行了估算和比较

相较于基于 Cholesky 分解的误差，观测结果表明，基于 POD 的分解产生的随机误差更小。

随机模型的实现需要匹配目标过程的概率特征（例如，二阶统计量）。已有多项研究探讨了功率谱密度（PSD）和互功率谱密度（CPSD）的解析表达式，并提出了基于大量数据的经验关系，这些数据大多对应棱柱形结构以及顺风向和横风向的动力响应 [27, 28, 29, 30, 31]。然而，由于建立能够表征一般风荷载解析 PSD/CPSD 函数的数学模型涉及复杂问题，研究中通常会采用基于各种假设的近似方法。以往研究大多使用这类解析 PSD/CPSD 函数对随机模型进行校准[22, 32, 15, 24], ，也有研究开始关注使用实测数据作为输入（基于样本）来校准随机过程 [33, 34, 35, 23, 9]。与使用解析 PSD/CPSD 模型相比，将风洞数据的谱函数作为仿真模型中指定的目标具有优势，因为这样能够捕捉不同建筑几何形状、来流和配置下的主要气动特征。例如，对于动力敏感的高层建筑，风洞试验对于响应特征分析不可或缺，因为这类建筑通常会出现复杂的气动现象（例如，涡脱落）。数据驱动方法的优势在于，它能确保风洞中捕捉到的复杂现象也能在随机仿真模型中得到体现。

最近提出了一种数据驱动的基于 POD 的随机风荷载模型，可作为将随机风荷载模型校准至解析功率谱密度/互功率谱密度函数的替代策略 [35, 9]。通过所提出的方法，利用风洞数据来确定目标荷载过程的谱模态和特征值。该方法的优势包括可能适用于任何风向和建筑几何形状。此外，相较于其他方法，这种数据驱动方法更符合《基于性能的风工程设计预标准》 [36], 的建议；该标准要求利用风洞试验估算工程建筑的风荷载。根据目前的认知，通常使用 30 秒至 1 分钟的风洞记录，以提供足以代表全尺寸下至少 1 小时风荷载的数据，并验证平稳性假设。

风荷载的 [36]。以往研究已采用这一典型记录长度来校准随机风荷载模型。

尽管风洞信息驱动模型具有诸多优势，但由于缺乏实验验证，人们仍对这类模型的使用及其可能带来的局限性心存疑虑。对于实验风洞数据，认知不确定性，即知识不完善（例如模型缺陷、人为误差、设备分辨率低、采样误差），以及偶然不确定性，即内在随机性（例如相同实验设置下采集的风洞记录存在差异），都需要加以表征。因此，目标过程的二阶统计量可能无法得到充分捕捉。尽管已有多项实验研究探讨不同条件（如不同地形粗糙度、周边结构等）对风荷载的影响，但尚未充分研究利用典型风洞数据估计目标随机过程二阶特性时产生的误差。若未对这些误差加以考虑，它们可能会沿随机风荷载模型传播，进而影响结构响应评估的准确性。

本研究针对一个矩形建筑模型开展了大规模风洞试验，旨在实现三个目标：(1) 量化风洞记录的变异性对估计功率谱密度/互功率谱密度函数所产生的误差；(2) 评估这些误差对数据驱动 POD 随机风模型校准的影响；(3) 量化数据驱动 POD 随机风模型的模型误差。研究考虑了多个风向和两种不同的试验设置。研究量化了使用典型风洞记录（即 32 秒记录数据）所产生的误差，以及风向和周围建筑物干扰的影响。因此，本研究分为四个主要部分：首先，开展风洞试验，以确定风荷载过程的数据驱动目标功率谱密度/互功率谱密度函数。随后，研究使用单条典型风洞记录所引发的变异性相关误差，并将其与目标值进行比较。然后，利用数据驱动目标功率谱密度/互功率谱密度函数校准基于 POD 的 SRM，并模拟多个实现，以探究校准误差向仿真模型的传播。最后，研究模型误差以及模态截断引起的误差。

2. 随机风荷载过程

随机过程是指随时间变化、无法用封闭形式方程描述的任意随机现象，因为该现象的每次实现都各不相同。风荷载是随时空变化的随机过程，在大多数应用中可将其建模为时间平稳过程。平稳风荷载具有均值和协方差等不随时间变化的概率属性。本研究假设风荷载可由平稳随机过程充分描述。

风荷载过程可分为平均部分和脉动（或湍流）部分。为对脉动部分进行建模，可定义一个均值为零的向量值风荷载过程：$\mathbf{P}(t) = [P_1(t)\ \ P_2(t)\ ...,\ \ P_N(t)]^T$，其中 N为分量总数（例如，建筑物每层质心处的广义力 $F_x(t)$、 $F_y(t)$和 $T_z(t)$）。图1(a)–(b)示意了本研究考虑的广义力和风向。通过对作用于相应分担面积上的压力进行积分，可得第 n层的合成动态风荷载，其中$F_{x,\ n}(t)$和$F_{y,\ n}(t)$分别表示沿 x 和 y 方向的力，而$T_{z,\ n}(t)$表示楼层质心处绕 z轴的扭矩，如图1(b)所示。尽管已知风压具有非高斯特征，但根据中心极限定理 [37]，楼层荷载可建模为高斯过程。因此，方差和协方差足以描述随机风荷载过程$\mathbf{P}(t)$，并将在后文用于定义误差度量。

2.1. 风过程的正交本征分解

正交分解（POD）可用于识别随机过程的主导模态，并提高 SRM 通过快速傅里叶变换（FFT）方法模拟该过程时的计算效率 [19, 22]。

该技术通过将原始随机过程分解为一组非相干子过程，可高效地表示原始随机过程，即使该过程完全相干也不例外。分解可基于协方差矩阵或 CPSD 矩阵，采用 Cholesky 分解或 Schur 分解 [22]。通常更倾向于采用后者，因为它能以较少的模态来模拟该过程，本研究也采用了这种方法。

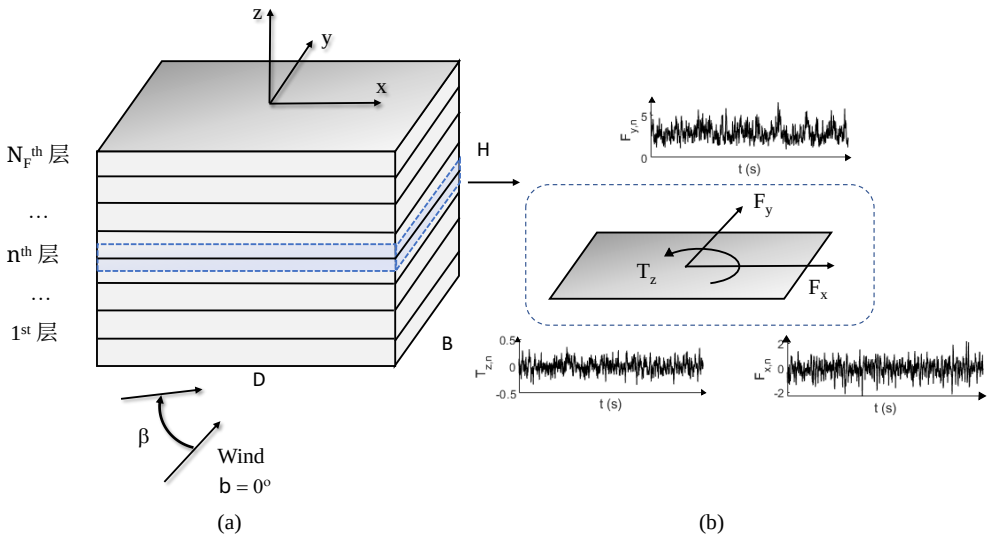

图 1：（a）风流及各楼层分担面积的示意图；（b）合成动态风力及力矩分量。

对于给定风向 β，离散的零均值多变量平稳随机过程在数学上可表示为 $\mathbf{P}(t;\ \beta) = [P_1(t;\ \beta)\ P_2(t;\ \beta)\ ...,\ P_N(t;\ \beta)]^T$，其中 N为子过程总数。通过 FFT，可将时间序列转换到频域，表示为 $\mathbf{P}(\omega;\beta)$，并可将其分解为归一化正交模态函数 $\mathbf{\Psi}(\omega;\beta)$，如下所示：

$$\mathbf{P}(\omega;\beta) = \mathbf{\Psi}(\omega;\beta)\mathbf{a}(\omega;\beta) = \sum_{i=1}^{N} \mathbf{\Psi}_i(\omega;\beta)a_i(\omega;\beta) = \sum_{i=1}^{N} \mathbf{P}_i(\omega;\beta) \tag{1}$$

其中，$\mathbf{a}(\omega;\ \beta)$ 是展开级数 $\mathbf{a}(t;\ \beta) = [a_1(t;\ \beta)\ a_2(t;\ \beta)\ ..., a_N(t;\ \beta)]^T$ 的傅里叶变换；而 $\mathbf{\Psi}(\omega;\ \beta) = [\mathbf{\Psi}_1(\omega;\ \beta)\ \mathbf{\Psi}_2(\omega;\ \beta)\ ..., \mathbf{\Psi}_N(\omega;\ \beta)]$。通过求解以下特征问题，可获得多元随机过程的特征值和特征向量：

$$[\mathbf{S_P}(\omega;\beta) - \Lambda_i(\omega;\beta)\mathbf{I}]\ \mathbf{\Psi_i}(\omega;\beta) = 0 \tag{2}$$

其中，$\mathbf{S_P}$ 是零均值过程$\mathbf{P}(t;\beta)$的双边 CPSD 矩阵，该矩阵为厄米矩阵且半正定 [38]；$\mathbf{I}$ 是单位矩阵；Λ_i 和 $\mathbf{\Psi}_i$ 分别是$\mathbf{P}(t;\beta)$的第 i个频率相关特征值和特征向量。获得特征值和特征向量后，$\mathbf{P}(t;\beta)$的 CPSD 矩阵可表示为

参与模态的求和：

$$\mathbf{S}_{\mathbf{P}}(\omega;\beta) = \sum_{i=1}^{N} \Lambda_i(\omega;\beta)\boldsymbol{\Psi}_i(\omega;\beta)\boldsymbol{\Psi}_i^*(\omega;\beta) \tag{3}$$

随机过程的 POD 表示方法的一个优势是可以进行模态截断。在许多风工程问题中，与最大特征值相关的前几个特征模态承载了该过程的大部分能量。截去高阶模态后，即可对该过程进行如下降阶建模：

$$\hat{\mathbf{P}}(t;\beta) = \sum_{i=1}^{N_m} \mathbf{P}_i(t;\beta) \tag{4}$$

其中，N_m 是参与模态的数量，满足 $N_m \leq N$ [22]；$\mathbf{P}_i(t;\beta)$ 和$\mathbf{P}_i(\omega;\beta)$ 是 FFT 对。关于基于 CPSD 的 POD 的更详细讨论见 [22]。

3. 数据驱动的基于 POD 的随机风荷载模型

通过采用基于 CPSD 矩阵的 POD 谱表示方法，可以分别模拟每个子-˜过程 $\mathbf{P}_i(t;\beta)$，从而获得多重相关的高斯随机过程 $\mathbf{P}^{GP}(t;\ \beta)$ [22]。作为使用经验谱模型校准基于 POD 的随机风荷载模型的替代方案，[35] 和 [9] 提出利用直接从风洞获得的风荷载过程二阶统计量$\mathbf{P}(t;\beta)$进行模型校准。该方法通过生成平稳随机向量过程的遍历样本来实现，这些样本根据从单个典型风洞记录 [18]导出的指定数据驱动输入 CPSD 矩阵进行校准。

该方法具有独特优势，可将建筑特定的空气动力学现象（例如涡脱落和分离流）纳入模型，前提是这些现象已被边界层风洞数据捕捉。因此，通过使用该方法，可以同时模拟作用于 x、y 和 z-旋转方向的分量。在应用谱 POD 方法之前，对输入的风洞力或力系数时间序列进行标准化（见附录 B），可以进一步增强该模型。标准化方案允许对每个数据集重新缩放，使其具有零均值和恒定

标准差，从而使能量在 POD 中的分布更加均匀，因此，只需较少数量的模态即可准确表征各分量的时间序列。

The ˜平稳零均值随机子过程$\mathbf{P}_i(t;\beta)$可由下式生成：

$$\tilde{\mathbf{P}}_i(t;\beta)=\sum_{k=0}^{N_l-1}2|\mathbf{\Psi}_i(\omega_k;\beta)|\sqrt{\Lambda_i(\omega_k;\beta)\Delta\omega}\cos(\omega_k t+\vartheta_k(\omega_k)+\theta_{ik}) \tag{5}$$

其中，$\mathbf{\Psi}_i(\omega_k;\beta)$和 $\Lambda_i(\omega_k;\beta)$的计算方法与式（2）相同，其中$\mathbf{S_P}$直接由风洞记录获得，$N_l$ 为奈奎斯特截止频率以内的离散频率总数，$\Delta\omega$ 为频率增量，且 $\omega_k=k\Delta\omega$、θ_{ik} 为在 $[0,2\pi]$上均匀分布的独立随机变量，用于表征过程的随机性；$\vartheta_k(\omega_k)$为相位角，定义如下：

$$\vartheta_k(\omega_k)=\tan^{-1}\left(\frac{\mathrm{Im}(\mathbf{\Psi}_i(\omega_k;\beta))}{\mathrm{Re}(\mathbf{\Psi}_i(\omega_k;\beta))}\right) \tag{6}$$

将$\mathbf{P}^{GP}(t;\beta)$截断至 N_m 可表示为：

$$\mathbf{P}^{GP}(t;\beta)\approx\hat{\mathbf{P}}^{GP}(t;\beta)=\overline{\mathbf{P}}(\beta)+\sum_{i=1}^{N_m}\tilde{\mathbf{P}}_i(t;\beta) \tag{7}$$

其中，ˆ$\mathbf{P}^{GP}(t;\beta)$是$\mathbf{P}^{GP}(t;\beta)$的截断表示，$\mathbf{P}(\beta)$是在给定风向¯β下根据风洞记录估算的平均风荷载˜，而$\mathbf{P}_i(t;\beta)$是式（5）中的零均值子过程。

3.1. 数据驱动输入功率谱密度/互功率谱密度函数的建立

在模拟风过程之前，准备数据驱动的基于 POD 的随机风模型的一项关键工作，是获取用于模型校准的输入功率谱密度/互功率谱密度函数。基础功率谱密度/互功率谱密度函数（即目标函数）是理想的输入，因为它能准确表征随机过程。然而，在使用随机风荷载模型时，往往难以获知特定建筑物的真实功率谱密度/互功率谱密度函数，这是一项重大挑战；当涉及多个风向和复杂建筑几何形状时，尤为如此。因此，为了实现随机风荷载的模拟，必须确定具有代表性的数据驱动输入功率谱密度/互功率谱密度函数。本节阐述了如何利用一条典型的风洞记录定义输入功率谱密度/互功率谱密度函数，以便后续校准基于 POD 的随机风荷载模型的特征值和特征模态

。随后，本文讨论了在可获得多条风洞记录的理想情况下，如何获取基础功率谱密度/互功率谱密度函数（即目标函数）。

3.1.1. 平滑后的功率谱密度/互功率谱密度函数

对于给定的平稳过程，可以通过基于样本的功率谱密度/互功率谱密度函数估计（也称为周期图）识别其组成频率。谱分析将信号过程分解为正弦波之和，从而能够评估其频率成分。然而，基于样本的估计通常无法代表随机过程的潜在功率谱密度/互功率谱密度函数，而后者通常难以定义。

获取给定信号过程的潜在功率谱密度/互功率谱密度函数的方法之一，是对大量重复测量结果进行集合平均。然而，在风洞试验中，通常只进行一次测量，偶尔会在较短时间内重复几次，即通常为 30-60 秒。一般而言，这些单条记录包含的信息不足以全面表征该随机过程。不过，通过平滑技术，可以从单条记录中推导出该过程近似的功率谱密度/互功率谱密度函数 [39]。

可以采用平均 Welch 方法来获得平滑的数据驱动输入功率谱密度/互功率谱密度函数 [40]。对于给定的一组零均值平稳随机过程**P(**t**)**，该方法包括将滤波信号划分为 K 长度相同的加窗分段，并对其周期图进行平均 [40]。该方法通过平滑处理降低功率谱密度/互功率谱密度函数的方差。平滑功率谱密度/互功率谱密度函数的主要目的是减少噪声（与记录间变异相关的随机效应），从而有助于识别重要的模式和趋势，使其更好地反映过程本身的潜在功率谱密度/互功率谱密度函数，而非单条记录的特征。

设记录 P_i 中第 k 个加窗片段表示为：

$$P^{'}{}_i(m) = w(m)P_i(m + kQ) \tag{8}$$

其中 $k = 1, ..., K$ 为分段数， K Q 为各段之间移动的数据点数， $m = 1, ..., M$ 且 M 为每段中的数据点数，

$P'_i(m)$ 为加窗后的信号段，$w(m)$ 为窗函数（例如矩形窗或汉宁窗）。需要注意的是，在将信号划分为多个段之前，可能需要对信号进行零填充，以确保 M 对应于由预先设定的时间步长和式（5）实现的持续时间所确定的频率分辨率。给定一对加窗后的信号段 $P'_i(m)$ 和 $P'_j(m)$，其互相关矩阵 $R_{P'_{ij}}$ 与 CPSD 矩阵 $S_{P'_{ij}}$（其中 $i = 1...N$ 且 $j = 1...N$）通过维纳–辛钦变换相关联：

$$S_{P'_{ij}}(\omega) = \frac{1}{2\pi} \sum_{\tau=-\infty}^{+\infty} R_{P'_{ij}}(\tau) e^{-\mathrm{j}\omega\tau} \tag{9}$$

其中，τ为时间滞后。CPSD 矩阵的主对角线 $S_{P'_{ij}}$ 表示各分量的自谱，即 PSD；非对角线元素则表示一对分量之间的 CPSD。PSD 函数为实数且非负，而 CPSD 函数通常为复数。

修正周期图 $D_k(\omega)$的计算方式如下：

$$D_k(\omega) = \frac{1}{W} |S_{P'_{ij}}|^2 \tag{10}$$

其中

$$W = \sum_{m=0}^{M} w^2(m) \tag{11}$$

将修正周期图的值按总分段数 K取平均，即可得到 Welch 平均功率谱密度/互功率谱密度函数：

$$\tilde{S}_{P'_{ij}}(\omega) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^{K} D_k(\omega) \tag{12}$$

随后，可将平滑后的功率谱密度/互功率谱密度函数作为输入，用于校准第 3 节中基于 POD 的随机风模型的特征值和特征向量。

3.1.2. 目标功率谱密度/互功率谱密度函数

虽然可以使用从典型风洞记录中获得的平滑功率谱密度/互功率谱密度函数来校准随机风模型，但在理想情况下，如果有大量风洞记录可用，则可通过集合平均获得目标功率谱密度/互功率谱密度函数，或其基础函数，如下所示：

$$\tilde{S}_{P_{ij,T}}(\omega) = \lim_{l\to\infty} \frac{1}{L} \sum_{l=1}^{L} S_{P_{ij,l}}(\omega) \tag{13}$$

其中， L 是风洞记录的总数。只要采用矩形窗且不进行重叠，使各段及其频率成分不受端部平滑的影响，也可以使用平均 Welch 方法来估计随机过程的目标功率谱密度/互功率谱密度函数。

为了量化使用经校准并与典型风洞记录相符的数据驱动 POD 随机风荷载模型所产生的误差，本研究需要了解目标功率谱密度/互功率谱密度函数。

4. 误差量化方法

4.1. 概述

本节介绍本研究采用的误差度量。下文中，“典型谱”指由典型短时风洞记录得到的功率谱密度/互功率谱密度函数。“目标谱”指按照第 3.1.2 节所述，通过对多条风洞记录进行集合平均得到的功率谱密度/互功率谱密度函数，并将其用作比较基准。“模拟谱”指使用基于 POD 的随机风荷载模型并考虑所有模态时，由风荷载实现值计算得到的功率谱密度/互功率谱密度函数；而“近似谱”指考虑模态截断后得到的功率谱密度/互功率谱密度函数。

通过将典型谱与目标谱进行比较，可量化风洞变异性。通过估算随机风荷载模型的模型误差（采用足够大的样本量，使统计误差可以忽略不计）和模态截断误差，量化随机风荷载模型相关的误差。模态截断误差是指目标谱与通过模拟并截断高阶模态得到的近似谱之间的差异。

4.2. 所提出的误差度量

本节所述的误差度量用于量化典型风洞记录、模型误差以及模态截断引入的误差，其中所有误差度量的参考量值均为目标谱。一般而言，给定目标谱与典型谱之间的误差通过对频域中的功率谱密度/互功率谱密度函数进行积分来量化。功率谱密度函数的积分可估算信号的方差，而

余谱的积分（Co_{ij}），即互功率谱密度函数的实部，可估算两个信号之间的协方差 [41]。因此，方差 σ_{ii}^2 和协方差 σ_{ij} 可估算为：

$$\sigma_{ii}^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} S_{P_i}(\omega) d\omega \tag{14}$$

$$\sigma_{ij} = \int_{-\infty}^{+\infty} Co_{ij}(\omega) d\omega \tag{15}$$

其中，$i = 1, ...N$和 $j = 1, ..., N$分别表示向量值随机过程 $\mathbf{P}(t)$ 的第 i 个和第 j 个分量。如果采用滤波方法对信号噪声进行平滑或抑制，则方差和协方差可通过对功率谱密度/互功率谱密度函数积分至滤波频率来获得。

为量化风洞记录变异性导致的误差，目标谱与典型谱之间的方差误差定义为：

$$\varepsilon_i(\%) = \left(\frac{\sigma_{ii}^2 - \sigma_{ii_T}^2}{\sigma_{ii_T}^2} \right) \times 100 \tag{16}$$

其中，σ_{ii}^2 是由典型功率谱密度函数得到的方差，而 $\sigma_{ii_T}^2$ 是由目标功率谱密度函数得到的方差。

对于非对角线位置且相关性较弱的信号对，其百分比误差难以精确估计，并且可能产生无法接受的大误差。对于相关性较弱的信号，目标协方差 σ_{ij_T} 的值可能接近于零，因此，当使用 σ_{ij_T} 作为百分比误差估计的分母时，会导致较大的相对误差。因此，本研究通过计算目标谱的相关系数与各典型谱的相关系数之间的差值来评估 CPSD 函数的误差，即：

$$\rho_{t,ij} = \frac{\sigma_{ij_T}}{\sqrt{\sigma_{ii_T}^2 \sigma_{jj_T}^2}} \tag{17}$$

$$\rho_{r,ij} = \frac{\sigma_{ij_r}}{\sqrt{\sigma_{ii_r}^2 \sigma_{jj_r}^2}} \tag{18}$$

$$\varphi_{ij} = \rho_{t,ij} - \rho_{r,ij} \tag{19}$$

其中，$\rho_{t,ij}$ 是目标谱的相关系数，$\rho_{r,ij}$ 是各典型谱的相关系数，$r = 1, ..., R$ 其中 R 表示风洞记录的总数，而 φ_{ij}

表示目标谱与典型谱之间相关系数的差值。由于该评估以相关系数为依据，而相关系数的取值范围为 -1 至 1，因此很容易判断／解释所观察到的差异是否显著。需要指出的是，我们假定方差和相关系数足以描述随机过程，并估算高斯风荷载过程的相关误差。

为估计模型误差和模态截断误差，采用式 (16)–(19) 中描述的相同误差度量，其中分别以“模拟”谱和“近似”谱替代“典型”谱。需要注意的是，为了获得纯粹源于随机仿真模型且不受记录变异性影响的误差，采用目标谱作为输入对随机风模型进行校准，从而生成风荷载过程的“模拟”和“近似”实现，以进行误差量化。

5. 实验设置

为实现第 4 节中的误差量化，开展了大量实验测试。本研究采用矩形刚性模型，其几何形状及测压孔布置如图 2 所示。使用 Scanivalve 系统和建筑模型表面的测压孔，同时采集作用于模型外表面的压力数据。模型共设有 512 个测压孔，分布在五个表面上，以确保捕捉到角部周围的气流，以及气流随高度、宽度和深度的变化。实验在佛罗里达大学自然灾害工程研究基础设施（NHERI）边界层风洞中进行。该风洞宽 6 m、高 3 m、长 40 m，如图 3 所示，其中的“地形模拟器”是自动化地形粗糙度元件，高度可调，并可通过电动执行器快速调节 [42]。在所进行的测试中，地形模拟器元件的高度设为 16 cm，以模拟郊区地形条件。本研究采用的模型缩尺比为 1:200，对应一栋全尺寸 25 层建筑。

各测压孔位置和时刻 t 的外部压力系数 $C_{p,e}$ 估算如下：

$$C_{p,e}(t) = \frac{p(t) - p_0}{q} \tag{20}$$

其中， $p(t)$ 是在各测压孔处测得的原始压力， p_0 是平均参考静压。

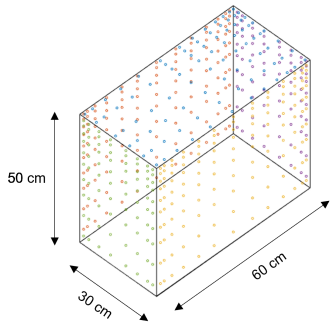

图 2：风洞试验中使用的建筑模型及测压孔布置示意图。

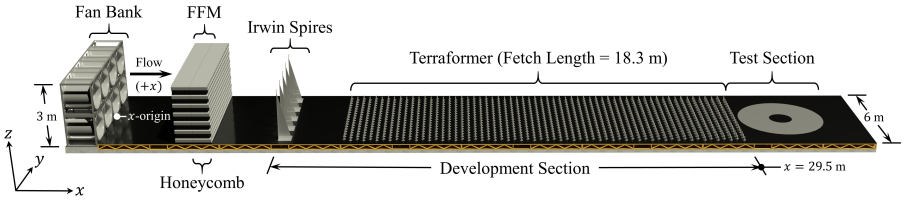

图 3：UF NHERI 边界层风洞示意图。

由位于上风向且与模型处于同一高度的 Cobra 探针测得的压力，以及 q表示定义为 $q = 1/2\rho U_H^2$ 的动压，其中 ρ 为当地空气密度， U_H 为模型高度处的平均流向风速。实验期间，利用当地大气压力和温度信息估算空气密度。

为了研究与随机风荷载模型相关的误差可能受到的干扰效应，研究采用了两种不同的试验布置。第一种布置是在图3所示的风洞试验段中心放置一个单一模型（SM），另一种布置则增加了两个与建筑模型几何形状相同的邻近模型（PM），如图4所示。对于SM布置，考虑到对称性，试验针对风向从0度到90度、以10度为间隔的情况进行，每种风向下试验约15分钟，并重复五次，如图5(a)所示。对于邻近模型试验布置，由于其具有双侧对称性，如图5(b)所示，试验以10度为间隔，从0度旋转至180度，每个风向下进行五次重复试验，每次持续15分钟。数据采集的采样频率为625 Hz。

通过对线性插值的.....进行积分，获得了作用于第 n层、沿 x 和 y 方向的平动力以及绕 z 方向的转动力

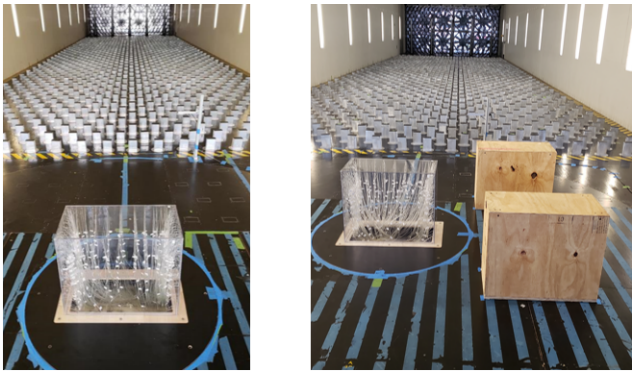

图4：风洞试验中使用的矩形建筑模型，左侧为SM布置，右侧为PM布置，风向为 $\beta = 0$ 度。

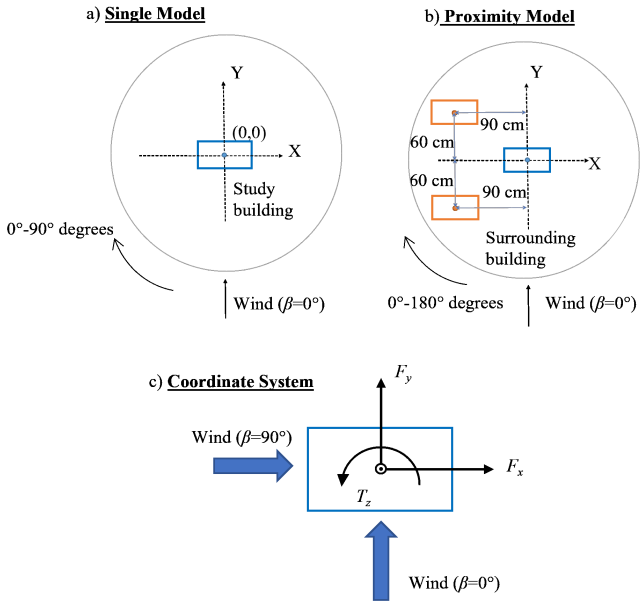

图5：（a）SM布置、（b）PM布置，以及（c）用于估算风荷载的坐标系。

建筑各楼层对应的分担面积上的压力。合力和力矩可分解为$F_{x,\ n}(t)$、$F_{y,\ n}(t)$和$T_{z,\ n}(t)$分量，其中n 表示楼层编号。图5(c)显示了各力、坐标系和风向。将各楼层的力分量归一化，可得到如下力系数：

$$CF_{x,n}(t) = \frac{F_{x,n}(t)}{qB_xH} \tag{21}$$

$$CF_{y,n}(t) = \frac{F_{y,n}(t)}{qB_yH} \tag{22}$$

$$CT_{z,n}(t) = \frac{T_{z,n}(t)}{qH\frac{B_{\max}^2}{2}} \tag{23}$$

其中，$CF_{x,\ n}(t)$、$CF_{y,\ n}(t)$和$CT_{z,\ n}(t)$为第 n层的动态力系数，H 为模型高度，B_x 和 B_y 为建筑物的平面尺寸，$B_{\max}$ 为建筑物的最大平面尺寸。

5.1. 风洞数据评估

为评估使用第4节所定义的典型风洞记录所产生的误差，需要目标谱和典型谱。为获得这些谱，将风洞数据集分为两组；第一组用于定义目标谱，第二组用于获得典型谱，也称为测试集。将数据分为两组的目的是获得无偏且有意义的误差估计，因为测试集独立于用于定义目标的数据集。

每次重复试验的前 10 分钟数据均采用 Welch 平均法来确定目标谱，具体方法如第 3.1.2 节所述。具体而言，每组 10 分钟的数据被划分为 150 个时长为 4 秒的片段，同时采用与信号长度相同的矩形窗，以确保片段之间既无零填充，也无重叠。采用 4 秒的窗长，是因为该长度足够短，能够获得多个周期图并通过平均处理得到平滑曲线，同时也能够充分捕捉低频成分，而无需基于填充进行插值。每个力系数的目标谱均由总计 750 个片段确定。最终，

针对每个风向和设置，均估算了全部 75 个力分量的目标谱。

其余数据用作测试集，并与目标值进行比较，以评估误差，具体方法如第 4 节所述。测试数据被划分为典型的 32 秒时段，并将每个时段视为独立的风洞记录。按照第 3.1.1 节所述，将每个时段划分为 K 个重叠数据块，并应用窗函数，以获得各时段的典型谱。采用重叠率为 50% 的汉宁窗函数。通常，每个风向共获得 45 条记录；由于数据缺失或数据集中存在明显误差（例如，峰值压力出现异常扰动），少数风向获得的记录较少（例如，35–44 个时段），因此这些记录被舍弃。

由于在实际风工程应用中定义谱时，只需关注某一特定频率范围以内的频率，因此，在定义目标谱和典型谱时，采用了截止频率为 50 Hz 的二阶巴特沃斯低通滤波器。截止频率的确定旨在消除由设备引起的不切实际的高频噪声。因此，如公式（14）和（15）所示，谱的积分上下限由滤波器的截止频率确定。

6. 结果

6.1. 概述

首先，采用第 5 节所述方式收集的风洞数据来定义目标谱，以便评估由单条风洞记录估算的典型谱的变异性所引起的误差。随后，利用目标谱校准数据驱动的随机风荷载模型，并模拟风过程实现，这些实现随后用于量化模型误差。

6.2. 风洞数据的变异性

通过比较典型风洞记录（基于一段32秒的风洞记录估算）的典型谱与目标谱在方差和相关系数方面的差异，评估使用典型风洞记录所引起的变异。图6–8对比了目标功率谱密度与典型功率谱密度， S_R，它们分别对应于第20

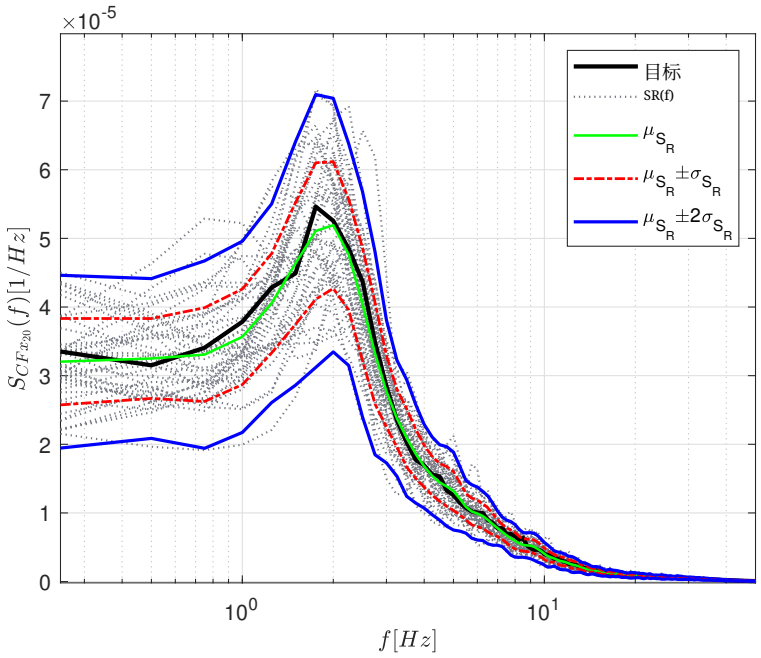

图 6： $\beta = 0°$ 风向下第 20 层的 $CF_{x,\ 20}(t)$ 的典型功率谱密度（PSD）与目标功率谱密度对比。

层的力系数，即$CF_{x,\ 20}(t)$、$CF_{y,\ 20}(t)$和$CT_{z,\ 20}(t)$。可以看出，典型功率谱密度明显围绕目标谱波动，显示出记录间变异，其幅度最高可达均值上下两个标准差。然而， μ_{S_R}（即典型谱的均值）与所有$CF_{x,\ 20}(t)$、$CF_{y,\ 20}(t)$和$CT_{z,\ 20}(t)$分量的目标谱都很接近。这表明实验具有良好的质量和可重复性。其他楼层也可得出类似结论。

图 9 展示了 SM 布局和风向 $\beta = 0°$ 下，各楼层所有力分量的方差误差的均值 μ_ε 和标准差 σ_ε。显然，对于所有力分量和所有楼层， μ_ε 的变化范围为 -2.5% 至 0.8%，而 σ_ε 的变化范围为 5.4% 至 8.7%。所有风向和两种实验配置下 μ_ε 和 σ_ε 的期望值、最大值和最小值汇总于图 10 中。对于 SM 布局，所有楼层和力分量的 μ_ε 的期望值 $\mathrm{E}[\mu_\varepsilon]$ 范围为 -1.7% 至 0.4%；对于 PM 布局，该范围为 -2% 至 0.9%。对于所有风向， μ_ε 的最大值和最小值范围为 -4% 至 2.9%。关于标准差 σ_ε，在所有风向和实验设置下，其最大值和最小值也呈现出一致的范围，期望值，

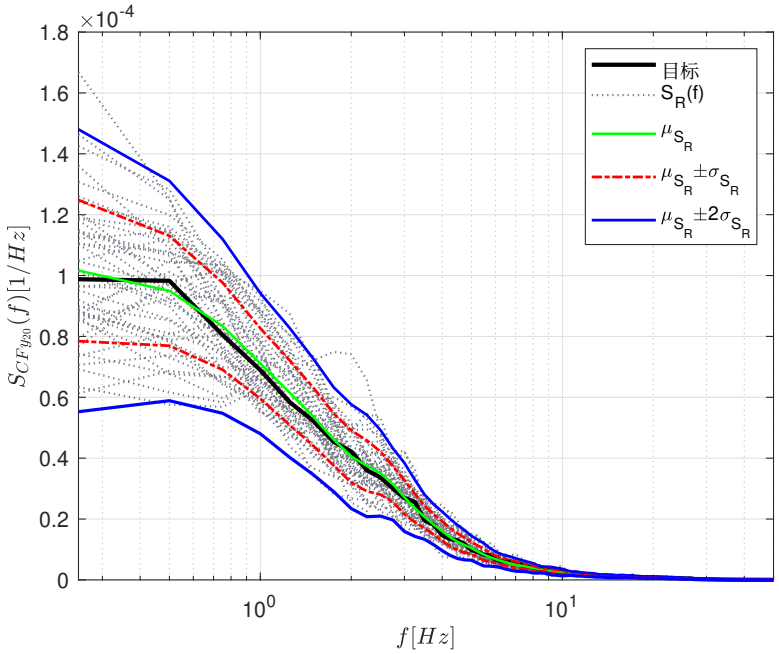

图 7：风向为 $\beta = 0°$ 时，20 楼处 $CF_{y,\ 20}(t)$ 的典型 PSD 与目标 PSD 对比。

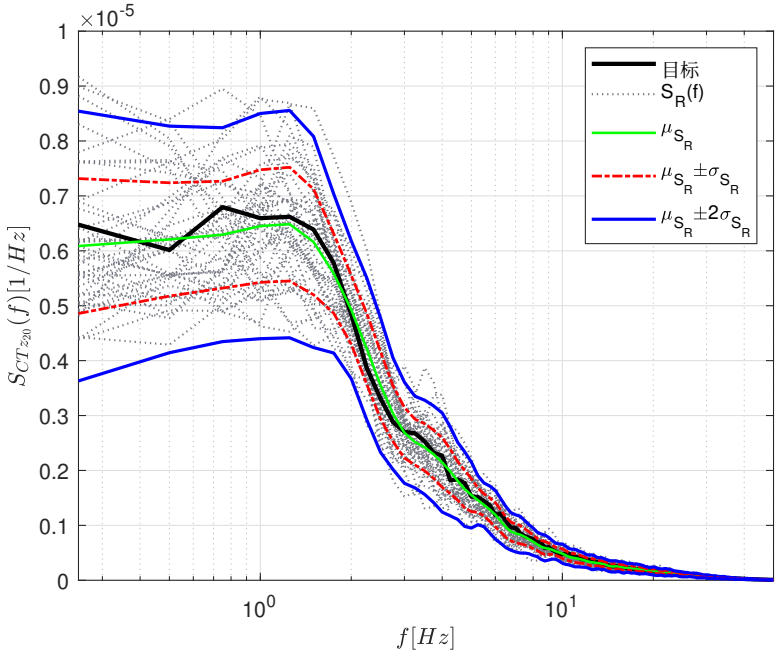

图 8：风向为 $\beta = 0°$ 时，20 楼处$CT_{z,\ 20}(t)$ 的典型 PSD 与目标 PSD 对比。

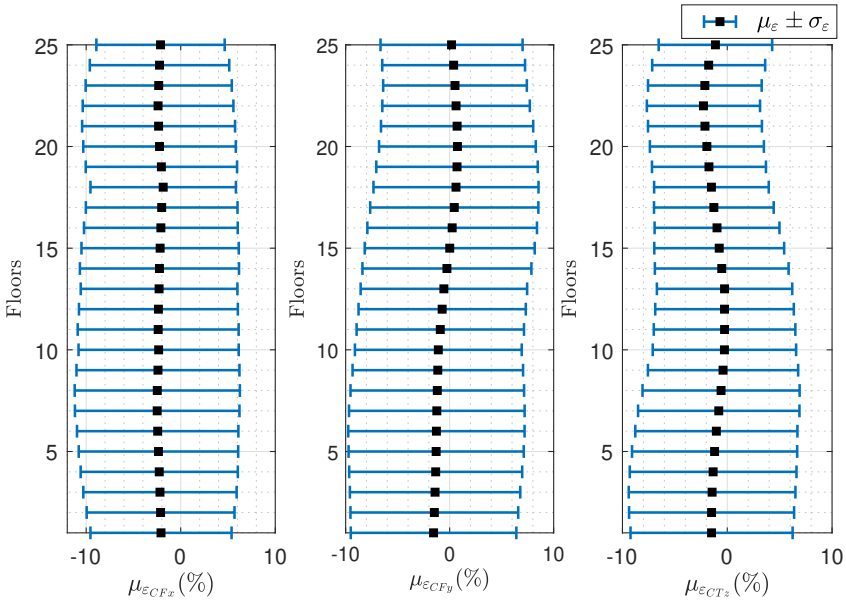

图 9：对于 SM布局 和$\beta = 0°$，各楼层方差 μ_ε 的平均误差及标准差 σ_ε。

E$[\sigma_\varepsilon]$，范围为 6.4% 至 8.5%。这表明，使用典型的风洞记录可能会导致结果相对于目标值出现显著偏差，而这一点与力分量和风向无关。因此，可以推断，这种误差不可忽略，并且可能在模拟过程中传播。因此，在使用根据典型风洞记录校准的随机风荷载模型时，需要考虑这类不确定性。

$\beta = 0°$和SM布置的目标谱相关系数如图11所示。需要注意的是，分量1-25、26-50和51-75分别指 $CF_x(t)$、 $CF_y(t)$和 $CT_z(t)$的分量。可以观察到，作用方向相同的分量之间存在高度正相关。 $CF_x(t)$与 $CF_y(t)$之间，以及 $CF_y(t)$与 $CT_z(t)$之间几乎不存在相关性，但 $CF_x(t)$与 $CT_z(t)$之间存在一定程度的正相关。这一结果与此前针对类似建筑几何形状及 $\beta = 0°$[14]风向获得的实验结果一致。图12展示了 $\beta = 0°$的目标谱与典型谱所得相关系数之差的均值μ_φ分布图，其中 φ 按照式(19)的定义计算。平均差范围为-0.012至0.016，与图11中目标相关系数的幅值相比相对较小，表明实验具有良好的重复性。图13展示了标准差的分布图，

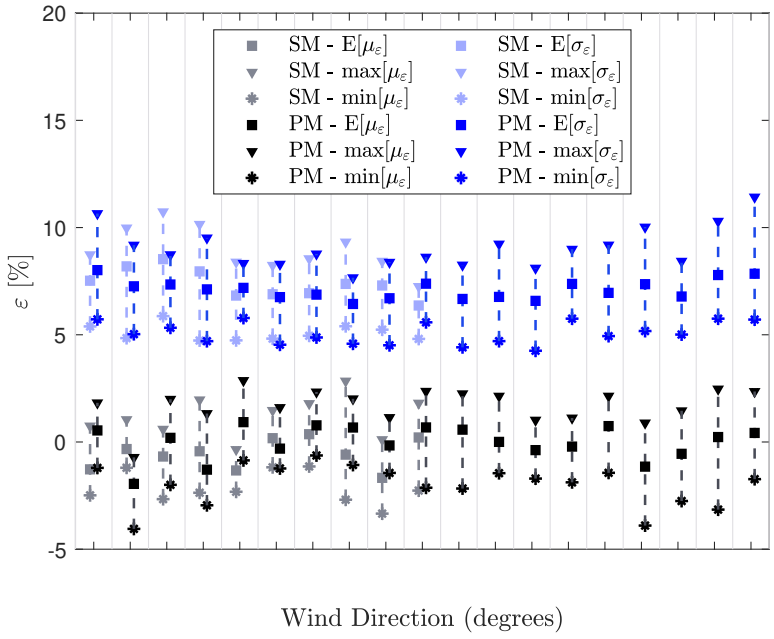

图 10：SM和PM布置中方差误差均值和标准差的期望值及范围。

σ_φ，　$\beta = 0°$ 与 SM 配置之间相关系数差值的。可以观察到，高度相关的分量表现出较小的变异性，而较高的σ_φ 值则出现在相关系数非常小的那些配对中。σ_φ 的值最高可达 0.056，表明相关系数的估计存在不确定性。

图 14 汇总了前文讨论的所有风向和两种实验配置下的图（图 12–13）。在所有楼层和力分量上，μ_φ 的期望值 E[μ_φ] 在零附近波动，最小值为 -0.022，最大值为 0.022。E[μ_φ] 的值较小且在零附近波动，这表明根据典型谱估计的相关结构平均而言接近目标值。 φ 标准差的期望值 E[σ_φ] 在 0.04 附近波动，最小值为 0，最大值为 0.08，表明相关结构存在一定程度的变异性。所有风向和设置下都观察到了类似趋势。

图 15(a)–(c) 展示了测试集中所有实现的方差误差 ε 直方图，涵盖 SM 布局和 $\beta = 0°$。这些直方图近似呈正态分布。图 15(d) 的图示显示了与各力分量相关的方差误差 ρ_ε 的相关性。可以观察到存在较高的相关性

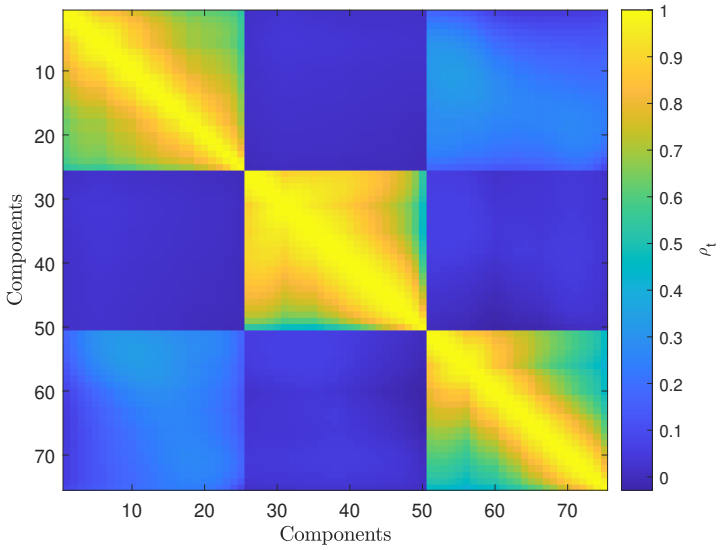

图11　　：SM布置与风向目标相关系数的分布图 $\beta = 0°$　　.

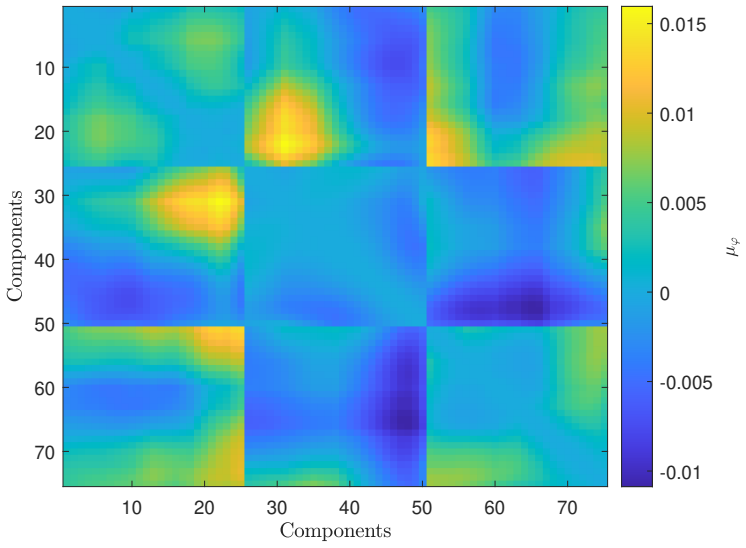

图12：SM布置与风向目标相关系数和典型相关系数之差的平均值 $\beta = 0°$。

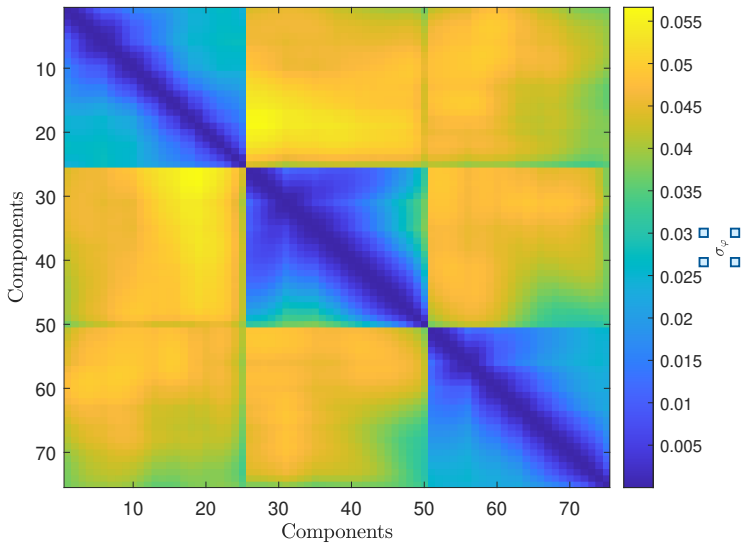

图 13：SM布置和风向 $\beta = 0°$ 下目标相关系数与典型相关系数之差的标准差。

在同一方向作用的分量之间具有 ε 相关性，但与不同方向相关的分量之间的相关性较差或中等。其他方向和设置下也观察到了类似趋势。这些信息有望用于推导一个因子，以考虑在校准随机风模型时使用典型谱所带来的不确定性。

6.3. 模型误差

为研究第 3 节数据驱动的基于 POD 的随机风荷载模型相关的模型误差，使用仿真模型运行了 1,000 至 50,000 的不同样本量，并据此估计模拟谱。信号采用经目标谱校准的随机风模型生成，并考虑了全部 75 个模态。由于频率区间与输入谱相同，因此无需进行插值，从而确保不存在插值误差。

图 16(a)-(b)展示了在所有风向下，随着样本量增加，SM和PM布局中方差统计误差的变化趋势。可以观察到明显的收敛趋势。具体而言，若认为 50,000 个样本足以消除大部分统计误差（即由样本量引起的误差），则最小和最大平均模型误差 $\min[\mu_\varepsilon]$ 和 $\max[\mu_\varepsilon]$ 分别约为 -0.16% 和

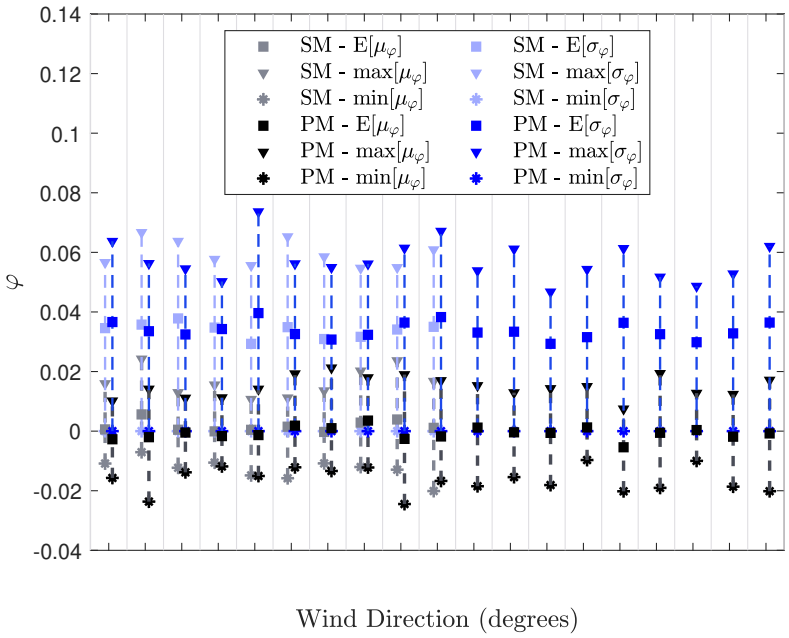

图 14：SM 和 PM 布局下相关系数平均差的期望值和范围。

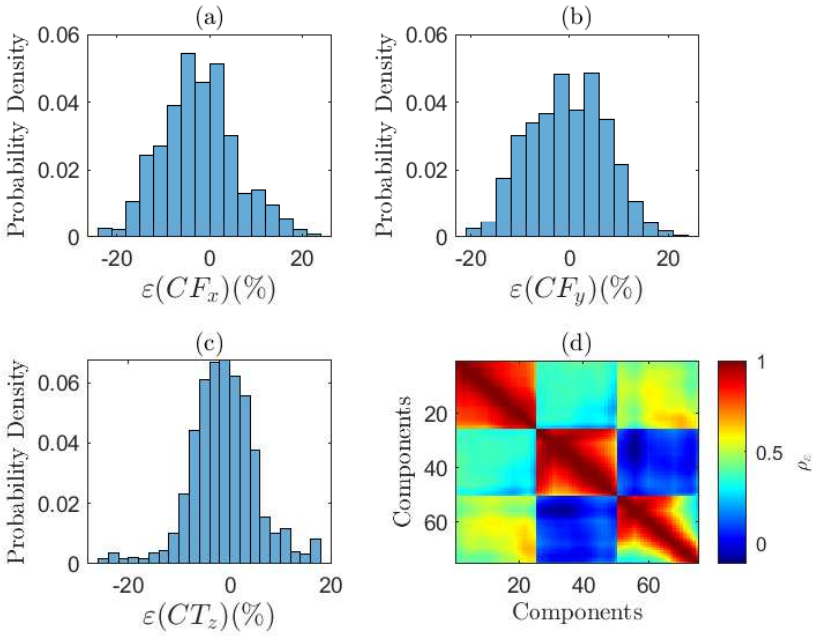

图 15：与 (a) CF_x、(b) CF_y 和 (c) CT_z 相关的 ε 直方图，以及 (d) ε 各分量之间相关系数的直方图。

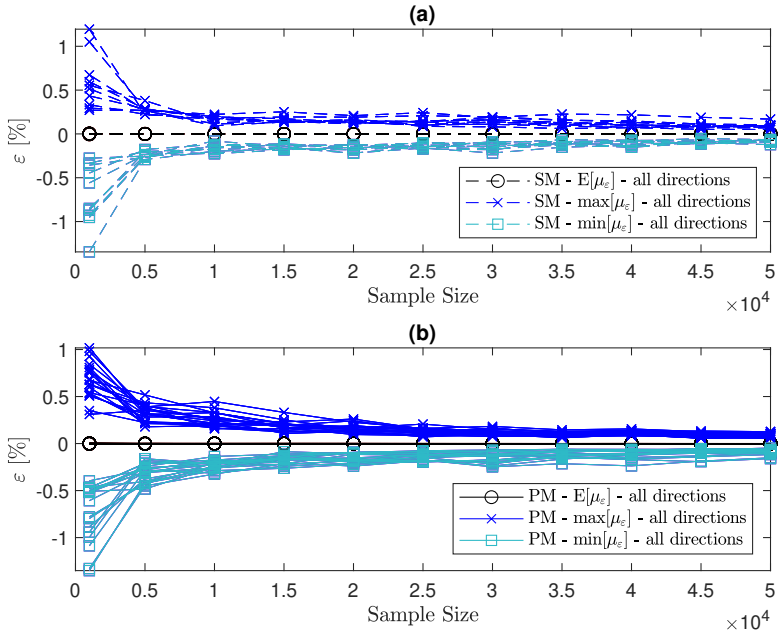

图 16: （a）SM布局在不同样本量下的方差误差；（b）PM布局在不同样本量下的方差统计误差。

对于两种实验布置，均可识别出 0.17% 的数值。

图17（a）-（b）展示了两种布局下相关系数的模型误差，其中最大和最小平均误差分别为 $\min[\mu_\varphi]$ 和 $\max[\mu_\varphi]$，数值约为-4×10^{-3} 和 4.5×10^{-3} 。误差的期望值对于 $E[\mu_\varepsilon]$约为10^{-4}%，对于 $E[\mu_\varphi]$约为 10^{-4} 。

为更好地展示各个风向下方差的模型误差，图 18 给出了样本量为 40,000 时误差度量的变化；该样本量被认为足以使任何统计误差都可忽略不计。可以看出，所有风向和设置下的期望平均误差 $\mathrm{E}[\mu_\varepsilon]$ 均在 10^{-4}% 量级，平均误差的最小值和最大值分别为 -0.23% 和 0.22%。显然，考虑所有模态时，模拟结果与目标谱高度吻合。这一结果表明，无论干扰效应和风向如何，数据驱动的基于 POD 的随机风荷载模型的模型误差都可以忽略不计。

关于相关系数，图 19 汇总了与 μ_φ 相关的关键统计量。与方差误差类似，$\mathrm{E}[\mu_\varphi]$ 的值也在 0 附近振荡，这表明模拟信号的相关系数与

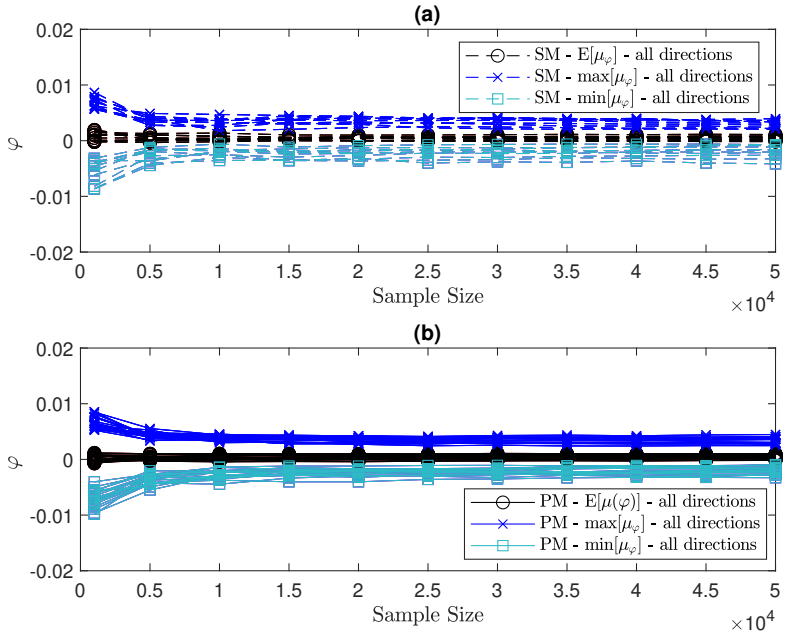

图17：（a）SM布局在不同样本量下相关系数的误差；（b）PM布局在不同样本量下相关系数的误差。

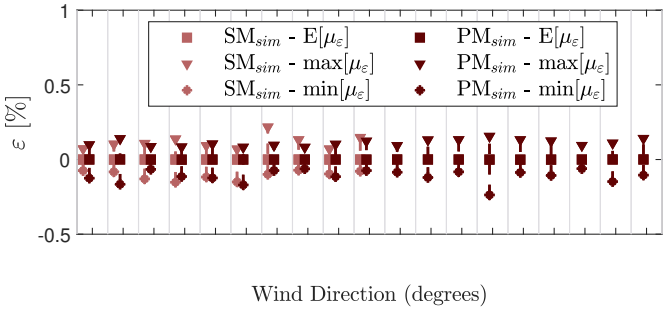

图18：SM和PM布置下方差模型误差的期望值和范围。

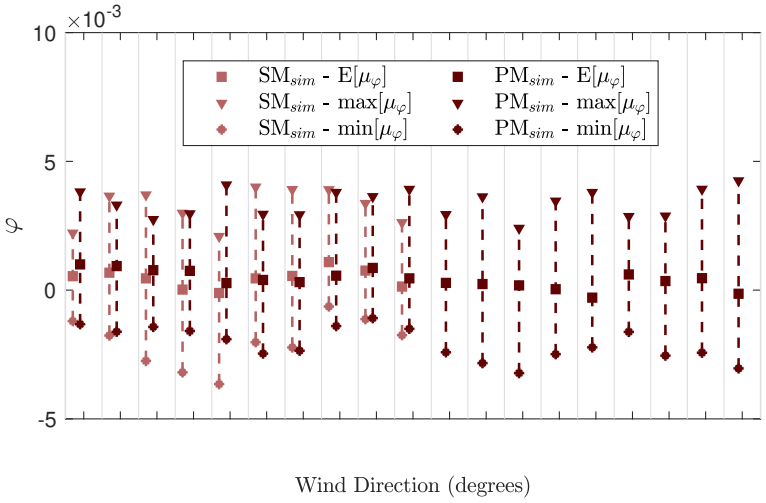

图19：期望值　　SM和PM布置的相关系数模型误差的数值和范围　　.

所有风向和实验设置下的目标相关系数。

图20和图21考察了模型误差相对于使用典型谱所引入误差的相对大小。从这些图中可以明显看出，与校准过程中使用典型风洞记录（进而使用典型谱）所引入的误差相比，模型误差可以忽略不计。

6.4. 基于*POD*的模拟截断误差

开展了模态截断参数研究，以估计方差和相关系数的误差与模拟中所包含模态数量之间的关系。模态截断能够提高计算效率，因此分析截断误差有助于确定采用数据驱动的基于 POD 的随机风荷载模型时应考虑的适当模态数量。

为说明模态截断引入的误差程度，从总计75个模态中分别选取10、15和25个，分别占全部模态的13%、20%和33%。SM布局和风向$\beta = 0°$ 的结果如图22–23所示。图22所示的 μ_ε期望值随着模态数量增加而减小，这与预期一致。图23展示了随着参与模态数量增加，相关系数平均差分布图如何变化。结果表明，考虑与较大特征值相关的低阶模态对于捕获大部分能量至关重要，而考虑

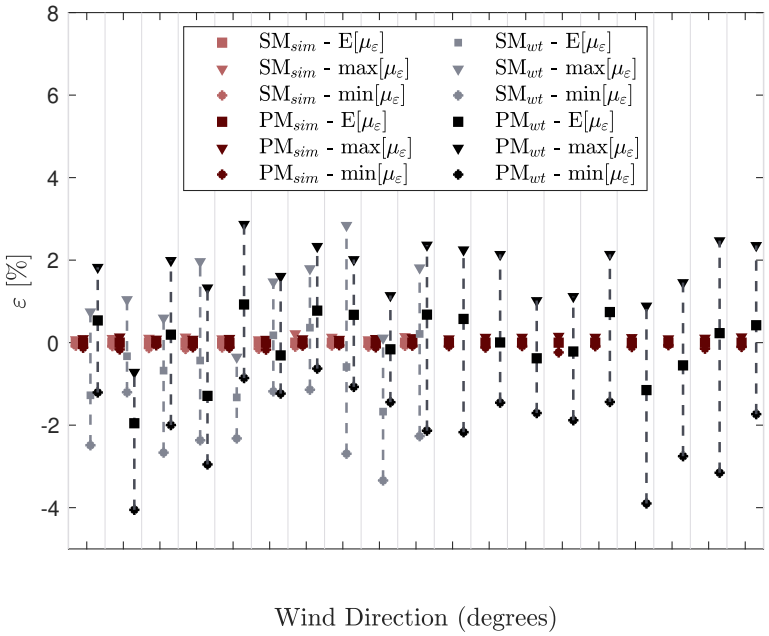

图 20：风洞变异性（wt）与仿真模型（sim）所导致的方差误差对比。

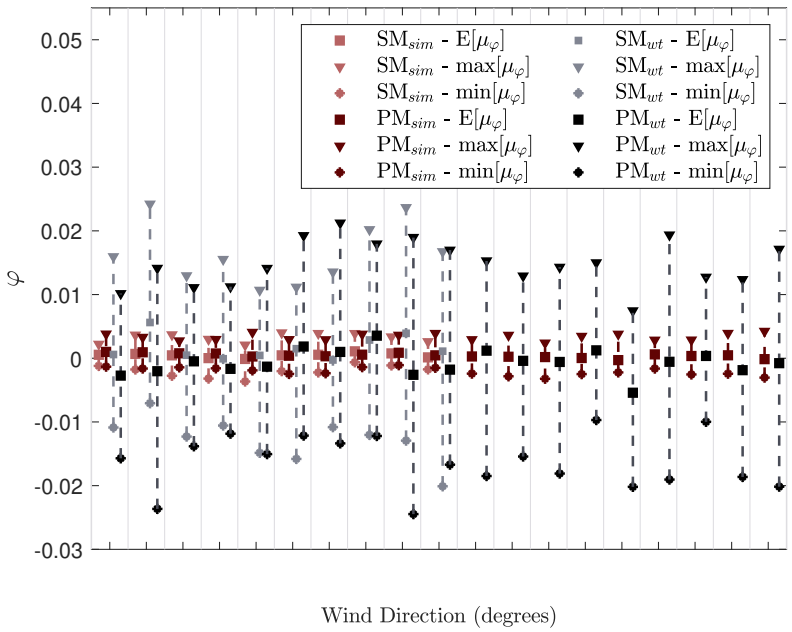

图 21：风洞变异性（wt）与仿真模型（sim）所导致的相关系数差异对比。

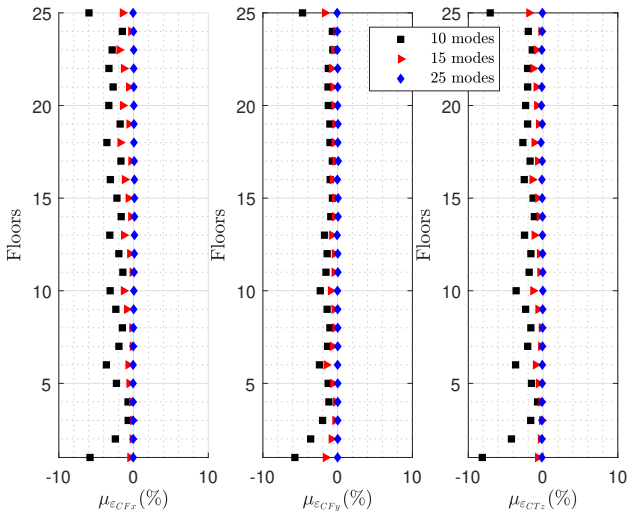

图22：考虑 10、15 和 25 个参与模态时，各力系数分量的方差的平均误差， $\mu_{\varepsilon\circ}$

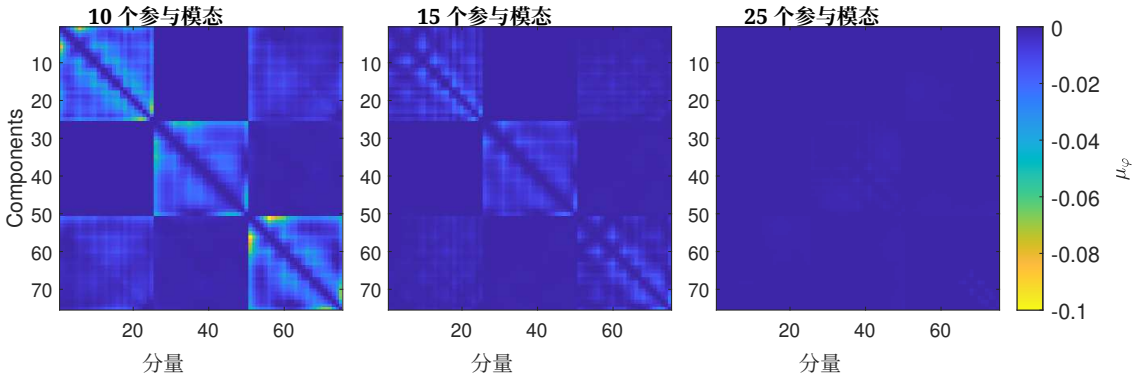

图23：考虑 10、15 和 25 个模态时，目标信号与模拟信号之间的差异。

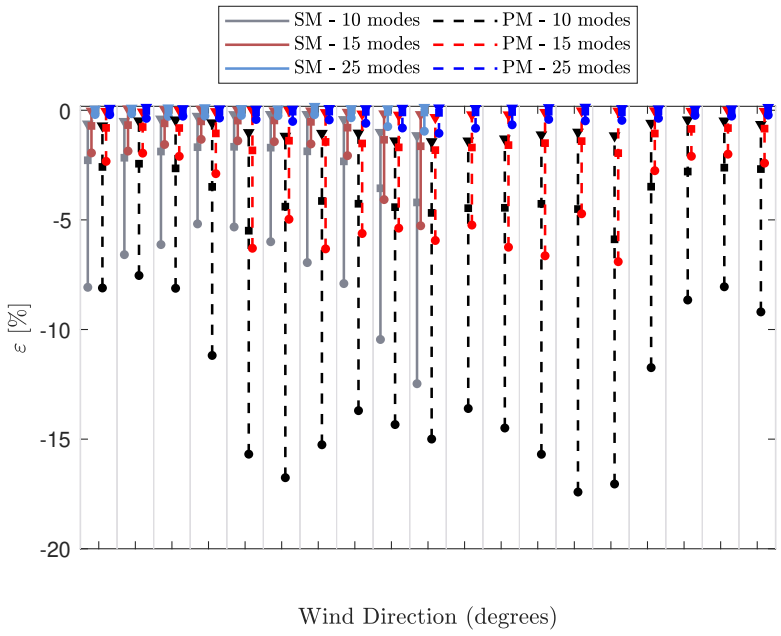

图 24：方差误差， ε，考虑 10、15 和 25 个参与模态。

仅增加高阶模态只能在小幅度上提高精度 s.

图 24–25 分别总结了不同风向和配置下 ε 和 φ的统计特性。模态数量较少时，即 10 个和 15 个模态，误差明显更大，且对风向和配置的变化更为敏感。然而，当参与模态数量充足时，即 25 个模态，所有情况下的误差都足够小。这表明，为确保在任意风向和配置下误差小且一致，模拟中必须包含最少数量的模态。

图 26 和 27 展示了所有风向及两种实验设置下，采用不同数量参与模态时 μ_ε 的期望值和 μ_φ 的期望值。结果表明，纳入更多模态能显著提高模拟信号的精度。$\mathrm{E}[\mu_\varepsilon]$ 在约 20 个模态（即全部模态的约 27%）时达到 −0.2% 至 −0.6% 之间的值，而 $\mathrm{E}[\mu_\varphi]$ 达到约 10^{-4}，与考虑全部模态时的模型误差相当。这意味着高阶模态对加载过程的贡献不显著，可以将其截断而不会造成明显的精度损失。

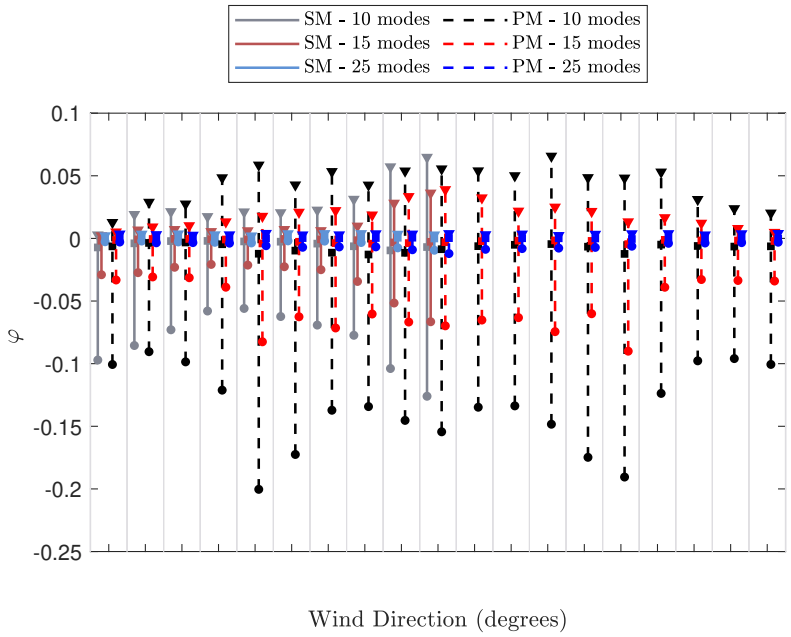

图 25：考虑 10、15 和 25 个参与模态时，目标信号与模拟信号之间的差异， φ。

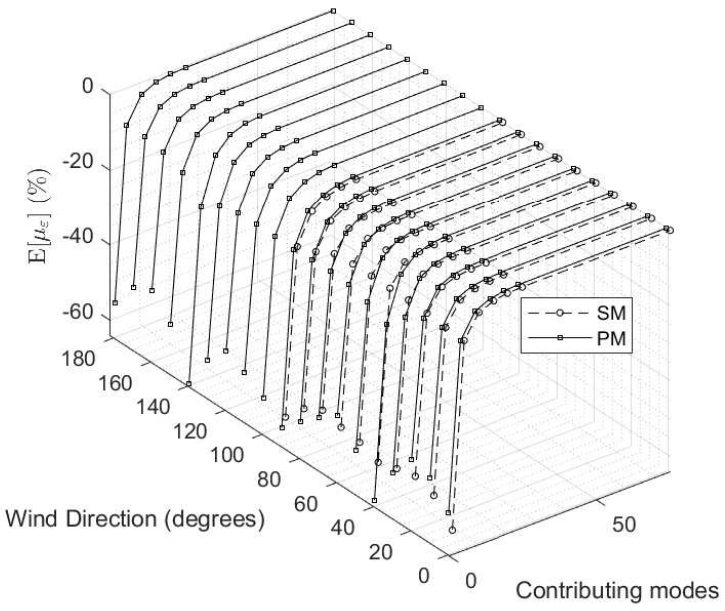

图 26：对于 SM 和 PM 布置，考虑 1、5、10、15、20、25 和 75 个参与模态时，模态截断导致的方差预期误差。

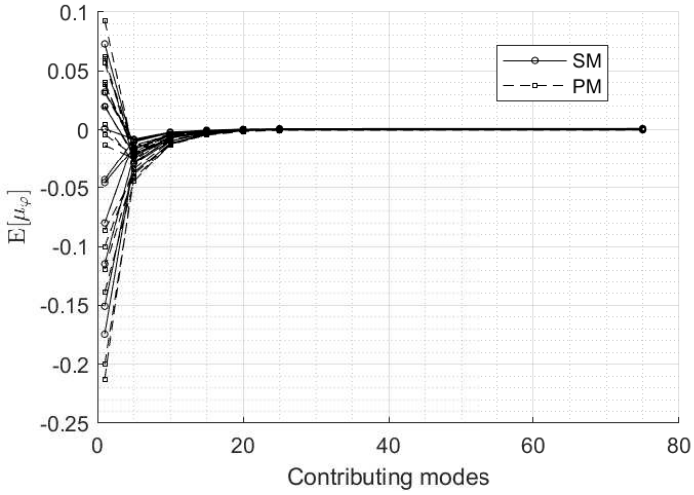

图27：在SM和PM布置下，考虑1、5、10、15、20、25和75个参与模态时，所有风向下模态截断导致的相关系数预期差异。

7. 结论与讨论

开展了一项大规模风洞试验活动，考虑了多个风向和两种不同的实验配置，旨在最终研究风洞信息驱动的基于 POD 的随机风模型的适用性，并量化与典型风洞数据校准、模型本身以及模态截断相关的误差。数据被分为两组：一组用于定义风荷载过程的目标谱，另一组用于从典型风洞记录中估计谱。

本研究结果表明，数据驱动的随机风荷载模型能够高效地模拟随机风荷载，且模型误差可以忽略不计；然而，基于有限风洞数据进行校准所引入的误差可能相当显著，但可通过使用充足的实验数据加以降低。关于模态截断，研究发现，应纳入约 25% 的模态，才能确保精度损失可以忽略不计。希望本研究针对数据驱动的基于 POD 的随机风荷载模型开展的全面误差分析，能够增强人们在风工程应用中使用此类模型的信心。

附录A. 力系数的标准化方案

为提高对风力系数进行 POD 分析的效率，建议首先对数据进行标准化。为此，本研究采用以下方案对零均值风力系数进行了标准化：

$$CF_{x,n}^{norm}(t) = \frac{CF_{x,n}(t)}{\sigma_{CF_{x,n}}\gamma_r} \tag{A.1}$$

$$CF_{y,n}^{norm}(t) = \frac{CF_{y,n}(t)}{\sigma_{CF_{y,n}}\gamma_r} \tag{A.2}$$

$$CT_{z,n}^{norm}(t) = \frac{CT_{z,n}(t)}{\sigma_{CT_{z,n}}\gamma_r} \tag{A.3}$$

其中，$CF_x(t)$、$CF_y(t)$、$CT_z(t)$为均值为零的力系数，而 $\gamma_r = 3.5$ 是归一化后基于高斯过程的期望峰值估算得到的约化变量。

竞争利益声明

作者声明，他们没有已知的竞争性经济利益或可能影响本文所报告工作的个人关系。

致谢

作者谨此衷心感谢美国国家科学基金会（资助项目编号：CMMI-1750339、CMMI-2118488 和 CMMI-2131111）提供的资助，并感谢 Sungmoon Jung 博士提供本研究所使用的缩尺模型。

数据可用性声明

本研究生成的风洞数据已发布在 Design Safe 数据库中，可免费访问。

[1] M Ciampoli、F Petrini 和 G Augusti。基于性能的风工程：迈向通用流程。结构安全，33(6):367–378，2011。

[2] Marra A Smith 和 Luca Caracoglia。基于蒙特卡洛方法对湍流风荷载作用下高层建筑进行动态“脆弱性分析”。*Engineering Struc-tures*，33(2):410–420，2011。

[3] Francesco Petrini 和 Marcello Ciampoli。高层建筑的基于性能的抗风设计。*Structure and Infrastructure Engineering*，8(10):954–966，2012。

[4] Michele Barbato、Francesco Petrini、Vipin U Unnikrishnan 和 Marcello Ciampoli。基于性能的飓风工程（PBHE）框架。*Structural Safety*，45:24–35，2013。

[5] Seymour M J Spence 和 Ahsan Kareem。不确定风激励动态建筑系统的基于性能设计与优化。*Engineering Structures*，78:133–144，2014。

[6]Enrica Bernardini、Seymour M J Spence、Dae-Kun Kwon 和 Ahsan Kareem。面向居住者舒适度的高层建筑基于性能设计。*Journal of Struc-tural Engineering*，141(10):04014244，2015。

[7] Wei-Chu Chuang 和 Seymour M J Spence。《用于风激建筑物整体倒塌与非倒塌评估的性能化设计框架》。工程结构，150:746–758，2017 年。

[8] Wei Cui 和 Luca Caracoglia。基于全寿命干预成本估算的飓风多发地区高层建筑性能化风工程统一框架。结构安全，73:75–86，2018。

[9] Zhicheng Ouyang 和 Seymour M J Spence. 面向受方向性风雨灾害影响的工程建筑围护系统的基于性能的风工程框架。结构工程杂志，146(5):04020049，2020。

[10] W. Cui 和 L. Caracoglia. 高层建筑的基于性能的风工程：考察生命周期停用时间与多源风灾损伤。结构工程杂志，146(1)，2020。[11] Z. Ouyang 和 S. M. J. Spence. 通过非线性动力分析评估工程建筑的风致结构与围护系统损伤。风工程与工业空气动力学杂志，208(1):104452，2021。[12] S. Arunachalam 和 S. M. J. Spence. 基于性能的风工程中风激钢结构的可靠度倒塌评估。结构工程杂志，148(9):04022132，2022。[13] Wei-Chu Chuang 和 Seymour M. J. Spence. 动态安定状态下非弹性风激结构高效可靠度评估框架。风工程与工业空气动力学杂志，220:104834，2022。[14] Ning Lin、Chris Letchford、Yukio Tamura、Bo Liang 和 Osamu Nakamura. 高层建筑所受风力的特征。风工程与工业空气动力学杂志，93(3):217–242，2005。[15] Yukio Tamura 和 Ahsan Kareem. 高级结构风工程，第482卷。Springer，2013。[16] Masanobu Shinozuka. 多变量、多维随机过程的模拟。美国声学学会杂志，49(1B):357–368，1971。[17] Masanobu Shinozuka 和 George Deodatis. 基于谱表示法的随机过程模拟。应用力学评论，44(4):191–204，1991。[18] George Deodatis. 遍历性多变量随机过程的模拟。工程力学杂志，122(8):778–787，1996。[19] Y Tamura、S Suganuma、H Kikuchi 和 K Hibi. 随机风压场的正交分解。流体与结构杂志，13(7-8):1069–1095，1999。

[20] Luigi Carassale、Giuseppe Piccardo 和 Giovanni Solari。双模态变换及其在风工程应用中的应用。工程力学期刊，127(5):432–439，2001。[21] Lizhong Chen 和 Chris W Letchford。多元平稳高斯随机过程的模拟：混合谱表示与正交分解方法。工程力学期刊，131(8):801–808，2005。[22] Xinzhong Chen 和 Ahsan Kareem。基于正交分解的结构动态风荷载效应建模、分析与模拟。工程力学期刊，131(4):325–339，2005。

[23] Guoqing Huang、Liuliu Peng、Ahsan Kareem 和 Chunchen Song。多元非平稳风的资料驱动模拟：混合多元经验模态分解与谱表示方法。风工程与工业空气动力学期刊，197:104073，2020。

[24] Tianyou Tao、Hao Wang、Liang Hu 和 Ahsan Kareem。基于插值增强谱表示法模拟多变量风场的误差分析。工程力学杂志，146(6):04020049，2020。

[25] Liang Hu、Li Li 和 Ming Gu。风速场模拟中谱表示法的误差评估。工程力学杂志，136(9):1090–1104，2010。

[26] Tianyou Tao、Hao Wang 和 Ahsan Kareem。用于随机风场模拟的降阶 Hermite 双折插值辅助方案。概率工程力学，53:126–142，2018。[27] AG Davenport。湍流风作用下六种建筑形状的响应。伦敦皇家学会哲学汇刊 *A*辑：数学、物理与工程科学，269(1199):385–394，1971。[28] Emil Simiu。风谱与顺风向动力响应。结构工程学部期刊，100(9):1897–1910，1974。

[29] WH Melbourne。模拟模型风场中 CAARC 标准高层建筑模型测量结果的比较。风工程与工业空气动力学期刊，6(1-2):73–88，1980。[30] G Solari。结构顺风向响应的解析估算。风工程与工业空气动力学期刊，14(1-3):467–477，1983。[31] Jagadish Chandran Kaimal 和 John J Finnigan。大气边界层流：结构与测量。牛津大学出版社，1994。[32] Ahsan Kareem。风效应的数值模拟：概率视角。风工程与工业空气动力学期刊，96(10-11):1472–1497，2008。[33] K Gurley 和 A Kareem。相关非高斯压力场的模拟。力学，33(3):309–317，1998。[34] Lijuan Wang、Megan McCullough 和 Ahsan Kareem。全尺寸下击暴流风速模拟的数据驱动方法。风工程与工业空气动力学期刊，123:171–190，2013。[35] Arthriya Suksuwan 和 Seymour M J Spence。系统层级首次越界约束下随机风荷载作用的不确定结构优化：一种数据驱动方法。计算机与结构，210:58–68，2018。[36] ASCE。基于性能的风设计预标准。美国土木工程师学会，2019。[37] Kurtis Robert Gurley。非高斯过程的建模与模拟。圣母大学，1997。[38] M Shinozuka。随机场及其数字模拟。载于结构动力学中的随机方法，第93–133页。Springer，1987。[39] Otis M Solomon Jr. 使用 Welch 方法进行功率谱密度计算。技术报告，桑迪亚国家实验室，新墨西哥州阿尔伯克基（美国），1991。

[40] P. Welch. 利用快速傅里叶变换估计功率谱：一种基于对短时修改周期图进行时间平均的方法。*IEEE* 音频与电声学汇刊，15(2):70–73，1967。

[41] D Huppenkothen 和 Matteo Bachetti. 关于余谱的统计特性。天体物理学杂志增刊系列，236(1):13，2018。

[42] Ryan A Catarelli, Pedro L Fern´andez-Cab´an, Brian M Phillips, Jennifer A Bridge, Forrest J Masters, Kurtis R Gurley, and David O Prevatt. 佛罗里达大学 NHERI 边界层风洞的自动化与新功能。建筑环境前沿，6，2020。