

DOI: 10.5846/stxb202207162032

陈思明.互花米草(*Spartina alterniflora*)潜在分布格局的空间尺度效应.生态学报,2023,43(14):6058-6068.

Chen S M.Spatial scale effect of potential distribution pattern of *Spartina alterniflora*.Acta Ecologica Sinica,2023,43(14):6058-6068.

# 互花米草 (*Spartina alterniflora*) 潜在分布格局的空间尺度效应

陈思明\*

闽江学院地理与海洋学院,福州 350108

**摘要:**了解不同空间尺度下外来入侵植物互花米草(*Spartina alterniflora*)的潜在分布格局,有助于制定科学的防治管理策略,维护滨海湿地的生物多样性。研究基于有效的地理分布点位和环境变量数据集,设置了3个研究区幅度(区域、国家、全球)和5种环境变量粒度(30'、1.0'、2.5'、5.0'、10'),应用最大熵(MaxEnt)模型预测互花米草在不同幅度和粒度下的潜在分布,探究互花米草分布格局及其环境影响因子对空间尺度响应。结果表明:(1)MaxEnt模型在不同空间尺度下的预测效果较好,各尺度下测试集的受试者曲线下面积(AUC)值均大于0.8,真实技巧统计值(TSS)值则超过0.56,但模型的预测精度对空间尺度变化较为敏感;(2)不同空间尺度下互花米草的潜在分布格局存在着显著的差异性,表现为适生区面积会随着空间范围扩大或环境变量分辨率降低而提高,且质心位置也在不断发生地带性转移;(3)空间尺度的变化会削弱主要环境变量的解释力。在大尺度范围和低分辨率环境变量图层中,气候因子的重要性较大,而在相反尺度下地形因子的影响度得到提升;(4)研究区范围与环境变量分辨率不匹配时,模型预测精度和物种分布格局会产生显著的变化,建议在区域范围中,采用空间分辨率1.0'以下的环境变量来预测互花米草的潜在分布格局。

**关键词:**互花米草;最大熵模型;分布格局;尺度效应

## Spatial scale effect of potential distribution pattern of *Spartina alterniflora*

CHEN Siming\*

College of Geography and Oceanography, Minjiang University, Fuzhou 350108, China

**Abstract:** To formulate effective management strategy and protect the biodiversity of coastal wetlands, there is an urgent need to understand the potential distribution pattern of *Spartina alterniflora* across different spatial scales. Based on the datasets available of known presences and environmental variables, we set up three study extents from region to global and five grain sizes of environmental variables from 30 arc-second to 10 arc-minute, and used maximum entropy modelling (MaxEnt) to predict the potential distribution of *Spartina alterniflora* under different spatial scales. On this basis, the habitat areas and its centroid position were measured at three study extents and five grain sizes, respectively. The effects of spatial scale on the relationships between environmental variables and species distributions were analyzed. Results showed that: (1) the performance of MaxEnt model was satisfactory, and the area under ROC curve (AUC) and true skill statistic (TSS) were greater than 0.8 and 0.56, respectively. However, model accuracy was sensitive to changes in spatial scale. AUC and TSS were negative correlated with study extent, but positive correlated with spatial resolution of the environmental variables. (2) There were significant changes in the distribution pattern of *Spartina alterniflora* across different spatial scales. When increasing study extent from region to global, the suitable area of *Spartina alterniflora* displayed an enlarging trend, with a significant zonal transfer for geometric centroids, while an increase in spatial resolution of environmental

基金项目:福建省自然科学基金资助项目(2020J01831)

收稿日期:2022-07-16; 网络出版日期:2023-03-23

\* 通讯作者 Corresponding author.E-mail: wujingwujing0900@163.com

variables reduced the suitable habitats at the regional extent. (3) The importance of main environmental factors would be weakened with the change of spatial scale. At large-scale regions and low-resolution environmental layers, climatic variable type were the main drivers and contributed more than 60% of the variation, whereas at finer scales, this contribution decreased, but that of topography variable increased. (4) Notably, the significant shifts of the prediction accuracy and the distribution pattern occurred when a scale mismatch between study extents and spatial resolution of environmental variables. Therefore, it is recommended to use less than 1.0 arc-minute resolution of environmental variables as input to MaxEnt model for predicting the locally spatial pattern of *Spartina alterniflora*. When it exceeds 1.0 arc-minutes, the nation or global extent may be more appropriate.

**Key Words:** *Spartina alterniflora*; maximum entropy modelling; spatial pattern; scale effects

互花米草(*Spartina alterniflora* Loisel.)为禾本科米草属(*Spartina* Schreb.),多年生草本植物<sup>[1]</sup>,原产于美洲大西洋沿岸,现已扩散到欧洲、新西兰、美国西海岸和中国东部沿海等地,成为全球滨海盐沼生态系统中最成功的入侵物种之一<sup>[2]</sup>。互花米草的地下根系发达,植株生长稠密,具有较强的繁殖力和适应性<sup>[3]</sup>,能在入侵区的盐沼滩涂和河口湿地迅速蔓延,不断占据土著植物的生存空间<sup>[4]</sup>,影响底栖动物和珍稀鸟类的食物来源<sup>[5]</sup>,对入侵区的生物多样性构成威胁<sup>[6]</sup>。对此,掌握互花米草的潜在分布及其主要影响因子,有助于制定入侵防治管理策略,维护滨海盐沼生态系统的稳定性。

近年来,关于互花米草的潜在分布研究已广泛开展。如,张丹华等<sup>[7]</sup>预测互花米草在中国沿海的潜在分布,并划分不同区域下的入侵风险等级。Yuan等<sup>[8]</sup>对比分析互花米草基础生态位在原产地和入侵地间的差异,探究互花米草潜在分布与环境因子间的关系。Gong等<sup>[9]</sup>评估未来气候变化和海平面上升对互花米草潜在适生区的影响。然而,以往研究主要在单一空间尺度下进行的,忽略了尺度选取与变化对互花米草潜在分布的影响。Khosravi等<sup>[10]</sup>和梁晓玉等<sup>[11]</sup>研究指出,物种分布格局具有明显的尺度依赖性,在不同空间尺度下其观测结果可能不尽相同。一个重要原因在于,物种分布受到了气候、土壤和地形等诸多因素的共同影响<sup>[12]</sup>,但是这些因素的解释度在不同空间尺度下却存在着差异,导致物种分布产生了分异特征<sup>[13]</sup>。因此,仅在单一空间尺度上研究,难以揭示其他尺度下的物种分布格局及其驱动机制。已有研究表明<sup>[14-15]</sup>,多尺度分析能够更为全面的反映物种分布与环境因子间关系,解决空间格局的尺度依赖性问题。但是,如何在多空间尺度下量化互花米草的潜在分布特征,并揭示其形成的生态成因,目前还有待于进一步的深入研究。

生态位模型假定外来入侵物种的生态位是保守的情况下,利用物种已知分布与相关环境因子的关系,模拟物种在原产地的生态需求,并将其转移到不同地理区域以预测物种的潜在分布<sup>[16]</sup>。目前,已开发的生态位模型种类较多,如,最大熵模型(MaxEnt)、遗传算法模型(GA)、神经网络模型(NN)等,每种模型具有不同的数据需求与分析能力<sup>[17]</sup>。其中,MaxEnt模型的预测性能较为良好,对小样本数据分析也能保持一定的稳健性,适用于尺度问题的研究<sup>[18]</sup>。然而,在物种分布格局研究中,空间尺度往往以幅度和粒度的形式来表达<sup>[19]</sup>。其中,幅度是指研究区的范围,而粒度则表示数据收集或分析的基本单元大小,如,调查样方大小,影像分辨率高低等<sup>[20]</sup>。幅度和粒度的变化均会对分析结果产生影响<sup>[21]</sup>,需在这2种尺度上揭示互花米草的潜在分布格局及其主要影响因素。基于此,本文设置了3个研究区幅度和5种环境变量粒度,运用MaxEnt模型分析互花米草在不同尺度下的潜在分布格局,探讨互花米草-环境关系的尺度效应,尝试寻找研究互花米草潜在分布的适宜空间尺度,以期为该入侵植物的整体防控提供科学依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区与幅度设置

根据互花米草在自然界中的分布现状,按照空间范围大小设置了3个幅度进行对比分析,分别为全球范围、国家范围和区域范围。其中,全球范围是以大陆海岸线为基准,向陆地一侧形成50 km的缓冲区,最大程

度上反映互花米草的生境<sup>[22]</sup>。国家范围是在全球范围内选取中国海岸带,该海岸带南北横跨热带、亚热带和温带 3 个气候区,适宜互花米草的生长与分布。区域范围则是在国家范围内,选取杭州湾到海南岛一侧的海岸带(包含中国台湾省)。该区域以基岩性海滩为主,是互花米草在中国的最早引入区和主要发生地(图 1)。

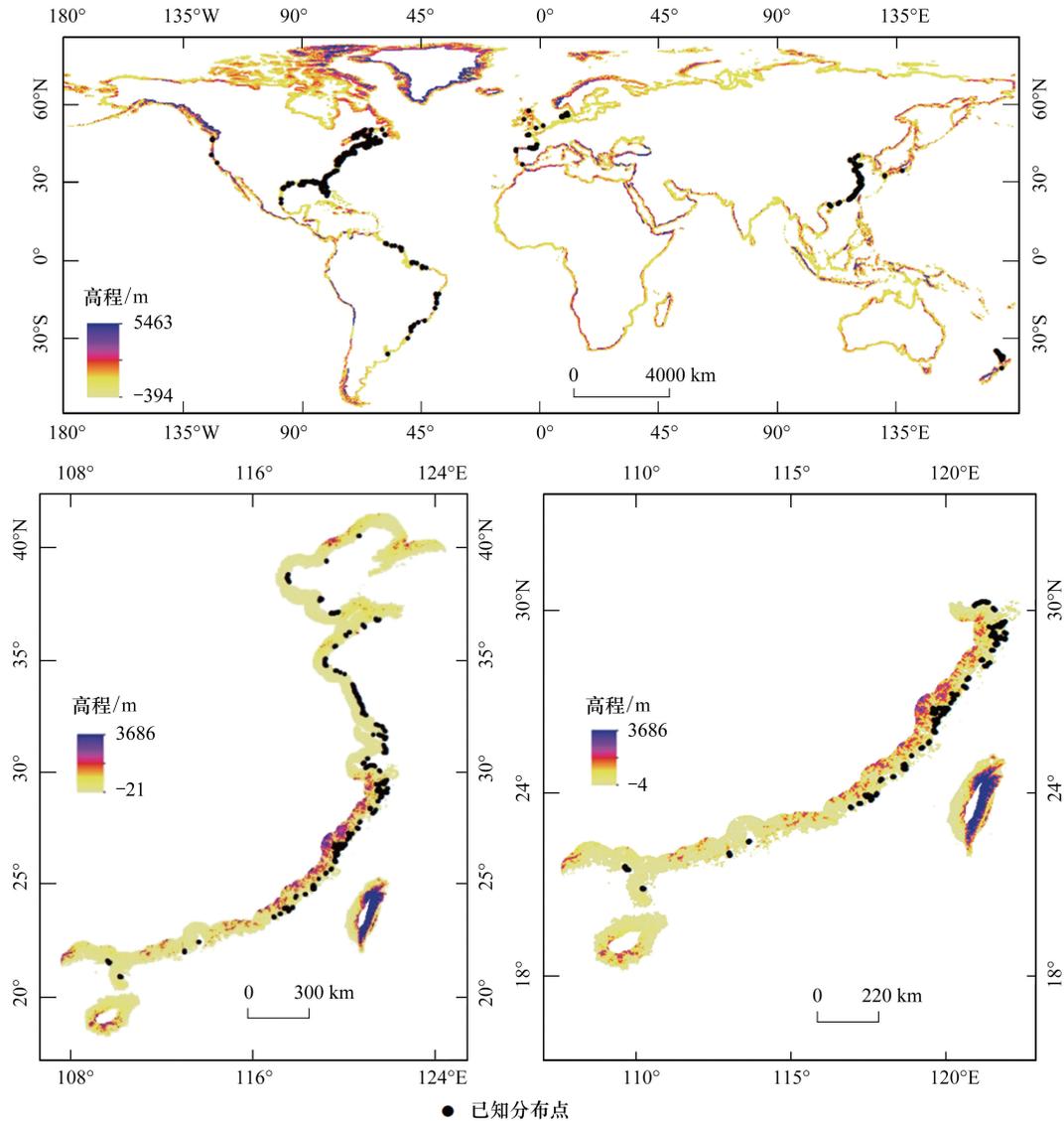


图 1 区域、国家和全球尺度下的互花米草分布点

Fig.1 Sample distribution of *Spartina alterniflora* at regional, national and global scales

## 1.2 环境变量与粒度选取

根据互花米草的生态学特性和相关文献的研究结果<sup>[7,23-24]</sup>,选取气候因子、土壤属性和地形条件 3 种数据集,用于生态位模型的构建。其中,气候因子由年平均气温、年平均日较差、等温性等 19 个气候生物变量所组成,来源于全球气候数据库 (<https://www.worldclim.org/bioclim>);土壤属性包括土壤质地,土壤有机碳、土壤电导率、土壤 pH 值等 7 个变量,来源于联合国粮农组织 (FAO) (<http://www.fao.org/>) 的世界土壤数据库 (HWSD v1.2);地形条件则选取高程和坡度 2 个变量,来源于中国科学院资源环境科学与数据中心 (<https://www.resdc.cn/>)。

考虑到研究区幅度设置与环境变量数据可获取性,选取 5 种不同的粒度进行对比分析,分别为 30'、1.0'、2.5'、5.0' 和 10' 的空间分辨率。粒度变化是以 2 倍间隔进行递减,以避免尺度带过多而出现有偏估计。其

中,气候与地形的 1.0' 数据是在 ArcGIS 10.2 软件上运用双线性插值法进行重采样获取的,其余 4 种分辨率数据均从上述数据库下载。30" 的土壤属性数据是从世界土壤数据库下载的,其余分辨率数据则通过重采样获取。

为了消除环境变量间的多重共线性,利用 SPSS 22.0 软件分别对不同尺度下的变量数据进行 Pearson 相关性分析,筛选出相关系数小于 0.75 的变量。在同一幅度下,5 种空间分辨率的相关性分析结果是相一致的,但是在同一粒度下,3 个幅度的环境变量存在一些差异。全球范围内筛选出 18 个环境变量参与建模,国家范围内筛选出 17 个,而区域范围内为 16 个(表 1)。

表 1 不同研究区幅度下的环境因子统计特征

Table 1 Descriptive statistic characteristics of environmental factors at different study extent

数据集 Data sets	变量 Variables	描述 Descriptions	单位 Units	值域范围 Range		
				区域	国家	全球
气候 Climate	BIO1	年平均气温	°C	4.09—26.13	—	-27.68—31.39
	BIO2	平均日较差	°C	9.04—3.68	1.0—12.55	1.0—20.54
	BIO3	等温性	无量纲	—	15.47—100	8.99—100
	BIO5	最暖月最高温	°C	11.4—33.8	11.85—33.78	—
	BIO7	年均温变化范围	°C	—	—	1.0—65.6
	BIO8	最湿季度平均温	°C	7.89—29.87	0.0—29.87	—
	BIO9	最干季度平均温	°C	—	—	-42.22—37.68
	BIO12	年降水量	mm	915—4780	476—4870	0—7663
	BIO13	最湿月降水量	mm	—	127—1251	—
	BIO14	最干月降水量	mm	8—206	—	—
	BIO15	降水量变异系数	无量纲	—	19.1—140.98	0—197.07
	BIO18	最暖季度降水量	mm	—	16—3086	0—3086
	BIO19	最冷季度降水量	mm	33—906	—	0—5645
土壤 Soil	AWC	土壤有效含水量	mm/m	15—150	15—150	15—150
	EC	土壤电导率	dS/m	0.1—8.7	0.1—23.2	0—91
	pH	土壤 pH 值	无量纲	4.4—8.9	4.4—8.9	3.2—9.9
	$P_{sand}$	沙含量	%	4—90	4—92	0—99
	$P_{silt}$	淤泥含量	%	5—50	5—50	0—79
	SOC	有机碳含量	%	0.4—6.74	0.3—6.74	0.01—47.24
	ST	土壤质地分类	无量纲	1—3	1—3	1—3
地形 Topography	ELE	高程	m	-4—3686	-21—3686	-394—5463
	SLO	坡度	°	0.0—42.93	0.0—42.93	0.0—58.03

—: 未包含此变量 Unused variable; 值域范围来源于 30" 分辨率的环境变量层

### 1.3 物种分布点收集与处理

互花米草的已知分布数据来源于世界多样性信息机构 (<https://www.gbif.org>) 和野外调查,共收集到 912 个互花米草分布点。为了降低采样点的空间偏差,先剔除错误、重复和模糊的已知点位,然后构建地理格网单元(1 km×1 km)进行重采样,以确保每个格网内只有一个分布点,最后在全球范围内获取到 842 个点位数据。其中,国家范围内的样本点为 329 个,区域范围内为 191 个(图 1)。

### 1.4 模型构建与特征量化

利用 MaxEnt 3.3.4 模型预测不同空间尺度下互花米草的潜在分布,该模型是通过物种已知分布和相关环境因子间的关系,探寻在约束条件下最大熵时物种的分布概率。模型运行时,设置最大迭代次数为 1000 次,收敛阈值为  $10^{-5}$ ,流行率为 0.5。特征类型选取线性、片段化、二次型、乘积型和阈值性这 5 种特征类型,正则化乘数则是在多次测试后选取最优值。随机抽取 70% 的数据用于模型的训练,剩余 30% 的数据用于测试。模型通过十折交叉法来进行验证,预测结果以逻辑值形式表面(Logistic)值,输出格式为.asc,其他参数采用默认设置。

根据模型的输出结果,从幅度变化与粒度变化的角度出发,分析互花米草的潜在分布格局及其影响因子对空间尺度的响应。其中,幅度变化是指在同一环境变量粒度下,仅考虑空间范围扩大的影响。粒度变化是指在同一区域范围下,仅探究环境变量分辨率降低的影响。以上2种尺度变化的分析过程主要从3个方面进行:首先,采用训练数据的第10分位对应阈值,识别不同尺度下互花米草的潜在适生区<sup>[25]</sup>,以比较适宜分布面积的差异。其次,通过质心分析法计算不同尺度下潜在适生区的几何质心<sup>[26]</sup>,以探究互花米草空间分布的变迁;最后,利用刀切法(Jackknife)检验不同尺度下环境变量的贡献度,以确定主要影响因子的变化。

## 2 结果与分析

### 2.1 模型的预测效果

利用受试者曲线下面积(AUC)和真实技巧统计值(TSS)验证生态位模型在不同空间尺度下的预测效果。其中,AUC的取值范围在0—1之间,值越大,表示与随机分布相距越远,预测精度越高<sup>[27]</sup>。TSS是通过灵敏度与特异度之和再减去1所得,值域范围在-1—1之间,越接近1表示模型的鲁棒性越强,小于0则表示模型的随机性较大<sup>[28]</sup>。由图2可知,所有模型测试集的AUC值均大于0.8(标准偏差小于0.04),TSS值则超过0.56(标准偏差小于0.06),说明各尺度下建立的模型具有良好的预测性能。然而,模型的预测精度受到空间尺度的影响。在同一环境变量粒度下,AUC值和TSS值会随着研究区范围的扩大而降低,呈现出显著的负相关关系,而在同一区域范围下,则与环境变量的空间分辨率呈正相关关系。

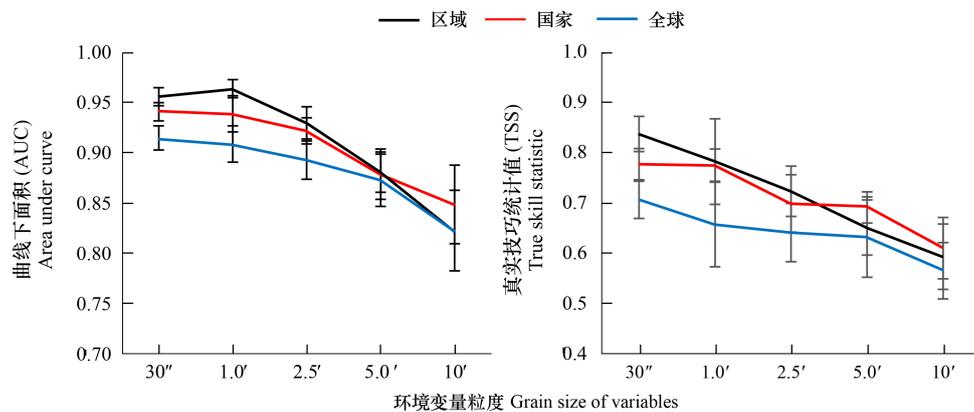


图2 不同尺度下AUC值和TSS值的变化

Fig.2 Changes of AUC and TSS at different spatial scales

AUC: 受试者曲线下面积 Area under curve; TSS: 真实技巧统计值 True skill statistic

### 2.2 适生区面积分析

以区域范围为基准,裁剪出国家和全球范围下互花米草的潜在分布区(图3)。由图3可知,互花米草的生态适宜性整体上呈由北往南逐渐递减的变化趋势,但是在不同空间尺度下其适生区面积却存在着显著的差异。从幅度变化来看,在保持环境变量分辨率为30''下,当区域范围扩大到国家和全球时,适生区面积从15943.44 km<sup>2</sup>分别增加到20409.01 km<sup>2</sup>、31202.37 km<sup>2</sup>,增长的栖息地主要分布在浙江和福建北部的内陆区。同时,进一步分析发现,在5.0'和10'的分辨率下,空间范围扩大会导致适生区面积的增长趋势更加明显。从粒度变化来看,在同一区域范围内,当30''分辨率下降到2.5'时,适生区的比重则由7.03%提高到11.32%,当分辨率再降低到10'时,适生区比重继续提高,达到17.31%,各尺度下的适生区面积及其占比见表2。由此说明,研究区范围扩大和环境变量分辨率降低均会提高互花米草潜在适生区的所占比重。

### 2.3 几何质心位置分析

如图4所示,互花米草潜在适生区的几何质心位置受到了空间尺度的影响,表现出明显的地带性转移现

象。从幅度变化来看,在保持环境变量分辨率为 30"下,当区域范围扩大到国家、全球时,互花米草适生区的几何质心向西南方向移动,偏移距离分别为 39.74 km 和 29.79 km。同时,进一步分析发现,在 5.0' 和 10' 的分辨率下,研究区范围扩大会导致质心位置的偏移程度更加明显。从粒度变化来看,在同一区域范围内,30"的质心位置与 1.0'、2.5'、5.0' 和 10' 的偏差,分别为 7.45 km、12.44 km、28.4 km 和 44.98 km,质心间的距离随着环境变量空间分辨率的降低而延长。

表 2 不同尺度下互花米草潜在适生区的面积和比重

Table 2 Area and percentage of suitable habitat for *Spartina alterniflora* at different scales

幅度 Extents	适生区 Suitable habitats	环境变量粒度 Grain size of environmental variable				
		30"	1.0'	2.5'	5.0'	10'
区域 Regional	面积/km <sup>2</sup>	15943.44	12705.16	25904.69	28561.59	39796.97
	占比/%	7.03	5.60	11.42	12.59	17.54
国家 National	面积/km <sup>2</sup>	20409.01	13864.86	27062.68	40569.47	54206.22
	占比/%	8.99	6.11	11.93	17.88	23.89
全球 Global	面积/km <sup>2</sup>	31202.37	32214.09	37034.27	51633.87	71017.01
	占比/%	13.75	14.20	16.32	22.75	31.29

## 2.4 环境因子贡献度分析

通过刀切法检验后,筛选出相对贡献率较高的环境变量,以探究互花米草分布与环境因子关系的空间尺度效应(表 3 和图 5)。从幅度变化来看,当环境变量分辨率为 30"时,在区域范围内,高程(ELE)、最湿季节平均温(BIO8)、平均日较差(BIO2)、年降水量(BIO12)和土壤盐度(EC)对互花米草的潜在分布影响较大,这 5 个因子的累积贡献率达到了 76.32%,主要体现出气候和地形的作用。然而,当区域范围扩大到国家时,气候因子与土壤属性的影响度得到提升,其贡献率分别由 54.14%和 18.11%增长到 61.4%、28%,而地形条件的重要性则有所下降。当研究范围再扩大到全球时,气候因子的贡献率进一步提升,达到 67.81%,起到了主导性作用。年平均温度(BIO1)、高程(ELE)、最暖季度降水量(BIO18)、年降水量(BIO12)和等温性(BIO3)成为影响互花米草分布的关键性因子。此外,在其他环境变量粒度下,空间范围扩大也导致互花米草-环境关系呈现出相似的变化。从粒度变化来看,在同一区域范围内,当环境变量的空间分辨率从 30"下降到 10' 时,气候因子的贡献率由 51.14%增长到了 62.25%,最湿季节平均温(BIO8)、年平均气温(BIO1)、年降水量(BIO12)等因子的重要性得到提升,而土壤属性和地形条件的影响度则有所下降。

表 3 不同尺度下 3 种环境数据集的相对贡献率/%

Table 3 Percentage contribution of climatic, soil and topography variables at different scales

幅度 Extents	变量集 Variable sets	环境变量粒度 Grain size of environmental variables				
		30"	1.0'	2.5'	5.0'	10'
区域 Regional	气候	54.14	58.84	61.18	59.52	62.25
	土壤	18.11	14.51	11.32	14.84	11.36
	地形	27.75	26.65	27.50	26.64	26.39
国家 National	气候	61.40	62.35	67.86	64.28	68.73
	土壤	28.00	28.45	17.59	22.88	18.98
	地形	10.60	9.20	14.55	12.84	12.29
全球 Global	气候	67.81	70.23	71.66	71.34	74.96
	土壤	17.60	13.54	18.21	17.92	16.04
	地形	14.59	16.23	10.13	10.74	9.00

## 3 讨论

已有研究表明<sup>[29]</sup>,尺度转换应遵循科学性、经济性和可操作性原则,即推绎结果能够反映所在尺度上的

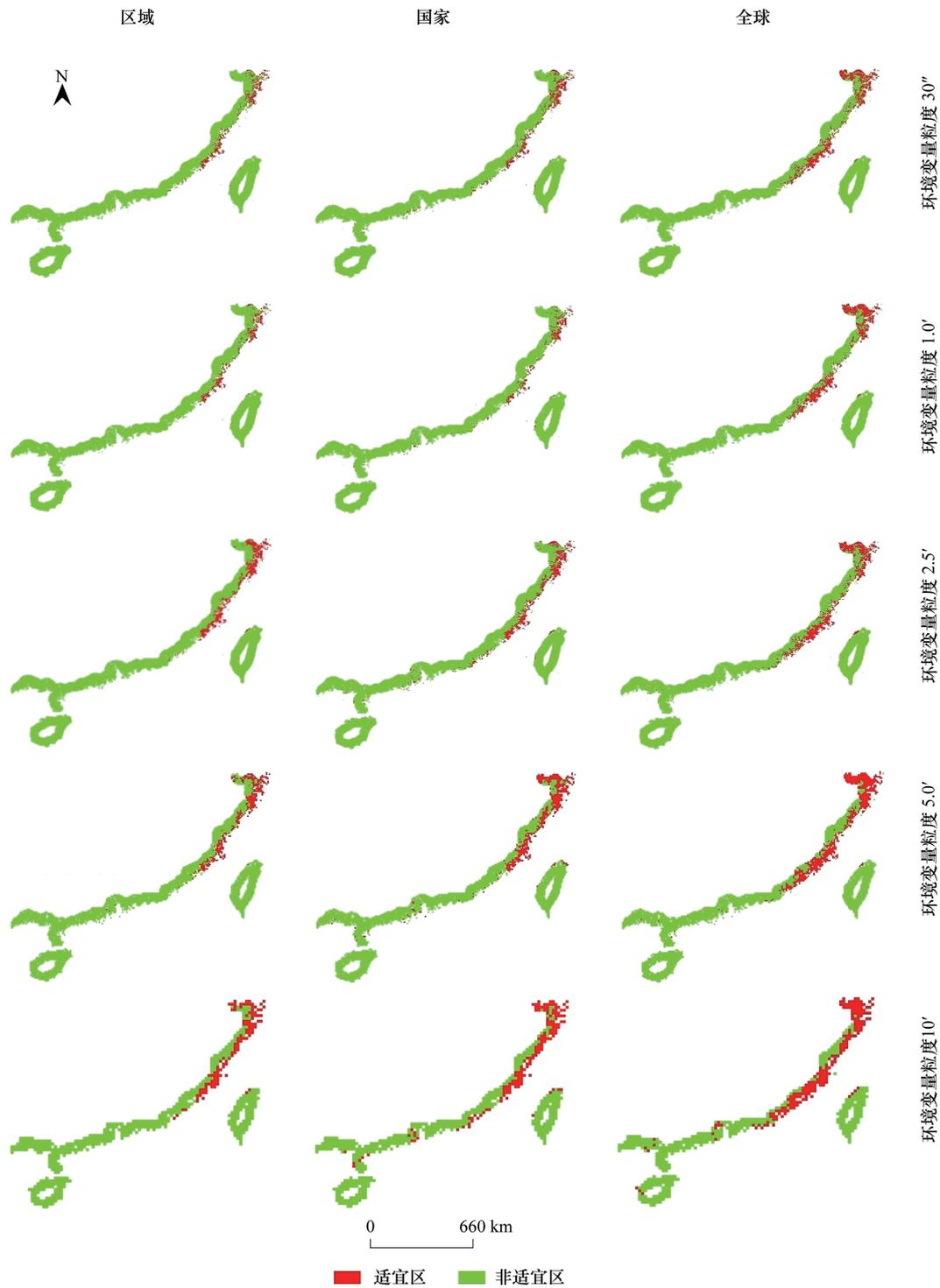


图3 不同尺度下互花米草的潜在适生区

Fig.3 Suitable habitat for *Spartina alterniflora* at different scales

自然现象,也要避免尺度带过多过而出现的复杂化、不经济性或难以预测情况。研究基于上述原则,设置了3个研究区幅度(全球、国家、区域)和5种环境变量粒度(30'、1.0'、2.5'、5.0'、10'),采用MaxEnt模型探究互花米草分布格局与空间尺度间关系。通过精度验证后,不同尺度下模型测试集的AUC值均大于0.8,TSS值则超过0.56,说明各尺度的预测效果较好。但是,进一步分析发现,MaxEnt模型的预测精度受到了空间尺度的

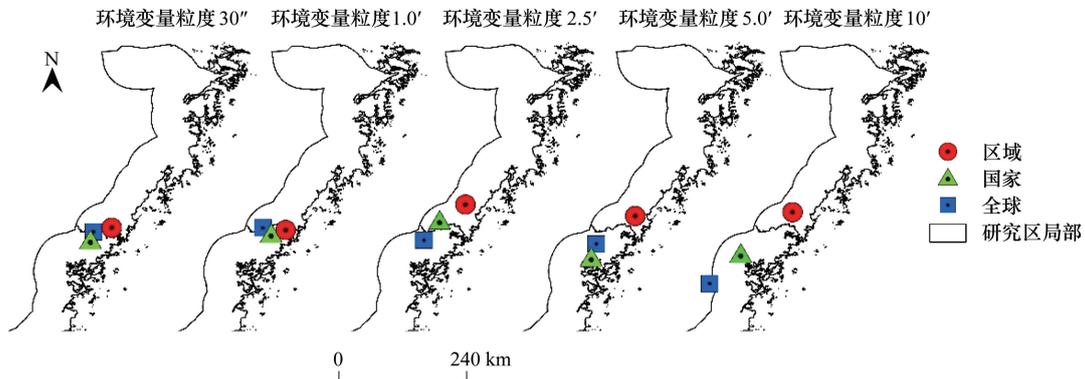


图 4 不同尺度下互花米草适生区的质心位置

Fig.4 The centroid position of suitable habitat for *Spartina alterniflora* at different scales

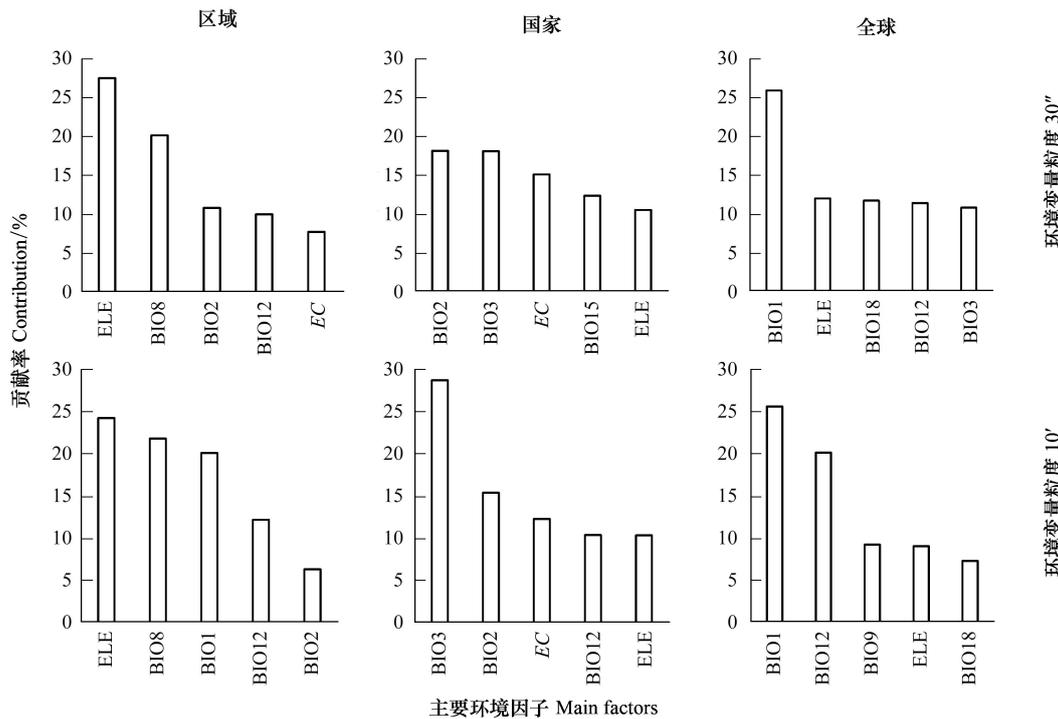


图 5 在 30'和 10'下区域、国家和全球尺度的主要环境因子

Fig.5 The main influencing factors of regional, national and global scales at 30 arc-second and 10 arc-minute

BIO1:年平均气温 Annual mean temperature; BIO2:平均日较差 Mean diurnal range; BIO3:等温性 Isothermality; BIO8:最湿季度平均温 Mean temperature of wettest quarter; BIO9:最干季度平均温 Mean temperature of the driest quarter; BIO12:年降水量 Annual precipitation; BIO15:降水量变异系数 Precipitation seasonality; BIO18:最暖季度降水量 Precipitation of warmest quarter; ELE: 高程; EC: 土壤电导率

影响,主要表现为,在同一环境变量粒度下,AUC 值和 TSS 值会随着研究区范围的扩大而降低,而在同一区域范围下,2 个指标值则随着环境变量分辨率的降低而减少。该研究结果与 Song 等<sup>[30]</sup>和 Connor 等<sup>[31]</sup>的研究结论较为一致。Manzoor 等<sup>[32]</sup>研究指出,地理范围与环境变量空间分辨率的尺度不匹配,导致了生态位模型的预测结果产生不确定性。在本研究中,中高分辨率的环境变量(30'、1.0')与区域范围匹配较好,而在低分辨率下(5.0'、10'),国家范围内的预测结果则相对较优。但是,在尺度推绎过程中,物种调查样方的大小也可能与研究区范围和环境变量空间分辨率产生尺度不匹配现象,影响了生态位模型的预测精度<sup>[33]</sup>。本研究仅以

1 km×1 km 的格网单元来获取物种的样本点,未考虑到采样单元变化的影响,有待于今后将该尺度纳入研究中。

物种的分布格局具有尺度依赖性,需要在多空间尺度上进行量化,才能精准的揭示其内在发展规律<sup>[34]</sup>。Zhu 等<sup>[35]</sup>和 Liu 等<sup>[36]</sup>分析了构建区域大小对互花米草潜在分布的影响,研究表明,互花米草的潜在适生区会随着空间范围的扩大而增多,这与本研究结果相一致。但是,与前人研究相比,本研究还发现,当环境变量分辨率为 5.0' 或 10' 时,研究区范围扩大会导致潜在适生区及其几何质心位置的变化更加明显。究其原因可能与模型预测效果和数据尺度匹配有关。已有研究表明,大尺度的环境变量难以精准的获取小尺度范围下的物种信息<sup>[37]</sup>。在考虑幅度转换外,本研究还分析了环境变量的粒度变化对互花米草潜在分布的影响。结果表明,在同一区域范围内,互花米草潜在适生区会随着环境变量空间分辨率的降低而扩大,这与 Pineda 等<sup>[38]</sup>的研究结果较为一致。当然,在其他的空间范围下,粒度转换结果可能会与本次研究有所不同<sup>[39]</sup>,但是为了与幅度变化影响相印证,才在同一区域范围内探究互花米草分布对粒度变化的响应。此外,Zeller 等<sup>[40]</sup>研究表明,幅度、粒度及其两者同时变化均可能对物种分布格局产生影响。本研究虽然在幅度和粒度上分析了互花米草的潜在分布特征,但对于两者同时推绎下的结果未进行系统探究,存在一定局限性。因此,在后续工作中,将会建立更为全面的尺度转换框架,以揭示外来入侵植物分布格局的空间尺度效应。

通过研究发现,互花米草的分布受到了气候、土壤和地形的共同作用,但是这些因子的贡献率在不同空间尺度下却呈现出明显的差异。从幅度变化来看,在同一环境变量粒度下(如 30"),气候因子的重要性会随着研究区范围的扩大而提高,特别是在全球范围下,其贡献率达到了 67.81%。Cabra-Rivas 等<sup>[13]</sup>研究也表明,在大尺度范围内,气候对外来入侵植物的扩散起着主导性作用,年平均温度、极端气温和年平均降水量等因子的变化幅度,决定了外来植物在入侵区的生态适宜性。与此相反,在区域范围下,地形条件的影响度则较大。其中,高程因子的贡献率达到了 27.53%,对互花米草的潜在分布起着限制性作用。Liu 等<sup>[22]</sup>研究指出,中国南部海岸带的地形地貌复杂多样,微地形变化可能引起局部气候、土壤、水文等生境因子发生空间变异,进而影响了外来入侵植物的分布格局。这也解释了在区域范围内互花米草分布对高程因子的响应敏感。此外,本研究发现,与区域、全球相比,土壤属性在国家范围内的贡献率较高,达到了 28%。这是因为空间范围的扩大使得土壤盐度、有机碳含量等属性信息更加丰富,但是随着范围增加到一定阈值时,景观内的生境异质性趋于平稳<sup>[41]</sup>,导致了土壤属性的重要性开始下降。从粒度变化来看,在保持幅度不变的情况下,随着环境变量分辨率的降低,气候因子对物种分布格局的影响度逐渐增强,其贡献率由 51.14% 提高到 62.25%,而土壤属性、地形条件的重要性则有所下降。这与幅度变化影响较为一致,也表明了空间粒度扩大提升了气候因子的可预测力<sup>[42]</sup>。当然,需要明确的是,研究所设置的粒度范围在 30"—10' 之间,在异质性较高的盐沼环境中,其分辨率难以准确反映微土壤和微地形的变化,存在一定的不确定性。但是,像元尺度上的不确定性也会随着空间范围的扩大而趋于稳定<sup>[43]</sup>,且生态幅较宽的互花米草已广布于盐沼生境中。因此,本研究以中国南部海岸带为区域尺度,尽可能提升土壤、地形等环境数据的适用性,也避免构建范围过小而出现有偏估计。

适宜的空间尺度能够降低生态位模型的不确定性,揭示物种分布与环境因子之间的关系。但是如何确定互花米草分布研究的最适宜尺度,目前还尚未形成较为统一的指标。Feng 等<sup>[44]</sup>和刘慧等<sup>[45]</sup>研究认为,在生态过程发生突变的“拐点”所对应的尺度,可视为进行空间分析的最大允许尺度。据此思路,研究发现,在同一区域尺度下,当环境变量的空间分辨率超过 1.0' 时,AUC 值和 TSS 值大幅度降低,且互花米草潜在适生区面积和质心位置发生了明显变化。同时,在分辨率小于 1.0' 下,模型的预测精度较好,且区域、国家和全球尺度间的适生区面积和质心位置偏差较小(表 2 和图 3)。因此,可将空间分辨率 1.0' 视为的最大允许尺度,开展区域范围内互花米草的潜在分布预测,对于分辨率大于 1.0' 的变量,建议采用国家或者全球范围来相匹配。

#### 4 结论

(1) 应用 MaxEnt 模型预测互花米草在不同幅度和粒度下的潜在分布,各尺度下的预测效果较好,所有模

型测试集的 AUC 值均大于 0.8, TSS 值则超过 0.56。但是模型的预测精度会与研究区幅度呈负相关关系, 而与环境变量的空间分辨率呈正相关关系。

(2) 不同空间尺度下互花米草的潜在分布格局具有明显的差异性, 主要表现为, 潜在适生区面积会随着空间范围扩大和环境变量分辨率降低而增加, 且其几何质心位置也在不断发生地带性转移。

(3) 互花米草分布与环境因子间的关系存在尺度依赖性, 在全球范围和环境变量空间分辨率 10' 下, 气候因子的解释力较强, 其贡献率可达到 60% 以上, 而在区域范围和 30' 分辨率下, 地形因子的重要性有所提升, 这表明空间尺度变化会削弱主要环境变量的解释力。

(4) 在区域范围下, 建议环境变量的最大允许尺度为 1.0', 超过 1.0' 时, 可采用国家范围或者全球范围与之相匹配。

#### 参考文献 (References):

- [ 1 ] 杨东, 万福绪. 外来入侵种互花米草的研究进展. 植物保护, 2014, 40(2): 5-10.
- [ 2 ] Marsh A, Blum L K, Christian R R, Ramsey E, Ragoonwala A. Response and resilience of *Spartina alterniflora* to sudden dieback. Journal of Coastal Conservation, 2016, 20(4): 335-350.
- [ 3 ] 赵相健, 赵彩云, 柳晓燕, 宫璐, 邓贞贞, 李俊生. 不同纬度地区互花米草生长性状及适应性研究. 生态科学, 2015, 34(1): 119-128.
- [ 4 ] Zeng A Y, Hu W F, Zeng C S, Sun Z G, Gao D Z. Litter decomposition and nutrient dynamics of native species (*Cyperus malaccensis*) and alien invasive species (*Spartina alterniflora*) in a typical subtropical estuary (Min River) in China. Estuaries and Coasts, 2020, 43(7): 1873-1883.
- [ 5 ] Okoye O K, Li H, Gong Z. Retraction of invasive *Spartina alterniflora* and its effect on the habitat loss of endangered migratory bird species and their decline in YNNR using remote sensing technology. Ecology and Evolution, 2020, 10(24): 13810-13824.
- [ 6 ] Lin H J, Hsu C B, Liao S H, Chen C P, Hsieh H L. Effects of *Spartina alterniflora* invasion on the abundance and community of meiofauna in a subtropical wetland. Wetlands, 2015, 35(3): 547-556.
- [ 7 ] 张丹华, 胡远满, 刘森. 基于 Maxent 生态位模型的互花米草在我国沿海的潜在分布. 应用生态学报, 2019, 30(7): 2329-2337.
- [ 8 ] Yuan Y D, Tang X G, Liu M Y, Liu X F, Tao J. Species distribution models of the *spartina alterniflora* Loisel in its origin and invasive country reveal an ecological niche shift. Frontiers in Plant Science, 2021, 12: 738769.
- [ 9 ] Gong H B, Liu H Y, Jiao F S, Lin Z S, Xu X J. Pure, shared, and coupling effects of climate change and sea level rise on the future distribution of *Spartina alterniflora* along the Chinese coast. Ecology and Evolution, 2019, 9(9): 5380-5391.
- [ 10 ] Khosravi R, Hemami M R, Malekian M, Flint A L, Flint L E. Maxent modeling for predicting potential distribution of *Goitered Gazelle* in central Iran: The effect of extent and grain size on performance of the model. Turkish Journal of Zoology, 2016, 40(4): 574-585.
- [ 11 ] 梁晓玉, 古元阳, 刘昌, 邢韶华. 空间尺度对地形异质性-物种多样性关系的影响: 粒度和幅度. 生态学杂志, 2021, 40(2): 577-585.
- [ 12 ] Hanson A, Johnson R, Wigand C, Oczkowski A, Davey E, Markham E. Responses of *Spartina alterniflora* to multiple stressors: Changing precipitation patterns, accelerated sea level rise, and nutrient enrichment. Estuaries and Coasts, 2016, 39(5): 1376-1385.
- [ 13 ] Cabra-Rivas I, Saldaña A, Castro-Díez P, Gallien L. A multi-scale approach to identify invasion drivers and invaders' future dynamics. Biological Invasions, 2016, 18(2): 411-426.
- [ 14 ] Benítez-López A, Viñuela J, Mougeot F, García J T. A multi-scale approach for identifying conservation needs of two threatened sympatric steppe birds. Biodiversity and Conservation, 2017, 26(1): 63-83.
- [ 15 ] 闫赛佳, 吴志伟, 付婧婧, 顾先丽, 张宇婧, 杜林翰. 基于不同空间尺度的林火面积分布格局——以江西省为例. 生态学杂志, 2020, 39(7): 2327-2336.
- [ 16 ] 郭彦龙, 赵泽芳, 乔慧捷, 王然, 卫海燕, 王璐坤, 顾蔚, 李新. 物种分布模型面临的挑战与发展趋势. 地球科学进展, 2020, 35(12): 1292-1305.
- [ 17 ] 张琴, 张东方, 吴明丽, 郭杰, 孙成忠, 谢彩香. 基于生态位模型预测天麻全球潜在适生区. 植物生态学报, 2017, 41(7): 770-778.
- [ 18 ] Vale C G, Tarroso P, Brito J C. Predicting species distribution at range margins: Testing the effects of study area extent, resolution and threshold selection in the Sahara-Sahel transition zone. Diversity and Distributions, 2014, 20(1): 20-33.
- [ 19 ] 张娜. 生态学中的尺度问题: 内涵与分析方法. 生态学报, 2006, 26(7): 2340-2355.
- [ 20 ] 孙庆先, 李茂堂, 路京选, 郭达志, 方涛. 地理空间数据的尺度问题及其研究进展. 地理与地理信息科学, 2007, 23(4): 53-56, 80-80.
- [ 21 ] Wang Z H, Rahbek C, Fang J Y. Effects of geographical extent on the determinants of woody plant diversity. Ecography, 2012, 35(12): 1160-1167.
- [ 22 ] Liu H Y, Qi X Z, Gong H B, Li L H, Zhang M Y, Li Y F, Lin Z S. Combined effects of global climate suitability and regional environmental

- variables on the distribution of an invasive marsh species *Spartina alterniflora*. *Estuaries and Coasts*, 2019, 42(1): 99-111.
- [23] 李丽凤, 刘文爱, 陶艳成, 许晓玲, 傅伟聪, 董建文. 广西山口红树林保护区互花米草扩散动态及其驱动力. *生态学报*, 2021, 41(17): 6814-6824.
- [24] 许光耀, 李洪远, 莫训强, 杨军中. 入侵植物生态效应及其影响因素研究进展. *安全与环境学报*, 2018, 18(1): 375-380.
- [25] 曹雪萍, 王婧如, 鲁松松, 张晓玮. 气候变化情景下基于最大熵模型的青海云杉潜在分布格局模拟. *生态学报*, 2019, 39(14): 5232-5240.
- [26] 庄鸿飞, 张殷波, 王伟, 任月恒, 刘方正, 杜金鸿, 周越. 基于最大熵模型的不同尺度物种分布概率优化热点分析——以红色木莲为例. *生物多样性*, 2018, 26(9): 931-940.
- [27] 许仲林, 彭焕华, 彭守璋. 物种分布模型的发展及评价方法. *生态学报*, 2015, 35(2): 557-567.
- [28] Liu C R, White M, Newell G. Selecting thresholds for the prediction of species occurrence with presence-only data. *Journal of Biogeography*, 2013, 40(4): 778-789.
- [29] 李双成, 蔡运龙. 地理尺度转换若干问题的初步探讨. *地理研究*, 2005, 24(1): 11-18.
- [30] Song W, Kim E, Lee D, Lee M, Jeon S W. The sensitivity of species distribution modeling to scale differences. *Ecological Modelling*, 2013, 248: 113-118.
- [31] Connor T, Viña A, Winkler J A, Hull V, Tang Y, Shortridge A, Yang H B, Zhao Z Q, Wang F, Zhang J D, Zhang Z J, Zhou C Q, Bai W K, Liu J G. Interactive spatial scale effects on species distribution modeling: The case of the giant panda. *Scientific Reports*, 2019, 9(1): 14563.
- [32] Manzoor S A, Griffiths G, Lukac M. Species distribution model transferability and model grain size-finer may not always be better. *Scientific Reports*, 2018, 8(1): 7168.
- [33] Pacifici K, Reich B J, Miller D A W, Gardner B, Stauffer G, Singh S, McKerrow A, Collazo J A. Integrating multiple data sources in species distribution modeling: A framework for data fusion. *Ecology*, 2017, 98(3): 840-850.
- [34] McGarigal K, Wan H Y, Zeller K A, Timm B C, Cushman S A. Multi-Scale habitat selection modeling: A review and outlook. *Landscape Ecology*, 2016, 31(6): 1161-1175.
- [35] Zhu G P, Gao Y B, Zhu L. Delimiting the coastal geographic background to predict potential distribution of *Spartina alterniflora*. *Hydrobiologia*, 2013, 717(1): 177-187.
- [36] Liu H Y, Gong H B, Qi X Z, Li Y F, Lin Z S. Relative importance of environmental variables for the distribution of the invasive marsh species *Spartina alterniflora* across different spatial scales. *Marine and Freshwater Research*, 2018, 69(5): 790-801.
- [37] Gottschalk T K, Aue B, Hotes S, Ekschmitt K. Influence of grain size on species-habitat models. *Ecological Modelling*, 2011, 222(18): 3403-3412.
- [38] Pineda E, Lobo J M. The performance of range maps and species distribution models representing the geographic variation of species richness at different resolutions. *Global Ecology and Biogeography*, 2021, 21(9): 935-944.
- [39] Guisan A, Graham C H, Elith J, Huettmann F. Sensitivity of predictive species distribution models to change in grain size. *Diversity and Distributions*, 2007, 13(3): 332-340.
- [40] Zeller K A, Vickers T W, Ernest H B, Boyce W M. Multi-level, multi-scale resource selection functions and resistance surfaces for conservation planning: Pumas as a case study. *PLoS One*, 2017, 12(6): e0179570.
- [41] Sarr D A, Hibbs D E, Huston M A. A hierarchical perspective of plant diversity. *The Quarterly Review of Biology*, 2005, 80(2): 187-212.
- [42] Stein A, Beck J, Meyer C, Waldmann E, Weigelt P, Kreft H. Differential effects of environmental heterogeneity on global mammal species richness. *Global Ecology and Biogeography*, 2015, 24(9): 1072-1083.
- [43] Franklin J, Davis F W, Ikegami M, Syphard A D, Flint L E, Flint A L, Hannah L. Modeling plant species distributions under future climates: how fine scale do climate projections need to be? *Global Change Biology*, 2013, 19(2): 473-483.
- [44] Feng Y J, Liu Y. Fractal dimension as an indicator for quantifying the effects of changing spatial scales on landscape metrics. *Ecological Indicators*, 2015, 53: 18-27.
- [45] 刘慧, 朱国平. 南极磷虾资源分布热点分析的空间尺度效应. *水产学报*, 2020, 44(11): 1851-1861.