

气候变化下生物多样性模拟不确定性的定量分解

程盈盈¹, 张文瑶², 刘颖², 曹铭昌³, 宋创业⁴, 李国庆²

(1. 西北农林科技大学资源环境学院, 陕西 杨凌 712100; 2. 中国科学院水利部水土保持研究所黄土高原土壤侵蚀与旱地农业国家重点实验室, 陕西 杨凌 712100; 3. 生态环境部南京环境科学研究所生物多样性与生物安全重点实验室, 南京 210042; 4. 中国科学院植物研究所植被与环境变化国家重点实验室, 北京 100093)

摘要: [目的] 探究整合物种分布模型(SDMs)、大气环流模式(GCMs)和共享社会经济路径(SSPs)在预测未来生物多样性变化中的不确定性贡献率分解与制图, 为理解生物多样性变化的不确定性来源及保护管理决策提供依据。[方法] 选取 3 种常用的 SDM 模型, 并结合 8 个关键气候变量, 为 10 种植物构建生态位模型。采用受试者工作特征曲线下面积(AUC)对模型表现进行评估。将严格验证的生态位模型投射至由 5 种 GCMs 与 4 种 SSPs 组合而成的未来气候变化情境框架下, 系统模拟黄土高原 60 种不同情景下的生物多样性分布图谱(3 种 SDM 模型×5 种 GCMs×4 种 SSPs, 2060—2080 年)。采用三因素方差分析技术, 对不确定性进行精确的量化, 运用 ArcGIS 软件将不同组分的不确定性制图。[结果] 3 种 SDM 模型开展模型构建工作时, 对 10 个物种进行模拟得到的 AUC 平均值均高于 0.8, 达到非常精确水平。在模拟未来生物多样性的过程中, 不同 SDM 模型、GCMs 及 SSPs 组合情景的预测结果间, 存在较为显著差异, 其平均变异率高达 34%。就不确定性来源的贡献率而言, SDM 模型和 GCMs 对不确定性的贡献占比约为 60%, 远超 SSPs 对生物多样性模拟所带来的不确定性。[结论] 综合考虑 SDM 模型、GCMs 和 SSPs 的不确定性差异, 对于应对气候变化和保护生物多样性至关重要。引入的不确定性量化制图技术能够有效弥补现有研究的不足, 显著提升政策规划的科学性和有效性。

关键词: 物种分布模型; 生物多样性; 大气环流模式; 共享社会经济路径

中图分类号: Q948.1

文献标识码: A

文章编号: 1009-2242(2025)04-0235-08

Quantitative Decomposition of Uncertainty in Biodiversity Simulation under Climate Change

CHENG Yingying¹, ZHANG Wenyao², LIU Ying², CAO Mingchang³, SONG Chuangye⁴, LI Guoqing²

(1. College of Natural Resources and Environment, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China; 2. State Key Laboratory of Soil Erosion and Dryland Farming on the Loess Plateau, Institute of Soil and Water Conservation, Chinese Academy of Sciences and Ministry of Water Resources, Yangling, Shaanxi 712100, China; 3. Key Laboratory of Biodiversity and Biosafety, Nanjing Institute of Environmental Sciences, Ministry of Ecology and Environment, Nanjing 210042, China; 4. State Key Laboratory of Vegetation and Environmental Change, Institute of Botany, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100093, China)

Abstract: [Objective] This study aims to decompose and spatially map the uncertainties in projected biodiversity changes contributed by three key factors Species Distribution Models (SDMs), General Circulation Models (GCMs), and Shared Socioeconomic Pathways (SSPs) to better understand the sources of uncertainty in biodiversity change and make conservation and management decisions. [Methods] Using three well-established SDMs and eight critical climate variables, the study developed ecological niche models for ten plant species. Model performance was assessed via the area under the receiver operating characteristic curve (AUC). The

收稿日期: 2025-03-01

修回日期: 2025-04-29

录用日期: 2025-05-10

网络首发日期(www.cnki.net): 2025-06-03

资助项目: 国家自然科学基金项目(31971488); 国家重点研发计划项目(2017YFC0504601); 生态环境部生物多样性与生物安全重点实验室开放基金课题项目

第一作者: 程盈盈(2001—), 女, 硕士研究生, 主要从事物种分布模型研究。E-mail: cyy05@nwfafu.edu.cn

通信作者: 李国庆(1983—), 男, 博士, 副研究员, 主要从事植被恢复与 GIS 模拟研究。E-mail: liguoqing@nwsuaf.edu.cn

http://stbxb.alljournal.com.cn

rigorously validated niche models were projected onto future climate scenarios combining five GCMs and four SSPs, generating 60 distinct biodiversity distribution maps for the Loess Plateau ($3\text{SDMs} \times 5\text{GCMs} \times 4\text{SSPs}$, 2060-2080). Uncertainty associated with different components was precisely quantified through three-way analysis of variance and spatially mapped using ArcGIS. **[Results]** All three SDMs demonstrated strong predictive performance, with mean AUC values exceeding 0.8 across all ten species, indicating a high level of accuracy. However, significant differences were observed among projection results from different SDMs, GCMs and SSPs combinations, with an average variation of 34%. Uncertainty decomposition revealed that SDMs and GCMs together contributed approximately 60% of the total uncertainty, far outweighing the uncertainty associated with SSPs in biodiversity simulation. **[Conclusion]** Comprehensive consideration of uncertainty differences among SDMs, GCMs and SSPs is crucial for climate change adaptation and biodiversity conservation. The quantitative uncertainty mapping methodology introduced in this study can effectively address the limitations of existing research and substantially enhance the scientific rigor and effectiveness of policy formulation.

Keywords: species distribution models; biodiversity; general circulation models; shared socioeconomic pathways

Received: 2025-03-01

Revised: 2025-04-29

Accepted: 2025-05-10

Online(www.cnki.net): 2025-06-03

气候变化将重塑生态系统的结构,影响物种生长与分布,驱动生物多样性格局发生变化^[1]。鉴于直接观测未来生物多样性不可行,生态学家们创新性地结合物种分布模型(species distribution models, SDMs)、大气环流模式(general circulation models, GCMs)和共享社会经济路径(shared socioeconomic pathways, SSPs),以预测未来气候变化情境下的物种适宜栖息地,从而间接反映生物多样性的未来变化,为政策制定提供科学依据^[2]。然而,此模拟过程不可避免地融合多种不确定性因素^[3-5]。SDMs算法多样性引发的不确定性,源自不同模型对物种气候容忍性的理解差异;GCMs多样性带来的不确定性,则源于各模型对气候变化反馈机制的诠释不同;共享社会经济路径(SSPs)选择的不确定性,反映未来社会发展方向的不确定性。

在上述不确定性因素中,SDMs与GCMs主要涉及对物种气候耐受性和气候变化反馈机制的理解,若其不确定性较大,将显著增加生物多样性风险评估的难度^[4];而SSPs则关乎社会发展路径的选择,该不确定性在国家政策调控范围内,不仅不对生物多样性风险评估构成挑战,反而可能促进气候变化应对策略的制定。具体而言,若SSPs的不确定性超越SDMs与GCMs,则未来生物多样性模拟将更有利于政策制定;反之,若SDMs与GCMs的不确定性更为突出,未来生物多样性模拟在政策规划中的参考价值将相对有限。

为应对SDMs与GCMs不确定性给生物多样性保护政策规划带来的风险,有学者^[3]采用SDMs模型融合的方法降低SDMs带来的不确定性;有学者^[6]采

用GCMs模型融合的方法降低GCMs带来的不确定性。现有研究^[6-7]多聚焦单一维度,缺乏系统性整合SDMs、SSPs、GCMs不确定性的框架。科学定量分解不确定性以提升预测可靠性未获足够重视^[8-9],因此,需深入解析与量化不确定性来源,以有效应对气候变化挑战。

黄土高原地处中国干旱区与湿润区的交错过渡带,被公认为对气候变化高度敏感的生态脆弱区^[10]。半湿润与半干旱区树种因长期处于降水临界阈值(400~800 mm)且年际波动显著,对全球变暖的响应尤为剧烈,已成为政策制定者关注的核心议题。全球变暖驱动的蒸发量加剧导致土壤水分持续耗竭,进一步放大干旱胁迫;同时,温度每升高1℃即可能突破树种生理耐受阈值,引发光合效率下降与蒸腾失衡的连锁反应。气候-植被的脆弱性耦合,使黄土高原成为评估未来气候变化对生物多样性潜在影响的天然实验室。为定量刻画SDMs、SSPs、GCMs对未来生物多样性模拟的不确定性贡献,以黄土高原10种典型树种为对象,创新地构建包含3种SDMs、5种GCMs及4种SSPs的60种组合未来多样性模拟情境(2060—2080年)。在栅格尺度上,提出以三因素方差分析为核心的不确定性来源贡献定量分解方法体系,通过解析SDMs、GCMs、SSPs 3类不确定性来源的相对贡献率,生成可视化结果,为气候变化下生物多样性保护策略制定的有效性评估提供科学支撑。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

黄土高原位于中国西北部,是生态安全的关键脆弱区(图1)。其独特气候条件显著影响生物多样

性,冬寒干、夏雨集,年平均气温 7.6°C ,年降水量 441 mm 。根据IPCC第六次国际耦合模式比较计划(CMIP6)预测,至20世纪70年代,黄土高原将显著变暖($2.0\sim 4.1^{\circ}\text{C}$)增湿($8\sim 34\text{ mm}$),深刻影响生物多样性的分布。黄土高原的植被分布从东南森林至西北草原植被类型渐变、植物多样性递减,体现环境制约。山地自然保护区因独特生态位和良好保护,生物多样性更丰富。

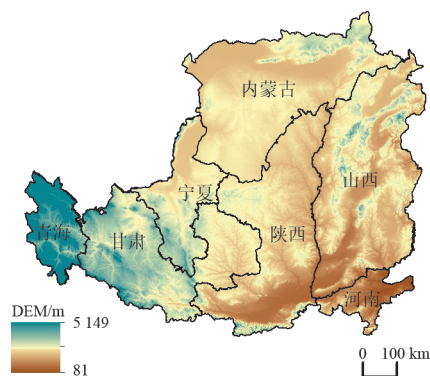


图1 黄土高原位置

Fig. 1 Location of the Loess Plateau

1.2 物种分布和气候变量

针对黄土高原,选取10种典型树种,分别为油松(*Pinus tabulaeformis* Carr.)、辽东栎(*Quercus wutaishansea* Mayr.)、小叶杨(*Populus simonii* Carr.)、柠条锦鸡儿(*Caragana korshinskii* Kom.)、沙棘(*Hippophae rhamnoides* L.)、黄刺玫(*Rosa xanthina* Lindl.)、水曲柳(*Fraxinus mandshurica* Rupr.)、文冠果(*Xanthoceras sorbifolium* Bunge.)、小果白刺(*Nitraria sibirica* Pall.)及云杉(*Picea asperata* Mast.),它们兼具生态与经济价值。数据源自中国数字植物标本馆(CVH, <http://www.cvh.ac.cn/>)、国家标本资源共享平台(NSII, <http://www.nsii.org.cn/>)、全球生物多样性信息网络(GBIF, <https://www.gbif.org/>)及学术期刊库,确保全面可靠。利用ArcGIS 10.8软件预处理数据,去除冗余点,确保模型预测精准可信。

选择8个关键生物气候变量,包括年平均气温、最热月最高温度、最冷月最低温度、年平均温度变化范围、年降水量、最湿月降水量、最干月降水量及降水量季节性变化,它们全面覆盖植物生存所需的水热及极端条件,该变量被广泛应用于物种-气候关系研究^[11-12]。当前气候数据源自WorldClim(<http://www.worldclim.org>),采用薄板平滑样条(thin plate spline, TPS)法生成高精度气候图层,覆盖1950—2000年全球气候记录,支持深入分析植物对气候的适应与响应^[13]。研究中所采用的栅格数据空间分辨率为 $10'$ 。

1.3 GCMs和SSPs气候变化情景

评估的未来时间段设定为2060—2080年。未来气候变化情景数据源自全球5大顶尖机构开发的大气环流模式(GCMs),包括中国的BCC-CSM2-MR(北京气候中心气候系统模型)、意大利的CMCC-ESM2(欧洲-地中海气候变化中心地球系统模型)、美国的GISS-E2-1-G(戈达德空间研究所模型)、日本的MRI-ESM2-0(气象研究所地球系统模型)及德国的MPI-ESM1-2-HR(马克斯·普朗克研究所地球系统模型)。鉴于不同国家GCMs在分辨率、物理过程参数化等方面存在差异,5个GCMs能够充分代表GCMs的变异性,从而深刻反映出理解气候系统的复杂性。

在模拟未来气候变化的过程中,除GCMs核心工具外,共享社会经济路径(SSPs)同样不可或缺。SSPs细致描绘社会发展路径与人口增长趋势,直接关联到土地资源的利用压力;同时,经济发展路径的选择则决定能源消费结构与产业布局,进而间接影响温室气体的排放量与种类。该信息均为GCMs预测气候变化时所必需的关键要素^[14]。本研究采纳IPCC第六次评估报告所推荐的4种SSPs共享社会经济路径,具体涵盖SSP126、SSP245、SSP370及SSP585。其中,SSP126秉持可持续发展路径,代表温室气体排放处于较低水平(最为乐观的情景);SSP245则呈现出温室气体排放处于中等且稳定的水平(相对乐观的情景);SSP370的温室气体排放处于中高水平(略显悲观的情景);而SSP585则采用以化石燃料为基础的发展路径,预示着温室气体排放将处于较高水平(最为悲观的情景)。4种SSPs充分体现社会发展路径选择的多样性,同时也为国家应对气候变化的政策制定提供重要参考^[15]。

1.4 SDMs模型的选择

SDMs模型不仅是预测工具,更是对生态学理论和数据处理方法深刻理解的体现^[16]。SDMs历经数十年的发展,已衍生出多样化的算法体系。该算法可依据数据需求划分为2大类别:其一为仅需物种出现记录的算法类别(简称“出现数据依赖型”);其二为需同时结合物种出现与未出现记录的算法类别(简称“完整数据依赖型”)。鉴于本研究所涉物种数据均符合“出现数据依赖型”模型的应用条件,故研究范畴限定于该类模型进行深入探索。

在“出现数据依赖型”模型架构体系之中,MaxEnt、Bioclim及Domain 3种方法占据着主导性地位。具体而言,MaxEnt模型依托于最大熵原理,凭借其强大的机器学习效能,充分展现出在复杂环境梯度下精准捕捉物种与环境关系的能力^[17]。它不仅能够

在已知数据范畴内实现精确拟合,还能够借助最大熵原理智能地外推至未知环境。此能力对于预测物种在气候变化背景下的潜在分布而言,具有至关重要的意义^[18]。然而,也正是该外推能力,致使在极端或未知环境条件下,预测结果的不确定性有所增加。

Bioclim 模型运用生态位超体积理论,遵循生态位保守性理论,其预测结果更具稳健性^[19]。在数据充裕且环境相似的区域,Bioclim 能够提供可靠的预测结果;然而,当需要外推至未知环境时,便显得力不从心^[20]。此特性使得 Bioclim 在生物多样性分布的核心区域表现卓越,而在边缘区域则可能产生较大误差。

Domain 模型则试图在 Bioclim 与 MaxEnt 间寻求平衡,通过环境相似性度量来评估未知环境与已知环境间的相似程度,并以此为依据开展内插和外推操作^[21-22]。由于其外推机制与 MaxEnt 存在差异,使得 Domain 模型在特定情境下的表现可能更为复杂且多变。3 种方法凭借在物种生境适宜性模拟中各有侧重的卓越表现,已然成为该研究领域的主流技术手段。鉴于其所采用的算法原理各不相同,能够充分代表 SDMs 算法的总体变异状况。

1.5 试验设计与统计分析

1.5.1 模型模拟与拟合优度评估 使用物种分布数据、3 种 SDMs 和当前气候的 8 个气候变量,分别对 10 个物种进行生态位分析,构建物种生态位模型,共构建 30 个模型(3 种 SDMs×10 个物种)。为评估模型的准确性,使用 10 份交叉验证模型模拟的准确性。10 份交叉验证的步骤包括将物种分布点分成 10 份,其中 9 份用于模型模拟,1 份用于模型的评估。使用受试者工作特征曲线下面积(AUC)指标刻画模型表现。AUC 的评定标准为差(0.5~0.6)、一般(0.6~0.7)、良好(0.7~0.8)、非常好(0.8~0.9)、极佳(0.9~1.0)。

1.5.2 气候适宜性模拟和物种分布 为生成涵盖 10 个物种的未来气候适宜性分布图谱(2060—2080 年),本研究采用多模型耦合分析框架,将构建的 30 套生态位模型系统投射至 20 种前瞻性气候变化情景(由 5 种 GCMs 与 4 种 SSPs 交叉组合而成),最终形成包含 600 幅精细图谱的数据库体系。其中,每个物种均配备 60 幅专属预测图谱(3 种 SDMs×5 种 GCMs×4 种 SSPs),全面解析其不同气候情景下的物种气候适宜性分布格局。

气候适宜性图谱采用 0~1 连续数值量化空间单元的物种出现可能性,该数值既表征物种出现的概率,又反映其栖息地生态适宜度。为实现从连续概率到离散分布的精准转化,研究引入阈值优化机制,

选取最大训练灵敏度与特异度之和(MaxSSS)作为最优分割标准^[23]。通过空间重分类技术,将连续型适宜性图谱转换为二值化物种分布图,其中“0”值标识非适宜栖息区域,“1”值则明确界定适宜分布空间。该技术路线有效提升预测结果的生态学解释力与空间可视化精度。

1.5.3 未来生物多样性图的模拟及其变异系数 为获取在未来 60 种气候情景(3 种 SDMs×5 种 GCMs×4 种 SSPs, 2060—2080 年)下的生物多样性模拟分布图,本研究通过叠加各情景中 10 个物种的二进制物种分布图,生成每种模拟情景组合下的黄土高原生物多样性分布图。生物多样性分布图的栅格数值为 0~10,其中 0 表示该栅格未被 10 个物种占据,生物多样性最低;而 10 则表示栅格被 10 个物种全部占据,生物多样性达到最高。

为探究 4 种 SSPs 情景下生物多样性模拟的总体趋势与变异情况,对 3 种 SDMs 与 5 种 GCMs 预测情景下的生物多样性分布图(共计 15 张)进行平均计算,并进一步求取变异系数。最终,本研究获得 4 张生物多样性平均值分布图及 4 张变异系数图(分别对应 SSP126、SSP245、SSP370 及 SSP558)。每张生物多样性平均值分布图均反映特定未来气候变化情景下的生物多样性总体分布趋势,而生物多样性变异系数分布图则揭示特定未来气候变化下,因 SDMs 与 GCMs 差异所导致的预测误差。

1.6 不确定性变异来源的定量分解

为深入剖析气候变化背景下生物多样性模拟的变异来源及其主导的不确定性因素,精心设计并实施一系列数据分析步骤,具体阐述为:

1)数据预处理。将涵盖 60 种不同模拟情景的生物多样性分布图转换为数据框格式(3 种 SDMs×5 种 GCMs×4 种 SSPs, 2060—2080 年),剔除所有空值记录,最终得到包含 2 382 个有效栅格单元的数据集。每个栅格单元均详尽记录在不同模拟情境下的生物多样性数据。

2)方差分析。采用三因素方差分析作为核心分析方法,以每个栅格单元的生物多样性作为关键响应变量,将 SDMs、GCMs 及 SSPs 作为处理因素进行考量。通过此方法,系统地对每个栅格分解总变异,深入探究各因素的主效应、两两间的交互效应及三因素间的综合交互效应。贡献率的计算依据公式为:

$$C_i = E_i/T_i \quad (1)$$

式中: C_i 为在 i 栅格中各因素或交互作用对不确定性贡献率,其值域限定为 0~1,数值越大,表示该因素

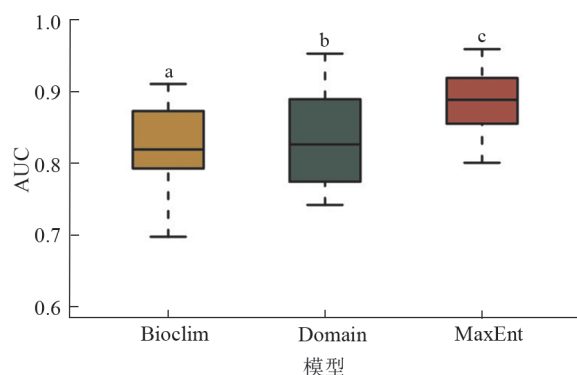
或交互作用对生物多样性变异的解释能力越强; E_i 和 T_i 分别为在 i 栅格中各种效应的方差和总方差。

3)空间可视化。借助 ArcGIS 10.8 软件中的“point to raster”工具,将分析得到的相对贡献率数据进行空间化呈现,直观地展示不同影响因素及其交互作用在生物多样性分布模拟中的不确定性贡献。

2 结果与分析

2.1 SDMs 模型拟合优度评价

SDMs 模型模拟评估结果(图2)表明,3种模型的 AUC 值差异显著($p < 0.05$),其中 MaxEnt 模型在平均精度上展现出显著的优势,不仅高于 Domain 模型和 Bioclim 模型,而且在预测精度的稳定性方面也表现较好,波动范围相对较小。即使如此,所有参与评估的模型均达到高水准,其 AUC 均值都超越 0.8 的基准线,达到非常好水平,此结果充分验证 MaxEnt 模型、Domain 模型和 Bioclim 模型在预测任务中的较高准确性和可靠性。



注:不同字母表示不同模型预测的 AUC 值差异显著($p < 0.05$);I 表示 1.5IQR 内的范围;箱体表示 AUC 值。下同。

图2 3个SDMs模型精度评估AUC结果的比较

Fig. 2 Comparison of AUC results for accuracy evaluation of three SDMs

2.2 不同 SSPs 情境下生物多样性分布

SDMs 和 GCMs 交叉情境下,预测 2060—2080 年不同 SSPs 情境下黄土高原生物多样性的总体趋势见图3。在未来气候变化的背景下,黄土高原的生物多样性预测值为 1~10,平均值为 7,且其空间分布呈现出显著的变异特征。具体而言,中部半干旱半湿润地区的生物多样性水平接近 10,而北部干旱区和南部湿润区的生物多样性则显著降低,特别是在靠近秦岭和阴山的区域,生物多样性值降至 1。此现象与样本树种中半干旱半湿润物种占比较大密切相关(图3)。同时,在不同的 SSPs 下,生物多样性分布也发生显著变化。在最乐观的排放情景路径(SSP126)下,未来黄土高原的生物多样性总体上能够维持较高水平;然而,随着社会发展路径逐渐趋向悲观,生

物多样性水平则逐渐下降。在最悲观的排放情景路径(SSP585)下,生物多样性热点区域的面积下降尤为显著。表明由排放浓度驱动的未来气候变暖趋势不利于黄土高原生物多样性的保护,将导致生物多样性的丧失。

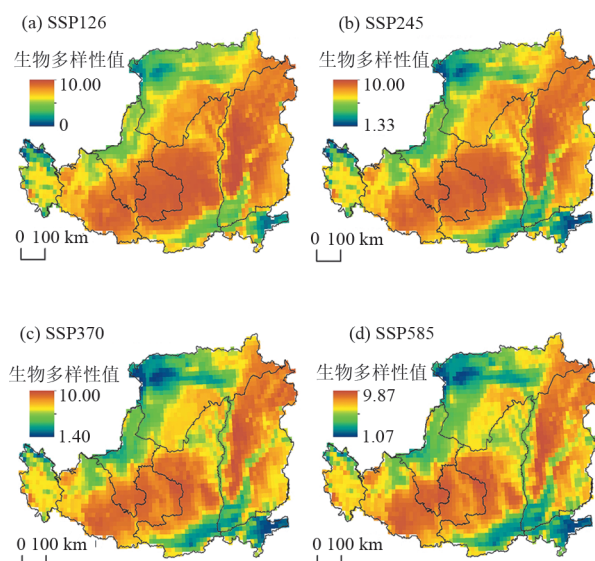


图3 基于10个树种模拟未来(2060—2080年)不同共享社会经济路径情景下(SSPs)黄土高原生物多样性分布

Fig. 3 Simulated biodiversity distribution maps on the Loess Plateau for 2060–2080 under different SSP scenarios based on 10 tree species

2.3 不同 SSPs 情景下生物多样性变异系数分布

在 SDMs 与 GCMs 交叉情境的框架下,由图4可知,针对 2060—2080 年不同 SSPs 情景所预测的黄土高原生物多样性变异系数分布。总体而言,黄土高原生物多样性变异系数为 0~150%,平均变异率达到 34%。具体来看,生物多样性核心区域的变异程度较小(0~20%),而西北部及南部区域,尤其是秦岭南缘地带,变异程度显著增大,均超过 80%,充分表明不同 SDMs 与 GCMs 组合在模拟生物多样性时存在较高的不确定性。此外,在不同的 SSPs 情境下,生物多样性变异系数亦呈现出显著的变化特征。在最乐观的排放情景路径(SSP126)下,未来黄土高原的生物多样性变异系数维持在较低水平;然而,随着社会发展路径逐渐转向悲观方向,生物多样性变异系数则呈逐步上升趋势。特别是在最悲观的排放情景路径(SSP585)下,生物多样性变异系数较高的区域面积显著增加。表明由排放浓度所驱动的未来气候变暖趋势,将对基于 SDMs 与 GCMs 的黄土高原未来生物多样性预测方法产生不利影响,进而降低其预测的有效性。

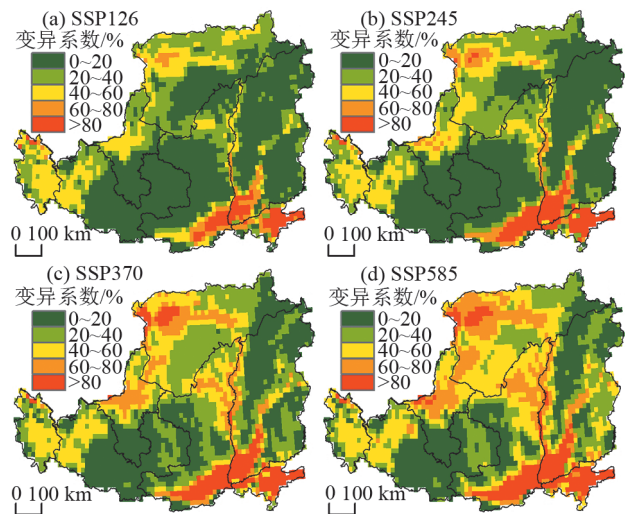


图 4 基于 10 个树种模拟未来 (2060—2080 年) 不同共享社会经济路径情景下 (SSPs) 黄土高原生物多样性变异系数

Fig. 4 Simulated coefficient of variation maps of biodiversity on the Loess Plateau for 2060–2080 under different SSP scenarios based on 10 tree species

2.4 不确定性定量分解与制图

借助三因素方差分析技术,针对未来黄土高原生物多样性模拟中的不确定性(2060—2080 年),对三大来源(SDMs、GCMs、SSPs)展开量化剖析与可视化呈现。图 5 直观展示各变异来源的定量分解空间分布及描述性统计特征。SDMs 作为核心驱动力,贡献 44% 的总体变异,尤其在青海省、陇西高原与关中平原等非生物多样性中心区域显著,充分彰显 SDM 在生物多样性边缘区域模拟中的复杂作用机制。GCMs 次之,贡献率为 16%,其影响聚焦于山西省东部,强调 GCMs 在特定地区气候预测变异中的关键作用。相比之下,SSPs 及多因素交互作用虽占比较小(5%~10%),但在特定地理区域如山西省,其在特定栅格贡献率可高达 60%。总体而言,SDMs 和 GCMs 对不确定性的贡献远超 SSPs,表明单纯依赖 SDM 和 GCMs 工具来制定生物多样性应对气候变化的策略,其有效性正面临严峻挑战。

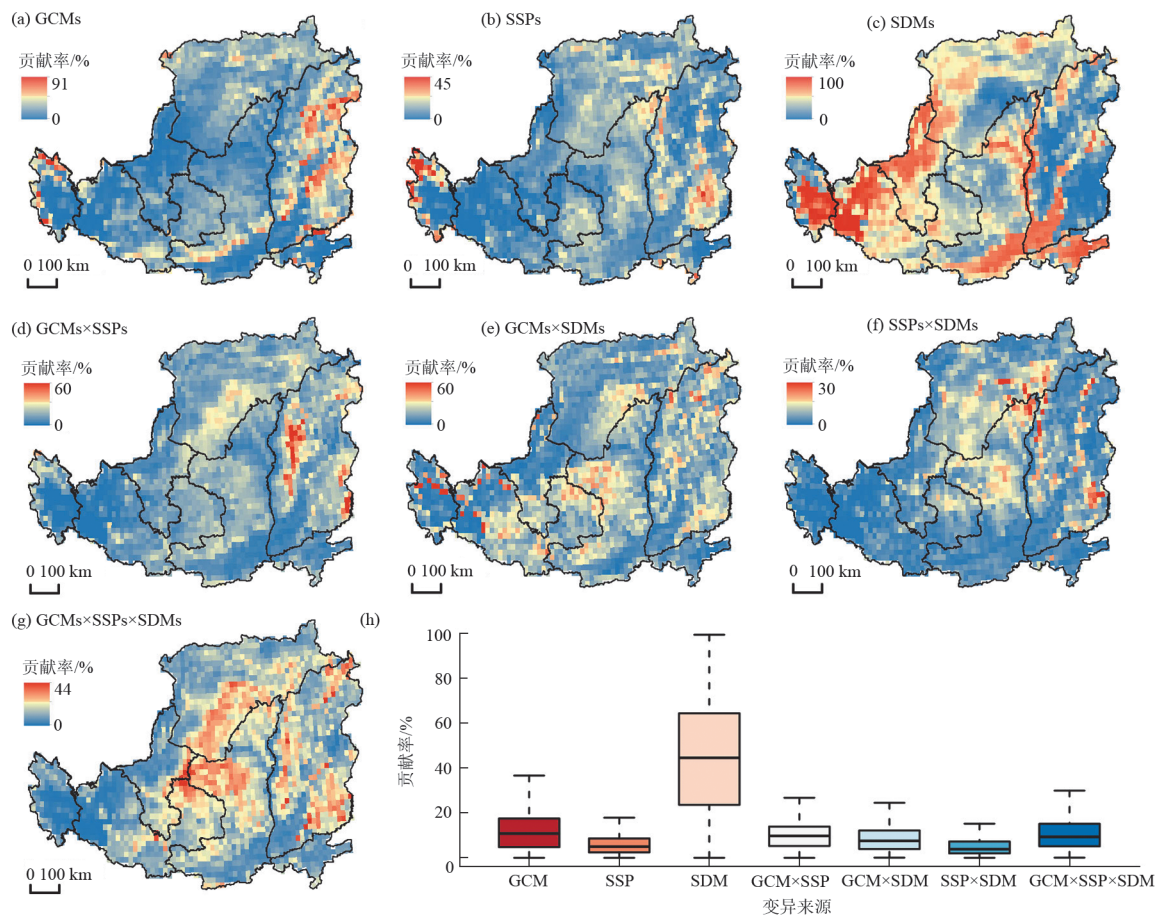


图 5 基于 10 个树种黄土高原未来生物多样性模拟中 3 种不确定性源及其交互作用的贡献率

Fig. 5 Contribution maps of three sources of uncertainty and their interactions in simulated future biodiversity projections on the Loess Plateau based on 10 tree species

3 讨论

将物种分布模型(SDMs)、大气环流模式(GCMs)及共享社会经济路径(SSPs)模型框架进行

<http://stbcbx.alljournal.com.cn>

有机整合,以预测未来生物多样性对气候变化的响应,已成为当前生物多样性保护研究的主流范式^[8]。然而,在此研究流程中,多种来源的不确定性因素往

往被忽视或未得到充分考量^[6]。本研究聚焦于该研究工作流程,开发一套基于三因素方差分析的创新算法,旨在从空间尺度上对不确定性进行量化分析与可视化呈现。随后,将该方法应用于黄土高原未来生物多样性模拟之中,研究结果不仅刻画黄土高原生物多样性总体演变趋势与变异性特征,还成功分解SDMs、GCMs、SSPs各自对模拟不确定性的贡献程度。

3.1 SDMs与GCMs是造成不确定性的主要因素

本研究结果表明,SDMs是造成不确定性的主要因素,其次是GCMs。此发现揭示采用不同SDMs和GCMs进行生物多样性模拟可能产生较大差异,甚至相反的结论。目前,许多研究在模型选择上较为随意,而此类研究所蕴含的巨大不确定性却往往未被披露^[24]。尽管本研究未深入探讨SDMs和GCMs的选择方法,但可明确的是,合理选择SDMs和GCMs对于生物多样性风险评估至关重要。由于目前缺乏针对SDMs和GCMs选择的筛选标准及国际权威指导,有学者^[5]建议采用模型融合或模型共识方法。例如针对SDMs模型而言,综合运用多个SDMs模型,取其平均预测结果作为最终参考^[25];针对GCMs模型而言,同样可选用多个机构的研究成果,对其气候变化预测结果取平均值作为最终依据^[6]。然而,该处理方式虽能降低不确定性,却无法完全消除。因此,未来的研究需进一步探索如何优化模型选择方法,以降低不确定性对生物多样性风险评估的影响。

3.2 SDMs与GCMs对不确定性贡献率远超SSPs

本研究发现,SDMs和GCMs对未来生物多样性模拟所产生的不确定性高达60%,其贡献率远远超出SSPs的贡献率。表明在制定气候变化缓解和适应性措施时,若过度依赖SDMs和GCMs工具,其有效性将会受到质疑。从理论上讲,只有当SSPs对模拟结果的不确定性超过SDMs和GCMs时,该模拟才具有实际意义。是因为SSPs代表社会发展的不同路径选择,而气候变化适应和缓解政策的制定正是基于SSPs路径的评估结果^[26]。若SDMs和GCMs的变异程度超过SSPs,那么基于SSPs模拟生物多样性变化的结果将被SDMs和GCMs所掩盖,进而对政策制定构成挑战。研究结果与REAL等^[27]2010年的研究结果相似,后者基于模糊逻辑评估,对西班牙4种动物进行类似评估认为,SDMs和GCMs在气候变化政策规划方面的效能有限。因此,其建议需要降低SDMs和GCMs的不确定性,以突出SSPs的作用,从而为应对气候变化提供更有力的支撑。尽管意识到该问题,但并未进行不确定性组分的可视化评估。

3.3 应对不确定性空间表达与决策启示

开发的三因素方差分析技术,不仅能够有效刻画SDMs、GCMs和SSPs的不确定性,还能在空间尺度上进行可视化展示,对应对不确定性具有重要的现实价值和意义。本研究是对现有应对不确定性方法(模型融合方法)研究的有力补充。模型融合方法包括SDMs融合和GCMs融合^[28]。但模型融合该方法还忽略不确定性的空间表达。本研究提出的三因素方差分析技术,能够解决此问题,并在空间上表达不确定性。对于SSPs不确定性较高的地区,是所期望的结果,因为在该地区,基于SDMs和GCMs的决策效能相对较高。而对于SSPs不确定性较低,而SDM和GCM不确定性较高的地区,在决策过程中需要格外谨慎,该类地区可成为重点监测的对象,为政策制定者提供更为精准的信息支持。

3.4 研究的不足与展望

尽管本研究已经刻画SDMs、GCMs和SSPs的不确定性,但仍存在局限性。我们仅关注生物多样性模拟不确定性中的部分问题。还有某些不确定性因素尚未被纳入考虑,例如数据质量、环境变量及空间分辨率等^[29-30],此因素也有可能对不确定性产生重要影响。尽管该因素尚未被纳入本研究,但提出的三因素方差分析技术具有可扩展性,可将更多的影响因素纳入评估中,或采用双因素方差分析、四因素方差分析、五因素方差分析等方法,以分解更多的不确定性。该研究为解决此问题提供一个新思路,未来的研究可在此基础上进行扩展,从而为气候变化下的生物多样性模拟评估提供更为全面、准确的方法论支持。

4 结论

本研究系统地剖析60种复杂组合情境下(3种SDMs $\times$ 5种GCMs $\times$ 4种SSPs),气候变化对生物多样性模拟预测的总体趋势和变异情况。通过创新性地运用三因素方差分析技术,本研究实现对SDMs、GCMs、SSPs及其交互效应引发的不确定性贡献度的精准解构,并构建高分辨率的空间异质性分布图谱。研究核心发现:1)SDMs与GCMs构成不确定性主控因子;2)SSPs虽为关键政策驱动变量,但其不确定性贡献权重相对较低;3)三因素方差分析技术突破传统不确定性分析的时空局限,构建“因素-空间-时间”三维空间解构框架。该发现为生物多样性保护策略的精准化提供科学思路,需建立SDMs-GCMs-SSPs协同评估体系,既要识别各模型的技术优势与认知局限,更要量化其交互作用引发的系统性风险。唯有通过系统性的方法论革新,方能在气

候变化危机背景下构建起生物多样性保护的“确定性屏障”,实现生物多样性的长期稳定与人类社会的可持续发展。

参考文献:

- [1] PECL G T, ARAÚJO M B, BELL J D, et al. Biodiversity redistribution under climate change: Impacts on ecosystems and human well-being [J]. *Science*, 2017, 355 (6332): eaa19214.
- [2] BELLARD C, BERTELSMEIER C, LEADLEY P, et al. Impacts of climate change on the future of biodiversity [J]. *Ecology Letters*, 2012, 15(4): 365-377.
- [3] KOO K A, PARK S U, KONG W S, et al. Potential climate change effects on tree distributions in the Korean Peninsula: Understanding model and climate uncertainties [J]. *Ecological Modelling*, 2017, 353: 17-27.
- [4] BUISSON L, THUILLER W, CASAJUS N, et al. Uncertainty in ensemble forecasting of species distribution [J]. *Global Change Biology*, 2010, 16(4): 1145-1157.
- [5] THUILLER W, GUÉGUEN M, RENAUD J, et al. Uncertainty in ensembles of global biodiversity scenarios [J]. *Nature Communications*, 2019, 10(1): e1446.
- [6] LIU G, ZHANG Y R, LU Q, et al. Uncertainties of climate change on suitable habitat of *Calligonum mongolicum* Turcz. (Polygonaceae) in desert areas of central Asia [J]. *Forests*, 2023, 14(5): e1053.
- [7] THUILLER W, LAVOREL S, ARAÚJO M B, et al. Climate change threats to plant diversity in Europe [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2005, 102(23): 8245-8250.
- [8] 张雷, 刘世荣, 孙鹏森, 等. 气候变化对物种分布影响模拟中的不确定性组分分割与制图: 以油松为例 [J]. *生态学报*, 2011, 31(19): 5749-5761.
ZHANG L, LIU S R, SUN P S, et al. Partitioning and mapping the sources of variations in the ensemble forecasting of species distribution under climate change: A case study of *Pinus tabulaeformis* [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2011, 31(19): 5749-5761.
- [9] STEWART S B, FEDRIGO M, KASEL S, et al. Predicting plant species distributions using climate-based model ensembles with corresponding measures of congruence and uncertainty [J]. *Diversity and Distributions*, 2022, 28(5): 1105-1122.
- [10] 杨磊, 冯青郁, 陈利顶. 黄土高原水土保持工程措施的生态系统服务 [J]. *资源科学*, 2020, 42(1): 87-95.
YANG L, FENG Q Y, CHEN L D. Ecosystem services of soil and water conservation measures on the Loess Plateau [J]. *Resources Science*, 2020, 42(1): 87-95.
- [11] LI G Q, HUANG J H. Multi-directional rather than uni-directional northward-dominant range shifts predicted under climate change for 99 Chinese tree species [J]. *Forests*, 2022, 13(10): e1619.
- [12] LI G Q, HUANG J H, GUO H, et al. Projecting species loss and turnover under climate change for 111 Chinese tree species [J]. *Forest Ecology and Management*, 2020, 477: e118488.
- [13] HIJMANS R J, CAMERON S E, PARRA J L, et al. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas [J]. *International Journal of Climatology*, 2005, 25(15): 1965-1978.
- [14] MEINSHAUSEN M, NICHOLLS Z R, LEWIS J, et al. The shared socio-economic pathway (SSP) greenhouse gas concentrations and their extensions to 2500 [J]. *Geoscientific Model Development*, 2020, 13(8): 3571-3605.
- [15] 张丽霞, 陈晓龙, 辛晓歌. CMIP6 情景模式比较计划 (ScenarioMIP) 概况与评述 [J]. *气候变化研究进展*, 2019, 15(5): 519-525.
ZHANG L X, CHEN X L, XIN X G. Short commentary on CMIP6 scenario model intercomparison project (ScenarioMIP) [J]. *Climate Change Research*, 2019, 15 (5): 519-525.
- [16] GUIAN A, THUILLER W. Predicting species distribution: Offering more than simple habitat models [J]. *Ecology Letters*, 2005, 8(9): 993-1009.
- [17] PHILLIPS S J, ANDERSON R P, SCHAPIRE R E. Maximum entropy modeling of species geographic distributions [J]. *Ecological Modelling*, 2006, 190 (3/4): 231-259.
- [18] MAINALI K P, WARREN D L, DHILEEPAN K, et al. Projecting future expansion of invasive species: Comparing and improving methodologies for species distribution modeling [J]. *Global Change Biology*, 2015, 21 (12): 4464-4480.
- [19] NIX H A. A biogeographic analysis of Australian elapid snakes [J]. *Atlas of elapid snakes of Australia*, 1986, 7: 4-15.
- [20] CARVALHO B M, RANGEL E F, READY P D, et al. Ecological niche modelling predicts southward expansion of *Lutzomyia* (Nyssomyia) *flaviscutellata* (Diptera: Psychodidae: Phlebotominae), vector of *Leishmania* (Leishmania) *amazonensis* in south America, under climate change [J]. *PLoS One*, 2015, 10(11): e0143282.
- [21] FITZPATRICK M C, HARGROVE W W. The projection of species distribution models and the problem of non-analog climate [J]. *Biodiversity and Conservation*, 2009, 18(8): 2255-2261.
- [22] BEDIA J, HERRERA S, GUTIÉRREZ J M. Dangers of using global bioclimatic datasets for ecological niche modeling. Limitations for future climate projections [J]. *Global and Planetary Change*, 2013, 107: 1-12.

(下转第 253 页)

- [23] LIU Y Q, LIN Y F, HUO Z L, et al. Spatio-temporal variation of irrigation water requirements for wheat and maize in the Yellow River basin, China, 1974—2017[J]. *Agricultural Water Management*, 2022, 262: e107451.
- [24] TAN Q H, LIU Y J, PAN T, et al. Changes and determining factors of crop evapotranspiration derived from satellite-based dual crop coefficients in North China Plain[J]. *The Crop Journal*, 2022, 10(5): 1496-1506.
- [25] WANG F, CHEN Y N, LI Z, et al. Assessment of the irrigation water requirement and water supply risk in the Tarim River basin, northwest China[J]. *Sustainability*, 2019, 11(18): e4941.
- [26] GUO B, LI W H, GUO J Y, et al. Risk assessment of regional irrigation water demand and supply in an arid inland river basin of northwestern China[J]. *Sustainability*, 2015, 7(9): 12958-12973.
- [27] TAN M H, ZHENG L Q. Different irrigation water requirements of seed corn and field corn in the Heihe River basin[J]. *Water*, 2017, 9(8): e606.
- [28] YANG X L, GAO W S, SHI Q H, et al. Impact of climate change on the water requirement of summer maize in the Huang-Huai-Hai farming region[J]. *Agricultural Water Management*, 2013, 124: 20-27.
- [29] ZHANG Q, XU C Y, YANG T. Variability of water resource in the Yellow River basin of past 50 Years, China [J]. *Water Resources Management*, 2009, 23(6): 1157-1170.
- [30] LI H Z, ZHANG Q, SINGH V P, et al. Hydrological effects of cropland and climatic changes in arid and semi-arid river basins: A case study from the Yellow River basin, China[J]. *Journal of Hydrology*, 2017, 549: 547-557.
- [31] WANG G Q, ZHANG J Y, JIN J L, et al. Impacts of climate change on water resources in the Yellow River basin and identification of global adaptation strategies[J]. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 2017, 22(1): 67-83.
- [32] HE Y Q, LEE E, MANKIN J S. Seasonal tropospheric cooling in northeast China associated with cropland expansion[J]. *Environmental Research Letters*, 2020, 15(3): e034032.
- [33] DAI A G, FYFE J C, XIE S P, et al. Decadal modulation of global surface temperature by internal climate variability[J]. *Nature Climate Change*, 2015, 5: 555-559.
- [34] UM M J, KIM Y, PARK D, et al. Impacts of potential evapotranspiration on drought phenomena in different regions and climate zones[J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 703: e135590.
- [35] WANG J, WANG E L, FENG L P, et al. Phenological trends of winter wheat in response to varietal and temperature changes in the North China Plain[J]. *Field Crops Research*, 2013, 144: 135-144.
- (上接第242页)
- [23] 张晓芹,李国庆,杜盛.未来气候变化对沙枣适宜分布区的影响预测[J].*应用生态学报*, 2018, 29(10): 3213-3220.
- ZHANG X Q, LI G Q, DU S. Predicting the influence of future climate change on the suitable distribution areas of *Elaeagnus angustifolia* [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2018, 29(10): 3213-3220.
- [24] ELITH J, LEATHWICK J R. Species distribution models: Ecological explanation and prediction across space and time[J]. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, 2009, 40: 677-697.
- [25] NORBERG A, ABREGO N, BLANCHET F G, et al. A comprehensive evaluation of predictive performance of 33 species distribution models at species and community levels[J]. *Ecological Monographs*, 2019, 89(3): e01370.
- [26] O'NEILL B C, TEBALDI C, VAN VUUREN D P, et al. The scenario model intercomparison project (ScenarioMIP) for CMIP6[J]. *Geoscientific Model Development*, 2016, 9(9): 3461-3482.
- [27] REAL R, MÁRQUEZ A L, OLIVERO J, et al. Species distribution models in climate change scenarios are still not useful for informing policy planning: An uncertainty assessment using fuzzy logic[J]. *Ecography*, 2010, 33(2): 304-314.
- [28] AMINDIN A, POURGHASEMI H R, SAFAEIAN R, et al. Predicting current and future habitat suitability of an endemic species using data-fusion approach: Responses to climate change[J]. *Rangeland Ecology and Management*, 2024, 94: 149-162.
- [29] UNDERWOOD J G, D'AGROSA C, GERBER L R. Identifying conservation areas on the basis of alternative distribution data sets[J]. *Conservation Biology*, 2010, 24(1): 162-170.
- [30] TEHRANI N A, NAIMI B, JABOYEDOFF M. A data-integration approach to correct sampling bias in species distribution models using multiple datasets of breeding birds in the Swiss Alps[J]. *Ecological Informatics*, 2022, 69: e101501.