从平面到立体：景观格局对风灾的影响*

——基于机器学习的分析

戴代新 刘欣妍

（同济大学建筑与城市规划学院，上海 200092）

摘要：【目的】比较二维与三维景观格局对城市大风灾情的解释能力差异，识别关键影响因子及其尺度效应，为沿海高密度城市风灾防控提供量化依据。【方法】以上海市为研究区，构建涵盖二维和三维特征的景观格局指标体系；采用多尺度对比分析，结合皮尔逊相关分析与随机森林模型，系统识别影响大风灾情的关键景观格局指标，阐明其尺度依赖性与空间分异规律。【结果】三维指标对大风灾情的整体解释力优于二维指标，其中占空度（VD）贡献最高，二维指标中建筑密度（BD）贡献最突出；“高占空度+高建筑密度”组合对应更高的边际贡献，高程对 VD 效应具有调节作用；识别出 4 km 为最优分析尺度，确定 VD>0.45、BD>0.35 为关键风险阈值。【结论】大风灾情的空间分异主要受城市三维景观格局影响，且其影响具有尺度效应、非线性特征及因子协同作用。三维景观格局对风灾风险的主要影响作用有助于推动城市防灾规划从平面向立体转型，为沿海高密度城市的韧性空间规划提供科学依据。未来可引入风场模拟并开展多城市比较研究，进一步验证研究的普适性，以深化对景观格局影响风灾风险机制的理解。

关键词：三维景观格局；机器学习；大风灾情；尺度效应

DOI：10.12169/zgcsly.2026.01.04.0001

From Planar to Three-Dimensional: Analyzing the Impact of Landscape Patterns on Wind Disasters via Machine Learning

Dai Daixin Liu Xinyan

（School of Architecture and Urban Planning, Tongji University, Shanghai 200092 , China）

Abstract：【Objective】To compare the explanatory differences between two-dimensional and three-dimensional landscape patterns for urban windstorm damage, identify key drivers and scale effects, and provide quantitative evidence for wind-disaster mitigation in dense coastal cities.【Method】Taking Shanghai as the study area, this study developed a landscape pattern indicator system integrating two-dimensional and three-dimensional characteristics. Multi-scale comparative analysis, Pearson correlation analysis, and random forest models were used to identify the key landscape pattern indicators affecting windstorm damage and clarify their scale dependence and spatial differentiation.【Result】Three-dimensional indicators showed stronger overall explanatory power for windstorm damage than two-dimensional indicators. Volumetric density (VD) contributed the most, while building density (BD) was the most important two-dimensional indicator. High VD combined with high BD corresponded to higher marginal contributions, and elevation moderated the effect of VD. The optimal analysis scale was 4 km, and VD > 0.45 and BD > 0.35 were identified as key risk thresholds.【Conclusion】The spatial differentiation of windstorm damage is mainly shaped by the urban three-dimensional landscape pattern,

收稿日期：2026-01-04

* 基金项目：2025 年度国家外国专家个人类项目（面向生态防灾减灾的城市绿色基础设施灾害韧性评价方法国际经验借鉴）

第一作者/通信作者：戴代新，男，1975 年生，博士，副教授，研究方向为景观规划与生态修复、风景园林遗产保护。

E-mail：daidaixin@tongji.edu.cn

with effects showing scale dependence, nonlinear characteristics, and synergistic interactions among key factors. This study clarifies the main role of three-dimensional landscape patterns in windstorm risk, supports the shift of urban disaster-prevention planning from a planar to a volumetric perspective, and provides direct scientific support for resilience-oriented spatial planning in high-density coastal cities.
Keywords: three-dimensional landscape pattern; machine learning; windstorm damage; scale effect

随着全球气候变化加剧，台风与雷暴大风等极端风灾事件的频率和强度呈上升趋势，使其从偶发事件转变为常态化风险，对城市安全构成严峻威胁[1]。风灾不仅会造成建筑物损毁、基础设施瘫痪，还可能引发次生灾害，威胁居民生命财产与城市生态安全[2]。近年来，快速城市化进程推动城市景观格局经历深刻的二维扩张与三维重构，改变了地表粗糙度与气流路径，进而重塑了局地气候环境，特别是风场特征[3-4]，景观格局作为“格局-过程-尺度”理论的核心要素，其空间配置影响生态过程与致灾因子的传播路径[5]。因此，揭示城市景观格局与风灾的内在关联，对于优化城市空间布局与提升风灾防控能力具有重要的理论与实践意义。

景观格局作为城市地表覆盖的重要表征，其与灾害过程的关联已成为韧性城市规划领域的研究热点。近年来，研究多集中于探讨景观指数与洪水、热岛效应、大气污染等灾害的关系，景观格局量化研究逐步由二维向三维拓展。如 Kim 等[6]通过分区域回归分析，识别了不同沿海子区域中影响洪水脆弱性的关键景观格局指标；Lin 等[7]采用形态空间格局分析提取城市用地的二维景观格局，证实核心、环、岛等城市形态要素与内涝存在关联；Zhang 等[8]构建三维景观格局指数，提升了 $PM_{2.5}$浓度的估计精度，证实三维景观格局更能反映地表对污染物扩散的影响；Yu 等[9]采用 XGBOOST 与 SHAP 方法，揭示三维景观格局对地表温度的解释力优于二维格局。

景观格局在揭示生态过程与灾害响应机制中具有独特优势，既有研究成果为灾害与格局的量化分析提供了较成熟的技术框架，但在风灾研究领域仍明显不足：首先，研究对象聚焦于洪涝、热浪等缓变型灾害与景观格局的关联分析[10-13]，对风灾这类骤发型灾害的研究较少；其次，三维景观格局指标体系尚不统一，专门针对风灾的系统性指标体系仍属空白[13-14]；最后，尺度依赖性未被充分关注[15-17]，现有研究多聚焦单一尺度，缺少多尺度系统比较，限制了多尺度下协同优化策略的提出。

针对上述缺口，本研究选取我国沿海风灾频发的超大城市——上海市为研究区，整合多源数据构建二维和三维景观格局指标体系，结合机器学习方法系统分析多尺度下景观格局与大风灾情的关联，识别关键因子与最优尺度，为具有风灾韧性的城市规划提供科学依据。

1 研究区概况

上海（30°40′—31°53′N，120°51′—122°12′E）地处中国东部沿海、长江三角洲前缘，属亚热带季风性气候，作为典型沿海特大城市，上海受台风侵袭频度高、致灾强度大[18]。2023 年上海市城镇化率已超 89%，居全国首位。这种极高的人口与经济集聚度，使其成为研究高度城市化效应的典型案例[19]。随着城市化高速发展，上海市下垫面属性剧烈改变，景观格局趋于破碎化与复杂化，深刻影响了城市近地表风场环境，从而可能加剧风灾风险。因此，上海可作为在高度城市化与强台风背景下开展景观格局对风灾影响研究的理想样区。

2 研究方法

2.1 数据来源

土地覆盖数据来源于 ESA WorldCover 平台提供的 2020 年上海市 10 m 分辨率土地覆盖产品[20]，用于开展二维景观格局分析；建筑高度数据来源于 Zenodo 平台发布的 2020 年上海市高精度建筑高度数据集[21]，数字高程模型采用美国航空航天局提供的 30 m 分辨率数据[22]，二者共同作为构建三维景观格局指标的基础；风灾影响分析的核心灾情基底采用孙一等[18]的数据，其核心内涵为上海城市单元面积内所承受的大风实际损害事件的空间聚集强度，下文统一简称为“大风

灾情”；行政区划基底采用天地图发布的上海市行政区划数据，所有数据均基于该基底进行坐标系统一、空间配准与集成处理。

2.2　二维和三维景观格局指标体系构建

指标体系构建遵循 3 大核心原则：一是科学性原则，指标定义与计算方法符合景观生态学原理；二是全面性原则，涵盖景观组成、形态结构及垂直异质性等核心维度，避免单一维度的片面性；三是可操作性原则，数据可通过现有技术手段获取。为避免信息冗余对后续模型稳定性的影响，研究通过皮尔逊相关性分析和方差膨胀因子（VIF）[23]对指标进行初步筛选，剔除信息高度冗余或贡献不稳定的指标，并综合考虑指标的生态学意义及其在研究中的重要性，最终构建包含 9 个核心指标的二维和三维景观格局指标体系[24-25]（表 1~2）。

表 1　二维景观格局指标体系

类型	名称	生态学意义
多样性	香农多样性指数（SHDI）	表征景观类型的丰富度与异质性。值越大，斑块类型越丰富，各类型分布越均衡
聚集类	聚集度指数（AI）	反映同一类型斑块的聚集程度。值越大，斑块空间分布越紧凑，越趋于连片
密度类	建筑密度（BD）	BD=（建筑物底层占地面积/建筑用地总面积）×100%，反映了建筑基底覆盖强度。值越大，城市化水平越高

注：除 BD 外，二维景观指数均基于 Fragstats 4.2 软件计算[25]。

表 2　三维景观格局指标体系

名称	公式	内涵
平均建筑高度（Mean Height）	$MeanHeight = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} H_i$	H_i 表示格网内第 i 栋建筑高度，表征建筑高度的平均水平
最大建筑高度（Max Height）	$MaxHeight = \max(H_i)$	识别格网内的最高建筑，标识天际线的突出点
建筑高度变异系数（HVC）	$HVC = \frac{\sigma_H}{H_{mean}}$	σ_H 是高度标准差，表征高度离散度。值越大，高度差异越明显
占空度（VD）	$VD = \frac{\sum_{i=1}^{n} V_i}{S_{grid}}$	V_i 是格网内各建筑的体积；S_{grid} 是格网面积，衡量建筑体量占据强度（体积密度）。值越高，空间越拥堵
平均高程（Mean Elevation）	$MeanElevation = \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} E_j$	E_j 是第 j 个像元高程，反映格网内地形的平均海拔，是区域地形的垂直基准
平均坡度（Mean Slope）	$MeanSlope = \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} Slope_j$	$Slope_j$ 是第 j 个像元坡度，反映评价格网内地表的平均倾斜程度

2.3　多尺度下景观格局分析

景观格局具有尺度依赖性，并多采用公里级网格作为有效分析单元[17,26]。本研究以上海市行政边界为范围，利用 ArcGIS 10.8 的 Fishnet 工具，在保证统计样本量的前提下，基于城市结构单元理论构建从 1 km×1 km 到 8 km×8 km 的 8 个连续倍率的网格体系，旨在主动匹配从基本邻里/街区（1 km 网格）、完整社区/居住区（2~4 km 网格）到城市片区/副中心（5~8 km 网格）等不同层级的空间单元。二维景观格局分析侧重于平面结构特征，采用与 ArcGIS 平台集成的 Fragstats 4.2 软件，在“景观级别”上计算各网格的景观指数，从而量化二维层面的景观组成与配置特征[25]。三维景观格局被解构为地形与建筑两个维度，前者反映自然地形变化，后者刻画人工建设强度，融合多源地理数据，依托 ArcGIS 空间分析功能并结合自定义计算流程，实现对景观立体格局的量化表达[27]。

2.4　统计分析

研究采用皮尔逊相关分析计算多尺度下景观格局指标与大风灾情的相关系数矩阵，并进行双尾显著性检验（P 值），以筛选与大风灾情显著相关的关键景观指标，同时初步评估尺度依赖性。

鉴于皮尔逊相关仅反映线性关系，为进一步揭示潜在的非线性效应及交互效应，本研究引入随机森林模型[28]。考虑到景观格局对大风灾情的影响可能由二维与三维特征共同驱动，研究将二维与三维指标同时作为自变量、将大风灾情密度作为因变量进行联合建模，以刻画景观格局的综合作用，并降低单一维度建模带来的偏差。模型

以变量重要性得分为核心量化指标，用于识别关键影响因子并进行重要性排序。在模型训练中，为保证尺度可比性，对每个尺度数据独立处理，在各尺度分别构建随机森林模型，通过比较不同尺度下模型的性能，识别景观格局对大风灾情解释力最强的特征尺度。数据预处理后，样本按 7∶3划分为训练集与测试集；使用测试集计算 R^2 与 RMSE 评估模型性能，R^2 越高代表解释力越强，RMSE 越低代表预测误差越小；同时通过多尺度重复建模检验结果的稳健性。此外，研究通过 SHAP 方法分析关键指标对大风灾情的非线性响应和变量间交互效应，从而进一步辅助识别重要指标，并理解其作用机制。

3 结果分析

3.1 多尺度下二维和三维景观格局空间特征

上海市二维与三维景观格局整体呈核心-边缘梯度分异。二维景观格局呈现明显的空间异质性（图 1）：城市核心区的 BD 与 AI 较高，而 SHDI 较低，显示建设用地高强度连片集聚，斑块类型单一且空间连接紧密，形成了高度人工化的连片发展基底；郊区及城乡交错地带则呈现低 BD、低 AI 与高 SHDI 的特点，反映了该区域受耕地、林地、水域及建设用地交错分布的影响，景观类型丰富但优势斑块不突出，空间结构趋于破碎与复杂。三维景观格局呈现更明显的垂直分异（图 2）：城市核心区及副中心形成了高层建筑集聚区，Max Height 与 Mean Height 均高于外围区域，且 HVC 与 VD 较高，表明天际线更为复杂、立体空间利用强度更高。相比之下，外围生态与农业区域建筑低矮，立体结构简单，空间形态更趋平缓与开敞。在地形方面，上海市全域地势平坦，Mean Elevation 与 Mean Slope 整体偏低，仅沿江、河口等局部区域存在微起伏。

3.2 景观格局与大风灾情的相关性

基于皮尔逊相关分析结果（图 3），二维景观格局中，BD 与大风灾情呈强正相关（$P<0.001$）；AI 呈现中度正相关（$P<0.001$）；SHDI 在 1~3 km 小尺度上呈负相关（$P<0.001$），但在 4 km 及以上尺度相关性减弱且不显著，表明其尺度依赖性强，预测稳定性较差。三维景观格局中，VD 与大风灾情的强正相关性最为突出（$P<0.001$）；Mean Elevation 呈较强正相关（$P<0.001$）；Mean Height、Max Height 和 Mean Slope 均呈中度正相关；HVC 与大风灾情相关最弱，且在 4 km 及以上尺度未通过显著性检验，表明其关联性不稳定，解释力有限。

值得注意的是，BD 与 VD 虽在统计学上存在共线性（图 3），但从景观生态学内涵与城市规划实践角度看，二者具有不可替代的独立意义。BD 表征二维覆盖程度，VD 表征三维体积密度，二者共同揭示了建筑空间形态的复合特征对风灾的影响。若简单剔除 BD 与 VD 任一指标，将丢失关键维度信息，因此在后续建模中予以保留，并通过特征重要性与 SHAP 依赖分析验证其贡献与协同效应。

3.3 景观格局指标对大风灾情的贡献度

图 4 显示，二维层面中最具影响力的预测因子为 BD，其平均重要性位于第二（0.175），且在特定尺度（6 km、8 km）上贡献突出，体现建筑密度对大风灾情的核心影响作用；AI 在多数尺度上维持中等偏低贡献；SHDI 的平均重要性仅 0.036，未呈现稳定贡献。在三维指标中，VD 的平均重要性在所有指标中位列第一（0.411），且在各尺度上重要性均高于其他因子，凸显了占空度是影响大风灾情的决定性因素。除 VD 外，Mean Elevation 与 Mean Slope 在中小尺度上重要性相对较高，但随尺度增大迅速减弱；建筑高度变异系数（HVC，0.027）在所有指标中最低，表明其对大风灾情的解释力微弱。

3.4 景观格局影响大风灾情的尺度效应

3.4.1 最优分析尺度识别

景观格局与大风灾情的关联具有尺度依赖性。研究发现 4 km 是识别调控效应的关键尺度阈值（表 3）：该尺度下模型解释力 R^2 达到峰值，有效规避了过细和过粗尺度下的分析局限。在细粒度尺度端（≤3 km），景观单元过度破碎化导致边缘效应与随机噪声增强，削弱了解析信度；在粗粒度尺度端（≥5 km），空间聚合引发均质化稀释，格局-过程耦合信号衰减，模型精度明显回落。因此，4 km 窗口有效规避了破碎化干扰与尺度推绎衰减的双重制约，可作为最优分析尺度。

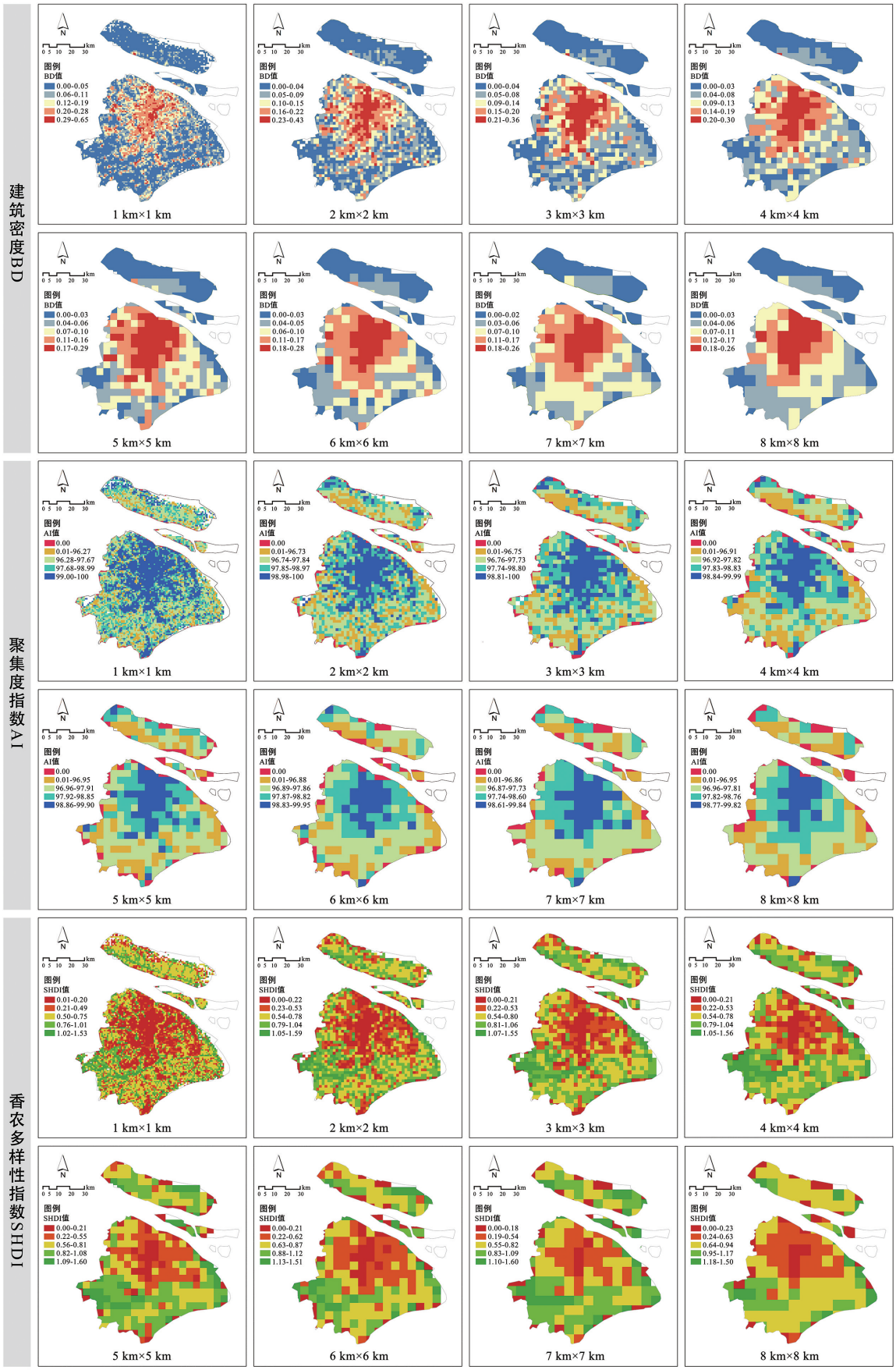
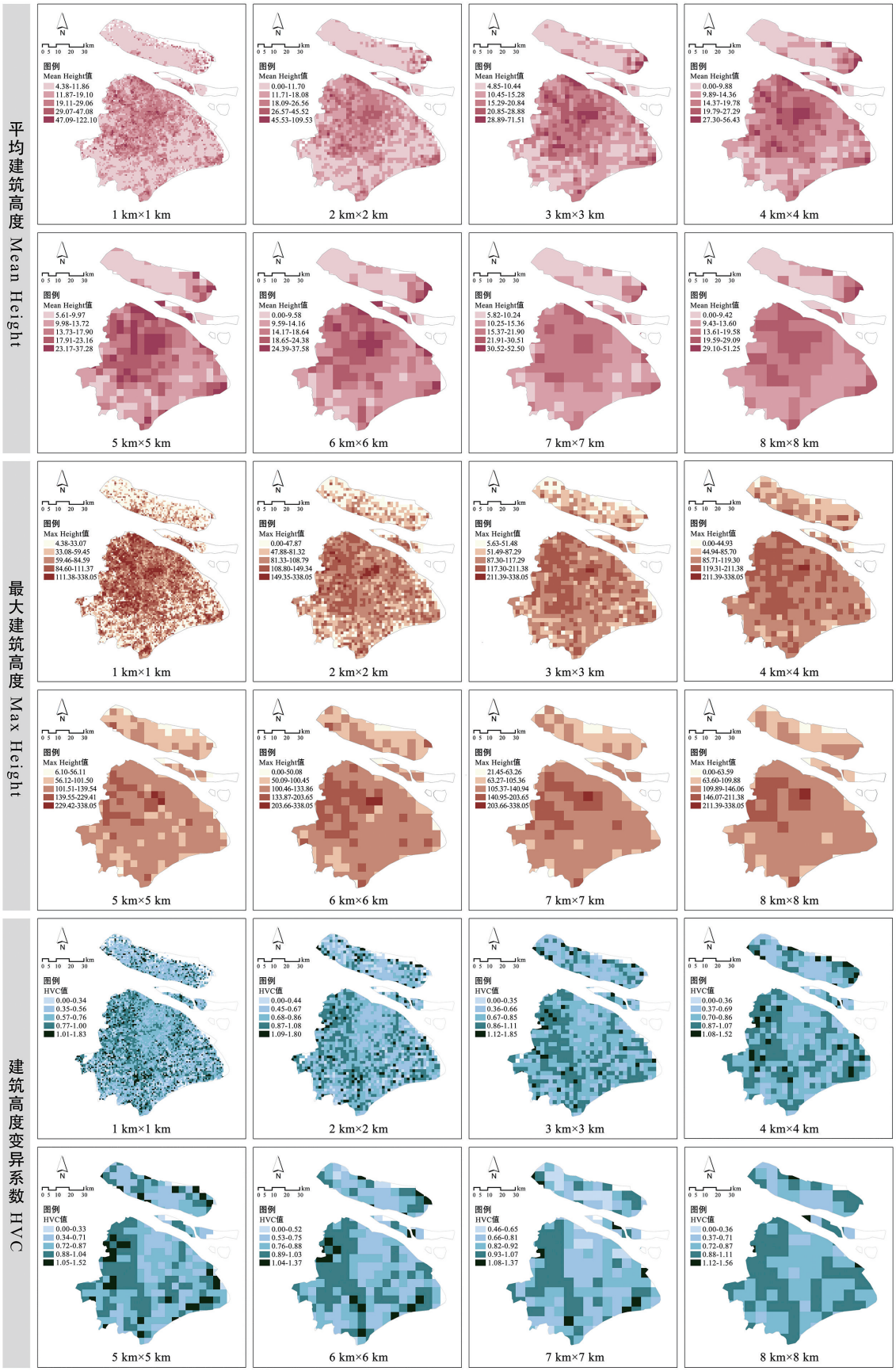


图 1　不同尺度下二维景观格局空间分布


平均建筑高度 Mean Height
图例
Mean Height值
4.38-11.86
11.87-19.10
19.11-29.06
29.07-47.08
47.09-122.10
1 km×1 km
0.00-11.70
11.71-18.08
18.09-26.56
26.57-45.52
45.53-109.53
2 km×2 km
4.85-10.44
10.45-15.28
15.29-20.84
20.85-28.88
28.89-71.51
3 km×3 km
0.00-9.88
9.89-14.36
14.37-19.78
19.79-27.29
27.30-56.43
4 km×4 km
5.61-9.97
9.98-13.72
13.73-17.90
17.91-23.16
23.17-37.28
5 km×5 km
0.00-9.58
9.59-14.16
14.17-18.64
18.65-24.38
24.39-37.58
6 km×6 km
5.82-10.24
10.25-15.36
15.37-21.90
21.91-30.51
30.52-52.50
7 km×7 km
0.00-9.42
9.43-13.60
13.61-19.58
19.59-29.09
29.10-51.25
8 km×8 km
最大建筑高度 Max Height
图例
Max Height值
4.38-33.07
33.08-59.45
59.46-84.59
84.60-111.37
111.38-338.05
1 km×1 km
0.00-47.87
47.88-81.32
81.33-108.79
108.80-149.34
149.35-338.05
2 km×2 km
5.63-51.48
51.49-87.29
87.30-117.29
117.30-211.38
211.39-338.05
3 km×3 km
0.00-44.93
44.94-85.70
85.71-119.30
119.31-211.38
211.39-338.05
4 km×4 km
6.10-56.11
56.12-101.50
101.51-139.54
139.55-229.41
229.42-338.05
5 km×5 km
0.00-50.08
50.09-100.45
100.46-133.86
133.87-203.65
203.66-338.05
6 km×6 km
21.45-63.26
63.27-105.36
105.37-140.94
140.95-203.65
203.66-338.05
7 km×7 km
0.00-63.59
63.60-109.88
109.89-146.06
146.07-211.38
211.39-338.05
8 km×8 km
建筑高度变异系数 HVC
图例
HVC值
0.00-0.34
0.35-0.56
0.57-0.76
0.77-1.00
1.01-1.83
1 km×1 km
0.00-0.44
0.45-0.67
0.68-0.86
0.87-1.08
1.09-1.80
2 km×2 km
0.00-0.35
0.36-0.66
0.67-0.85
0.86-1.11
1.12-1.85
3 km×3 km
0.00-0.36
0.37-0.69
0.70-0.86
0.87-1.07
1.08-1.52
4 km×4 km
0.00-0.33
0.34-0.71
0.72-0.87
0.88-1.04
1.05-1.52
5 km×5 km
0.00-0.52
0.53-0.75
0.76-0.88
0.89-1.03
1.04-1.37
6 km×6 km
0.46-0.65
0.66-0.81
0.82-0.92
0.93-1.07
1.08-1.37
7 km×7 km
0.00-0.36
0.37-0.71
0.72-0.87
0.88-1.11
1.12-1.56
8 km×8 km

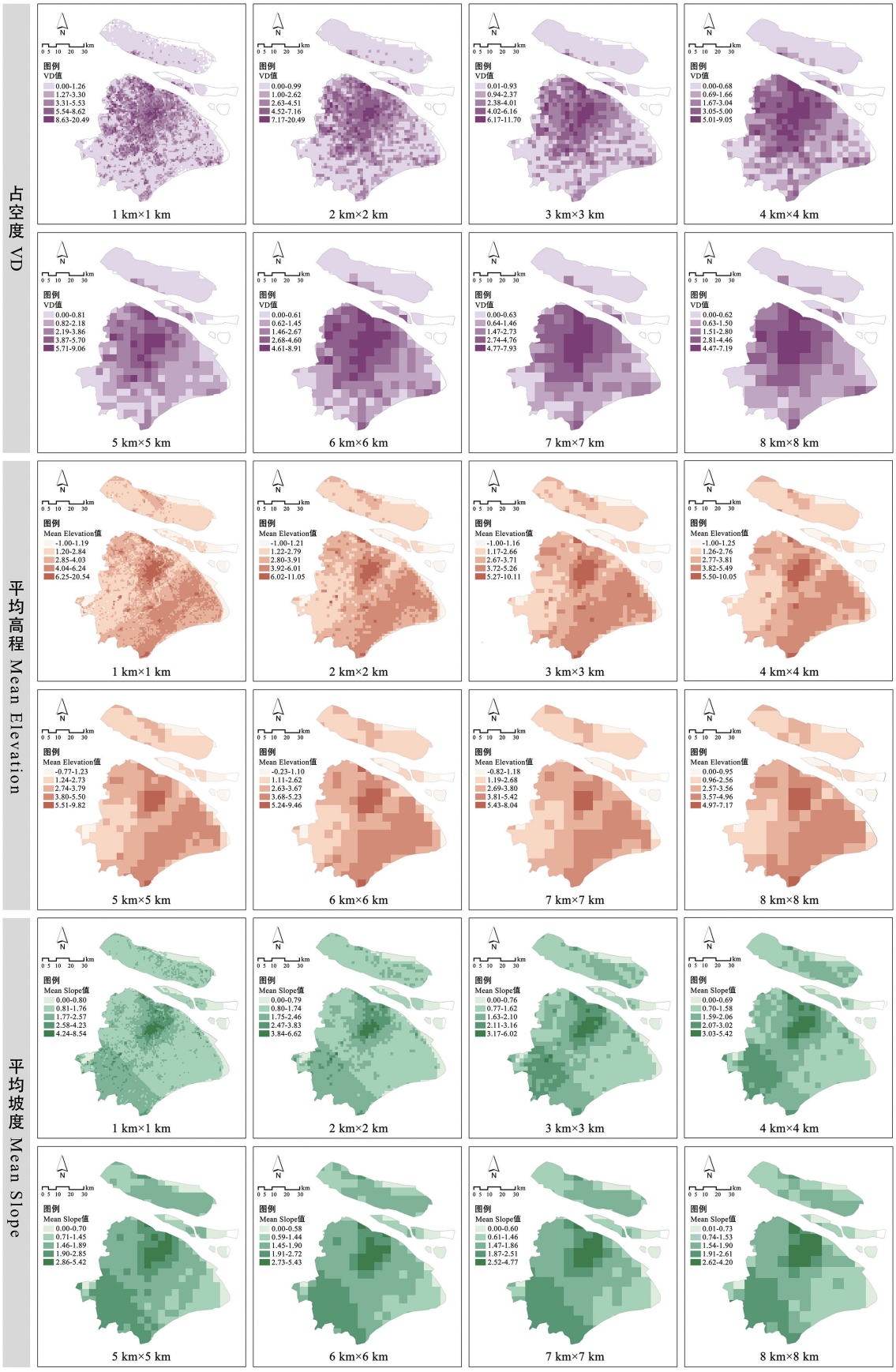
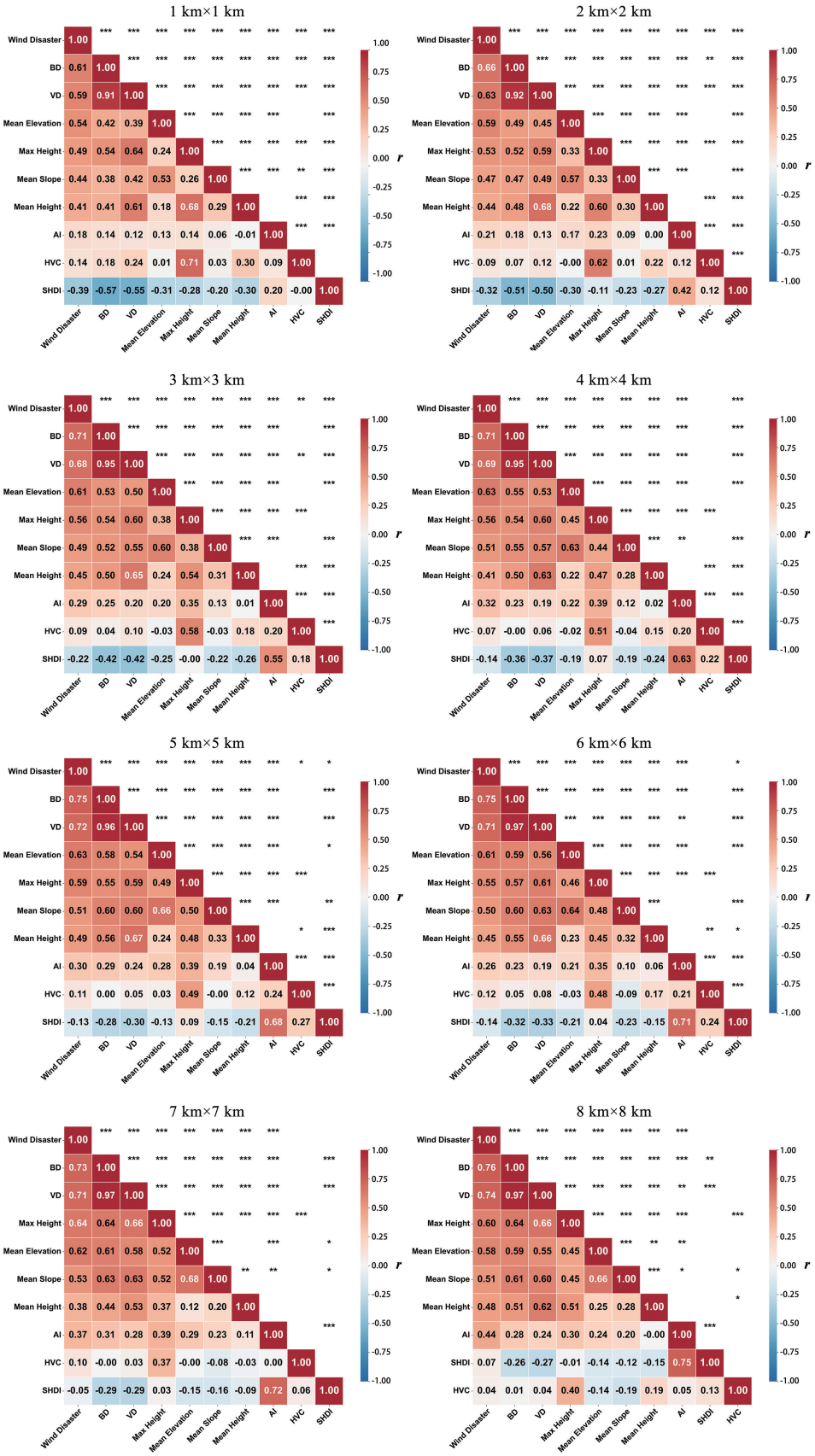


图 2　不同尺度下三维景观格局空间分布



注：* 表示 $P<0.05$，** 表示 $P<0.01$，*** 表示 $P<0.001$。

图 3 不同尺度下景观格局与大风灾情的相关性矩阵

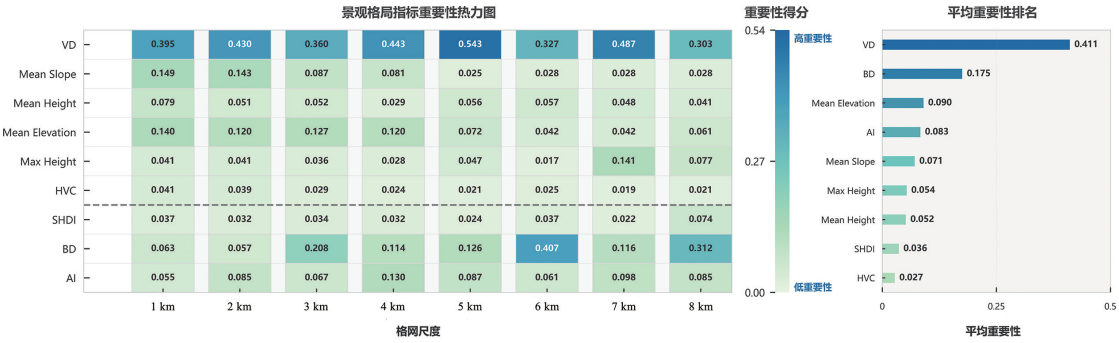


图 4　不同尺度下景观格局与大风灾情的重要性

表 3　模型拟合性能

SCALE	R^2	MAE	RMSE
1 km	0. 632 2	0. 586 9	0. 771 4
2 km	0. 645 8	0. 540 7	0. 714 6
3 km	0. 653 9	0. 487 6	0. 708 8
4 km	0. 698 0	0. 430 6	0. 649 6
5 km	0. 682 6	0. 478 8	0. 693 3
6 km	0. 630 3	0. 525 2	0. 712 6
7 km	0. 621 1	0. 483 5	0. 759 2
8 km	0. 675 1	0. 491 5	0. 654 9

3. 4. 2　最优分析尺度下 SHAP 可解释性

SHAP 值用于刻画各景观格局指标的边际贡献方向与强度，如图 5 所示：在 4 km 最优分析尺度下，VD 的 SHAP 值分布最广且高值区间向右偏，表明其是影响大风灾情的首要因素，其宽幅分布反映出 VD 对大风灾情的影响存在非线性特征；BD 的 SHAP 值整体偏正，是次重要的正向贡献因子；Mean Elevation 呈双向分布特征，正负贡献均较为突出，表明地形抬升效应对大风灾情

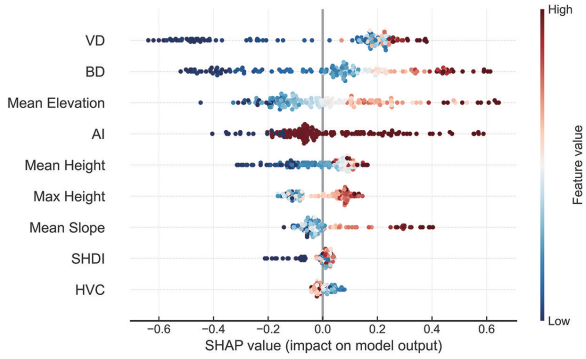


图 5　4 km 尺度下 SHAP 值分布

的影响具有情境依赖性；AI 与 Mean Height、Max Height 的 SHAP 值分布相对收敛，多集中于零轴附近，表明其边际贡献总体有限，其中 AI 的 SHAP 值分布略偏正向但强度明显低于 VD 和 BD；Mean Slope、SHDI 和 HVC 的 SHAP 值分布几乎完全集中于零轴，贡献微乎其微，特别是 HVC 的

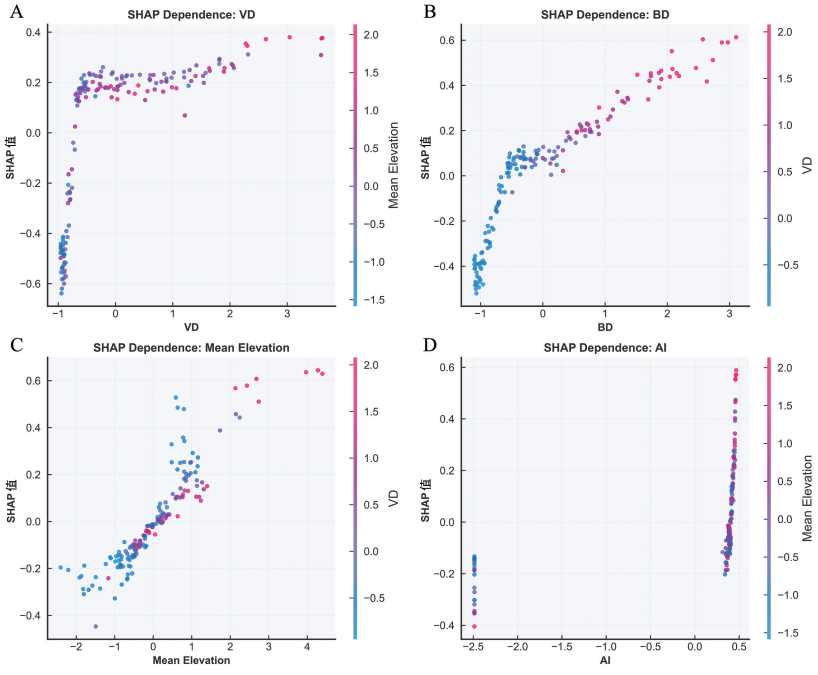


图 6　4 km 尺度下景观格局指标 SHAP 依赖图

SHAP 值趋近于零，进一步证实其对大风灾情不具备解释力。该分布特征与前文相关性分析及重要性排序结果一致，为关键因子贡献方向与相对强度提供了有力的验证。

图 6 显示，VD 的边际贡献总体随特征值升高而增强。为识别高体量集聚情景，将 VD>0.45 作为经验阈值，该区间内的 SHAP 值整体较高，且随 Mean Elevation 升高呈协同增强趋势。BD 呈分段递增特征，当 BD>0.35 时正向贡献更为突出，颜色映射显示高 BD 往往伴随较高 VD，“高 BD+高 VD”双高区域产生更强的正向贡献，表明建筑密度与占空度耦合驱动大风灾情。Mean Elevation 呈总体单调正响应趋势，且高海拔段与 VD 呈较强交互效应。AI 呈现非线性响应，高聚集度对大风灾情有正向驱动作用，且与 Mean Elevation 存在正向协同效应。该模式印证了“三维体积主导、二维形态辅助”的驱动机制。综上，依赖图支持“VD 主导、BD 协同强化”的解释框架，且 VD>0.45、BD>0.35 可用于界定高风险组合情景。

4 讨论

4.1 三维景观格局对大风灾情的主导作用

当前研究对城市风环境的讨论多聚焦于微观尺度的过程变量（如风速、通风效率），并主要通过风洞实验与 CFD 模拟揭示建筑密度、围合度等形态参数对近地表风场的影响[3-4]。另一方面，景观格局与灾害的关联研究多集中于雨洪、热岛等议题[10-13]，而面向风灾的景观尺度实证仍相对不足。基于此，研究在视角和尺度上进行了深化：一方面，将研究焦点从通风、风速等过程变量转向大风灾情这一终端效应；另一方面，将分析单元由建筑、街区推展至宏观景观尺度。研究表明，三维景观格局指标对大风灾情的整体解释力优于二维指标，且二维指标中贡献最高的建筑密度，本质上可视为占空度在二维平面的投影与表征。这一发现，既在宏观层面间接支持了“三维形态主导近地表风场”的经典认知，也为城市防风减灾规划提供了基于景观格局的量化依据。

4.2 最优分析尺度、风险阈值与指标协同的非线性效应

研究识别出 4 km 是解析景观格局与大风灾情关联的最优分析尺度，并明确了关键风险阈值，为精准的空间管控提供了直接的定量依据。研究建议在城市规划与开发管控中采取针对性措施：规划层面上，可将高 VD 区域纳入重点审查单元，优先配置通风廊道、开放空间与低密度开发用地；在易风灾区域，当 BD 超过 0.35 时，可通过增加绿地与开敞空间、优化建筑布局与形态等方式进行风险缓释。需强调的是，上述阈值主要服务于风险预警与相对比较，其适用性仍需结合地类、功能分区与管控目标进一步校准。

与基于独立假设模型的主流不同，研究量化证实了关键景观格局指标存在协同效应，发现当多个高风险因子耦合时，大风灾情将发生非线性跃升。由此，防灾规划宜从单一指标的分散约束，转向对关键形态指标组合的协同管控与情景评估，以避免“单项达标但组合不利”带来的潜在风险外溢。

4.3 研究局限与展望

本研究仍存在局限性：其一，风灾数据不可避免地受大风事件路径、强度及衰减过程影响，可能在统计关联中引入了噪声。尽管采用 2008—2019 年长期灾情汇总情况以降低单次事件的偶然性[18]，仍难完全剥离致灾强度与城市脆弱性因素。未来可结合风场模拟、致灾因子分离与脆弱性解耦，进一步识别景观格局的作用机制。其二，指标体系尚未充分覆盖建筑立体形态细节与植被垂直结构等关键要素，限制了对格局-风灾机理的深层解释。后续研究可引入更高分辨率的三维形态参数与植被结构指标，并结合情景模拟与机器学习方法，以揭示更精确的影响机制。

5 结论

本研究揭示了传统平面规划管控的局限性，为城市风灾防控研究向立体维度发展提供理论支撑。关键景观格局指标的高值空间叠合将引发大风灾情非线性跃升，打破了高密度城市中“单项指标达标即安全”的传统逻辑。影响风灾风险形成的三维指标及其关键风险阈值为城市开发强度管控与韧性空间布局提供了可参考的量化依据。未来可引入风场模拟并开展多城市比较研究，进

一步验证研究的普适性，以深化对景观格局影响风灾风险机制的理解。

参考文献

[1]LI Y, TANG Y M, WANG S, et al. Recent increases in tropical cyclone rapid intensification events in global offshore regions[J]. Nature Communications, 2023, 14: 5167.

[2]梁必骐，梁经萍，温之平. 中国台风灾害及其影响的研究[J]. 自然灾害学报，1995，4(1)：84-91.

[3]GUO B, CHEN M Y, ZHU X W, et al. Exploring the effect of the architecture morphology on urban ventilation at block scale using CFD-GIS and random forest combined method[J]. Sustainable Cities and Society, 2025, 122: 106241.

[4]GUO F, ZHU P S, WANG S Y, et al. Improving natural ventilation performance in a high-density urban district: a building morphology method[J]. Procedia Engineering, 2017, 205: 952-958.

[5]TURNER M G. Landscape ecology: the effect of pattern onprocess[J]. Annual Review of Ecology and Systematics, 1989, 20: 171-197.

[6]KIM M, SONG K, CHON J. Key coastal landscape patterns for reducing flood vulnerability[J]. Science of the Total Environment, 2021, 759: 143454.

[7]LIN J Y, ZHANG W L, WEN Y Y, et al. Evaluating the association between morphological characteristics of urban land and pluvial floods using machine learning methods[J]. Sustainable Cities and Society, 2023, 99: 104891.

[8]ZHANG P, YANG L W, MA W J, et al. Spatiotemporal estimation of the $PM_{2.5}$ concentration and human health risks combining the three-dimensional landscape pattern index and machine learning methods to optimize land use regression modeling in Shaanxi, China[J]. Environmental Research, 2022, 208: 112759.

[9]YU S Y, CHEN Z Q, YU B L, et al. Exploring the relationship between 2D/3D landscape pattern and land surface temperature based on explainableXtreme Gradient Boosting tree: a case study of Shanghai, China[J]. Science of the Total Environment, 2020, 725: 138229.

[10]SU M R, ZHENG Y, HAO Y, et al. The influence of landscape pattern on the risk of urban water-logging and flooddisaster[J]. Ecological Indicators, 2018, 92: 133-140.

[11]黎贝，焦胜，周敏，等. “城市-街区”尺度下绿地景观格局对雨洪滞蓄效能的影响研究进展[J]. 应用生态学报，2024，35(2)：533-542.

[12]王振国，杨国福，聂文彬，等. 乡村地表温度对富春江流域景观格局演变的多尺度响应[J]. 生态学杂志，2025，44(2)：575-589.

[13]周伟奇，田韫钰. 城市三维空间形态的热环境效应研究进展[J]. 生态学报，2020，40(2)：416-427.

[14]WU Y H, WANG M, KONG F Y, et al. Synthesizing the quantitative impact of urban neighborhood morphology on pedestrian wind environment-a meta-analysis approach[J]. Sustainable Cities and Society, 2025, 118: 106053.

[15]闫菲泽，刘仪，肖硕凌，等. 基于城郊三维景观格局的风环境研究[J]. 建筑科学，2023，39(8)：74-84，103.

[16]彭建，刘焱序，潘雅婧，等. 基于景观格局-过程的城市自然灾害生态风险研究：回顾与展望[J]. 地球科学进展，2014，29(10)：1186-1196.

[17]李沐寒，陈天，王梓懿，等. GI 格局影响区域气温的尺度效应和空间分异特征：基于天津市的实证[J]. 中国园林，2024，40(3)：126-131.

[18]孙一，赵洋，孟海星，等. 上海城市大风时空分布特征及基于实时灾情的影响分析[J]. 大气科学学报，2024，47(6)：993-1003.

[19]国家统计局. 中国统计年鉴 2024[M]. 北京：中国统计出版社，2024.

[20]ZANAGA D, VAN DE KERCHOVE R, DE KEERSMAECKE W, et al. ESAWorldCover 10 m 2020 v100[DB/OL]. (2021-10-20)[2026-01-04]. https://doi.org/10.5281/zenodo.5571936.

[21]CHE Y Z, LI X C, LIU X P, et al. Building height of Asia in 3D-GloBFP (v1)[DB/OL]. (2024-05-30)[2026-01-04]. https://doi.org/10.5281/zenodo.11397015.

[22]NASA JPL. NASA SRTM-only Height and Height Precision Global 1 arc second V001[DS/OL]. Sioux Falls: NASA Land Processes Distributed Active Archive Center, (2020-02-13)[2026-01-04]. https://doi.org/10.5067/MEASURES/NASADEM/NASADEM_SHHP.001

[23]DORMANN C F, ELITH J, BACHER S, et al. Collinearity: a review of methods to deal with it and a simulation study evaluating theirperformance[J]. Ecography, 2013, 36(1): 27-46.

[24]冯青郁，凡会会，杨磊，等. 基于“斑块-廊道-基质”和“源-流-汇”范式景观格局分析的景观生态学工具箱原理与应用[J]. 生态学报，2024，44(11)：4678-4686.

[25]MCGARIGAL K, CUSHMAN S A, ENE E. FRAGSTATS v4.2: a spatial pattern analysis program for categoricalmaps[M/OL]. Amherst: University of Massachusetts, 2023.

[26]GUO L Y, DU S H, SUN W B, et al. Multi-scale impact of urban building function and 2D/3D morphology on urban heat island effect: a case study in Shanghai, China[J]. Energy and Buildings, 2025, 338: 115719.

[27]张楚宜，胡远满，刘淼，等. 景观生态学三维格局研究进展[J]. 应用生态学报，2019，30(12)：4353-4360.

[28]王奕森，夏树涛. 集成学习之随机森林算法综述[J]. 信息通信技术，2018，12(1)：49-55.