科学通报 2021 年 第 66 卷 第 28-29 期: 3772 ~ 3784
论 文
《中国科学》杂志社
SCIENCE CHINA PRESS

基于网络大数据和水文-水动力模型的沿海城市洪水风险与适应

单薪蒙[1], 杜士强[1,2*], 王璐阳[1], 张敏[1,3], 李卫江[1], 胡恒智[1], 温家洪[1*]

1. 上海师范大学环境与地理科学学院, 上海 200234;
2. 上海师范大学城市发展研究院, 上海 200234;
3. 华东师范大学河口海岸学国家重点实验室, 上海 200062
* 联系人, E-mail: shiqiangdu@shnu.edu.cn; jhwen@shnu.edu.cn

2020-12-01 收稿, 2021-01-25 修回, 2021-01-26 接受, 2021-01-27 网络版发表
国家重点研发计划(2017YFC1503001)和国家自然科学基金(441871200, 51761135024)资助

摘要 气候变化、海平面上升、地面沉降和快速城市化很可能将加剧沿海城市洪水风险. 如何定量刻画洪水风险未来变化趋势并进行有效适应是亟待解决的前沿科学问题. 为此, 我们提出了一套多学科的综合方法: (1) 基于网络大数据和机器学习对承灾体分布与暴露价值进行精细尺度建模; (2) 基于水文-水动力模型对未来极端风暴洪水进行淹没情景模拟; (3) 针对不同情景进行经济损失风险分析和适应措施的成本效益评估. 以上海为例, 将上述方法应用于综合评估极端风暴洪水情景下的住宅建筑风险、未来演化(2050年)和适应措施的成本效益. 结果表明, 海平面上升和地面沉降将显著加剧上海的洪水风险, RCP4.5、RCP8.5和RCP8.5 High-end三种典型浓度情景下住宅建筑的年期望损失在2050年达7.0亿元~9.0亿元, 是当前结果的1.6~2.0倍. 实施干适应措施和湿适应措施可分别将年期望损失减少76%~79%和88%~90%; 并且两种措施均具有可观的成本效益, 净现值分别达28.4亿元~55.3亿元和58.5亿元~99.4亿元, 效益/成本比分别为1.9~2.4和7.9~9.8. 上述研究可为科学理解和有效适应上海未来洪水风险提供依据, 该综合分析方法也可应用于其他沿海城市的洪水风险和适应策略研究.

关键词 网络大数据, 海平面上升, 风暴洪水, 风险分析, 适应措施, 成本效益分析

全球许多沿海城市面临着严峻的洪水风险[1~6], 其发生频率和损失都很可能因气候变化、海平面上升、地面沉降和快速城市化等环境变化因素的综合影响而显著增大[7~9]. 因此, 迫切需要理解洪水风险的未来时空动态变化, 从而针对性实施洪水适应措施, 增强城市韧性和可持续发展能力[10~12].

然而, 洪水风险的未来情景和适应研究存在三大难点. 首先, 承灾体的空间位置、几何形状、类型和其他特征[13,14]是进行风险分析与适应措施评估的基础数据. 已有研究通常采用的土地利用数据空间分辨率较粗, 且难以准确反映建筑物的几何形状和类型信息, 某种程度上制约了承灾体建模效果和适应措施的评估结果[13]. 网络大数据为城市建筑物信息提取提供了可能[15~18], 机器学习算法可提高无数据区域数据估算的准确性[19~21]. 但目前尚鲜有研究基于大数据和机器学习方法获取精细尺度承灾体信息, 并将其应用于风险分析和适应措施评估.

其次, 海岸洪水常伴随台风、暴雨、高潮位和上游下泄洪水的综合影响, 而这种极端复合事件导致的复合洪涝风险尚未得到有效研究[22~24]. 在气候变化和

引用格式: 单薪蒙, 杜士强, 王璐阳, 等. 基于网络大数据和水文-水动力模型的沿海城市洪水风险与适应. 科学通报, 2021, 66: 3772–3784
Shan X M, Du S Q, Wang L Y, et al. Flood risk dynamics and adaptation analyses for coastal cities based on internet big data and hydrology-hydrodynamic models (in Chinese). Chin Sci Bull, 2021, 66: 3772–3784, doi: 10.1360/TB-2020-1536

© 2021《中国科学》杂志社

城市化相互耦合的背景下，国内外学者开始关注复合事件的模拟[25~31]，但这些研究通常只考虑两个变量之间的相关性，如风暴潮和河流流量或波浪或降雨量之间的相关性. 不仅如此, 沿海城市复合洪涝风险还受到地面沉降和海平面上升等变化环境的影响. 针对上海地区，Wang等人[32,33]模拟并评估了未来海平面上升、地面沉降和风暴潮对特定复合洪涝情景(“9711”台风)的综合效应; Yin等人[34]运用二维水动力模型模拟了海平面上升、地面沉降和城市扩张等对未来洪水淹没范围和深度的综合影响，但这项研究仅限于上海黄浦江沿岸地区. 因此，目前还缺少一套综合模拟方法，能系统考虑台风、暴雨、高潮位和上游下泄洪水所形成的复合洪涝过程，并定量模拟该复合洪涝过程在海平面上升、地面沉降和气候变化等变化环境条件下的未来情景.

再次，基于定量模型的洪涝风险适应成本-效益分析还少有开展, 难以为风险适应规划提供科学支撑. 洪水适应是指通过实施一系列措施降低洪水事件发生及其潜在影响，如基于挡潮闸、防汛墙和海堤等工程性手段降低沿海洪水发生的可能性，或采用建筑规范和海岸带湿地等非工程性措施降低承灾体的暴露和脆弱性. 目前, 一些学者开展了海平面上升、地面沉降与气候变化背景下，沿海城市资产的暴露[5]和损失分析[35,36]. 也有学者对沿海城市洪水风险适应措施的成本-效益进行研究，例如，对胡志明市[37]、雅加达[38]、纽约[39,40]、洛杉矶[41]、伦敦[42]的研究集中于海平面上升情景下海岸洪水对人员、资产的影响和适应措施的成本效益. 国内需要积极推动这方面的研究, 以提高对气候(比如海平面上升)与非气候(社会经济)因子共同驱动下的未来沿海城市洪水风险的定量认识和有效适应.

为此，本研究开发了一套基于多学科的综合方法, 用于综合分析沿海城市洪水风险的未来变化趋势和适应措施的成本效益. 利用网络大数据和机器学习等方法建立城市精细尺度承灾体模型，构建海岸洪水数值模拟系统, 综合风险分析和成本效益分析方法, 研究气候变化、海平面上升情景下洪水风险的动态变化，评估适应措施的经济可行性. 在此基础上，以上海为案例，分析气候变化情景下上海住宅建筑洪水风险的未来(2050年)变化，以及相应适应措施的成本效益. 研究结果可为科学理解和有效适应上海未来洪水风险及风险决策提供依据，该综合分析方法也可应用于其他沿海城市的洪水风险和适应策略研究.

1 研究方法

本研究综合精细尺度承灾体建模、水文水动力模型、风险分析和适应措施的成本效益分析，构建一个综合研究框架，并应用于上海未来气候变化背景下住宅建筑的洪水风险分析和不同适应措施的成本效益(图1). 首先, 基于网络爬虫抓取建筑物矢量数据、楼层高度信息和房价. 对于缺失房价, 采用机器学习方法进行预测. 其次，耦合TOMAWAC、TELEMAC和MIKE 1D/2D三个模型, 综合考虑海平面上升和地面沉降等因素，模拟海洋和陆地的水动力过程，实现“风”“暴”“潮”“洪”一体化的海岸洪水数值模拟，绘制2050年不同重现期的极端风暴洪水淹没地图. 第三, 综合多个重现期的损失，定量分析年期望损失(expected annual damage, EAD)，评估适应措施的成本效益. 最后, 以上海为例, 利用本研究构建的综合方法分析未来(2050年)极端风暴洪水情景下住宅建筑暴露、损失、风险及其适应措施的成本效益.

1.1 精细尺度承灾体建模

密集、数量巨大的房屋建筑是城市景观的基本特征, 也是城市最主要的承灾体之一. 本研究以住宅建筑为例, 基于Python语言编写的网络爬虫从百度地图抓取2017年建筑物矢量数据和楼层高度信息. 另一方面, 基于在线房价数据获取了住宅建筑的市场价格. 基于网络爬虫，通过链家在线房价数据采集住宅小区的位置、建筑年代和房价等属性信息. 进而综合上述建筑物平面轮廓、高度和房价等信息，建立基于建筑物对象的承灾体模型.

对于建筑房价的缺失值，采用机器学习法和房价空间关系变量进行预测. 选取繁华程度、交通条件、基础设施和环境质量等四方面的区位因素[43,44]，采用机器学习中的集成学习方法Stacking估计未知房价，补充缺失的社区尺度房价信息. 使用Chen等人[44]的房价数据验证方法，比较了4个有代表性住宅小区的链家房价和另一个代表性在线房地产代理商(中原地产)的房价. 结果表明, 两个平台之间的房价数据间差异不超过3.5%, 这表明我们提取的房价数据是相对可靠的[45]. 在此基础上，根据一线城市房价的未来年平均增长率[46]预测得到了2050年的住宅建筑房价.

根据建筑物的面积、楼层数量和市场房价估算建

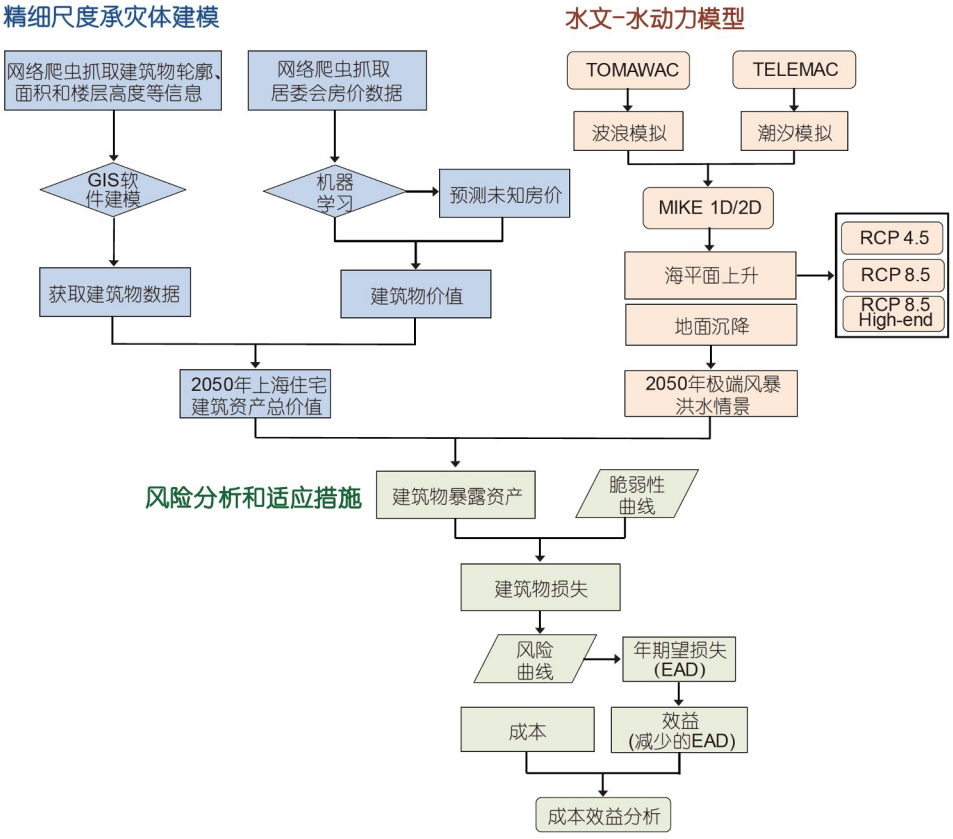


图 1 技术路线图
Figure 1 The methodology framework

筑物价值及其空间分布. 建筑物价值评估计算公式为

$$B_{\text{asset}} = \sum_{i=1}^{n}(S \times N \times P), \tag{1}$$

式中, B_{asset}为建筑物价值, S为每幢建筑物底面面积, N为楼层数量, P为建筑物单价.

1.2 水文-水动力模型与风暴洪水淹没模拟

构建了大气边界模型、海洋模型和海岸模型相嵌套的海岸风暴洪水数值模拟系统, 实现“风”“暴”“潮”“洪”一体化的数值模拟, 开展不同重现期的风暴潮洪水制图[47]. 大气边界采用藤田台风模型修正欧洲中期天气预报中心再分析资料混合得到, 提升风圈中心风速, 再现台风“温妮”的强度变化特点. 海洋模型通过耦合TELEMAC和TOMAWAC模型实现风暴潮过程模拟. 基于MIKE11和MIKE21耦合实现, 分别模拟河道水动力过程和陆面洪水淹没演进过程. 基于直角坐标系和矩形网格, 采用稳定性较好的交替方向隐式格式求解, 具有二阶精度. 采用干-湿网格法处理动态边界问题, 对陆地洪水演进过程模拟尤其重要[47].

基于经过有效验证的水文-水动力模型[47], 采用动态模拟方法实现“风”“暴”“潮”“洪”一体化的数值模拟. 考虑到上海防御洪水的能力, 选取200年、500年、1000年和5000年等4个重现期[48], 模拟得到极端情景下的风暴洪水淹没结果. 该模拟系统中的边界条件根据每年最高水位的时间序列数据, 用皮尔逊III型极值分布拟合函数计算得到不同重现期的水位[49]; 上游洪水流量的边界条件基于引发强风暴潮的热带气旋TC9711情景确定.

针对海平面上升的风险决策, 通常要考虑中间情景和上限情景[3,50~53]. 选择典型浓度路径RCP4.5和RCP8.5, 并将RCP8.5 High-end设为海平面上升的上限情景, 从而对未来海平面上升进行多情景及其概率估算[54]. 结合当前5 mm/a的地面沉降速率[32,55], 获得上海的相对海平面变化, 进而模拟得到2050年极端风暴洪水情景.

1.3 风险分析

风险分析主要包括暴露、损失分析与风险表达. 利用ArcGIS软件将多种重现期的洪灾情景和建筑物价值分布图进行叠置分析, 计算建筑物暴露资产. 计算公式为

$$E = B_{\text{asset}} \cap H, \tag{2}$$

式中, E为建筑物暴露资产; B_{asset}为建筑物资产价值; H为致灾因子.

综合建筑物的暴露资产和脆弱性曲线来评估建筑物的损失. 建筑物直接经济损失的计算公式为

$$Loss = \sum_{i=1}^{n}(E \times V), \tag{3}$$

式中, $Loss$为建筑物损失; E为建筑物暴露资产; V 为不同淹没深度区间的建筑物损失率.

建筑物损失及其对应的发生概率可以拟合形成一条曲线, 而该曲线积分则可以用来表达风险或年期望损失(expected annual damage, EAD)[56], 计算公式为

$$EAD = \int xf(x)\mathrm{d}x, \tag{4}$$

式中, EAD为年期望损失; x为洪灾损失(或风险值); $f(x)$为洪灾损失的概率. 研究区EAD可以作为洪灾成本——效益分析的基本依据.

1.4 适应措施的成本效益分析

洪水风险适应分为硬适应和软适应. 硬适应(hard flood adaption)是指基于挡潮闸、防汛墙和海堤等工程性手段的适应措施, 它们通过改变洪水致灾因子的概率来降低洪水风险. 软适应(soft flood adaption)是指采用以建筑规范和沿海湿地等非工程性措施为主的一种洪水风险适应策略, 它们主要通过降低暴露性和脆弱性来降低洪水风险. 在这些防控洪水风险措施的基础上, 重点研究以建筑规范等非工程性措施为主的干措施和湿措施, 通过降低暴露和脆弱性来降低住宅建筑洪水风险. 干措施和湿措施防洪建筑的作用机理如图S1所示. 对洪水适应措施(干措施和湿措施)进行成本效益分析[37,57,58]. 综合比较干/湿措施的成本(表S1)和所产生的经济效益, 通过计算净现值(net present values, NPV)和效益-成本比(benefit/cost ratio)来判断该措施的经济效益.

1.4.1 净现值

在灾害经济学中, 利用净现值指标计算减灾措施寿命期内, 所有成本与减少的灾害损失的现值, 代表措施的总净经济效益. NPV>0表示该措施在寿命使用年限内, 效益大于成本, 措施可行. 折现率是成本效益评估的关键指标, 具有很大不确定性, 并且具有时间动态性. 本研究采用3种折现率来降低成本效益分析中的不确定性, 以提高洪涝风险适应投资选择的稳健性. 在中国, 官方折现率已从20世纪90年代的12%降至目前的8%[59]. 因此, 以当前的官方折现率8%作为上限, 以当前欧美国家通用的较低折现率4%作为下限, 并采纳6%的参数作为折中选择. 计算公式为[37]

$$NPV = \sum_{t=0}^{T}\frac{B_t - C_t}{(1+r)^t}, \tag{5}$$

式中, B_t是第t年减灾投入所带来的效益(即EAD的减少); C_t表示第t年的成本, 包括初始投资和年度维护成本; T为措施的寿命年限(即从2017~2050年, 约35年); r为基准折现率.

1.4.2 效益-成本比

效益成本比是与净现值等价的评价指标. 如果效益/成本比>1, 则净现值>0, 效益期<T, 该措施在经济上具有吸引力. 比较不同减灾措施的效益成本比可以确定最有效率的减灾措施. 计算公式为[37]

$$BC_{\text{ratio}} = \sum_{t=0}^{T}\frac{B_t}{(1+r)^t} \Big/ \sum_{t=0}^{T}\frac{C_t}{(1+r)^t}, \tag{6}$$

式中, BC_{ratio}是效益-成本比; 其他变量的含义与式(5)相同.

1.5 案例研究

上海地处长三角太湖碟形洼地东缘, 是世界最大的港口城市之一, 陆地面积为6340 km^2, 2018年常住人口为2418万. 从地势看, 上海平均海拔高度为4 m左右, 三面环水, 黄浦江、苏州河穿城而过(图S2). 上海是复合极端风暴洪水的高风险地区[36,55,60]. 未来气候变化、海平面上升、地面沉降和社会经济发展将使上海所面临的极端风暴洪水风险持续上升[33,57,61,62]. 理解和降低极端风暴洪水风险, 增强城市洪水韧性是上海城市可持续发展面临的严峻挑战.

住宅建筑是城市居民最主要的资产. 许多先前的研究都关注其洪水造成的损失和风险[35,48,63]. 目前, 也有研究基于水文-水动力模型模拟结果研究上海住宅

建筑当前的风险[48]. 但缺少在海平面上升、地面沉降和城市化背景下对上海住宅建筑未来极端风暴洪水风险时空格局演化的量化, 并且缺少对适应措施成本效益的研究. 本研究以除崇明区(含崇明岛、长兴岛和横沙岛)外的上海市为研究区, 范围包括15个辖区、209个街道/镇和5088个居委会.

基于本研究提出的研究方法和框架, 结合典型浓度路径RCP4.5、RCP8.5和RCP8.5 High-end(RCP 8.5的上限情景)的海平面上升情景, 综合分析未来(2050年)极端风暴洪水情景下上海住宅建筑的暴露、损失和风险及其空间格局, 重点研究通过降低暴露和脆弱性来减少住宅建筑洪水风险的干措施和湿措施(详见补充材料), 以定量评估适应措施的成本效益.

2 结果

2.1 上海住宅建筑的资产价值

基于网络大数据获取11670个数据, 将其映射到居委会尺度, 得到3562个居委会的平均房价. 其次, 仍有1526个居委会的房价未知, 利用机器学习方法, 结合已获取的居委会平均房价和一组空间变量可得到. 最后, 绘制了2017年上海住宅小区及居委会尺度住宅均价的空间分布(图2(a)). 总体而言, 中心城区的房价最高, 并向郊区逐渐下降. 2050年上海住宅建筑数据是根据2017年上海住宅建筑的空间分布数据, 作出相应调整得到, 包括每幢建筑轮廓的矢量数据信息. 根据《上海市城市总体规划2017~2035年》中的2035年上海市常住人口为2500万人, 可推算2017~2035年人口的年均增长率为0.2%, 假设2035~2050年的人口增长率与其保持一致, 即可得到2050年人口数量为2576万人. 假设2050年中心城区住宅建筑面积和人口密度基本保持不变, 根据全市人口增长的数量, 在当前住宅建筑基础上按照一定的比例系数可推算郊区住宅建筑增加的面积及其空间分布; 最终得到2050年上海市住宅建筑的空间分布. 以2017年为基准年, 根据2050年住宅建筑的面积、楼层数量和推算的市场房价等信息, 利用式(1)可得到2050年上海住宅建筑资产价值及其空间分布, 资产价值集中分布在外环线以内和其周边区域(图2(b)).

2.2 未来极端风暴洪水情景下的风险分析

2.2.1 极端风暴洪水的未来情景

2050年的极端风暴洪水淹没情景, 考虑相对海平面上升的影响, 基于水文-水动力模型耦合运行96 h得到. 图3表明, 3种排放情景下, 上海中心城区和南部区域(杭州湾北岸)淹没最深. 外环线周边也有部分区域受淹情况严重. 在200年一遇时, 极端风暴洪水主要呈现零散分布, 5000年一遇形成主城区的连片分布区.

2.2.2 住宅建筑的暴露分析

2050年住宅建筑的暴露资产的空间分布(图4)及结果统计(表S2). 在RCP4.5、RCP8.5、RCP8.5 High-end三种未来情景下, 随着风暴洪水重现期增大, 住宅建筑暴露资产随之增大. 总体而言, 200年一遇情景下住宅建筑暴露资产呈零星分布, 主要分布在外环两侧, 5000年一遇时则在外环内外的主城区形成连片分布区.

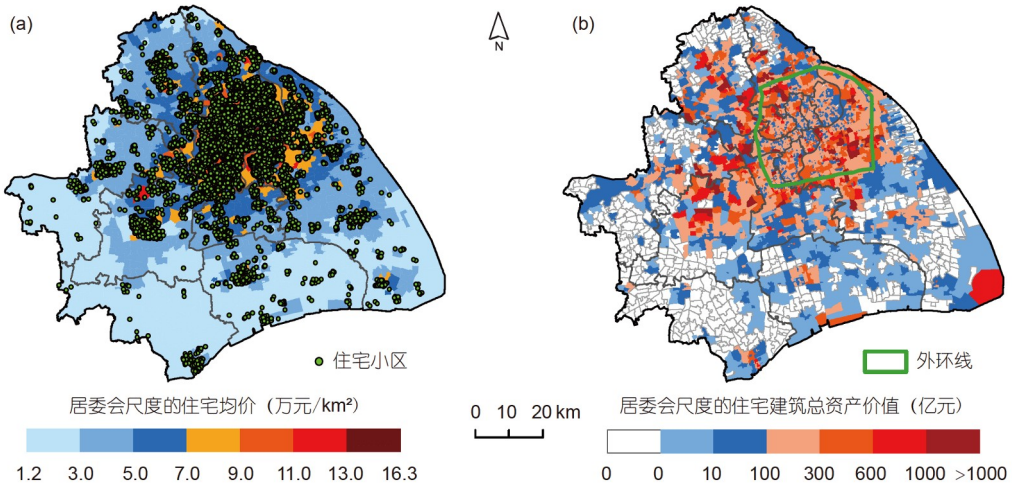


图 2 上海市(除崇明区)居委会尺度的住宅均价点位图和预测房价分布图(a)及总资产价值空间分布(b)

Figure 2 The derived housing price locations and the predicted housing price at the NC-level in Shanghai (excluding Chongming) (a) and the total assets value of residential buildings (b)

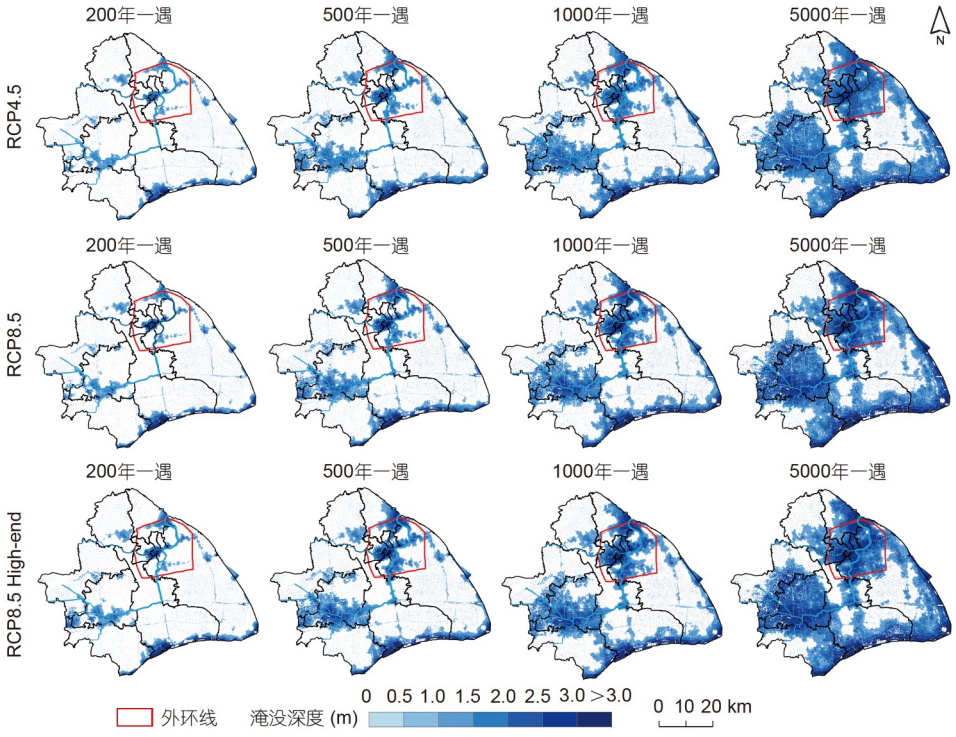


图 3 3种排放情景和4种重现期下2050年上海市(除崇明区)极端风暴洪水淹没图
Figure 3 Extreme storm flood maps in Shanghai (excluding Chongming) in 2050 under three representative concentration pathways (RCP) scenarios and four return periods

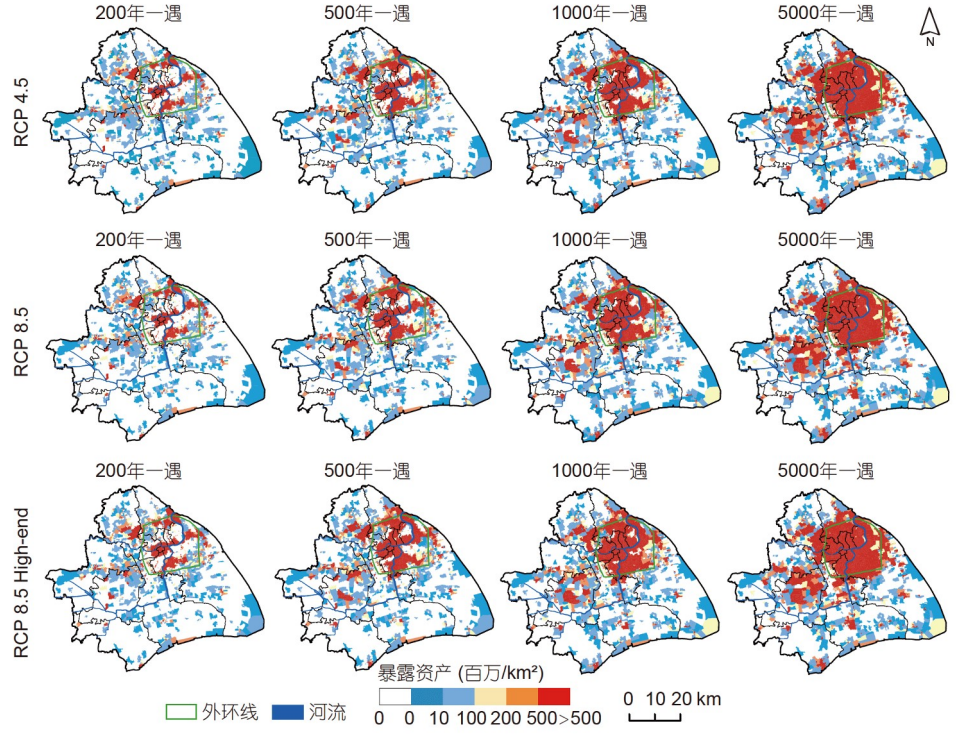


图 4 2050年上海市(除崇明区)住宅建筑的极端风暴洪水暴露资产分布
Figure 4 Residential building assets exposed to extreme storm flooding in Shanghai (excluding Chongming) in 2050

5000年一遇极端洪水导致的2050年住宅建筑暴露面积在3种排放情景下分别为179.7、192.2、206.4 km^2, 分别是200年一遇的5.9、5.0和4.2倍, 暴露资产是200年一遇的4.7、4.3和3.9倍(表S2).

从15个区来看, 3种情景下, 浦东新区的暴露资产占比都最大, 约占总暴露资产的27%~30%, 其他区多有分布, 但比例均不到10%. 住宅建筑暴露资产主要集中在浦东新区、宝山区和中心城区. 随着重现期增大, 暴露的范围明显增大, 中心城区暴露显著增多.

2.2.3 住宅建筑的损失和风险

结合住宅建筑的暴露资产和脆弱性曲线, 利用式(3)可得到2050年不同重现期下极端风暴洪灾对住宅建筑造成的直接经济损失(表1)及其空间分布(图S3).

在RCP4.5、RCP8.5、RCP8.5 High-end三种情景下, 4种极端风暴洪水重现期的住宅建筑损失空间格局与暴露(图4)相似. 200年一遇情景下的损失为零散分布, 随着重现期增大, 损失的范围和数量不断增大, 形成主城区的连片分布区.

从各行政区的损失分布来看, 浦东新区的损失占比最大. 在RCP4.5情景下, 损失主要集中在浦东新区和宝山区, 200年一遇时, 两区占比合计为33.1%. 5000年一遇时, 占比合计为68.9%. 在RCP8.5 High-end情景下, 浦东新区的损失占比从200年一遇时的21.4%增加到5000年一遇时的26.6%, 在15个区中占比都最大. 5000年一遇时, 中心城区的损失占比高达51.7%(表1).

利用4种风暴洪水重现期下的损失值, 建立住宅建筑的极端风暴洪水超越概率-损失曲线(图S4), 利用式(4)求得表征风险的年期望损失(EAD). 在RCP4.5、RCP8.5和RCP8.5 High-end情景下, 2050年上海市住宅建筑的EAD分别为7.0亿元、7.7亿元和8.9亿元. 在3种排放情景下, 中心城区的EAD分别为3.8亿元、4.2亿元和4.8亿元, 都占总量的55%左右. 在RCP8.5 High-end情景下, 浦东新区、静安区和宝山区的EAD最高, 分别为2.1亿元、1.0亿元和0.9亿元.

2.3 适应措施的成本效益

根据式(5)、(6)可得到不同折现率(4%、6%、8%)下, 干措施和湿措施的净现值和效益成本比(表2). 在RCP4.5、RCP8.5和RCP8.5 High-end未来情景下, 通过实施洪水适应措施, 可定量评估措施实施前后的住宅建筑EAD的变化. 实施干措施后, 2050年上海住宅建筑的年效益(即EAD的减少)为5.5亿元~6.7亿元; 实施湿措施后, 住宅建筑的年效益为6.3亿元~7.8亿元(图5). 干措施和湿措施所需年均成本分别为2.8亿元和0.8亿元.

3种排放情景下, 通过实施适应措施, 两种适应措施都可有效地将2050年住宅建筑的年期望损失从7.0亿元~8.9亿元减少到0.68亿元~2.19亿元(图6). 采用不同折现率, 干措施的净现值为8.73亿元~32.86亿元, 效益成本比为1.37~1.61; 湿措施的净现值为37.51亿元~66.57亿元, 效益成本比为5.69~6.71. 湿措施的净现值

表 1 2050年上海市(除崇明区)住宅建筑的极端洪水损失(亿元)[a)]

Table 1 Residential building losses (CNY 100 million) caused by extreme storm flooding in Shanghai (excluding Chongming) in 2050 under three RCP scenarios

情景	重现期(年)			
	200	500	1000	5000
RCP4.5	542(3.5%)	1211(4.0%)	1872(4.3%)	3495(4.9%)
RCP8.5	620(3.7%)	1308(4.1%)	2258(4.5%)	3641(5.0%)
RCP8.5 High-end	745(3.9%)	1623(4.2%)	2473(4.6%)	3828(5.1%)

a) 百分比=(该重现期下损失/该重现期下的暴露资产)×100%

表 2 不同适应措施的净现值和效益成本比

Table 2 Net present value (NPV) and benefit-cost ratio of the two flood adaptation measures

	净现值 (亿元)						效益成本比					
	干措施			湿措施			干措施			湿措施		
	4%	6%	8%	4%	6%	8%	4%	6%	8%	4%	6%	8%
RCP 4.5	12.82	10.50	8.73	51.26	43.54	37.51	1.44	1.40	1.37	5.97	5.82	5.69
RCP 8.5	26.68	19.18	14.28	80.45	61.70	49.05	1.50	1.45	1.41	6.25	6.06	5.90
RCP8.5 High-end	32.86	23.48	17.37	87.45	66.57	52.55	1.61	1.55	1.50	6.71	6.46	6.25

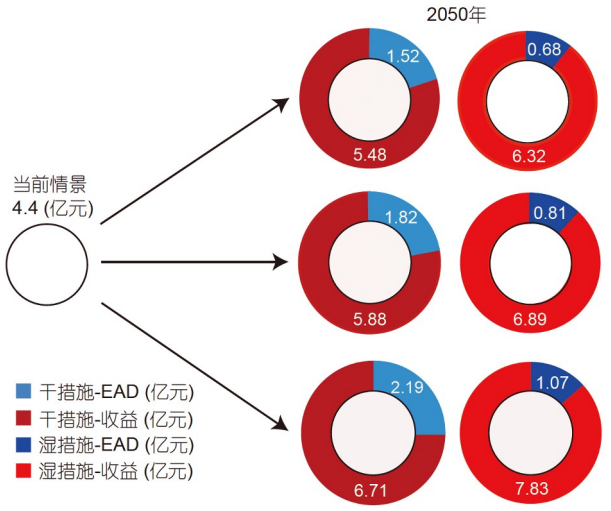


图 5 极端风暴洪水年期望损失(EAD)的当前情景、未来变化和适应效果风险(即EAD的减少)

Figure 5 EAD and benefit (EAD reduction) of residential buildings by implementing dry-floodproofing and wet-floodproofing measures

和效益成本比分别是干措施的2.0~4.3倍，4.2倍(图6). 通过以上分析发现, 一是折现率越大, 干措施和湿措施的净现值、效益成本比越小; 二是在3种排放情景下, 实施湿措施防洪效果更佳.

3 讨论与结论

3.1 讨论

政府发布的官方房价数据通常过于笼统，无法进行高分辨率地图绘制, 而且由于数据更新过程缓慢, 数据过于滞后. 通常采用基于较粗空间分辨率的人口普查和土地利用数据创建承灾体模型的方法，某种程度上制约了风险分析和适应措施的时效性与评估效果[13]. 现今, 开放数据不断涌现, 抓取在线等多源数据作为一种新的可靠数据源被学者们广泛应用[15~17]. 基于网络大数据可获得承灾体的精细信息，克服了缺乏城市精细尺度承灾体分布和价值信息的问题.

与传统的统计数据相比，在线数据集通常具有更高的时空分辨率. 尽管在线数据可以提供精细的建筑物信息, 但无法覆盖整个研究区域. 因此, 房价映射还涉及没有爬取到数据地区的房价. 在前人研究中, 传统上使用回归模型来估算建筑物价格[64]. 但是, 这些模型忽略了空间效应, 如空间自相关或空间异质性[65]. 一个社区的房价受邻近地区的房价影响. 因此, 需要将这种空间相关关系纳入估计模型. 考虑空间依赖性的地理加权回归(GWR)模型可以在估计建筑物价格时获得更好的准确性[43]. 机器学习算法在估计房价中起了重要作用. 例如, 使用机器学习法预测波士顿房价[20,66]和广州市房价[44]. 因此, 本研究基于Python的网络爬虫, 以获取在线房价信息. 创建空间变量来表示空间相关关系，并使用机器学习算法来提高无数据区域房价估算的准确性，为绘制城市建筑物房价的精细空间格局提供了新的思路.

本研究开发了一套多学科的综合方法，分析城市

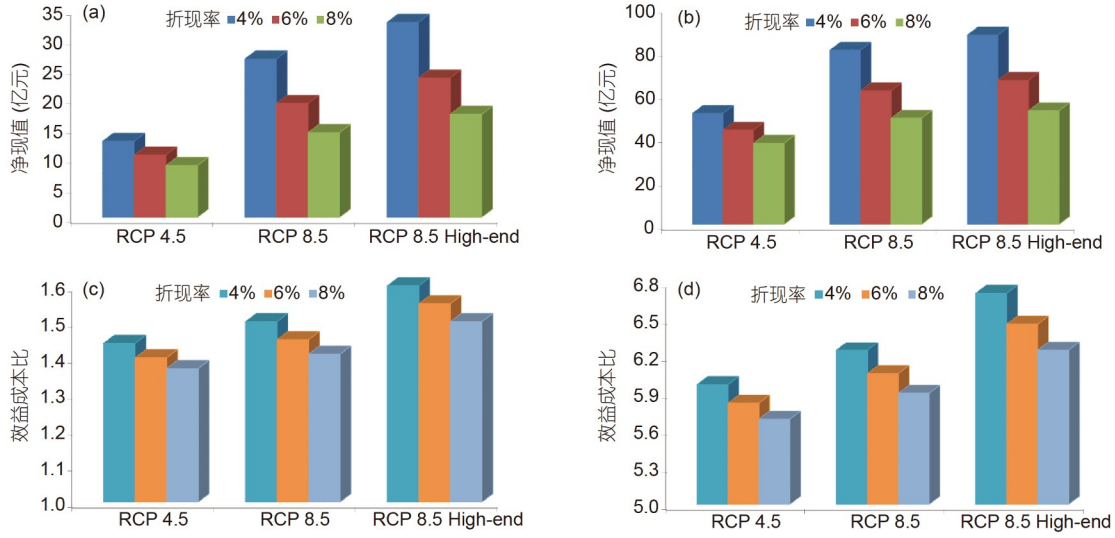


图 6 在8%、6%和4%折现率下, 干措施(a)和湿措施(b)的净现值, 及干措施(c)和湿措施(d)的效益成本比

Figure 6 Net present values of the dry-floodproofing (a) and wet-floodproofing measures (b); benefit cost ratios of the dry-floodproofing (c) and wet-floodproofing measures (d) with discount rates of 8%, 6%, and 4%

洪水风险的未来变化和适应措施. 有研究表明, 由于房主通常无法获得有关防洪措施成本和效益的详细研究, 对洪水风险的认知和防洪措施的有效性通常是不正确的[67,68]. 即使居住在洪泛区, 大多数房主也不愿采取防洪措施. 然而, 在风险认知上, 仅就洪水概率进行沟通的效果不如就降低风险的洪水适应措施所带来的效益好[69~70]. 除此之外, 大量的前期投资成本也可能成为实施洪水适应措施的主要障碍[40,71]. 由于气候变化预测的不确定性以及对气候变化影响的认识不足, 决策者为避免投资的不可逆性[41], 研究了许多经济评估方法来应对有关气候变化的不确定性(例如, 实物期权分析、投资组合分析), 但这些方法通常是资源密集型且技术复杂, 难以在实际的政策环境中实施[71]. 而成本效益分析方法通常被认为是用于评估洪水适应措施经济效益的最有效方法. 适应措施的成本效益在不同区域的沿海城市存在差异, 各沿海城市应选择适合自身洪水风险特点的适应措施.

尽管如此, 本研究也存在某些不确定性. (1) 假设到2050年上海的防护措施保持现状, 但上海的海塘和防汛墙可能会进行升级改造. (2) 采用Ke[62]建立的脆弱性曲线来评估2050年上海市住宅建筑损失, 随着城市住宅小区的更新建设, 住宅建筑的洪水脆弱性也可能会动态变化. (3) 本研究采用吴淞和黄浦公园验潮站的年极值水位数据长度为100年[62], 用极值分布拟合函数计算得到不同重现期情景中的水位时间序列[49], 受历史数据时间序列限制, 风暴洪水的重现期存在一定的不确定性. (4) 折现率存在不确定性. 在中国, 官方折现率已从20世纪90年代的12%降至目前的8%[59]. 因此, 本研究以8%、6%、4%作为折现率, 定量评估适应措施的成本效益. 为了更好地让决策者了解洪涝风险适应投资选择的稳健性, 在进行成本效益评估时, 采用不同的未来极端风暴洪水情景、不同的折现率, 以帮助决策者更全面地了解各个适应措施的效益, 从而帮助他们制定洪水适应策略.

风险评估(risk assessment)是风险管理的基础和前提, 包括风险分析(risk analysis)和风险评价(risk evaluation). 风险分析是在致灾因子、暴露和脆弱性3个基本要素基础上对潜在损失和风险进行估算, 风险评价则是对适应措施的成本-效益进行分析比较, 以便作出风险应对的决策[50]. 目前, 国内学者大多关注当前的灾害风险分析, 对气候变化背景下的未来风险及其适应措施的成本-效益研究还极少见到. 本工作的研究框架可为气候变化背景下定量分析灾害风险和评估适应策略提供借鉴.

3.2 结论

本研究基于网络大数据、水文-水动力模型、风险分析和适应措施的成本效益分析开发了一套多学科的综合方法, 用于分析沿海城市洪水风险的未来变化和适应措施. 基于在线数据和机器学习方法开展精细尺度承灾体建模; 基于水文-水文动力模型模拟未来极端风暴洪水淹没情景; 综合多个重现期的经济损失, 定量分析年均期望损失, 并评估适应措施的成本效益. 以上海为例, 利用本研究构建的综合方法分析极端风暴洪水情景下住宅建筑的风险、变化趋势(2050年)和适应措施的成本效益. 结果表明, 海平面上升和地面沉降将显著加剧洪水风险: (1) RCP4.5、RCP8.5、RCP8.5 High-end三种典型浓度路径下, 2050年住宅建筑的暴露面积在5000年一遇风暴洪水情景下, 可达180~206 km^2, 是200年一遇时的4.6~6.0倍. 5000年一遇极端洪水将造成住宅建筑的暴露资产是200年一遇的4.7、4.3和3.9倍; 损失相应为200年一遇的5.0~6.5倍. (2) 2050年上海住宅建筑的损失与暴露资产分布的空间格局极为相似. 200年一遇情景下呈零星分布, 主要分布在外环两侧; 5000年一遇情景下形成外环内外的主城区连片分布区. (3) 住宅建筑的EAD分别为7.0亿元、7.7亿元和8.9亿元. 风险主要集中在浦东新区、宝山区、中心城区和杭州湾北岸. (4) 实施干适应措施和湿适应措施都可有效地将2050年住宅建筑的EAD减少到0.68亿元~2.19亿元, 降幅达76%~90%, 但湿措施的净现值和效益成本比均高于干措施结果. 上述研究结果可为上海针对性地选择洪水风险适应措施和制定适应计划提供科学基础, 该综合分析方法也可应用于其他沿海城市的洪水风险和适应策略研究.

参考文献

1 Xu S Y, Wang J, Shi C, et al. Research of the natural disaster risk on coastal cities (in Chinese). Acta Geogr Sin, 2006, 2: 127–138 [许世远, 王军, 石纯, 等. 沿海城市自然灾害风险研究. 地理学报, 2006, 2: 127–138]

2 Yin J, Jonkman S, Lin N, et al. Flood risks in sinking delta Cities: Time for a reevaluation? Earth Future, 2020, 8: 1–15
3 Nicholls R J, Hanson S E, Lowe J A, et al. Sea-level scenarios for evaluating coastal impacts. Wiley Interdiscip Rev-Clim Chang, 2014, 5: 129–150
4 Hinkel J, Lincke D, Vafeidis A T, et al. Coastal flood damage and adaptation costs under 21st century sea-level rise. Proc Natl Acad Sci USA, 2014, 111: 3292–3297
5 Hallegatte S, Green C, Nicholls R J, et al. Future flood losses in major coastal cities. Nat Clim Chang, 2013, 3: 802–806
6 Hanson S, Nicholls R J, Ranger N, et al. A global ranking of port cities with high exposure to climate extremes. Clim Change, 2011, 104: 89–111
7 Oddo P C, Lee B S, Garner G G, et al. Deep uncertainties in sea-level rise and storm surge projections: Implications for coastal flood risk management. Risk Anal, 2020, 40: 153–168
8 Oppenheimer M, Glavovic B C, Hinkel J, et al. Sea Level Rise and Implications for Low-Lying Islands, Coasts and Communities. IPCC Special Report on the Ocean and Cryosphere in a Changing Climate, 2019
9 Hoegh-Guldberg O, Jacob D, Bindi M, et al. Impacts of 1.5°C of Global Warming on Natural and Human Systems. An IPCC Special Report on the Impacts of Global Warming of 1.5°C above Pre-industrial Levels and Related Global Greenhouse Gas Emission Pathways, 2018. 175−311
10 Fang J Y, Lincke D, Brown S, et al. Coastal flood risks in China through the 21st century—An application of DIVA. Sci Total Environ, 2020, 704: 135311
11 Jongman B. Effective adaptation to rising flood risk. Nat Commun, 2018, 9: 1986
12 Hinkel J, Aerts J C J H, Brown S, et al. The ability of societies to adapt to twenty-first-century sea-level rise. Nat Clim Chang, 2018, 8: 570−578
13 de Moel H, van Vliet M, Aerts J C J H. Evaluating the effect of flood damage-reducing measures: A case study of the unembanked area of Rotterdam, the Netherlands. Reg Environ Chang, 2014, 14: 895−908
14 Figueiredo R, Martina M. Using open building data in the development of exposure data sets for catastrophe risk modelling. Nat Hazards Earth Syst Sci, 2016, 16: 417−429
15 Liu X P, Niu N, Liu X J, et al. Characterizing mixed-use buildings based on multi-source big data. Int J Geogr Inf Sci, 2018, 32: 738–756
16 Shirowzhan S, Lim S, Trinder J, et al. Data mining for recognition of spatial distribution patterns of building heights using airborne lidar data. Adv Eng Inf, 2020, 43: 101033
17 Wang C, Wu Y, Shi X, et al. Dynamic occupant density models of commercial buildings for urban energy simulation. Build Environ, 2019, 169: 106549
18 Liu X P, Niu N, Liu X J, et al. Characterizing mixed-use buildings based on multi-source big data. Int J Geogr Inf Sci, 2018, 32: 738−756
19 Milunovich G. Forecasting Australia's real house price index: A comparison of time series and machine learning methods. J Forecast, 2020, 39: 1098–1118
20 Kang Y H, Zhang F, Peng W Z, et al. Understanding house price appreciation using multi-source big geo-data and machine learning. Land Use Policy, 2020, doi: 10.1016/j.landusepol.2020.104919
21 Hu L R, He S J, Han Z X, et al. Monitoring housing rental prices based on social media: An integrated approach of machine-learning algorithms and hedonic modeling to inform equitable housing policies. Land Use Policy, 2019, 82: 657–673
22 Zscheischler J, Westra S, van den Hurk B J J M, et al. Future climate risk from compound events. Nat Clim Chang, 2018, 8: 469–477
23 Gallina V, Torresan S, Critto A, et al. A review of multi-risk methodologies for natural hazards: Consequences and challenges for a climate change impact assessment. J Environ Manage, 2016, 168: 123–132
24 Wahl T, Jain S, Bender J, et al. Increasing risk of compound flooding from storm surge and rainfall for major US cities. Nat Clim Chang, 2015, 5: 1093–1097
25 Hendry A, Haigh I D, Nicholls R J, et al. Assessing the characteristics and drivers of compound flooding events around the UK coast. Hydrol Earth Syst Sci, 2019, 23: 3117–3139
26 Kulp S A, Strauss B H. New elevation data triple estimates of global vulnerability to sea-level rise and coastal flooding. Nat Commun, 2019, 10: 4844
27 Khanal S, Ridder N, de Vries H, et al. Storm surge and extreme river discharge: A compound event analysis using ensemble impact modeling. Front Earth Sci, 2019, 7: 224
28 Garner A J, Weiss J L, Parris A, et al. Evolution of 21st century sea level rise projections. Earth Future, 2018, 6: 1603–1615
29 Wu W, McInnes K, O'Grady J, et al. Mapping dependence between extreme rainfall and storm surge. J Geophys Res Oceans, 2018, 123: 2461–2474
30 Ward P J, Couasnon A, Eilander D, et al. Dependence between high sea-level and high river discharge increases flood hazard in global deltas and estuaries. Environ Res Lett, 2018, 13: 084012
31 Bevacqua E, Maraun D, Hobæk Haff I, et al. Multivariate statistical modelling of compound events via pair-copula constructions: Analysis of floods in Ravenna (Italy). Hydrol Earth Syst Sci, 2017, 21: 2701–2723
32 Wang J, Gao W, Xu S Y, et al. Evaluation of the combined risk of sea level rise, land subsidence, and storm surges on the coastal areas of Shanghai,

China. Clim Change, 2012, 115: 537–558
33 Wang J, Yi S, Li M Y, et al. Effects of sea level rise, land subsidence, bathymetric change and typhoon tracks on storm flooding in the coastal areas of Shanghai. Sci Total Environ, 2018, 621: 228–234
34 Yin J, Yu D, Yin Z E, et al. Modelling the anthropogenic impacts on fluvial flood risks in a coastal mega-city: A scenario-based case study in Shanghai, China. Landsc Urban Plan, 2015, 136: 144–155
35 Wu J D, Ye M Q, Wang X, et al. Building asset value mapping in support of flood risk assessments: A case study of Shanghai, China. Sustainability, 2019, 11: 971
36 Yin J, Yu D, Yin Z E, et al. Evaluating the impact and risk of pluvial flash flood on intra-urban road network: A case study in the city center of Shanghai, China. J Hydrol, 2016, 537: 138–145
37 Scussolini P, Tran T V T, Koks E, et al. Adaptation to sea level rise: A multidisciplinary analysis for Ho Chi Minh city, Vietnam. Water Resour Res, 2017, 53: 10841–10857
38 Ward P J, Marfai M A, Yulianto F, et al. Coastal inundation and damage exposure estimation: A case study for Jakarta. Nat Hazards, 2011, 56: 899–916
39 de Ruig L T, Haer T, de Moel H, et al. A micro-scale cost-benefit analysis of building-level flood risk adaptation measures in Los Angeles. Water Resour Econ, 2020, 32: 100147
40 Aerts J C J H, Botzen W J W, Emanuel K, et al. Evaluating flood resilience strategies for coastal megacities. Science, 2014, 344: 472–474
41 Aerts J C J H, Barnard P L, Botzen W J W, et al. Pathways to resilience: Adapting to sea level rise in Los Angeles. Ann N Y Acad Sci, 2018, 1427: 1–90
42 Ranger N, Reeder T, Lowe J. Addressing 'deep' uncertainty over long-term climate in major infrastructure projects: Four innovations of the Thames Estuary 2100 Project. EURO J Decis Process, 2013, 1: 233–262
43 Huang Z Z, Chen R S, Xu D, et al. Spatial and hedonic analysis of housing prices in Shanghai. Habitat Int, 2017, 67: 69–78
44 Chen Y M, Liu X P, Li X, et al. Mapping the fine-scale spatial pattern of housing rent in the metropolitan area by using online rental listings and ensemble learning. Appl Geogr, 2016, 75: 200–212
45 Chen K, Shan X M, Huang Y Q, et al. Housing price mapping through machine learning and online data—A case study in Shanghai. Test Eng Manage, 2020, 83: 23832–23846
46 Chen L. Chinese investors should buy a house in the U.S. What kind of increase is expected (in Chinese). Tsinghua Financ Rev, 2014, 3: 104–106 [陈龙. 中国投资者在美国购房应该预期怎样的涨幅. 清华金融评论, 2014, 3: 104–106]
47 Wang L Y, Zhang M, Wen J H, et al. Simulation of extreme compound coastal flooding in Shanghai (in Chinese). Adv Water Res, 2019, 30: 546–555 [王璐阳, 张敏, 温家洪, 等. 上海复合极端风暴洪水淹没模拟. 水科学进展, 2019, 30: 546–555]
48 Shan X M, Wen J H, Zhang M, et al. Scenario-based extreme flood risk of residential buildings and household properties in Shanghai. Sustainability, 2019, 11: 3202
49 Ke Q, Jonkman S, van Gelder P, et al. Frequency analysis of storm-surge-induced flooding for the Huangpu River in Shanghai, China. J Mar Sci Eng, 2018, 6: 70
50 Wen J H, Yuan S P, Li D L, et al. Sea level rise and its risk management (in Chinese). Adv Earth Sci, 2018, 33: 350–360 [温家洪, 袁穗萍, 李大力, 等. 海平面上升及其风险管理. 地球科学进展, 2018, 33: 350–360]
51 Nicholls R J, Hanson S E, Lowe J A, et al. Sea-level scenarios forevaluating coastal impacts. Clim Change, 2014, 5: 129–150
52 Hinkel J, Jaeger C, Nicholls R J, et al. Sea-level rise scenarios and coastal risk management. Nat Clim Chang, 2015, 5: 188–190
53 Kopp R E, Horton R M, Little C M, et al. Probabilistic 21st and 22nd century sea-level projections at a global network of tide-gauge sites. Earth Future, 2014, 2: 383–406
54 Jevrejeva S, Grinsted A, Moore J C. Upper limit for sea level projections by 2100. Environ Res Lett, 2014, 9: 104008
55 Xian S, Yin J, Lin N, et al. Influence of risk factors and past events on flood resilience in coastal megacities: Comparative analysis of NYC and Shanghai. Sci Total Environ, 2018, 610-611: 1251–1261
56 Aerts J C J H, Lin N, Botzen W J W, et al. Low-probability flood risk modeling for New York City. Risk Anal, 2013, 33: 772–788
57 Du S Q, Scussolini P, Ward P J, et al. Hard or soft flood adaptation? Advantages of a hybrid strategy for Shanghai. Glob Environ Change, 2020, 61: 102037
58 Federal Insurance and Mitigation Administration. Homeowner's Guide to Retrofitting. 2nd Ed. Washington DC: US Department of Homeland Security, Federal Insurance and Mitigation Administration, 2009
59 National Development and Reform Commission, Ministry of Housing and Urban-Rural Development of China. Construction Projects Economic Evaluation: Method and Parameter (in Chinese). Beijing: Planning Press of China, 2006 [国家发展和改革委员会、住房和城乡建设部. 建设项目经济评价方法与参数. 北京: 中国计划出版社, 2006]
60 Swiss Reinsurance Company Ltd. Mind the Risk: A Global Ranking of Cities under Threat from Natural Disasters. Zurich: Swiss Reinsurance

Company Ltd., 2013. 1–38
61 Cheng H Q, Chen J Y, Chen Z J, et al. Mapping sea level rise behavior in an Estuarine Delta System: A case study along the Shanghai coast. Engineering, 2018, 4: 156–163
62 Ke Q. Flood risk analysis for metropolitan areas: A case study for Shanghai. Doctor Thesis. Delft: Delft University of Technology, 2014
63 Bermúdez M, Zischg A P. Sensitivity of flood loss estimates to building representation and flow depth attribution methods in micro-scale flood modelling. Nat Hazards, 2018, 92: 1633–1648
64 Craven B D, Islam S M. Ordinary least-squares regression. In: Moutinho L, Hutcheson G D, eds. The SAGE Dictionary of Quantitative Management Research. Bangalore: SAGE Publications, 2011. 224–228
65 Dube J, Legros D. Spatial econometrics and the hedonic pricing model: What about the temporal dimension? J Bus Res, 2014, 31: 333–359
66 Bahia I. A data mining model by using ANN for predicting real estate market: Comparative study. Int J Syst Sci, 2013, 3: 162–169
67 Haer T, Botzen W J W, Aerts J C J H. Advancing disaster policies by integrating dynamic adaptive behaviour in risk assessments using an agent-based modelling approach. Environ Res Lett, 2019, 14: 044022
68 Aerts J C J H, Botzen W J W, Clarke K C, et al. Integrating human behaviour dynamics into flood disaster risk assessment. Nat Clim Chang, 2018, 8: 193–199
69 de Boer J, Botzen W J W, Terpstra T. More than fear induction: Toward an understanding of people's motivation to Be well-prepared for emergencies in flood-prone areas. Risk Anal, 2015, 35: 518–535
70 de Boer J, Botzen W J W, Terpstra T. Improving flood risk communication by focusing on prevention-focused motivation. Risk Anal, 2014, 34: 309–322
71 Watkiss P, Hunt A, Blyth W, et al. The use of new economic decision support tools for adaptation assessment: A review of methods and applications, towards guidance on applicability. Clim Change, 2015, 132: 401–416

补充材料

图S1 干措施和湿措施防洪建筑的作用机理
图S2 上海市陆域(除崇明岛、长兴岛和横沙岛), 其中心城区和行政区划结构
图S3 2050年3种排放情景下上海住宅建筑的极端风暴洪水损失分布图
图S4 2050年3种排放情景下上海市住宅建筑的极端风暴洪水超越概率-损失曲线
表S1 经济分析采用的洪水适应措施成本(2015年价格)
表S2 2050年3种排放情景下上海市住宅建筑的极端风暴洪水暴露资产统计结果

本文以上补充材料见网络版csb.scichina.com. 补充材料为作者提供的原始数据, 作者对其学术质量和内容负责.

Summary for “基于网络大数据和水文-水动力模型的沿海城市洪水风险与适应”

Flood risk dynamics and adaptation analyses for coastal cities based on internet big data and hydrology-hydrodynamic models

Xinmeng Shan[1], Shiqiang Du[1,2*], Luyang Wang[1], Min Zhang[1,3], Weijiang Li[1], Hengzhi Hu[1] & Jiahong Wen[1*]

[1] *School of Environmental and Geographical Sciences, Shanghai Normal University, Shanghai 200234, China;*
[2] *Institute of Urban Studies, Shanghai Normal University, Shanghai 200234, China;*
[3] *State Key Laboratory of Estuarine and Coastal Research, East China Normal University, Shanghai 200062, China*
* Corresponding authors, E-mail: shiqiangdu@shnu.edu.cn; jhwen@shnu.edu.cn

Climate change, sea-level rise, land subsidence, and rapid urbanization are likely to increase flood risk in low-lying coastal cities in the future, posing serious challenges to urban sustainability. To quantitatively assess the future trends of flood risks and to carry out effective adaptation measures are among the hot topics for flood risk management. A sound answer needs fine-scale data to support an integrative analysis of hydrology-hydrodynamic processes, socio-economic impacts, and adaptation measures. In this regard, this paper puts forward a set of multidisciplinary and comprehensive methods to address the frontier scientific issues. First, internet big data and machine learning methods were adopted to map the building footprint, height, and its economic values, providing a fine-scale spatial and economic information of elements at risk. The residential building footprint was mapped with an accuracy of 92.8%, and the housing price was derived via web crawler from different online real estate websites. Second, the hydrology-hydrodynamic models of TOMAWAC, TELEMAC and MIKE 1D/2D were integrated to simulate four storm-surge flooding scenarios. The scenarios are based on the real Typhoon event TC9711 on August 18, 1997, whereby the wind, wave, tide, 1D flood, and 2D flood processes are simulated and flood scenarios of four different return periods are extrapolated. Especially, for future scenarios in 2050, sea level rise and land subsidence are also considered. Third, the expected annual damage (EAD) is estimated via risk analysis technique with combination of flood maps in the four return periods and the fine-scale exposure data. Finally, a cost-benefit analysis was done to evaluate the cost-effectiveness of two flood adaptation measures, i.e., dry flood-proofing and wet flood-proofing measures, for residential buildings. Taking Shanghai as an example, the above methods were applied to comprehensively assess the storm-caused flood risk of residential buildings, its future trends to 2050, and the costs and benefits of two adaptation measures. The results show that: (1) Sea-level rise and land subsidence will significantly exacerbate the flood risks in Shanghai. (2) Under the three Representative Concentration Pathways (RCP4.5, RCP8.5 and RCP8.5 High-end), the area of exposed residential buildings in Shanghai by 2050 may reach 31−49 km^2 (4%–6% of total building area) for a 1/200-year storm flood event and 180–206 km^2 (14%–16%) for a 1/5000-year event. (3) The EAD of residential buildings in 2017 is 440 million CNY (65.4 million USD), which can increase 1.6–2.0 times and reach to CNY 700 million–900 million (104.0 million–133.8 million USD) in 2050. (4) The implementation of both dry and wet flood-proofing measures could potentially reduce the EAD by 76%–79% and 88%–90%, respectively. Both measures are considerably cost-effective: the net present values of dry and wet flood-proofing measures are 2.84 billion–5.53 billion CNY (0.4 billion–0.8 billion USD) and 5.85 billion–9.94 billion CNY (0.9 billion–1.5 billion USD), and the benefit/cost ratios are 1.9–2.4 and 7.9–9.8 respectively. This indicates that the cost-effectiveness of dry flood-proofing measures is less than that of wet measure. Our findings can provide both scientific understanding and effective adaptation measures for mitigating the future flood risk in Shanghai. These multidisciplinary methods could also be applied to assess flood risk and adaptation strategies in other coastal cities.

internet big data, sea level rise, extreme storm flooding, risk analysis, adaptation measure, cost-benefit analysis

doi: 10.1360/TB-2020-1536