

ISSN 1000-0933

CN 11-2031/Q

生态学报

Acta Ecologica Sinica

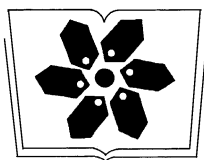
中国生态学会2011年学术年会专辑



第31卷 第19期 Vol.31 No.19 **2011**

中国生态学会
中国科学院生态环境研究中心
科学出版社

主办
出版



中国科学院科学出版基金资助出版

生态学报

(SHENGTAI XUEBAO)

第 31 卷 第 19 期

2011 年 10 月 (半月刊)

目 次

卷首语	本刊编辑部 (I)
我国生态学研究及其对社会发展的贡献	李文华 (5421)
生态学的现任务——要在混乱和创新中前进	蒋有绪 (5429)
发展的生态观:弹性思维	彭少麟 (5433)
中国森林土壤碳储量与土壤碳过程研究进展	刘世荣,王 晖,栾军伟 (5437)
区域尺度陆地生态系统碳收支及其循环过程研究进展	于贵瑞,方华军,伏玉玲,等 (5449)
流域尺度上的景观格局与河流水质关系研究进展	刘丽娟,李小玉,何兴元 (5460)
中国珍稀濒危孑遗植物珙桐种群的保护	陈 艳,苏智先 (5466)
水资源投入产出方法研究进展	肖 强,胡 聃,郭 振,等 (5475)
我国害鼠不育控制研究进展	刘汉武,王荣欣,张凤琴,等 (5484)
基于 NDVI 的三江源地区植被生长对气候变化和人类活动的响应研究	李辉霞,刘国华,傅伯杰 (5495)
毛乌素沙地克隆植物对风蚀坑的修复	叶学华,董 鸣 (5505)
近 50 年黄土高原地区降水时空变化特征	王麒麟,范晓辉,王孟本 (5512)
森林资源可持续状况评价方法	崔国发,邢韶华,姬文元,等 (5524)
黄土丘陵区景观格局对水土流失过程的影响——景观水平与多尺度比较	王计平,杨 磊,卫 伟,等 (5531)
未来 10 年黄土高原气候变化对农业和生态环境的影响	俄有浩,施 茜,马玉平,等 (5542)
山东近海生态资本价值评估——近海生物资源现存量价值	杜国英,陈 尚,夏 涛,等 (5553)
山东近海生态资本价值评估——供给服务价值	王 敏,陈 尚,夏 涛,等 (5561)
特大冰冻灾害后大明山常绿阔叶林结构及物种多样性动态	朱宏光,李燕群,温远光,等 (5571)
低磷和干旱胁迫对大豆植株干物质积累及磷效率的影响	乔振江,蔡昆争,骆世明 (5578)
中国环保模范城市生态效率评价	尹 科,王如松,姚 亮,等 (5588)
污染足迹及其在区域水污染压力评估中的应用——以太湖流域上游湖州市为例	焦雯珺,闵庆文,成升魁,等 (5599)
近二十年来上海不同城市空间尺度绿地的生态效益	凌焕然,王 伟,樊正球,等 (5607)
城市社区尺度的生态交通评价指标	戴 欣,周传斌,王如松,等 (5616)
城市生态用地的空间结构及其生态系统服务动态演变——以常州市为例	李 锋,叶亚平,宋博文,等 (5623)
中国居民消费隐含的碳排放量变化的驱动因素	姚 亮,刘晶茹,王如松 (5632)
煤矿固废资源化利用的生态效率与碳减排——以淮北市为例	张海涛,王如松,胡 聃,等 (5638)
城市遮阴环境变化对大叶黄杨光合过程的影响	于盈盈,胡 聃,郭二辉,等 (5646)
广东永汉传统农村的聚落生态观	姜雪婷,严力蛟,后德仟 (5654)
长江三峡库区昆虫丰富度的海拔梯度格局——气候、土地覆盖及采样效应的影响	刘 晔,沈泽昊 (5663)
东南太平洋智利竹筴鱼资源和渔场的时空变化	化成君,张 衡,樊 伟 (5676)
豚草入侵对中小型土壤动物群落结构特征的影响	谢俊芳,全国明,章家恩,等 (5682)

我国烟粉虱早春发生与秋季消退·····	陈春丽, 鄧军锐, 戈 峰, 等 (5691)
变叶海棠及其伴生植物峨眉小檗的水分利用策略 ·····	徐 庆, 王海英, 刘世荣 (5702)
杉木人工林不同深度土壤 CO ₂ 通量·····	王 超, 黄群斌, 杨智杰, 等 (5711)
不同浓度下四种除草剂对福寿螺和坑螺的生态毒理效应·····	赵 兰, 骆世明, 黎华寿, 等 (5720)
短期寒潮天气对福州市绿地土壤呼吸及组分的影响·····	李熙波, 曾文静, 李金全, 等 (5728)
黄土丘陵沟壑区景观格局对流域侵蚀产沙过程的影响——斑块类型水平·····	王计平, 杨 磊, 卫 伟, 等 (5739)
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·····	张 雷, 刘世荣, 孙鹏森, 等 (5749)
北亚热带马尾松年轮宽度与 NDVI 的关系 ·····	王瑞丽, 程瑞梅, 肖文发, 等 (5762)
物种组成对高寒草甸植被冠层降雨截留容量的影响·····	余开亮, 陈 宁, 余四胜, 等 (5771)
若尔盖湿地退化过程中土壤水源涵养功能 ·····	熊远清, 吴鹏飞, 张洪芝, 等 (5780)
桂西北喀斯特峰丛洼地不同植被演替阶段的土壤脲酶活性·····	刘淑娟, 张 伟, 王克林, 等 (5789)
利用混合模型分析地域对国内马尾松生物量的影响 ·····	符利勇, 曾伟生, 唐守正 (5797)
火烧对黔中喀斯特山地马尾松林土壤理化性质的影响·····	张 喜, 朱 军, 崔迎春, 等 (5809)
不同培育时间侧柏种基盘苗根系生长和分布·····	杨喜田, 董娜琳, 闫东锋, 等 (5818)
Cd ²⁺ 与 CTAB 复合污染对枫香幼苗生长与生理生化特征的影响 ·····	章 芹, 薛建辉, 刘成刚 (5824)
3 种入侵植物叶片挥发物对早稻幼苗根的影响 ·····	张凤娟, 徐兴友, 郭艾英, 等 (5832)
米槠-木荷林优势种群的年龄结构及其更新策略 ·····	宋 坤, 孙 文, 达良俊 (5839)
褐菖鲉肝 CYP 1A 作为生物标志物监测厦门海域石油污染状况 ·····	张玉生, 郑榕辉, 陈清福 (5851)
基于输入-输出流分析的生态网络 φ 模式能流 ρ 模式能流测度方法 ·····	李中才, 席旭东, 高 勤, 等 (5860)
期刊基本参数: CN 11-2031/Q * 1981 * m * 16 * 444 * zh * P * ¥ 70.00 * 1510 * 50 * 2011-10	



封面图说: 胡杨是我国西北干旱沙漠地区原生的极其难得的高大乔木, 树高 15—30 米, 能忍受荒漠中的干旱环境, 对盐碱有极强的忍耐力。为适应干旱气候一树多态叶, 因此胡杨又称“异叶杨”。它对于稳定荒漠河流地带的生态平衡, 防风固沙, 调节绿洲气候和形成肥沃的森林土壤具有十分重要的作用。秋天的胡杨林一片金光灿烂。

彩图提供: 陈建伟教授 国家林业局 E-mail: cites.chenjw@163.com

张雷,刘世荣,孙鹏森,王同立. 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. 生态学报, 2011, 31 (19): 5749-5761.

Zhang L, Liu S R, Sun P S, Wang T L. Partitioning and mapping the sources of variations in the ensemble forecasting of species distribution under climate change: a case study of *Pinus tabulaeformis*. Acta Ecologica Sinica, 2011, 31 (19): 5749-5761.

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

张 雷¹, 刘世荣^{1,*}, 孙鹏森¹, 王同立²

(1. 中国林业科学研究院森林生态环境与保护研究所, 国家林业局森林生态环境重点实验室, 北京 100091;

2. Department of Forest Sciences, University of British Columbia, B. C. Canada V6T 1Z4)

摘要:物种分布模型是预测评估气候变化对物种分布影响的主要工具。为了降低物种分布模型在预测过程中的不确定性,近期有学者提出了采用组合预测的新方法,即采用多套建模数据、模型技术、模型参数,以及环境情景数据对物种分布进行预测,构成物种分布预测集合。但是,组合预测中各组分对变异的贡献还知之甚少,因此有必要把变异组分来源进行分割,以更有效地利用组合预测方法来降低模型预测中的不确定性。以油松为例,采用 8 个生态位模型,9 套模型训练数据,3 个 GCM 模型和一个 SRES(A2)排放情景,模型分析了油松当前(1961—1990 年)和未来气候条件下 3 个时间段(2010—2039 年,2040—2069 年,2070—2099 年)的潜在分布。共计得到当前分布预测数据 72 套,未来每个时间段分布数据 216 套。采用开发的 ClimateChina 软件进行当前和未来气候数据的降尺度处理。采用 Kappa、真实技巧统计方法(TSS)和接收机工作特征曲线下的面积(AUC)对模型预测能力进行评估。结果表明,随机森林(RF)、广义线性模型(GLM)、广义加法模型(GAM)、多元自适应样条函数(MARS)以及助推法(GBM)预测效果较好,几乎不受建模数据之间差异的影响。混合判别分析模型(MDA)对建模数据之间的差异非常敏感,甚至出现建模失败现象。采用三因素方差分析方法对组合预测中的不确定性来源进行变异分割,结果表明,模型之间的差异对模拟预测结果不确定性的贡献最大且所占比例极高,而建模数据之间的差异贡献最小,GCM 贡献居中。研究将有助于加深对物种分布模拟预测中不确定性的认识。

关键词:物种分布模拟; 不确定性; 变异分割; 气候变化; 油松

Partitioning and mapping the sources of variations in the ensemble forecasting of species distribution under climate change: a case study of *Pinus tabulaeformis*

ZHANG Lei¹, LIU Shirong^{1,*}, SUN Pengsen¹, WANG Tongli²

1 key Laboratory of Forest Ecology and Environment of State Forestry Administration, Institute of Forest Ecology, Environment and Protection, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China, China

2 Department of Forest Sciences, University of British Columbia, 3041-2424 Main Mall, Vancouver B. C. Canada V6T 1Z4

Abstract: Niche-based models (NM), which are based on the correlation between species occurrence records and environmental predictors, have been generally used to project and assess the effects of climate change on species distribution range. However, most of NMs do not produce consistent prediction results of species distribution, with significant projection differences in either magnitude or direction of a species range change in response to climate change. One of the recommended solutions is to use ensembles of forecasts by simulating from more than one set of model training data, model

基金项目:国家自然科学基金重大项目课题(30590383); 林业公益性行业重大科研专项(200804001, 201104006); 中国林业科学研究院院所基金海外人才专项(CAFYBB2008007); 国家科技部国际科技合作项目(2008DFA32070); “十一五”国家科技攻关项目(2006BAD03A04)

收稿日期:2011-02-27; 修订日期:2011-09-14

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: liusr@caf.ac.cn

techniques, model parameters and environmental scenarios combinations to identify a range of uncertainties. However, ensemble forecasting is in its infancy in assessing the effects of climate change on species distribution, as little is known about the sources of variations and its contributions to uncertainties in ensemble forecasting. The objective of this research is to partition and map uncertainties in ensemble forecasting of species range change under climate change. In our study, the eight niche-based models (Random forest, RF; Generalized boosted method, GBT; Generalized linear models, GLM; Generalized additive models, GAM; Classification tree analysis, CTA; Artificial neural network, ANN; Mixture discriminant analysis, MDA; multivariate adaptive regression splines, MARS) and the nine sets of model training dataset (initial data were randomly divided into two parts: model training data and testing data), three global circulation models (GCM) (MIROC32_medres, JP; CCCMA_CGCM3; CA; BCCR-BCM2.0, NW) and one pessimistic SRES emissions scenarios (A2) were used to simulate current potential distribution (Baseline, 1961—1990) and to project future potential distributions at three time-slices (2010—2039, 2040—2069, 2070—2099) of Chinese pine (*Pinus tabulaeformis*). Totally, we obtained 72 predictions for the current distribution and 216 projections for the future distribution (herein termed ensemble forecasting). The area under the curve (AUC) of receiver operator characteristic (ROC) curve, true skill statistic (TSS) and Kappa were employed to objectively assess the performance accuracies of model projections. We developed ClimateChina software to downscale current and future climate data (GCM) and to calculate seasonal and annual climate variables for specific locations based on latitude, longitude and elevation. We performed a three-way analysis of variance (ANOVA) to partition the sources of uncertainties for each grid cell, with model training data, model techniques and GCMs as factor and species occurrence probability as response variable. We then obtained the sum of squares which can be attributed to training data, model techniques and GCMs and their interactions (training data×model techniques, GCMs×training data, model techniques×GCMs, training data×model techniques×GCMs). Results indicated that RF, GAM, GBM, GLM and MARS achieved successful performances in simulating the current distribution of Chinese pine with less sensitive responses to the differences from the 9 set of model training data in comparison to MDA. All projections showed different changes of the species distribution range in response to climate change. Difference among current predictions mainly located surrounding area of current distribution of Chinese pine. Differences among the future species distribution projections would increase with increasing time horizon. The distribution area projections with the great variations would expand while the distribution area projections with little variations would reduce. Model technique contributed to the largest variation in projections, but GCM and model training data had little influence on the variability of projections. This practice would reinforce our understanding of the sources of uncertainties in modeling species distribution under climate change.

Key Words: species distribution modeling; uncertainty; source of variation; climate change; *Pinus tabulaeformis*

物种分布区模拟是生物地理学和宏观生态学研究的一个重要内容。物种分布模型 (Species distribution model, SDM), 又称为生态位模型 (Niche model) 或生境适宜性模型 (Habitat suitability model), 是预测评估气候变化对物种分布影响以及重建物种历史分布的主要工具, 对于资源管理和物种保护规划均具有重要的意义^[1]。随着计算机、统计学和 GIS 的发展, 物种分布模型的数量持续不断增加^[2], 由此出现的挑战是怎样选择最适宜的模型来模拟分析研究对象。以往的研究表明, 物种分布模型在模拟物种分布时表现不一^[2-6], 甚至得出的结果差异很大^[2-3, 7]。目前还没有发现一个通用的模型可以适用于任何物种的分布模拟^[8]。不同的模型适用于不同的物种, 如何选择最佳的模型成为学术界特别关注的问题, 尤其是预测不可验证的未来气候条件下的物种分布变化。

气候变化对物种分布模拟中的不确定性主要来自 4 个方面: 数据质量和可获取性, 模型类型, 模型参数化和环境情景^[9-10]。数据质量和可获取性通常指物种分布数据和环境数据, 有时也指不能全面认识物种地理分布状态。环境情景通常指气候变化和土地利用变化情景。物种分布模拟中的不确定性引起了学者的广泛关

注。最近,有学者提出一个保守性的方法,即组合预测的方法来降低模拟预测中的不确定性^[10]。这种方法通过采用多套建模数据、模型类型、模型参数以及环境情景数据对物种分布进行预测,构成物种分布模拟预测集合,然后综合分析输出结果的变程范围,而非简单地排列单个模拟预测。分析组合预测结果的方法包括:包围盒(量化预测结果的范围)、概率方法(生成概率密度函数)以及一致性方法(即求取预估的中心趋势)。组合预测方法在生态学中的应用还处于初级阶段^[10],组合预测中各组分对预测结果变异的贡献还知之甚少,因此有必要把变异组分来源进行分割,以更有效地利用组合预测方法,降低模型预测中的不确定性。油松(*Pinus tabulaeformis*)是我国北方地区最主要的造林树种、用材树种之一,同时也具有重要的生态服务功能^[11]。本文以油松为案例,采用组合预测方法预估气候变化对油松地理分布的影响,进而对组合预测中的不确定性组分进行分割与制图。

1 材料和方法

1.1 油松空间分布数据来源

油松空间分布数据从 1:100 万中国植被图集^[12]中提取。本研究的空间分辨率为 8 km,并以此在全国尺度上对油松空间分布数据进行了栅格化处理。

1.2 环境变量

本研究采用 17 个预测变量,其中 7 个是与生物学意义有关的气候变量:年平均温度(℃),平均最冷月温度(MCMT,℃),平均最暖月温度(MWMT,℃),气温年较差(MWMT-MCMT,℃),平均年降水量(mm),平均夏季降雨(5—9 月,mm),大于 5℃ 的积温。这 7 个气候变量均是 1961—1990 年连续 30 a 数据的平均值。同时也采用了 10 个连续的土壤变量:土壤有机质、N、P 和 K 含量(%),土壤粗砂,细沙,粉砂和粘粒含量(%),土层厚度(cm),pH 值。土壤变量从 1:100 万土壤图中提取(本数据以及上文中的 1:100 万植被图都来源于国家自然科学基金委“中国西部环境与生态科学数据中心”和“地球系统科学数据共享网”)。

模型所采用的 7 个气候变量从我们开发的 Climate China 气候模型中输出。Climate China 把 1961 年至 1990 年的 PRISM^[13]数据进行降尺度处理,基于经纬度和海拔可以提取任意位置的年、季节和月气候变量。此模型采用双线性插值和动态海拔调整技术进行降尺度^[14],可以输出 38 个直接和衍生的气候变量。同时,以 PRISM 数据的降尺度技术为基础,也对英国气候中心的 CRUTS2.1^[15]月气候变量数据进行降尺度,得到 1901—2002 年的月、季节和年气候变量。此外,也对几个 GCM 模型预估的未来气候(2010—2100 年)进行了降尺度处理。其数据输出范围覆盖全国陆地表面。采用国家气候中心全国范围内的 194 个基准气候站数据进行 ClimateChina 模型评价,发现模型对气候数据的降尺度处理效果良好(限于篇幅,本文没有显示评价结果)。

1.3 未来气候情景数据

本文采用 IPCC(2007)报告中参考的 23 个未来气候预估 GCM 模型中的 3 个:MIROC32_medres(日本),CCCMA_CGCM3(加拿大),BCCR-BCM2.0(挪威)。在本文的未来气候预估中,这 3 个 GCM 模型都采用 SRES_A2 温室气体排放情景。A2 情景中,未来世界的发展很不均衡。主要特征是自给自足,保持区域特色,强调家庭价值和当地传统。不同地区间生产力方式的趋同异常缓慢,导致人口持续增长^[16]。相应的 7 个气候变量分别是 2010—2039、2040—2069 和 2070—2099 的平均值。未来气候情景数据也是通过 ClimateChina 软件进行降尺度得到 8km 分辨率的数据,以与栅格化的油松空间分布数据相匹配。

1.4 模拟方法

本文采用 8 个生态位模型进行油松当前分布区的模拟及未来气候情景下的分布变化预估。这 8 个模型都在 R 软件^[17]中的 BIOMOD 模块^[8]中运行。不同的模型需要指定不同的参数,本文只为每个模型选择了一套参数。这 8 个模型的特征具体如下:

1.4.1 广义线性模型 (Generalized linear models, GLM)

GLM 是线性模型的扩展,它可以用来处理非线性关系和不同类型的统计分布假设,在技术上其与传统的

线性回归和方差分析接近^[18]。与最小二乘法回归相比, GLM 的优点有^[19]: GLM 可以处理许多响应变量分布类型, 如高斯分布、泊松分布、二项式分布、伽马分布等, 这些分布类型通常由各自的方差函数确定。GLM 中响应变量可以是定性变量和半定量变量。GLM 具有解决数据过度离散(overdispersion, 即数据的变异大于模型所能提供的变异范围)问题的能力。GLM 通过联系函数把响应变量和线性预报值连接起来, 除了确保成线性关系外, 还可以限制预测值包含在响应变量可能变程之内。GLM 模型的拟合中最重要、最困难的步骤是变量的选择(以及它们可能的变换形式, 如多项式)。由于组合方式太多, 因此不容易对它们进行全部检测, BIOMOD 利用逐步回归方法选择变量。

1.4.2 广义加法模型 (Generalized additive models, GAM)

GAM 是 GLM 的非参数扩展, 与 GLM 一样具有的共同特征是可以模拟各种响应类型, 包括二项式和泊松分布。GAM 利用了 GLM 的优势, 但又抛弃了 GLM 必须假设响应曲线的形状或者明确指定响应函数参数。GAM 利用一系列的平滑器来试图通过局部平滑拟合分段数据来产生一般性的平滑曲线。平滑函数允许数据驱动的响应曲线来拟合每个预测变量, 因此 GAM 有助于处理标准的线性和非线性模型不能处理的复杂响应关系。其思想是将响应变量对某一个环境变量作图, 在简约的前提下, 计算用来尽可能趋近拟合数据的平滑曲线, 该算法对于每个变量“绘制”一个平滑曲线, 之后对结果相加^[20]。与 GLM 相似, BIOMOD 利用逐步回归方法选择最优变量。BIOMOD 应用 R 中的“gam”包进行 GAM 运算。

1.4.3 分类回归树 (Classification tree analysis, CTA)

CAT 提供了与回归计算不同的思路。与 GAM 类似, 无需对预测变量和响应变量之间的事先假设, 可以有效处理非加性行为 and 复杂的相互作用关系, 是一个非参数的, 数据驱动模型^[21]。经过对响应变量的分析, CTA 采用回归分割技术将预测变量确定的空间递归的划分为响应变量尽可能同质的类群, 直到数据不可再分。CTA 基于单个环境变量指定的阈值, 把数据递归分割为同质的组, 分类结果是产生一个具有一个根节点和许多叶节点像树一样的结构。每次数据分组中, 数据均被分为两组, 每一组内尽量同质。算法会搜寻每个组内尽可能小的方差。每个节点的异质性可以解释成为高斯模型的偏差(回归树)或多项式模型偏差(分类树)。结果表示的是偏差函数和成本复杂性参数。最好的树是偏差最小和叶数目最少之间的平衡。BIOMOD 采用交叉验证的方法权衡叶的数目和方差解释量。BIOMOD 应用 R 中的“rpart”包进行 CTA 计算。

1.4.4 人工神经网络 (Artificial neural networks, ANN)

BIOMOD 应用 R 中的“nnet”包进行前馈神经网络的相应计算, 前向神经网络是一种输入信号向前传播无反馈的神经网络。BIOMOD 利用的是没有跳层连接的单层感应器, 因此前馈神经网络包含 3 个不同的层, 输入层、隐藏层(中间层)和输出层。每层都是有独立的神经元构成, 并且每个单元都把前一层输出的神经元单独作为多变量线性函数的输入数据。前馈神经网络为广义线性回归函数提供了新思路, 它们并非线性回归模型, 但是具有为数众多的参数, 因此极为灵活, 可以趋近任何平滑函数^[22]。ANN 的准确性主要取决于两个参数: 权重的衰减程度和隐元的数量。ANN 每次运行产生的结果都将有微弱的差异, 最优化的权重衰减和隐层中“元”的数量是通过多重交叉验证来确定的。

1.4.5 助推法 (Generalised boosting model, GBM)

GBM 是建立在由 Friedman 发明的随机梯度助推法基础上的^[23]。GBM 把分类树和助推法集成在了一起^[24]。助推法是一种执行监督分类的机器学习技术。助推法在算法上并不受限制, 其基本思想是^[2]: 通过对样本集的操作获得一系列的样本子集, 并对每个样本子集建立一个弱分类器, 然后将这些分类器进行加权融合, 生成一个最后的结果分类器, 在这个过程中每个分类器的分类识别率可能不一定很高, 但是它们组合后具有很高的识别率, 从而提高了弱分类算法的识别率。GBM 通过交叉验证来选择模型预测精度最大时的分类树个数。

1.4.6 多元自适应样条平滑函数 (Multivariate adaptive regression splines, MARS)

MARS 的方法是由 Friedman 引入的, 可以系统的根据预测变量不同的等级, 确认和估计模型的参数^[25]。

MARS 把经典的线性回归,样条函数和二元回归分割数据构建技术进行组合,从而产生一个局域模型,可以处理响应变量和预测变量之间的线性和非线性关系。MARS 通过预处理的方式把环境变量转化成一套新的变量,MARS 通过利用一系列的线性回归对转化后的新变量范围内的不同片段进行连续的学习步骤,从而得到对整套数据的拟合。即,MARS 通过利用一系列不同斜率的线性部分把物种和环境变量之间的非线性响应关系进行描述。结果响应表面是分段线性的,并且这些响应表面之间是相连接的。

1.4.7 混合判别分析 (Mixture discriminant analysis, MDA)

MDA 是一种基于混合模型的监督分类方法^[26, 27]。MDA 是著名的线性判别分析模型的推广,它假设每个环境变量类型的分布符合高斯分布,用混合的正态分布获取每个类型的密度估计。大多数情况下,用简单的高斯模型(线性判别分析)来模拟一个类型受限制太多。MDA 增强了线性判别方法的判别能力,允许分类器处理不同原型类型(如,高斯混合体)。MDA 以环境变量作为原始类型,然后分割成子类型,这些子类型的分类结果(混合密度)描述的是环境变量原始类型的分布密度。子类型的数量是通过模型训练数据的变异推断出来的。独立的观察数据进行分类时,根据其概率大小指定为特定的类型。BIOMOD 使用 R 中的“mda”程序包进行 MDA 模型运行。

1.4.8 随机森林 (Random forest, RF)

RF 和 GBM 一样都是一种现代分类与回归技术,同时也是一种组合式的自学习技术。RF 通过自举法随机选择(不是全部)变量生长成分类树,每个树都会完整生长而不会修剪。并且在生成树的时候,每个节点的变量都仅仅在随机选出的少数几个变量中产生。最终的决策树是通过将潜在的随机变量树进行“投票”表决生成的,即 RF 选择具有最多投票的分类^[28]。RF 具有以下优点^[28]:不会产生过度拟合;对于大的数据库很有效率,可以处理大量变量;在建造森林时,它产生一个内部无偏的一般误差的估计(即范围外误差);在很大比例的数据缺失时(如变量个数远大于样本量)仍然保持精度。RF 中需要指定分类树的个数和分割点变量个数。

1.5 数据取样分割建模

由于所采用的模型都需要物种发生和物种不发生数据进行建模。为验证模型的预测精度,将全部物种分布数据(物种不发生数据+物种发生数据)分为两个数据集:训练子集和评估子集。通过随机取样,70%的数据用于建模,30%的数据用于模型验证。为避免极端数量的物种不发生数据建模导致的模拟偏差^[29],本文随机选取 70% 的物种不发生数据用于建模。为避免随机选取数据导致的偏差(可能不能代表物种真实分布的物理空间),随机选取物种不发生数据过程重复 3 次。同时,针对每次随机选取的物种不发生数据,数据分割建模重复 3 次,总共对数据进行了 9 次随机分割建模过程,产生 9 套训练数据和验证数据。并且保证训练数据集和验证数据集中物种不发生数据和发生数据之间的比例是恒定的。

1.6 模型验证方法

本研究采用 Kappa 值、真实技巧统计法(True skill statistic, TSS)以及接收工作机特征曲线下的面积(Area under the curve (AUC) of receiver operator characteristic (ROC) curves)来评估模型的预测精度。由于 AUC 不受诊断阈值的影响,且对物种发生率(Prevalence)不敏感,因此目前被认为是最佳的评价指标^[30]。AUC 评价模型的标准是^[31]:极好,0.90—1.00;好,0.80—0.90,一般,0.70—0.80;差,0.60—0.70;失败,0.50—0.60。

Kappa 值常用于测试空间分布格局的相似性^[32]。Kappa 的计算需要指定一个阈值把物种发生概率转化为二元值(物种发生和不发生),而本文采用的是使 Kappa 值最大时的阈值。Allouche 等提出了 TSS 测量方法,它即继承了 Kappa 的优点,又克服了 Kappa 值对物种发生率呈单峰曲线响应形式这个弱点。和 Kappa 值一样,TSS 值的范围是-1 到 1,1 代表观测值和预测值完全一致,小于等于 0 代表小于期望一致性。TSS 是敏感度(Sensitivity,物种发生记录被正确预测的比例)和特异度(Specificity,物种不发生区被正确预测的比例)的函数^[33],因此也需要把物种分布概率转化为二元值。Kappa 值和 TSS 的评估标准为^[34]:极好,1.0—0.85;很

好,0.7—0.85;好,0.55—0.7;一般,0.4—0.55;失败,< 0.4。

1.7 分布区面积变化比较

由于所用模型预测结果都是物种发生概率,范围为0—1,因此分布区面积变化的比较需要把概率图转化为二元图。通过参考相关研究^[8],本文采用概率0.5作为转化阈值,大于0.5为物种发生区,反之不发生区。为比较各模型预估之间的差异,也对每个栅格单元中模型预估物种出现的频率进行了计算,也即计算216个(9套建模数据×8个模型技术×3个GCM)预测中有多少预测预估物种能够在此地出现(假设所有模型的预测精度都为:AUC > 0.7, TSS 和 Kappa > 0.4)。同时也对不同模型预估之间的标准差进行计算。

1.8 变异组分分割

本研究中物种分布区模拟中的不确定性主要来自3个方面的影响:数据分割过程(建模数据)、模型类型和气候情景。采用类似Diniz Filho等^[35]的方法,本文采用三因素方差分析(Three-way ANOVA)方法来分割变异来源。这3个因素中,数据分割具有9个水平,模型类型具有8个水平,气候情景具有3个水平。以3个不确定性来源作为3个影响因素,把每个栅格单元中物种发生概率作为响应变量,把总的变异按各个指定的变异来源进行分解,采用离差平方和对变异进行度量。因此,可以得到各影响因素、以及各因素之间交互作用(建模数据×模型、建模数据×气候情景、模型×气候情景、建模数据×模型×气候情景)的离差平方和。以各部分变异与总变异之比作为变异来源各自的贡献。然后对每个栅格单元的变异贡献进行空间制图。由于当前潜在分布模拟仅涉及到2个影响因素(建模数据和模型类型),因此采用两因素方差分析法。

2 结果分析

2.1 模型预测精度

针对8个模型和9套建模数据建立的72个模型,分别采用AUC、TSS和Kappa值检验模型预测精度。根据模型表现评定等级,发现建立的绝大多数模型预测精度都处于极好水平(AUC > 0.9, TSS 和 Kappa > 0.85)(图1,表1)。但通过MDA建立的9个模型其预测精度存在较大的差异,甚至出现建模失败的现象(AUC < 0.6, TSS 和 Kappa < 0.4)(图1,表1)。此外,ANN根据8套建模数据建立的模型之间预测精度也存在差异(图1,表1)。总体来讲,RF、CTA、GAM、GBM、GLM和MARS根据不同的建模数据建立的模型其预测精度之间差异较小。

表1 针对9套模型训练数据的模型预测精度平均值及变异系数

Table 1 Mean and coefficient of variation of model predictive accuracy for 9 set of model training data

		ANN	CTA	GAM	GBM	GLM	MARS	MDA	RF
Kappa	平均值	0.69	0.89	0.88	0.90	0.87	0.88	0.40	0.94
	变异系数	0.19	0.03	0.02	0.03	0.03	0.02	0.88	0.01
TSS	平均值	0.81	0.93	0.93	0.94	0.93	0.92	0.54	0.96
	变异系数	0.09	0.01	0.02	0.01	0.02	0.02	0.64	0.01
AUC	平均值	0.94	0.98	0.99	0.99	0.99	0.99	0.75	1.00
	变异系数	0.04	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.30	0.00

AUC、TSS、ANN、CTA、GAM、GBM、GLM、MARS、MAD和RF见图1

2.2 油松潜在分布区面积变化

把72套模型中AUC值小于0.6, TSS和Kappa小于0.4的模型删除后,根据剩余的67套模型分别预测油松当期的潜在分布,以及未来3个不同GCM情景下的潜在分布。总计得到当前潜在分布概率图67套,在未来3个时间段中每个时间段得到201套未来油松潜在分布概率预测图。对概率图分布转化为二元图后,分别比较其当前面积和未来潜在分布面积,发现不同模型预测的油松分布区面积变化存在一定的差异(图2)。未来3个时间段给出油松面积变化频率柱状图相似。图2表明绝大多数模型预测油松分布区面积将减少(0—50%),但也有部分模型预测油松面积将增加,甚至增加的比较大(3.5—6倍)。

把转化后的二元分布图在空间上进行叠加,得到当前和未来时间段每个栅格单元中油松被预测出现的次

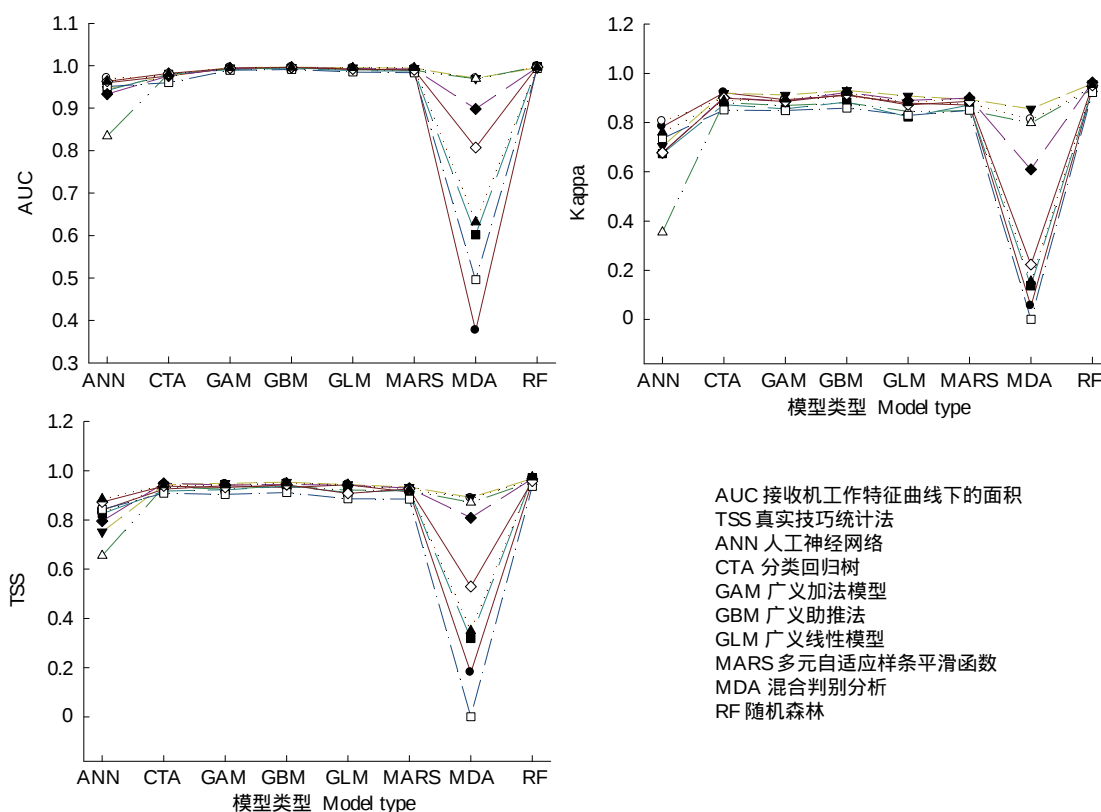


图1 模型预测精度及数据分割取样对模型精度的影响

Fig. 1 Model predictive accuracy and its sensitivity to random split-sample

图中9条彩色折线分别代表9套模型训练数据。AUC, 接收机工作特征曲线下的面积; TSS, 真实技巧统计法; ANN, 人工神经网络; CTA, 分类回归树; GAM, 广义加法模型; GBM, 广义助推法; GLM, 广义线性模型; MARS, 多元自适应样条平滑函数; MDA, 混合判别分析; RF, 随机森林

数,把出现次数转换为出现频率后,对频率分布图进行空间制图(图3)。图3表明构建的67个模型预测油松当前主要分布在辽宁、北京、河北、陕西、山西、宁夏、甘肃东部、山东地区。随着未来气候变化的推进,东北地区,尤其是长白山区北部,油松适生几率增大;新疆天山地区油松出现频率增加,但实际并无油松分布;青藏高原东缘和东北缘以及高原中南部地区油松出现频率略有增加;油松分布区的中部地区,即太行山-贺兰山-六盘山南侧分布区的油松出现频率将缩减,其北部分布区及阴山山脉区几乎无变化,秦岭-大巴山区分布油松出现频率严重下降。整体来讲,随着时间推移,向北和向西方向上油松出现频率略增加,总体出现高频率的地区将较少。

2.3 误差来源变异分割

把所有预测的油松概率分布图进行空间叠加,并针对每个栅格单元格计算不同预测输出的概率标准差,得到整个空间分布预估标准差(图4)。把油松实际分布图^[36]与图4进行对比,发现对油松主要分布区的预测偏差较小,而对主分布区周围的地区预测偏差较大(图4-a)。在未来气候条件下,随着时间的推移,预测偏差较小的地区逐渐缩小,而预测偏差较大地区逐渐增加(图4b-d)。

采用3因素方差分析方法,把模拟预测中3个不确定性来源(模型、数据分割建模和GCM)对总体预测变异的贡献进行分割。同时采用2因素方差分析方法分割当前潜在分布预测中的变异。图5表明,对油松当前分布的模拟,由模型类型差异导致的总体变异最大,并且与油松实际分布区相比,这些解释变异较大的地区主要发生华南和青藏高原地区,而非发生在油松中心分布区;由数据分割过程导致的预测差异较小(图5),由数据分割和模型交互作用导致的变异也较小,但大于建模数据之间的差异导致的变异(图5,第一横栏)。对未

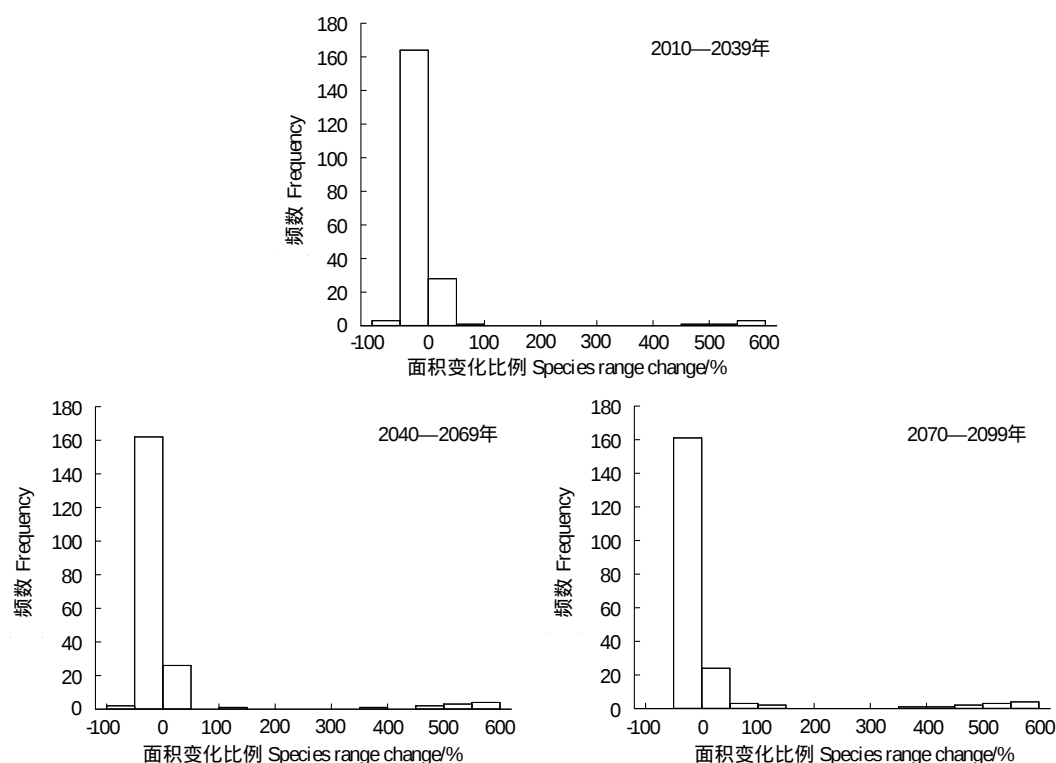


图2 油松在未来3个时间段面积变化(%)的频率图

Fig. 2 Species range change (%) for Chinese pine in future 3 time periods

来气候变化条件下的预测不确定性来源进行分割,也发现同样的格局(图5),模型之间的差异解释的变异比例最大,空间上主要分布在藏西和华南地区;建模数据之间的差异导致的变异最小,GCM模型之间的差异居中,由三者交互作用解释的变异比例稍小于GCM解释的比例。

3 讨论和结论

模型训练数据之间的差异可影响模型的预测结果。理想条件下,应采用建模区以外的独立数据进行物种分布模型的评估验证,例如,采用气候变化影响物种分布的实证观测数据建模,即经历了气候变化的两个不同时间段的物种分布数据,其中一个时间段的物种分布数据用来建立模型,用另一个时间段的物种分布数据检验模型。或者采用在某一个地区建立模型,采用另一个地区的分布数据来验证模型,但是这种情况在物种分布模型中通常很少发生。通常采用的方法是随机对数据进行分割,一部分用于训练模型,一部分用于检验模型。但是,采用数据随机分割每次都可能产生数据差异,导致模型训练和检验都存在差异,最终也会影响模型预测结果。近期,有一些学者也开展了关于物种分布数据取样大小对模型预测精度影响的研究。如邵慧等^[37]以3种落叶栎(*Quercus*)为研究对象,发现样本容量大于75时,BIOCLIM模型预测精度趋于稳定并达到最大值。Wisn^[6]利用12种模型,对来源于6个不同地区的46种动植物在样本容量为100、30和10时分别进行建模和模型评估,发现在样本容量减小时,模型预测精度下降,并且模型之间的预测精度差异增加;他们同时也发现在根据小样本建立的模型当中,只基于物种发生数据建模的模型倾向于比同时基于物种发生-不发生数据建模的模型具有更高的预测精度。本研究中物种发生数据和物种不发生数据样本容量是一致的,但由于进行了随机分样,因此样本所代表的物理空间很能有差别。不同的模型对数据分割过程的敏感度不同,如MDA对建模数据之间的差异最敏感,ANN仅次于MDA,而其它模型对数据分割不敏感(表1)。沈泽昊和赵俊^[38]采用多次抽样的方法利用GAM建立模拟,并模拟生物多样性空间格局,发现由不同数据建立的模型其预测结果差异显著。

不同的GCM模型以及SRES排放情景也可致使模型结果存在差异。GCM模型是当前预测未来气候变化

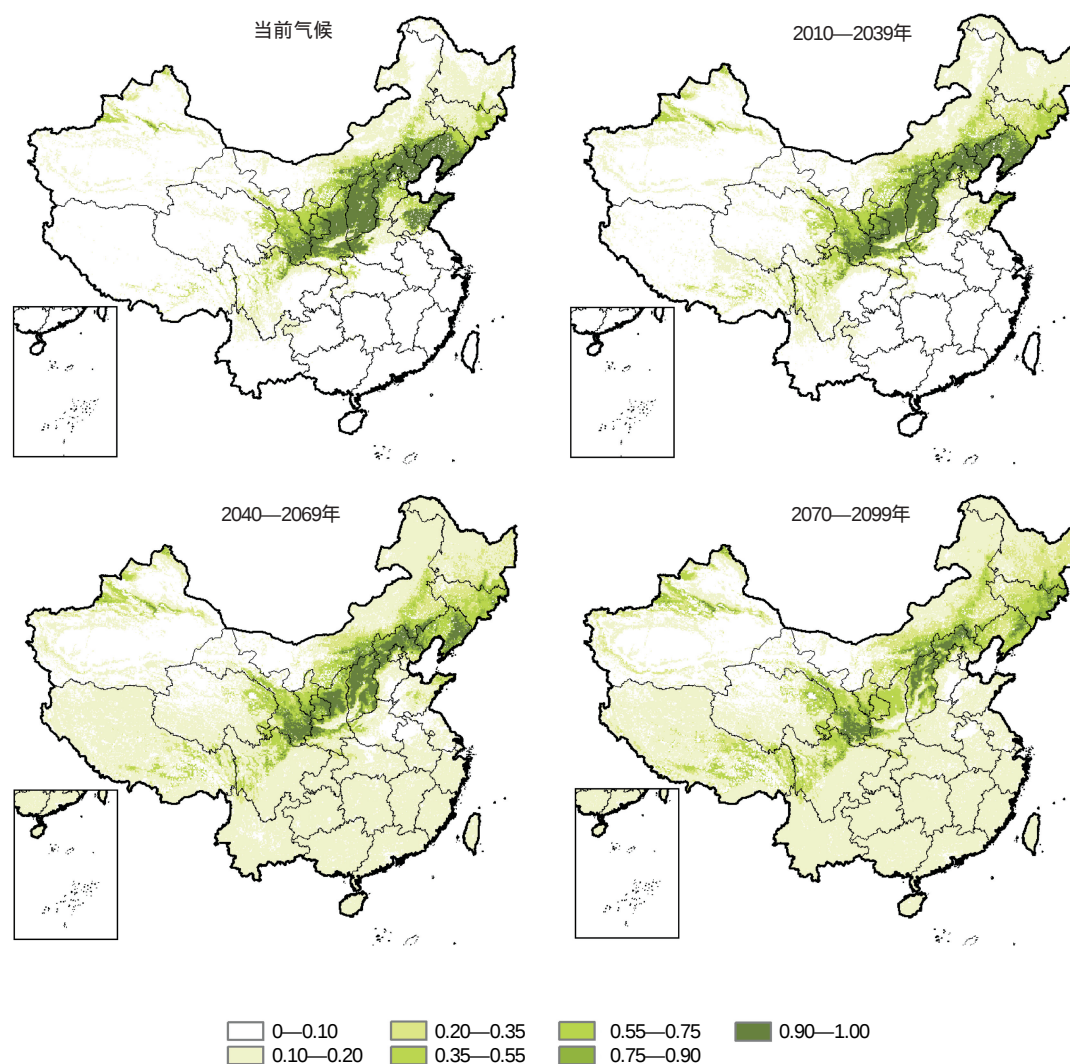


图3 基于构建的不同模型预估的油松在当前气候和未来气候条件下的出现频率

Fig. 3 Estimated occurrence frequency for Chinese pine based on 67 prediction for current distribution and 201 projections for future distribution

的最好工具,然而当前 GCM 模型众多,还没有一个统一的标准来选择最适宜的 GCM 模型用来评估气候变化对物种分布的影响^[39]。关于 GCM 导致的模型预测差异,已经有大量的研究。Xu 和 Yan^[7]发现采用不同的 GCM 模型可导致红松(*Pinus koraiensis*)分布区总面积变化呈现相反的结论(增加或减少)。虽然本文没有研究不同的 SRES 排放情景对物种分布分布的影响,但这方面也一些研究,如,吴建国和吕佳佳^[40]在预测气候变化对珙桐(*Davidia involucrata*)潜在分布影响时,发现采用不同的 SRES 排放情景时(A1, A2, B1, B2),珙桐当前分布区面积消失比例差异巨大。Diniz-Filho 等^[35]发现由 GCM 模型导致的预测结果的差异大于由 SRES 排放情景导致的变异。

模型预估过程中,通常假设当前预测表现较好的模型,其外推预估时也更可靠。本文采用预测精度在可以接受范围内的模型($AUC > 0.9$, TSS 和 Kappa > 0.85)进行油松未来的分布预测时,得到不同的预测结果:多数预估油松分布面积趋于减少,这与郭泉水和徐德应^[41]采用环境阈值法(Environmental envelop)预测的结论一致,但也有部分模型预测油松面积将增加。出现此现象原因有三:除了 GCM 和建模数据原因外,还有模型本身构建规则的差异以及其在物种分布模拟中的局限性。本文所采用的 8 个模型采用不同的数学和统计规则建立模型。如,GLM、GAM 假设环境变量和响应变量之间是线性关系,可以有效处理数据过度扩散问题,

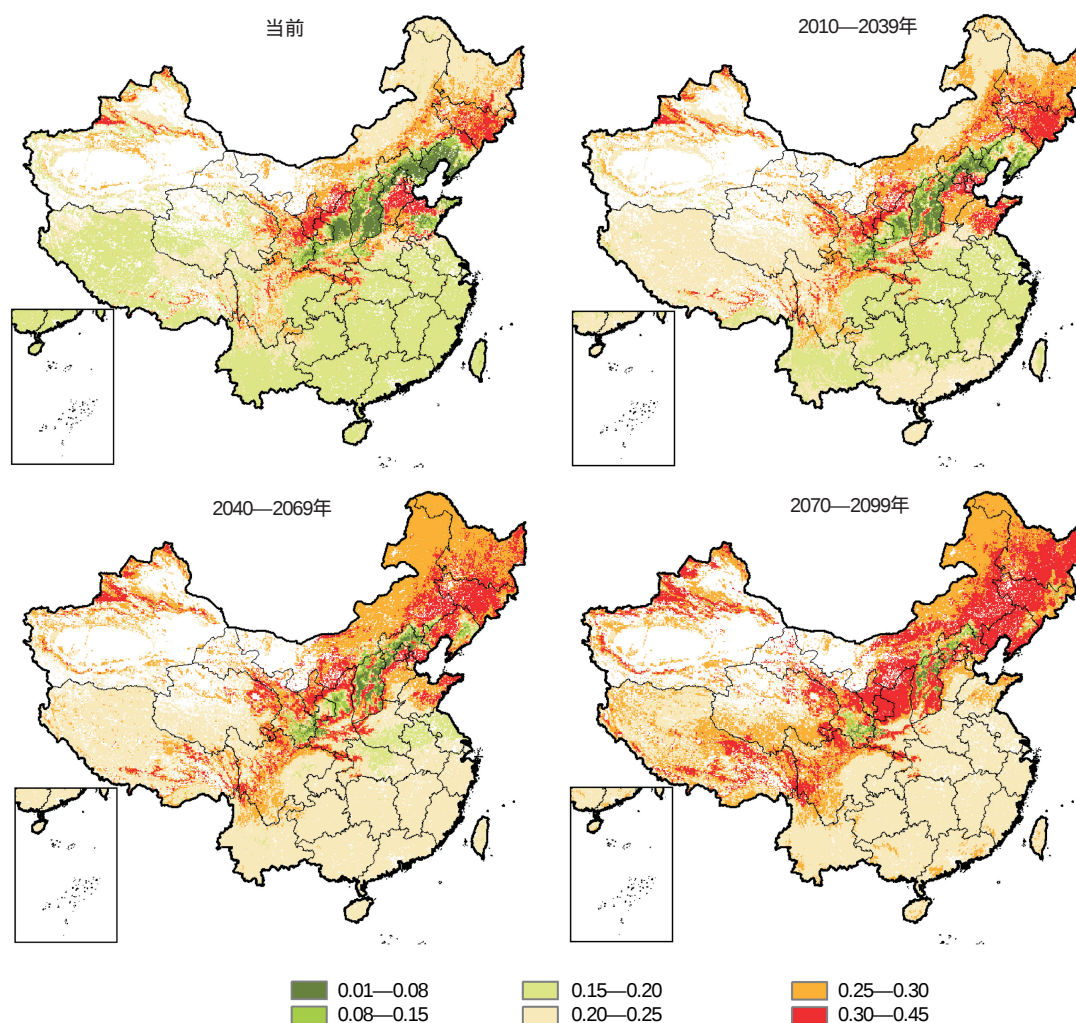


图4 不同模型对油松当前(a)和未来(b)潜在分布预估结果的标准差

Fig. 4 Standard deviation among predictions or projections for Chinese pine under current (a) and future climate (b)

因此其外推有一定的数学原理上的可靠性^[19]。CTA、GBM 和 RF 基于树的阶梯函数建模,虽然与其它模型相比对当前物种分布模型精度较高^[2],但当新预测空间的数据范围大于建模数据的时候,模型外推可能存在差异^[5]。MARS 由于采用的是局部物种环境响应函数,同样对于模型外推也比较敏感^[5]。本文采用的是基于生态位理论的模型,其建模本质是在物种分布区和环境变量之间建立统计关系,假设物种和环境之间是一种静态平衡关系,这种相关关系模型(而非因果关系的)并不一定能保证模型在外推到新的空间时,这种相关性不变,因此模型外推可能具有极大的不可靠性。此外,这些模型饱受批评之处在于它们不能把更多与物种分布有关的限制条件(如,种间竞争,物种扩散和物种本身的进化等)包含到预测模型中^[1, 42]。基于此情形, Pearson 和 Dawson^[42]建议通过建立一个等级框架结构把不同空间尺度上影响物种分布的限制因子包含到物种分布模型中,以便更可靠的模拟物种分布。

组合预测中关于不确定性的来源当中,模型导致的预测变异贡献最大(图5)。这与其它研究结论一致,如, Buisson 等^[4]对组合预测过程中4个主要的误差来源(不同的建模数据、模型类型, GCM 和 SRES 排放情景)进行了对比分析,发现在生物多样性空间格局预估结果的不确定性中,模型类型对预测变异的贡献远远大于其它3个来源。Diniz-Filho 等^[35]也发现模型导致的预估不确定性比例远远大于 GCM 和 SRES 排放情景。Thuiller^[43]进一步指出,由模型本身差异导致的物种分布模拟不确定性是十分严重的,甚至会掩盖掉由不同的 GCM 和 SRES 排放情景引起的预估结果差异。虽然组合预测方法不能解决模型本身概念和技术上的局

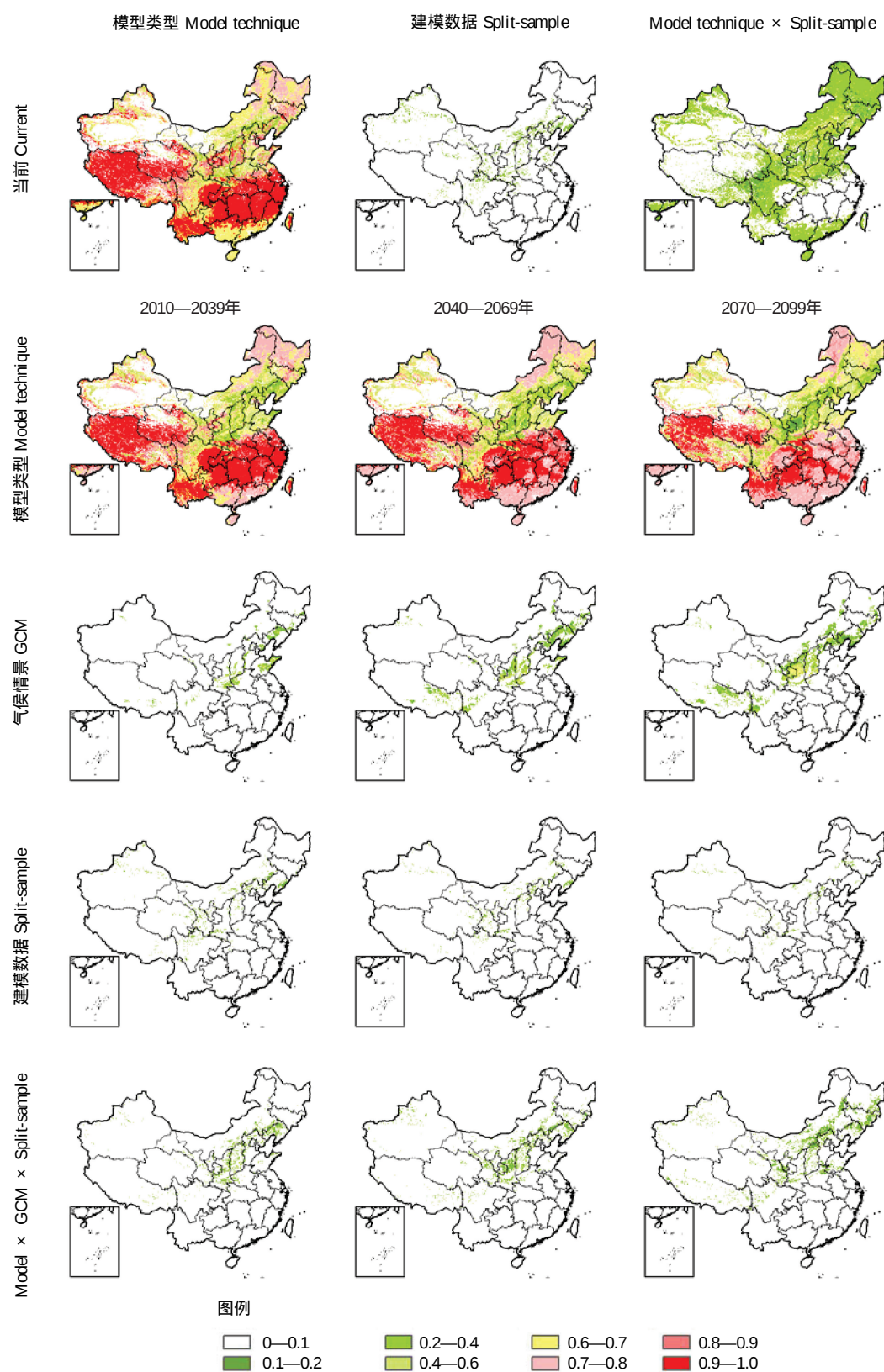


图5 由模型类型、气候情景(GCM类型)和数据分割过程(建模数据)及其之间交互作用解释的相对变异比例

Fig. 5 Proportion of the total sum of squares accounted for by SDM, GCM, split-sample (model training data) and the interaction between these factors for current distribution (the first row) and future distributions (the last four rows)

限性,但它是采用不同预测模型,以及不同环境情景之间的一种折中方案,是一种保守性方案。非生态学领域有大量的研究表明,基于组合预测方法可以有效降低模型预测的不确定性^[44]。因此,面对众多的物种分布模型以及 GCM 模型,采用组合预测方法将是目前物种分布模拟研究中的一个重要趋势。

本文以油松为例,对气候变化影响物种分布模拟中的不确定性组分进行了分割与制图。主要结论:数据随机分割过程导致模型训练数据和验证数据产生差异,但部分模型(CTA、GLM、GAM、GBM、MARS、RF)对数据随机分割取样不敏感。不同的建模数据,不同的模拟技术以及不同的 GCM 气候模式,是导致模型预测结果存在不确定的来源。采用组合预测方法,把各种模拟不确定性来源组合在一起进行分析,将成为未来预测物种分布最保守且最稳健的方法。模拟模型之间的差异对预估不确定性的贡献远远大于 GCM 模型和模型训练数据之间的差异。模型本身不同的构建特征以及其本身在预测物种分布中的概念局限性是导致预测结果存在差异的原因,因此,未来物种分布模拟研究中要重点关注模型的预测能力,以及模型的外推能力。

References:

- [1] Guisan A, Zimmermann N E. Predictive habitat distribution models in ecology. *Ecological Modeling*, 2000, 135(2/3): 147-186.
- [2] Elith J, Graham C H, Anderson R P, Dudík M, Ferrier S, Guisan A, Hijmans R J, Huettmann F, Leathwick J R, Lehmann A, Li J, Lohmann L G, Loiselle B A, Manion G, Moritz C, Nakamura M, Nakazawa Y, Overton J M, Peterson A T, Phillips S J, Richardson K, Scachetti-Pereira R, Schapire R E, Soberón J, Williams S, Wisz M S, Zimmermann N E. Novel methods improve prediction of species' distributions from occurrence data. *Ecography*, 2006, 29(2): 129-151.
- [3] Lawler J J, White D, Neilson R P, Blaustein A R. Predicting climate-induced range shifts: model differences and model reliability. *Global Change Biology*, 2006, 12(8): 1568-1584.
- [4] Buisson L, Thuiller W, Casajus N, Lek S, Grenouillet G. Uncertainty in ensemble forecasting of species distribution. *Global Change Biology*, 2009, 16(4): 1145-1157.
- [5] Prasad A M, Iverson L R, Liaw A. Newer classification and regression tree techniques: Bagging and Random forests for ecological prediction. *Ecosystems*, 2006, 9(2): 181-199.
- [6] Wisz M S, Hijmans R J, Li J, Peterson A T, Graham C H, Guisan A. Effects of sample size on the performance of species distribution models. *Diversity and Distributions*, 2008, 14(5): 763-773.
- [7] Xu D Y, Yan H. A study of the impacts of climate change on the geographic distribution of *Pinus koraiensis* in China. *Environment International*, 2001, 27(2/3): 201-205.
- [8] Thuiller W. BIOMOD-optimizing predictions of species distributions and projecting potential future shifts under global change. *Global Change Biology*, 2003, 9(10): 1353-1362.
- [9] Dormann C F, Puschke O, Márquez J R G, Lautenbach S, Schröder B. Components of uncertainty in species distribution analysis: a case study of the Great Grey Shrike. *Ecology*, 2008, 89(12): 3371-3386.
- [10] Araújo M B, New M. Ensemble forecasting of species distributions. *Trends in Ecology and Evolution*, 2007, 22(1): 42-47.
- [11] Guo H, Wang B, Ma X Q, Zhao G D, Li S N. Evaluation of ecosystem services of Chinese pine forests in China. *Science in China Series C: Life Sciences*, 2008, 51(7): 662-670.
- [12] Compiling Committee of Vegetation Maps of 1:1,000,000 in China. *Atlas of Vegetation Maps of 1:1,000,000 in China*. Beijing: Science Press, 2001.
- [13] Daly C, Gibson W P, Taylor G H, Johnson G L, Pasteris P. A knowledge-based approach to the statistical mapping of climate. *Climate Research*, 2002, 22(2): 99-113.
- [14] Wang T, Hamann A, Spittlehouse D L, Aitken S N. Development of scale-free climate data for western Canada for use in resource management. *International Journal of Climatology*, 2006, 26(3): 383-397.
- [15] Mitchell T D, Jones P D. An improved method of constructing a database of monthly climate observations and associated high-resolution grids. *International Journal of Climatology*, 2005, 25(6): 693-712.
- [16] Nakićenović N, Davidson O, Davis G, Grübler A, Kram T, La Rovere E L, Metz B, Morita T, Pepper W, Pitcher H, Sankovski A, Shukla P, Swart R, Watson R, Dadi Z. IPCC Special Report Emissions Scenarios. Cambridge: Cambridge University Press, 2000.
- [17] Thuiller W, Lafourcade B. BIOMOD: species/climate modelling functions. R package version 1.1-3/r131. <http://R-Forge.R-project.org/projects/biomod/>, 2010.
- [18] McCullagh P, Nelder J A. *Generalized Linear Models*. Chapman and Hall/CRC, 1999.
- [19] Guisan A, Edwards T C Jr, Hastie T. Generalized linear and generalized additive models in studies of species distributions: setting the scene. *Ecological modeling*, 2002, 157(2/3): 89-100.
- [20] Hastie T J, Tibshirani R J. *Generalized Additive Models*. London: Chapman and Hall/CRC, 1990.
- [21] Breiman L, Friedman J H, Olshen R A, Stone C J. *Classification and Regression Trees*. Pacific Grove: Wadsworth, 1984.
- [22] Lek S, Guégan J F. Artificial neural networks as a tool in ecological modelling, an introduction. *Ecological Modelling*, 1999, 120(2/3): 65-73.
- [23] Friedman J H. Greedy function approximation: a gradient boosting machine. *The Annals of Statistics*, 2001, 29(5): 1189-1232.

- [24] Elith J, Leathwick J R, Hastie T. A working guide to boosted regression trees. *Journal of Animal Ecology*, 2008, 77(4): 802-813.
- [25] Friedman J H. Multivariate adaptive regression splines. *The Annals of Statistics*, 1991, 19(1): 1-67.
- [26] Hastie T, Tibshirani R. Discriminant analysis by Gaussian mixtures. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Methodological*, 1996, 58(1): 155-176.
- [27] Hastie T, Tibshirani R. S Archive; (mda). StatLib. <http://lib.stat.cmu.edu/S/>, 1996.
- [28] Breiman L. Random forests. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [29] King G, Zeng L. Logistic regression in rare events data. *Political Analysis*, 2001, 9(2): 137-163.
- [30] Fielding A H, Bell J F. A review of methods for the assessment of prediction errors in conservation presence/absence models. *Environmental Conservation*, 1997, 24(1): 38-49.
- [31] Swets J A. Measuring the accuracy of diagnostic systems. *Science*, 1988, 240(4857): 1285-1293.
- [32] Cohen J. A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, 1960, 20(1): 37-46.
- [33] Allouche O, Tsoar A, Kadmon R. Assessing the accuracy of species distribution models: prevalence, kappa and the true skill statistic (TSS). *Journal of Applied Ecology*, 2006, 43(6): 1223-1232.
- [34] Monserud R A, Leemans R. Comparing global vegetation maps with the Kappa statistic. *Ecological Modelling*, 1992, 62(4): 275-293.
- [35] Diniz-Filho J A F, Bini L M, Rangel T F, Loyola R D, Hof C, Nogués-Bravo D, Araújo M B. Partitioning and mapping uncertainties in ensembles of forecasts of species turnover under climate change. *Ecography*, 2009, 32(6): 897-906.
- [36] Xu D Y, Guo Q S, Yan H. A Study on the Impacts of Climate Change on Forests in China. Beijing: China Scientific and Technical Press, 1997.
- [37] Shao H, Tian J Q, Guo K, Sun J X. Effects of sample size and species traits on performance of bioclim in predicting geographical distribution of tree species—a case study with 12 deciduous *Quercus* species indigenous to China. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2009, 33(5): 870-877.
- [38] Shen Z H, Zhao J. Prediction of the spatial patterns of species richness based on the plant-topography relationship: an application of GAMs approach. *Acta Ecologica Sinica*, 2007, 27(3): 953-963.
- [39] Beaumont L J, Hughes L, Pitman A J. Why is the choice of future climate scenarios for species distribution modelling important? *Ecology Letters*, 2008, 11(11): 1135-1146.
- [40] Wu J G, Lü J J. Potential effects of climate change on the distribution of Dove trees (*Davidia involucrata* Baill) in China. *Research of Environmental Sciences*, 2009, 22(12): 1371-1381.
- [41] Guo Q S, Xu D Y, Yan H. A study on the impacts of climate change on the distribution of *Pinus tabulaeformis* in China. *Scientia Silvae Sinicae*, 1995, 31(5): 393-402.
- [42] Pearson R G, Dawson T P. Predicting the impacts of climate change on the distribution of species: are bioclimate envelope models useful? *Global Ecology and Biogeography*, 2003, 12(5): 361-371.
- [43] Thuiller W. Patterns and uncertainties of species' range shifts under climate change. *Global Change Biology*, 2004, 10(12): 2020-2027.
- [44] Clemen R T. Combining forecasts: a review and annotated bibliography. *International Journal of Forecasting*, 1989, 5(4): 559-583.

参考文献:

- [11] 郭浩, 王兵, 马向前, 赵广东, 李少宁. 中国油松林生态服务功能评估. *中国科学 C 辑: 生命科学*, 2008, 38(6): 565-572.
- [12] 中国科学院中国 1:100 万植被图编辑委员会. 1:100 万中国植被图集. 北京: 科学出版社, 2001.
- [36] 徐德应, 郭泉水, 闫洪. 气候变化对中国森林影响研究. 北京: 中国科学技术出版社, 1997.
- [37] 邵慧, 田佳倩, 柯郭, 孙建新. 样本容量和物种特征对 BIOCLIM 模型模拟物种分布准确度的影响——以 12 个中国特有落叶栎树种为例. *植物生态学报*, 2009, 33(5): 870-877.
- [38] 沈泽昊, 赵俊. 基于植物-地形关系的物种丰富度空间格局预测——GAMs 途径的一种应用. *生态学报*, 2007, 27(3): 953-963.
- [40] 吴建国, 吕佳佳. 气候变化对珙桐分布的潜在影响. *环境科学研究*, 2009, 22(12): 1371-1381.
- [41] 郭泉水, 徐德应, 闫洪. 气候变化对油松地理分布影响的研究. *林业科学*, 1995, 31(5): 393-402.

ACTA ECOLOGICA SINICA Vol. 31, No. 19 October, 2011 (Semimonthly)

CONTENTS

Ecology research and its effects on social development in China	LI Wenhua (5421)
The current mission of ecology-advancing under the situation of chaos and innovation	JIANG Youxu (5429)
Resilience thinking: development of ecological concept	PENG Shaolin (5433)
A review of research progress and future prospective of forest soil carbon stock and soil carbon process in China	LIU Shirong, WANG Hui, LUAN Junwei (5437)
Research on carbon budget and carbon cycle of terrestrial ecosystems in regional scale: a review	YU Guirui, FANG Huajun, FU Yuling, et al (5449)
Advances in the studying of the relationship between landscape pattern and river water quality at the watershed scale	LIU Lijuan, LI Xiaoyu, HE Xingyuan (5460)
Research on the protection of <i>Davidia involucrata</i> populations, a rare and endangered plant endemic to China	CHEN Yan, SU Zhixian (5466)
Progress on water resources input-output analysis	XIAO Qiang, HU Dan, GUO Zhen, et al (5475)
Research advances of contraception control of rodent pest in China ...	LIU Hanwu, WANG Rongxin, ZHANG Fengqin, et al (5484)
Response of vegetation to climate change and human activity based on NDVI in the Three-River Headwaters region	LI Huixia, LIU Guohua, FU Bojie (5495)
Remediation of blowout pits by clonal plants in Mu Us Sandland	YE Xuehua, DONG Ming (5505)
Precipitation trends during 1961—2010 in the Loess Plateau region of China	WANG Qixiang, FAN Xiaohui, WANG Mengben (5512)
An evaluation method for forest resources sustainability	CUI Guofa, XING Shaohua, JI Wenyuan, et al (5524)
Effects of landscape patterns on soil and water loss in the hilly area of loess plateau in China: landscape-level and comparison at multiscale	WANG Jiping, YANG Lei, WEI Wei, et al (5531)
The impacts of future climatic change on agricultures and eco-environment of Loess Plateau in next decade	E Youhao, SHI Qian, MA Yuping, et al (5542)
Valuation of ecological capital in Shandong coastal waters: standing stock value of biological resources	DU Guoying, CHEN Shang, XIA Tao, et al (5553)
Valuation of ecological capital in Shandong coastal waters: provisioning service value	WANG Min, CHEN Shang, XIA Tao, et al (5561)
The dynamics of the structure and plant species diversity of evergreen broadleaved forests in Damingshan National Nature Reserve after a severe ice storm damage in 2008, China	ZHU Hongguang, LI Yanqun, WEN Yuanguang, et al (5571)
Interactive effects of low phosphorus and drought stress on dry matter accumulation and phosphorus efficiency of soybean plants	QIAO Zhenjiang, CAI Kunzheng, LUO Shiming (5578)
The eco-efficiency evaluation of the model city for environmental protection in China	YIN Ke, WANG Rusong, YAO Liang, et al (5588)
Pollution footprint and its application in regional water pollution pressure assessment: a case study of Huzhou City in the upstream of Taihu Lake Watershed	JIAO Wenjun, MIN Qingwen, CHENG Shengkui, et al (5599)
Ecological effect of green space of Shanghai in different spatial scales in past 20 years	LING Huanran, WANG Wei, FAN Zhengqiu, et al (5607)
Assessing indicators of eco-mobility in the scale of urban communities ...	DAI Xin, ZHOU Chuanbin, WANG Rusong, et al (5616)
Spatial structure of urban ecological land and its dynamic development of ecosystem services: a case study in Changzhou City, China	LI Feng, YE Yaping, SONG Bowen, et al (5623)
The carbon emissions embodied in Chinese household consumption by the driving factors	YAO Liang, LIU Jingru, WANG Rusong (5632)
The research on eco-efficiency and carbon reduction of recycling coal mining solid wastes: a case study of Huabei City, China	ZHANG Haitao, WANG Rusong, HU Dan, et al (5638)
Effects of urban shading on photosynthesis of <i>Euonymus japonicas</i>	YU Yingying, HU Dan, GUO Erhui, et al (5646)

Ecological view of traditional rural settlements: a case study in Yongshan of Guangdong Province	JIANG Xueting, YAN Lijiao, HOU Deqian (5654)
The altitudinal pattern of insect species richness in the Three Gorge Reservoir Region of the Yangtze River: effects of land cover, climate and sampling effort	LIU Ye, SHEN Zehao (5663)
Spatial-temporal patterns of fishing grounds and resource of Chilean jack mackerel (<i>Trachurus murphyi</i>) in the Southeast Pacific Ocean	HUA Chengjun, ZHANG Heng, FAN Wei (5676)
Impacts of <i>Ambrosia artemisiifolia</i> invasion on community structure of soil meso- and micro- fauna	XIE Junfang, QUAN Guoming, ZHANG Jiaen, et al (5682)
Appearance in spring and disappearance in autumn of <i>Bemisia tabaci</i> in China	CHEN Chunli, ZHI Junrui, GE Feng, et al (5691)
Water use strategies of <i>Malus toringoides</i> and its accompanying plant species <i>Berberis aemulans</i>	XU Qing, WANG Haiying, LIU Shirong (5702)
Analysis of vertical profiles of soil CO ₂ efflux in Chinese fir plantation	WANG Chao, HUANG Qunbin, YANG Zhijie, et al (5711)
Eco-toxicological effects of four herbicides on typical aquatic snail <i>Pomacea canaliculata</i> and <i>Crown conchs</i>	ZHAO Lan, LUO Shiming, LI Huashou, et al (5720)
Effects of short-term cold-air outbreak on soil respiration and its components of subtropical urban green spaces	LI Xibo, ZENG Wenjing, LI Jinqian, et al (5728)
Effects of landscape pattern on watershed soil erosion and sediment delivery in hilly and gully region of the Loess Plateau of China: patch class-level	WANG Jiping, YANG Lei, WEI Wei, et al (5739)
Partitioning and mapping the sources of variations in the ensemble forecasting of species distribution under climate change: a case study of <i>Pinus tabulaeformis</i>	ZHANG Lei, LIU Shirong, SUN Pengsen, et al (5749)
Relationship between masson pine tree-ring width and NDVI in North Subtropical Region	WANG Ruili, CHENG Ruimei, XIAO Wenfa, et al (5762)
Effects of species composition on canopy rainfall storage capacity in an alpine meadow, China	YU Kailiang, CHEN Ning, YU Sisheng, et al (5771)
Dynamics of soil water conservation during the degradation process of the Zoigê Alpine Wetland	XIONG Yuanqing, WU Pengfei, ZHANG Hongzhi, et al (5780)
Soil urease activity during different vegetation successions in karst peak-cluster depression area of northwest Guangxi, China	LIU Shujuan, ZHANG Wei, WANG Kelin, et al (5789)
Analysis the effect of region impacting on the biomass of domestic Masson pine using mixed model	FU Liyong, ZENG Weisheng, TANG Shouzheng (5797)
Influence of fire on a <i>Pinus massoniana</i> soil in a karst mountain area at the center of Guizhou Province, China	ZHANG Xi, ZHU Jun, CUI Yingchun, et al (5809)
The growth and distribution of <i>Platyclus orientalis</i> Seed-base seedling root in different culture periods	YANG Xitian, DONG Nalin, YAN Dongfeng, et al (5818)
Effects of complex pollution of CTAB and Cd ²⁺ on the growth of Chinese sweetgum seedlings	ZHANG Qin, XUE Jianhui, LIU Chenggang (5824)
The influence of volatiles of three invasive plants on the roots of upland rice seedlings	ZHANG Fengjuan, XU Xingyou, GUO Aiying, et al (5832)
Age structure and regeneration strategy of the dominant species in a <i>Castanopsis carlesii</i> - <i>Schima superba</i> forest	SONG Kun, SUN Wen, DA Liangjun (5839)
A study on application of hepatic microsomal CYP1A biomarkers from <i>Sebastiscus marmoratus</i> to monitoring oil pollution in Xiamen waters	ZHANG Yusheng, ZHENG Ronghui, CHEN Qingfu (5851)
The method of measuring energy flow ϕ and p in ecological networks by input-output flow analysis	LI Zhongcai, XI Xudong, GAO Qin, et al (5860)

2009 年度生物学科总被引频次和影响因子前 10 名期刊★

(源于 2010 年版 CSTPCD 数据库)

排序 Order	期刊 Journal	总被引频次 Total citation	排序 Order	期刊 Journal	影响因子 Impact factor
1	生态学报	11764	1	生态学报	1.812
2	应用生态学报	9430	2	植物生态学报	1.771
3	植物生态学报	4384	3	应用生态学报	1.733
4	西北植物学报	4177	4	生物多样性	1.553
5	生态学杂志	4048	5	生态学杂志	1.396
6	植物生理学通讯	3362	6	西北植物学报	0.986
7	JOURNAL OF INTEGRATIVE PLANT BIOLOGY	3327	7	兽类学报	0.894
8	MOLECULAR PLANT	1788	8	CELL RESEARCH	0.873
9	水生生物学报	1773	9	植物学报	0.841
10	遗传学报	1667	10	植物研究	0.809

★《生态学报》2009 年在核心版的 1964 种科技期刊排序中总被引频次 11764 次,全国排名第 1;影响因子 1.812,全国排名第 14;第 1—9 届连续 9 年入围中国百种杰出学术期刊;中国精品科技期刊

编辑部主任 孔红梅

执行编辑 刘天星 段 靖

生 态 学 报
(SHENGTAI XUEBAO)
(半月刊 1981 年 3 月创刊)
第 31 卷 第 19 期 (2011 年 10 月)

ACTA ECOLOGICA SINICA
(Semimonthly, Started in 1981)
Vol. 31 No. 19 2011

编 辑	《生态学报》编辑部 地址:北京海淀区双清路 18 号 邮政编码:100085 电话:(010)62941099 www.ecologica.cn shengtaixuebao@rcees.ac.cn	Edited by	Editorial board of ACTA ECOLOGICA SINICA Add:18, Shuangqing Street, Haidian, Beijing 100085, China Tel:(010)62941099 www.ecologica.cn Shengtaixuebao@rcees.ac.cn
主 编	冯宗炜	Editor-in-chief	FENG Zong-Wei
主 管	中国科学技术协会	Supervised by	China Association for Science and Technology
主 办	中国生态学会 中国科学院生态环境研究中心 地址:北京海淀区双清路 18 号 邮政编码:100085	Sponsored by	Ecological Society of China Research Center for Eco-environmental Sciences, CAS Add:18, Shuangqing Street, Haidian, Beijing 100085, China
出 版	科 学 出 版 社 地址:北京东黄城根北街 16 号 邮政编码:100717	Published by	Science Press Add:16 Donghuangchenggen North Street, Beijing 100717, China
印 刷	北京北林印刷厂	Printed by	Beijing Bei Lin Printing House, Beijing 100083, China
发 行	科 学 出 版 社 地址:东黄城根北街 16 号 邮政编码:100717 电话:(010)64034563 E-mail:journal@cspg.net	Distributed by	Science Press Add:16 Donghuangchenggen North Street, Beijing 100717, China Tel:(010)64034563 E-mail:journal@cspg.net
订 购	全国各地邮局	Domestic	All Local Post Offices in China
国外发行	中国国际图书贸易总公司 地址:北京 399 信箱 邮政编码:100044	Foreign	China International Book Trading Corporation Add:P. O. Box 399 Beijing 100044, China
广告经营 许 可 证	京海工商广字第 8013 号		



ISSN 1000-0933
CN 11-2031/Q

国内外公开发行

国内邮发代号 82-7

国外发行代号 M670

定价 70.00 元