黑河流域胡杨适宜生境分布模拟

郭彦龙^{1,2}, 李新^{1,2,3*}, 赵泽芳⁴, 卫海燕⁴

1. 中国科学院西北生态资源环境研究院甘肃省重点遥感实验室, 兰州 730000;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 中国科学院青藏高原地球科学卓越创新中心, 北京 100101;

4. 陕西师范大学地理科学与旅游学院, 西安 710119

* 通讯作者, E-mail: lixin@lzb.ac.cn

收稿日期: 2018-08-28; 收修改稿日期: 2018-09-18; 接受日期: 2018-09-30; 网络发表日期: 2019-01-17

国家自然科学基金项目(批准号: 91425303)、中国科学院战略性先导科技专项项目(编号: XDA20100104)和中国科学院“十三五”信息化专项项目(编号: XXH13505-06)资助

摘要 胡杨(*Populus euphratica*)是中国干旱区内陆河流域河岸林的主要树种,是干旱内陆河流域绿洲生存和发展的天然屏障。胡杨潜在分布信息对于内陆河流域绿洲环境保护与恢复起关键作用,但是目前很少有研究尝试利用精确可靠的物种分布模型(Species distribution model, SDM)预测胡杨地在此类地区的潜在空间分布。文章基于胡杨的分布点位数据及29个环境因子并利用MaxEnt模型预测胡杨在黑河流域的潜在地理分布。结果表明:在黑河流域,胡杨潜在的适宜生境面积为820km²,主要集中在流域下游的河岸带地区。同时,为了证明本研究中使用方法的优越性,我们分别构建了其他两组对照模型,包括基于不同的环境因子的MaxEnt模型及基于相同的胡杨点位分布数据和29种环境因子数据构建的其他8种不同算法的胡杨分布模型。结果表明:在文章构建的所有模型中,基于29种环境因子的MaxEnt模型建模效果最好,该模型能够精确地描绘胡杨林在黑河流域的基本分布特征。同时,模型比较结果表明:在充足可靠的环境因子数据的基础上,MaxEnt模型能够更加合理地模拟极端干旱区的物种分布。本研究结果表明,黑河流域胡杨的适宜生境面积远大于现有分布区面积,因此对胡杨的生态保护及管理应优先考虑其适宜生境分布区。本研究可以为不断退化的胡杨河岸森林带的保护和管理提供参考。

关键词 胡杨, MaxEnt模型, 物种分布模型, 模型比较, 内陆河流域

1 引言

胡杨(*Populus euphratica*)属于落叶中型天然乔木,该物种适应中国西北部干旱的大陆性气候,是中国干旱区内陆河流域荒漠河岸生态系统的重要组成部分(Li等, 2016)。黑河流域位于中国西北部河西走廊的中

部,是中国开发强度较高的内陆河流域之一。胡杨林主要分布在流域下游极端干旱的荒漠带河流沿岸,是维护当地绿洲稳定的天然屏障,对维护当地脆弱的生态环境起着至关重要的作用(Zhu等, 2009; Li等, 2016)。在过去的50年间,黑河流域水资源的不合理利用以及不断增加的人类活动,导致该区域胡杨林的分布区面

中文引用格式: 郭彦龙, 李新, 赵泽芳, 卫海燕. 2019. 黑河流域胡杨适宜生境分布模拟. 中国科学: 地球科学, 49: 537–553, doi: 10.1360/N072018-00243

英文引用格式: Guo Y, Li X, Zhao Z, Wei H. 2018. Modeling the distribution of *Populus euphratica* in the Heihe River Basin, an inland river basin in an arid region of China. Science China Earth Sciences, 61: 1669–1684, <https://doi.org/10.1007/s11430-017-9241-2>

积不断缩减(赵文智等, 2005; Cheng等, 2014). 近年来, 黑河流域生态分水工程的成功实施保证了黑河下游生态需水, 使得该地区胡杨林逐步恢复, 沙漠灌木林地部分恢复(Keyimu等, 2018; Cheng等, 2014). 但是, 继续对黑河下游的胡杨林进行有效的保护和恢复仍然具有重要意义(Peng等, 2013; Li等, 2016), 而充分了解胡杨对生境需求, 是该物种就地保护的必要条件, 也是对胡杨进行科学的引种栽培的理论基础.

物种分布模型(Species distribution models, SDMs)是一种模拟物种生态位的数值模型, 已经被广泛的用于预测不同时空尺度上, 陆地、淡水和海洋等不同环境中物种的潜在分布(Araújo和Luoto, 2007; Elith和Leathwick, 2009; Adhikari等, 2012; Guo等, 2016). 物种发生数据(物种分布点位数据)和环境数据是物种分布模型构建的数据基础. 关于物种发生数据, 大多数物种分布模型使用物种存在点位数据集或者物种存在-缺失数据集(Barbet-Massin等, 2012; Fei和Yu, 2016); 就环境因子数据而言, 目前的研究中, 物种分布模型一般使用的包括气候、土壤、植被和人类活动等数据(Fi-cetola等, 2009; Márquez等, 2011; Lu等, 2012; Andriam-parany等, 2015). 该模型在环境因子组成的多维数学空间中, 依据采样点提供的统计信息模拟物种的生态位需求, 以概率的形式反映物种对生境的偏好程度, 揭示物种对环境的需求(Elith和Leathwick, 2009; Naimi和Araújo, 2016), 然后预测目标物种的当前分布并以此为基础进行空间和时间外推. 因此, 可靠且精确的物种存在点位数据是物种分布模型能否成功构建的基础. 同时, 如何选择控制物种潜在分布的关键环境因子也是物种分布研究中的重要挑战(Anderson, 2013; Plischoff等, 2014).

干旱区生态系统是最脆弱的生态系统之一, 特别是干旱区内陆河流域, 整个生态系统依赖于山区降水和冰雪融化形成的蓝水资源以及平原地区地下水资源(Aishan等, 2013; Cheng等, 2014; Hu等, 2015; 程国栋和李新, 2015). 河流水量以及河道位置的变化都可能导致该地区植被分布的大幅变化, 这些变化对河岸生态系统中林木的分布影响更为明显(Zhu等, 2009; Aishan等, 2015; Li等, 2016). 因此, 对于胡杨分布的研究, 需要实时准确的物种分布数据. 而对于环境因子数据而言, 通常物种分布研究中预测环境因子的选择取决于数据的可获得性和研究区范围大小, 在此基础上, 还

应充分考虑目标物种的生境特征(Márquez等, 2011; Lu等, 2012; Guo等, 2016). 在国家或区域等较大空间尺度上, 许多物种分布研究仅仅依赖气候因子变量, 例如, Bio(Bioclimatic variables)数据系列, 该数据系列一共包括19个具有生态学意义的气候因子(Hijmans等, 2005; Plischoff等, 2014; Guo等, 2016); 有些也在此数据集上加入土壤数据(the Harmonized World Soil Database, HWSD)(Rödder和Lötters, 2009). 然而, 本文的研究目标是为黑河流域环境保护规划提供可用的科学参考, 因此需要更可靠和足够的环境因子来描述环境特征.

随着技术的进步和生态位理论的发展, 越来越多的统计学方法和软件被广泛的用于描述物种分布模式及进行建模预测, 主要包括: 表面分室模型(surface range envelope, SRE; 也称为气候包络模型: BIO-CLIM)(Busby, 1991)、柔性判别分析(flexible discriminant analysis, FDA)(Kuemmerlen等, 2014)、多元自回归样条模型(multiple adaptive regression splines, MARS)(Zhang等, 2012)、助推法(generalized boosting models, GBMs)(Ridgeway, 1999)、分类回归树分析(classification tree analysis, CTA)(Edwards等, 2006)、广义线性模型(generalized linear models, GLMs)(Marmion等, 2009a)、人工神经网络(artificial neural networks, ANNs)(Heikkinen等, 2006)、随机森林模型(random forests, RFs)(Bradter等, 2013), 以及最大熵模型(maximum entropy, MaxEnt)(Phillips等, 2006). 在这些模型中, MaxEnt是目前使用最为广泛的物种分布模型, 该模型包括以下优势: (1) 源代码公开、操作界面友好; (2) 即使在样本数据量小、数据不完整的情况下仍能得到稳定的结果; (3) 仅需要目标物种的存在点位数据, 不需要额外的生成不存在数据; (4) 该模型可以同时使用连续数值或者分类的环境因子作为环境数据参与建模.

当前, 最常见的物种分布模型评价指标包括: ROC曲线(the threshold-independent receiver-operating characteristic)、Kappa系数(Cohen's kappa coefficient)、TSS值(the true skill statistic)(Allouche等, 2006; Bucklin等, 2015). 前人研究表明, 准确且完整的分布数据, 合理的环境因子以及适当的模型算法是物种分布模型准确预测物种空间分布的保证(Phillips等, 2006; Thuiller等, 2009; Merow等, 2013; Bucklin等, 2015; Brown

等, 2016). 然而, 由于自然生态环境的复杂性和与相似生态位的物种的干扰, 物种分布模型所确定的适宜生境可能并没有目标物种实际分布. 目前, 由于技术条件与数据可获得性的限制, 物种分布模型预测结果的真实性仍存在巨大的挑战(Yang等, 2013), 在小尺度上物种分布的空间细节模拟更是较难实现. 但是在本研究中, 为了能够实现脆弱生境中的胡杨资源的有效管理和保护, 我们又需要在更为精细的尺度上对胡杨的分布进行模拟, 以便能更加全面的明确胡杨的分布特征及生境分布细节. 只有这样, 才能更好地指导黑河流域胡杨林保护与恢复的实践.

目前关于胡杨在干旱内陆河流域空间分布的研究有很多, 大多集中在塔里木河流域和阿姆河三角洲. 在塔里木河流域, 大多研究关注典型样本区的胡杨的空间分布格局, 并且此类研究仅基于经验或简单的统计方法来显示空间分布格局与环境因素之间的关系(塔依尔江等, 2011; Keyimu等, 2018). 在阿姆河三角洲, 基于半定量与定性的专家经验知识, 研究者建立了模糊生境适宜性指数(fuzzy habitat suitability index, HIS)模型, 并利用该方法评估气候变化情景下阿姆河三角洲的胡杨的潜在适宜生境分布(Rüger等, 2005). 但是, 模糊生境适宜性指数模型是基于专家知识而不是基于样点数据, 因此在缺乏足够的专家知识时无法处理相应的环境因子. 在本研究中, 我们使用Maxent模型预测胡杨在黑河流域的空间分布. Maxent是一种以简单精确的数学公式运算为基础的通用机器学习方法, 更为重要的是该方法完全依靠物种分布点所提供的客观信息(Phillips等, 2006; Merow等, 2013; Yi等, 2016). 本研究的首要目标是模拟胡杨在黑河流域的适宜生境, 明确其生境的需求, 并筛选与胡杨密切相关的主要环境因子. 其次, 通过比较多个基于不同环境因子的Maxent模型以及使用相同的29个环境因子的其他8种模型算法的结果来解释环境因子和模型选择对预测结果的影响. 本研究可以为干旱地区物种分布的模拟提供范例, 为保护胡杨资源提供有价值的意见和建议.

2 方法

2.1 研究区及研究对象

黑河是中国第二大内陆河, 发源于青藏高原东北部边缘的祁连山(Li等, 2011; Cheng等, 2014), 流经张

掖市、酒泉市、金塔盆地, 最终汇入内蒙古自治区的额济纳旗. 黑河流域位于 $38.7^{\circ}\sim 42.7^{\circ}\text{N}$, $97^{\circ}\sim 102^{\circ}\text{E}$, 流域面积约 $1.43\times 10^5\text{km}^2$ (图1), 整个流域可分为三部分: 上游(祁连山脉、河流的源头)、中游(绿洲分布区)、下游(额济纳绿洲). 在流域下游, 根据2011年土地利用数据(Wang等, 2014)可知, 河岸林和草地面积占比小于整个区域面积的10%, 额济纳绿洲以外的主要景观是荒漠草原和戈壁. 胡杨是黑河下游河岸林的优势种, 多枝怪柳(*Tamarix ramosissima* Ledeb.)是主要的灌木树种, 这两种植物主导了当地荒漠绿洲的植被分布. 并且胡杨起着维护生态平衡、防治荒漠化的重要生态作用. 20世纪50年代以来, 中游水资源的过度消耗减少了下游地表水的供应, 导致额济纳旗绿洲森林的不断退化, 绿洲面积不断缩减. 虽然生态分水工程(ecological water diversion project, EWDP)对黑河下游的生态环境退化起到了一定的缓解作用, 但目前胡杨林区尚未得到完全恢复.

在本研究中, 胡杨的存在点位数据从高空间分辨率的遥感影像中自动识别获取, 步骤如下: (1) 从Google Earth中提取研究区高空间分辨率的影像数据. (2) 应用Google Earth中的程序编程接口对提取的图像进行自动镶嵌. (3) 将胡杨分布特点作为图像进行分析, 采用面向对象技术提取胡杨分布区, 得到当前胡杨的准确分布数据. (4) 利用混淆矩阵法进行精度评价; 在本研究中, 一共从Google Earth获取的高分辨率图像中选取了680个矩形区域(3×3), 共6188个像元作模型检验. 然后, 依靠熟悉本区胡杨生境特征的三位专家对图像进行人工视觉判读, 获得了测试区域胡杨分布的真实数据. 然后建立混淆矩阵, 进行模型结果与人工解译的比较, 结果表明, 该方法的准确率大于87%(Wang等, 2016).

恰当数量的采样点可以提高物种分布模型的准确性, 本研究随机选取200个采样点作为候选存在点位数据. 综合考虑环境因子的分辨率和胡杨的存在分布区域的大小, 本研究删除了一部分胡杨存在点位数据, 删除标准为保证每两个点位数据之间的距离大于4km, 以确保参与采样点数据在整个研究区内分布均匀. 同时基于该标准, 每两个环境栅格数据的值呈现出明显的差异性, 这有利于模型的训练. 最后, 本文筛选出57个胡杨点位数据, 参与本文建模, 所有参与建模的胡杨采样点于河道之间的距离为0.1~5km(图1).

图1 研究区和胡杨分布点的地理位置

2.2 环境因子

为了确定物种适宜生境的地理分布, 必须定义一个能够表征环境特征的环境因子数据集(Lu等, 2012; Guo等, 2016). 本研究中, 我们选取4类环境数据, 29个环境因子来模拟胡杨的适宜生境分布, 环境因子的筛选考虑了干旱区内陆河流域的环境特征(表1).

本研究中地形因子包括海拔、坡度和坡向. 海拔因子(1km×1km)下载自中国科学院资源环境科学数据中心(<http://www.resdc.cn>). 基于海拔数据, 本研究应用ArcGIS(ESRI, Redlands, CA, USA)中的空间分析功能获得的坡度、坡向数据. 气候因子中, 0℃积温(ATA0)、10℃积温(ATA10)、干旱指数(AI)、湿润指数(MI)同样来自中国科学院资源环境科学数据中心, 其分辨率为1km². 这些因子由反距离加权法利用1915个气候站点的气象数据插值得到, 并使用数字高程模型(DEM)进行了修正, 最终生成全国范围内的气候数据.

其他四种气候因子即年平均降水量(PRE)、平均温度(TEM)、最冷月最低气温(TMIN)和最暖季最低气温(TMAX), 都由WRF(Weather Research and Forecast-

ing)模式生成(Pan等, 2012, 2014, 2015). 本文中所有的土壤因子数据都是结合土壤样品数据和其他环境数据利用分类回归树(Boosted regression tree, BRT)和随机森林(Random forest, RF)方法生成(Yang等, 2014; Yang等, 2016). 研究证明该方法能有效提高土壤数据的精度和空间分辨率(Liu等, 2016; Song等, 2016). 水文数据包括年平均地下水水位(WD)、生长季平均地下水水位(GWD)、非生长季平均地下水水位(DWD)以及平均蒸散量(ET). 这四个数据由GSFLOW(Coupled Ground-Water and Surface-Water Flow Model)模型产生(Tian等, 2015). 以上所有数据均来源于国家自然科学基金委员会“中国西部环境与生态科学数据中心”(<http://westdc.westgis.ac.cn>)(Li等, 2001). 在本研究中, 不同类型的环境因子数据其原始数据的格式和分辨率不同, 因此我们采用ArcGIS 9.3对所有的环境因子数据进行处理, 统一其空间分辨率为1km, 格式为ASCII码.

黑河流域的土地覆被数据用于验证模型结果的准确性. 数据分辨率为30m, 数据来源于国家自然科学基金委员会“中国西部环境与生态科学数据中心”(Ran等, 2012; Hu等, 2015). 在黑河流域下游, 胡杨是当地河

表 1 模拟胡杨适宜生境分布的环境因子

类型	因子	范围	简称
地形因子	海拔	877~5252m	Elevation
	坡度	0°~33.5°	Slope
	坡向	0°~359.95°	Aspect
气候因子	0℃积温	0~4070℃	ATA0
	10℃积温	0~3760℃	ATA10
	干旱指数	0~31.2	AI
	湿润指数	-58.2~21.2	MI
	年降水量	13~506mm	PRE
	平均温度	-2.0~8.9℃	TEM
	最冷月最低气温	-35.3~2.0℃	TMIN
	最热月最高气温	27.4~28.9℃	TMAX
土壤因子	土壤类型	57classes	ST
	萎蔫含水量	16~25%	WP
	田间持水量	20~44%	FC
	土壤饱和含水量	43~66%	SSM
	饱和导水率	5.6~121.4mm h ⁻¹	SHC
	土壤CaCO ₃ 浓度	0~321.55kg m ⁻²	Caco ₃
	土层厚度	0~180cm	STH
	土壤pH(H ₂ O)	6.7~8.86	PH
	表土质地	3 classes	SST
	0~5cm土壤有机碳含量	1.17~95.71g kg ⁻¹	SOC_layer1
	5~15cm土壤有机碳含量	1.15~83.9g kg ⁻¹	SOC_layer2
	15~30cm土壤有机碳含量	0.7~57.4g kg ⁻¹	SOC_layer3
	30~60cm土壤有机碳含量	0.6~30.83g kg ⁻¹	SOC_layer4
	60~100cm土壤有机碳含量	0.57~5.45g kg ⁻¹	SOC_layer5
水文因子	年平均地下水水位	0~312m	WD
	生长季平均地下水水位	0~312m	GWD
	非生长季平均地下水水位	0~312m	DWD
	平均蒸散量	375~1240mm	ET

岸林的建群种, 因此, 在该地区土地利用数据中得到的林地分布范围可以认为就是胡杨林的分布范围. 本文中利用ArcGIS 9.3提取黑河下游的林地作为胡杨的实际分布区.

为了比基于不同环境因子的Maxent模型, 我们使用Bio生物气候因子和土壤因子构建新的MaxEnt模型. Bio生物气候因子数据集来源于WorldClim(<http://www.worldclim.org/>), 分辨率为30s(≈1km²); 土壤因子数据来自世界土壤数据库(Harmonized World Soil Database)(Ray等, 2016, <http://www.fao.org/soils-portal/>), 分

辨率为1km².

2.3 模型评价

MaxEnt模型是最为成功的物种分布模型之一, 其理论基础为最大信息熵原理和贝叶斯估计, 该模型基于物种发生数据和环境因子数据模拟物种分布, 物种分布结果遵循每个预期变量值应该代表经验平均值的原理以实现最大熵的概率分布(Phillips等, 2006; Merow等, 2013). 本研究采用MaxEnt 3.3.3版本(MaxEnt version 3.3.3, <http://www.cs.princeton.edu/~schapire/>

maxent/)(Phillips等, 2006; Merow等, 2013)预测胡杨的分布. 在建模过程中, 选取70%的分布点作为训练集. 使用独立阈值的ROC分析对模型的效果进行评价. 具体操作中, 我们使用ROC曲线下的面积即AUC值(the area under the ROC curve)用来评价模型的性能, AUC值取值范围为[0.5, 1], 0.5表示随机分布, 1表示模型预测分布区与物种实际分布区完全吻合. 当AUC值大于0.8时, 模型的预测结果可以接受(Marmion等, 2009b; Escalante等, 2013). 在建模过程中我们利用刀切法检验各环境因子对胡杨分布的重要性. 为了更进一步的明确胡杨适宜生境的环境特征, 本研究用单个环境因子构建MaxEnt模型, 然后绘制相应的单变量响应曲线, 响应曲线能够定量的描述物种存在概率与环境因子之间的数值关系(Merow等, 2013; Yuan等, 2015).

2.4 模型比较

成功的物种分布模型依赖于准确和足够的环境因子以此来准确描述目标环境特征. 为了比较不同环境因子对建模产生的影响, 本研究构建了另外两个Max-Ent模型. 两个测试模型采用相同的57个点位数据和相同的模型设置, 但其中一个模型使用的环境因子数据为19个bio生物气候变量因子(网络版附表1, <http://earthcn.scichina.com>), 本文将其定义为T1; 另一个模型使用7个生物气候因子, 三个地形因子和7个土壤因子(网络版附表1), 本文其定义为T2. T2中的7个生物环境因子是由19个环境因子经过相关分析筛选得到, 7个土壤因子来源于世界土壤数据库.

在本研究中, 我们同时将MaxEnt的结果同另外8个物种分布模型的结果做比较. 这8个模型分别为表面分室模型、柔性判别分析、多元自回归样条模型、助推法、分类回归树分析、广义线性模型、人工神经网络以及随机森林模型. 本研究利用BIOMOD2(Biodiversity Modeling)(Thuiller等, 2009)(<https://cran.r-project.org/web/packages/biomod2>)平台, 基于相同的4大类, 29个环境因子构建了以上8种物种分布模型. 在模型的构建过程中, BIOMOD2要求输入的样点数据包括存在点位数据和不存在点位数据, 所以, 本研究中我们利用随机生成的, 在研究区均匀分布112个点位数据作为不存在点, 在模型构建过程中设置存在点位和不存在点位的总权重相同. 其次, 我们将57个存在点位数据和112个存在—缺失点位数据分为两个子集, 与

MaxEnt模型的设置保持一致, 随机选取70%数据作为训练集, 30%为测试集(图2). 选取最为常用的三个评价指标进行模型检验: Kappa系数(Cohen's kappa coefficient)、TSS值和AUC值.

3 结果

3.1 黑河流域胡杨适宜生境分布

根据模型结果, 研究区胡杨的适宜生境指数(the suitable habitat index, SHi)值域为[0, 0.93]. 根据 SHi 值, 本文将整个研究区胡杨生境划分为3类: 不适宜生境($SHi \leq 0.3$)、低适宜生境($0.3 < SHi \leq 0.5$)、适宜生境($SHi > 0.5$). 据此我们绘制了黑河流域胡杨在的适宜生境分布图(图3), 并计算了各等级生境分布区面积. 结果表明胡杨在黑河流域的适宜生境较小, 仅为820km²; 适宜生境大都分布在黑河流域下游的额济纳旗河岸两侧7km内. 低适宜分布区也很少, 仅为680km²; 其大都围绕适宜生境范围的外缘分布.

在本研究中基于57个胡杨存在点位数据和29个环境因子数据, MaxEnt模型成功地预测了胡杨适宜生境分布. 本研究的训练和测试数据集运行10次的平均AUC值分别为0.994和0.989. 为了进一步验证模型的准确性, 我们从黑河流域的土地覆盖数据中提取林地信息与模型结果进行比较(图4). 结果表明, 模型结果中适宜生境的分布与实际林地分布和空间分布格局保持一致.

3.2 主要环境因子对胡杨适宜性的贡献

MaxEnt可以计算环境因子对物种分布的相对贡献(Phillips等, 2006). 在本研究中, 模型结果表明土壤饱和含水量(SSM)、0~5cm土壤有机碳含量(SOC_layer1)、生长季平均地下水位(GWD)、土壤类型(ST)和干旱指数(AI)是对胡杨分布起关键作用的环境因子; 其贡献率分别为20.9%、16.7%、13.1%、10.8%和10.5%. 坡度(Slope)、平均温度(TEM)、田间持水量(FC)、平均蒸散量(ET)也是很重要的环境因子, 对胡杨的分布有较高的贡献.

根据环境因子的响应曲线(图5)我们可以计算各主导环境因子的阈值(存在概率>0.3): SSM为45~47%、SOC1为19~21g kg⁻¹、GWD为0~4m、AI为17~22、坡度小于0.3°、TEM为7~8.5℃、FC为

图 2 建模流程图

SRE, 表面分室模型; FDA, 柔性判别分析; MARS, 多元自回归样条模型; GBMs, 助推法; CTA, 分类回归树分析; GLM, 广义线性模型; ANN, 人工神经网络; RF, 随机森林模型

24~27%、ET为1120~1180mm。另外, 还有四种土壤类型(ST)适宜胡杨分布。

3.3 环境因子的准确性及分辨率对黑河流域胡杨适宜生境分布模拟的影响

不同环境因子的MaxEnt测试模型的结果如下: 模型T1(基于19个生物气候因子建模的MaxEnt模型)训练集和测试集的AUC值分别为0.997和0.997; 模型T2(基于7个生物气候变量、3个地形变量和7个土壤变量的MaxEnt模型)训练集和测试集的AUC值分别为0.994和0.949。使用相同的分类标准, 我们将模型T1, T2的结果分为3类(图6), 并将其与林地的实际分布情况进行比较, 结果表明: T1结果显著地高估了胡杨的适宜生境面积, 而且对于胡杨分布细节几乎没有有效的描述, 也没有显示出胡杨适宜生境沿河岸分布的特点。

T2的建模结果优于T1。T2所得的胡杨适宜生境的空间分布格局与胡杨的实际分布情况保持一致, 但是该模型缺失一些对胡杨分布细节的描绘。例如: 实际上除额济纳旗绿洲外, 沿东河分布的胡杨数量很少; 但是根据T2的计算结果可知: 胡杨的适宜生境沿东河

两岸的呈条带状分布。同时根据T2的建模结果, 研究区胡杨的适宜生境面积为1440km², 远超了基于29种环境因子构建的MaxEnt模型的结果。因此T2中的环境因子选择不足以准确描述胡杨生境的特征。

综上所述, 传统的生物气候变量和HWSD的土壤变量数据不适合物种分布模型在干旱内河流域建模; 其原因在于数据在区域尺度上的精度低, 无法准确的描述这些地区的环境特征。

3.4 其他物种分布模型预测胡杨在黑河流域适宜生境分布

BIOMOD2(Biodiversity Modeling)(Thuiller等, 2009)建模结果表明(表2): 除表面分室(SRE)模型外, 其他7个模型都通过了精度检验, 其中随机森林(RF)和助推法(GBM)的建模结果最好。这两个模型的Kappa、TSS和AUC值分别高于其他的6个模型, 并且这两个模型的AUC值大于MaxEnt模型。建模结果较为精确的模型是: 多元自回归样条模型(MARS)、柔性判别分析(FDA)和广义线性模型(GLM)。这3个模型的AUC值均大于0.9, 其余3个模型的AUC值都大于0.7。这些统计

图3 模型预测胡杨在黑河流域的适宜生境潜在分布

表2 模拟胡杨适宜生境分布的模型精度评价^{a)}

	GLM	GBM	CTA	ANN	SRE	FDA	MARS	RF	MaxEnt
KAPPA	0.866	0.934	0.718	0.755	0.530	0.931	0.934	0.934	—
TSS	0.866	0.957	0.684	0.826	0.455	0.913	0.957	0.957	—
ROC	0.933	0.996	0.773	0.881	0.727	0.945	0.976	0.996	0.994

a) SRE, 表面分室模型; FDA, 柔性判别分析; MARS, 多元自回归样条模型; GBMs, 助推法; CTA, 分类回归树分析; GLM, 广义线性模型; ANN, 人工神经网络; RF, 随机森林模型

结果表明基于BIOMOD2的7个模型建模成功。

由于这8个模型采用不同的数学算法, 因此不同的模型中环境因子的权重不同。但几乎所有的模型结果都显示: SSM、SOC_layer1、slope和AI是影响胡杨分布的关键变量(网络版附表1); 这些结果与MaxEnt的结果保持一致。为了更进一步的评估不同的模型结果之间的空间差异, 我们使用相同的分类标准, 将以上8个模型结果都划分为3个等级(图7), 结果表明, 不同模型模拟的胡杨适宜生境的空间分布差异较大, 同时于胡杨实际分布和MaxEnt模型结果相比, 除表面分室

(SRE)模型外, 其他7种模型显著高估了胡杨的适宜生境面积, 而SRE则显著低估了胡杨的适宜生境面积。

4 讨论

4.1 模型的合理性

与前人的工作相比, 本文的研究对象为适应干旱区内陆河流域生境的特殊物种胡杨。虽然该物种独特的生境需求增加了其分布模拟的难度, 但是也具有其自身的优势, 黑河流域下游简单的植被类型使我们能

图 4 黑河流域的林地分布

利用遥感技术较为准确地获得胡杨的实际分布, 因此我们可以准确的得到该物种的实际生态位。此外, 通过比较实际物种分布与模型预测结果, 我们能够直观地确定最佳模型, 而不是仅仅依赖于统计精度检验结果。

成功物种分布预测一般需要如下条件: 准确且适当的物种分布点位数据、满足研究区大小, 可以准确的表征物种生境特征且足够数量的环境因子数据, 稳定可靠的数学算法(Elith和Leathwick, 2009; Lu等, 2012)。

在物种分布模型中, 物种分布数据大都是从标本馆和公开发表的文献中获得, 这些数据准确性无法保证。同时, 许多来自标本馆的物种分布数据采集自于二三十年前, 其时效性难以保证。最为重要的是大多数标本馆和研究数据缺少精确的地理信息, 导致建模的精度难以保证。野外实地调查是获取物种分布数据的另一种方法, 但是该方法需要大量的人力、物力和资金支持, 特别是在相对恶劣的自然环境中采样。高

分辨率的遥感数据是获取物种分布数据的新的出口, 该方法可以在大的区域及时、经济、方便的获取物种分布点位数据。在本研究中, 由于研究区域中相对简单的植被覆盖, 我们可以在直观的水平上识别并获取胡杨的点位数据。因此, 确保了参与本文建模的胡杨点位数据的准确性。

正常的植物生长和繁殖需要适宜的温度条件和充足的水分(Márquez等, 2011; Lu等, 2012; Guo等, 2016), 成功预测物种分布的决定性因素是准确、可靠、能够描述适宜目标物种生境环境特征的环境因子数据。前人研究表明, 19个bio生物气候变量对物种分布研究是有用的, 并且是应用最为广泛的数据之一。但在本文中, 这些变量不能完全描述胡杨的生境特征。在干旱区, 如黑河流域的下游, 植物的生长取决于从环境中吸收水分的多少。由于研究区降水较少, 植物的生长主要依赖于河流和地下水补给, 因此, 必须考虑土壤水分和地下水的作用。就地形而言, 地表条件的变化可以改变热量和水分的分布。因此, 我们选择了4类对

图5 主要环境因子的响应曲线

胡杨适宜生境可能有重要影响的环境因子。地形因子包含海拔、坡度和坡向, 气候因子主要包含温度变量, 土壤因子包含田间持水量、土壤饱和含水量、土壤有机碳、土壤pH等, 水文类主要包括地下水水位变量等。

MaxEnt模型以最大信息熵理论为基础, 是近些年来使用最为广泛的物种分布建模方法。在本研究中, 使用相同的基础数据和评价方法, MaxEnt模型比其他物

种分布模型算法结果更优。最重要的是, MaxEnt模型的预测结果与胡杨的真实空间分布格局最为接近。本文的研究结果表明, 在区域尺度上, 基于准确、可靠环境因子数据, MaxEnt模型能够合理准确地模拟物种分布; 同时, 本文结果证明了脆弱生境和其他受限制的环境条件下, MaxEnt模型能够较好地模拟物种片段化的分布细节。此外, 该方法也可以为利用同化古气候数

图 6 T1和T2模型预测胡杨在黑河流域的适宜生境分布图

(a) T1, 基于19个生物气候变量建模的MaxEnt模型; (b) T2, 基于7个生物气候变量、3个地形变量和7个土壤变量的MaxEnt模型

图 7 八种物种分布模型分别预测胡杨在黑河流域的适宜生境分布 (a) 表面分室模型; (b) 柔性判别分析; (c) 多元自回归样条模型; (d) 助推法; (e) 分类回归树分析; (f) 广义线性模型; (g) 人工神经网络; (h) 随机森林模型

据来推演历史时期绿洲植被的变化提供参考(方苗和李新, 2016)。

4.2 模型比较

在本研究中, 基于相同输入数据, 我们比较了9种常用的物种分布模型算法(MaxEnt、表面分室模型、柔性判别分析、多元自回归样条模型、助推法、分类回归树分析、广义线性模型、人工神经网络、随机森林模型)。在建模过程中, 不同的模型其数学算法不同, 故对环境因子的处理不同, 进而产生不同的环境因子响应曲线和不同的环境因子权重, 这些都可能影响到模型的性能。我们利用高精度的土地覆被数据验证上述模型结果, 结果表明MaxEnt模型结果为最佳。其他8种模型模拟效果较差的原因如下: (1) 有限的物种分布点位数据。考虑到研究区域的尺度以及环境因子的分辨率, 本研究只选取了57个胡杨的点位数据用于建模, 对于许多机器学习模型(如人工神经网络、助推法、随机森林等)而言, 这些数据不足以得出令人满意的结果(Guo等, 2016)。(2) 环境因子, 尤其是饱和土壤水分和相关的水文变量具有很大的空间异质性。这种情况为基于回归分析方法的模型(如柔性判别分析、多元自回归样条模型和广义线性模型)来模拟研究区胡杨林的分布带来了一定的挑战。由于数据条件的限制, 这些模型无法产生复杂的响应曲线并为环境因子确定合适的权重。此外, 表面分室模型是一种传统的气候包络模型, 它只能简单的从物种点位数据中识别每个环境因子的最小值和最大值, 然后将环境因子变量数值在在最小值和最大值之间的区域定义为物种的适宜生境(Barbet-Massin等, 2013)。在本研究中, 由于有限的数据和环境因子数值范围的急剧变化, 直接导致表面分室模型不能确定胡杨林适宜生境中环境因子的正确范围, 进而导致对胡杨适宜生境显著低估。

另外一个可以用于对比的模型来自阿姆河三角洲的胡杨分布模拟工作, 在该地区研究者选取地貌、地下水位及洪水的泛滥情况(即近期洪水发生的频率、时间及持续时长)作为参与建模的环境因子, 然后, 基于定量和半定量数据, 建立了胡杨模糊生境适宜性模型, 以此为基础计算每个网格单元的胡杨的生境适宜性指数(Rüger等, 2005)。该模型是对干旱区胡杨适宜生境评价有益的尝试, 具有重要的意义。与该模型相比, 本研究采用的建模方法具有以下特点: (1) 足够数

量且准确的环境因子数据, 阿姆河三角洲的研究由于缺乏环境数据, 模型中只考虑了7个环境因子, 并且不包含气候和土壤数据。(2) 本研究模型的构建只采用数据提供的客观信息, 与此相反, 模糊生境适宜性模型只是总结了专家经验并没有精确的数学模型, 此类模型难以去除人为因素对建模的影响, 并且在缺乏专家经验的情况下, 该模型可移植性不强。(3) 本研究中环境因子的赋权更为合理。例如, 根据生境适宜性模型, 地下水位是主要的变量, 该变量直接决定着胡杨的分布。而在本文的模型中, 最重要的是饱和土壤水分, 该指标是一个更为直接的显示植被从环境中可吸收水分指标。

4.3 保护意见与建议

物种保护和管理是维持区域生态平衡的关键, 特别是在生态脆弱地区, 如黑河流域。本研究的结果能精确地辨别胡杨分布的生境需求, 可以为胡杨的保护计划的制定提供参考。

土地利用数据表明, 黑河流域下游河岸带森林面积为430km², 而我们的模型计算结果表明, 这一区域胡杨的适宜生境为820km², 这说明在当前环境条件下, 胡杨林分布应更为广泛; 同时, 在扩大胡杨的种植面积时, 应该优先考虑在河岸7km内的适宜生境; 并且, 应尽量增加黑河流域下游的河流径流量, 以提高饱和土壤水分, 并满足胡杨生长季的地下水位需求。

5 结论

本研究成功地模拟了胡杨在干旱区内陆河流域——黑河流域的适宜生境分布情况。而且, 基于源于高分辨率遥感影像的胡杨的存在点位数据和4类根据胡杨生长环境特征选取的环境因子, 本文构建的MaxEnt模型提供了准确合理的模拟结果。模型的AUC值是0.994, 并且模型的结果准确描绘了胡杨实际分布的基本特征。胡杨的适宜生境主要分布在黑河流域的下游地区并表现出沿河流分布的空间特征。在本研究中, 胡杨林的潜在分布区非常大(约390km²), 应优先考虑对这些适宜生境的胡杨资源进行管理和保护。

当前的研究说明: 在区域尺度上, 高精度的物种分布点位数据和足够的准确的环境因子数据能够很大程度上提高建模的精度和准确性。本研究成功地预测出

胡杨在干旱区脆弱生境中的斑块状分布, 据此我们可以推断: 基于合理的输入数据, MaxEnt模型能够准确的反应物种分布的特征; 并且在适当的条件下, 物种分布模型能预测物种的现实生态位。

参考文献

- 程国栋, 李新. 2015. 流域科学及其集成研究方法. 中国科学: 地球科学, 45: 811–819
- 方苗, 李新. 2016. 古气候数据同化: 缘起、进展与展望. 中国科学: 地球科学, 46: 1076–1086
- 塔依尔江·艾山, 玉米提·哈力克, 艾尔肯·艾白不拉, Cyffka B, Opp C. 2011. 塔里木河下游阿拉干断面胡杨林空间分布特征及其影响因素. 干旱区资源与环境, 25: 156–160
- 赵文智, 常学礼, 李秋艳. 2005. 人工调水对额济纳胡杨荒漠河岸林繁殖的影响. 生态学报, 25: 1987–1993
- Adhikari D, Barik S K, Upadhaya K. 2012. Habitat distribution modelling for reintroduction of *Ilex khasiana* Purk., a critically endangered tree species of northeastern India. *Ecol Eng*, 40: 37–43
- Aishan T, Halik Ü, Cyffka B, Kuba M, Abliz A, Baidourela A. 2013. Monitoring the hydrological and ecological response to water diversion in the lower reaches of the Tarim River, Northwest China. *Quat Int*, 311: 155–162
- Aishan T, Halik Ü, Kurban A, Cyffka B, Kuba M, Betz F, Keyimu M. 2015. Eco-morphological response of floodplain forests (*Populus euphratica* Oliv.) to water diversion in the lower Tarim River, Northwest China. *Environ Earth Sci*, 73: 533–545
- Allouche O, Tsoar A, Kadmon R. 2006. Assessing the accuracy of species distribution models: Prevalence, kappa and the true skill statistic (TSS). *J Appl Ecol*, 43: 1223–1232
- Anderson R P. 2013. A framework for using niche models to estimate impacts of climate change on species distributions. *Ann New York Acad Sci*, 1297: 8–28
- Andriamparany J N, Brinkmann K, Wiehle M, Jeannoda V, Buerkert A. 2015. Modelling the distribution of four *Dioscorea* species on the Mahafaly Plateau of south-western Madagascar using biotic and abiotic variables. *Agric Ecosyst Environ*, 212: 38–48
- Araújo M B, Luoto M. 2007. The importance of biotic interactions for modelling species distributions under climate change. *Glob Ecol Biogeogr*, 16: 743–753
- Barbet-Massin M, Jiguet F, Albert C H, Thuiller W. 2012. Selecting pseudo-absences for species distribution models: How, where and how many? *Methods Ecol Evol*, 3: 327–338
- Barbet-Massin M, Rome Q, Muller F, Perrard A, Villemant C, Jiguet F. 2013. Climate change increases the risk of invasion by the Yellow-legged hornet. *Biol Conserv*, 157: 4–10
- Bradter U, Kunin W E, Altringham J D, Thom T J, Benton T G. 2013. Identifying appropriate spatial scales of predictors in species distribution models with the random forest algorithm. *Methods Ecol Evol*, 4: 167–174
- Brown C J, O'Connor M I, Poloczanska E S, Schoeman D S, Buckley L B, Burrows M T, Duarte C M, Halpern B S, Pandolfi J M, Parmesan C, Richardson A J. 2016. Ecological and methodological drivers of species' distribution and phenology responses to climate change. *Glob Change Biol*, 22: 1548–1560
- Bucklin D N, Basille M, Benscoter A M, Brandt L A, Mazzotti F J, Romañach S S, Speroterra C, Watling J I. 2015. Comparing species distribution models constructed with different subsets of environmental predictors. *Divers Distrib*, 21: 23–35
- Busby J R. 1991. BIOCLIM—A bioclimate analysis and prediction system. In: Margules C R, Austin M P, eds. *Nature Conservation: Cost Effective Biological Surveys and Data Analysis*. Victoria: CSIRO. 64–68
- Cheng G, Li X, Zhao W, Xu Z, Feng Q, Xiao S, Xiao H. 2014. Integrated study of the water-ecosystem-economy in the Heihe River Basin. *Nat Sci Rev*, 1: 413–428
- Edwards Jr T C, Cutler D R, Zimmermann N E, Geiser L, Moisen G G. 2006. Effects of sample survey design on the accuracy of classification tree models in species distribution models. *Ecol Model*, 199: 132–141
- Elith J, Leathwick J R. 2009. Species distribution models: Ecological explanation and prediction across space and time. *Annu Rev Ecol Evol Syst*, 40: 677–697
- Escalante T, Rodríguez-Tapia G, Linaje M, Iloldi-Rangel P, González-López R. 2013. Identification of areas of endemism from species distribution models: Threshold selection and Nearctic mammals. *TIP*, 16: 5–17
- Fei S, Yu F. 2016. Quality of presence data determines species distribution model performance: A novel index to evaluate data quality. *Landsc Ecol*, 31: 31–42
- Ficetola G F, Thuiller W, Padoa-Schioppa E. 2009. From introduction to the establishment of alien species: Bioclimatic differences between presence and reproduction localities in the slider turtle. *Divers Distrib*, 15: 108–116
- Guo Y, Wei H, Lu C, Gao B, Gu W. 2016. Predictions of potential geographical distribution and quality of *Schisandra sphenanthera* under climate change. *PeerJ*, 4: e2554
- Heikkinen R K, Luoto M, Araújo M B, Virkkala R, Thuiller W, Sykes M T. 2006. Methods and uncertainties in bioclimatic envelope modelling under climate change. *Prog Phys Geogr*, 30: 751–777
- Hijmans R J, Cameron S E, Parra J L, Jones P G, Jarvis A. 2005. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas.

- Int J Climatol*, 25: 1965–1978
- Hu X, Lu L, Li X, Wang J, Lu X. 2015. Ejin oasis land use and vegetation change between 2000 and 2011: The role of the Ecological Water Diversion Project. *Energies*, 8: 7040–7057
- Keyimu M, Halik Ü, Betz F, Dulamsuren C. 2018. Vitality variation and population structure of a riparian forest in the lower reaches of the Tarim River, NW China. *J Forest Res*, 29: 749–760
- Kuemmerlen M, Schmalz B, Guse B, Cai Q, Fohrer N, Jähnig S C. 2014. Integrating catchment properties in small scale species distribution models of stream macroinvertebrates. *Ecol Model*, 277: 77–86
- Li W, Si J, Yu T, Li X. 2016. Response of *Populus euphratica* Oliv. sap flow to environmental variables for a desert riparian forest in the Heihe River Basin, Northwest China. *J Arid Land*, 8: 591–603
- Li X, Lu L, Cheng G, Xiao H. 2001. Quantifying landscape structure of the Heihe River Basin, north-west China using FRAGSTATS. *J Arid Environ*, 48: 521–535
- Li X, Nan Z, Cheng G, Ding Y, Wu L, Wang L, Wang J, Ran Y, Li H, Pan X, Zhu Z. 2011. Toward an improved data stewardship and service for environmental and ecological science data in West China. *Int J Digital Earth*, 4: 347–359
- Liu F, Rossiter D G, Song X D, Zhang G L, Yang R M, Zhao Y G, Li D C, Ju B. 2016. A similarity-based method for three-dimensional prediction of soil organic matter concentration. *Geoderma*, 263: 254–263
- Lu C Y, Gu W, Dai A H, Wei H Y. 2012. Assessing habitat suitability based on geographic information system (GIS) and fuzzy: A case study of *Schisandra sphenanthera* Rehd. et Wils. in Qinling Mountains, China. *Ecol Model*, 242: 105–115
- Marmion M, Luoto M, Heikkinen R K, Thuiller W. 2009a. The performance of state-of-the-art modelling techniques depends on geographical distribution of species. *Ecol Model*, 220: 3512–3520
- Marmion M, Parviainen M, Luoto M, Heikkinen R K, Thuiller W. 2009b. Evaluation of consensus methods in predictive species distribution modelling. *Divers Distrib*, 15: 59–69
- Márquez A L, Real R, Olivero J, Estrada A. 2011. Combining climate with other influential factors for modelling the impact of climate change on species distribution. *Clim Change*, 108: 135–157
- Merow C, Smith M J, Silander Jr J A. 2013. A practical guide to MaxEnt for modeling species' distributions: What it does, and why inputs and settings matter. *Ecography*, 36: 1058–1069
- Naimi B, Araújo M B. 2016. Sdm: A reproducible and extensible R platform for species distribution modelling. *Ecography*, 39: 368–375
- Pan X, Li X, Cheng G, Li H, He X. 2015. Development and evaluation of a river-basin-scale high spatio-temporal precipitation data set using the WRF model: A case study of the Heihe River Basin. *Remote Sens*, 7: 9230–9252
- Pan X, Li X, Shi X, Han X, Luo L, Wang L. 2012. Dynamic downscaling of near-surface air temperature at the basin scale using WRF—A case study in the Heihe River Basin, China. *Front Earth Sci*, 6: 314–323
- Pan X, Li X, Yang K, He J, Zhang Y, Han X. 2014. Comparison of downscaled precipitation data over a mountainous watershed: A case study in the Heihe River Basin. *J Hydrometeorol*, 15: 1560–1574
- Peng X, Xiao S, Xiao H. 2013. Preliminary dendrochronological studies on *Populus euphratica* in the lower reaches of the Heihe River basin in northwest China. *Dendrochronologia*, 31: 242–249
- Phillips S J, Anderson R P, Schapire R E. 2006. Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecol Model*, 190: 231–259
- Plischoff P, Luebert F, Hilger H H, Guisan A. 2014. Effects of alternative sets of climatic predictors on species distribution models and associated estimates of extinction risk: A test with plants in an arid environment. *Ecol Model*, 288: 166–177
- Ran Y H, Li X, Lu L, Li Z Y. 2012. Large-scale land cover mapping with the integration of multi-source information based on the Dempster-Shafer theory. *Int J Geogr Inf Sci*, 26: 169–191
- Ray D, Behera M D, Jacob J. 2016. Predicting the distribution of rubber trees (*Hevea brasiliensis*) through ecological niche modelling with climate, soil, topography and socioeconomic factors. *Ecol Res*, 31: 75–91
- Ridgeway G. 1999. The state of boosting. *Comput Sci Stat*, 31: 172–181
- Rödder D, Lötters S. 2009. Niche shift versus niche conservatism? Climatic characteristics of the native and invasive ranges of the Mediterranean house gecko (*Hemidactylus turcicus*). *Glob Ecol Biogeogr*, 18: 674–687
- Rüger N, Schlüter M, Matthies M. 2005. A fuzzy habitat suitability index for *Populus euphratica* in the Northern Amudarya delta (Uzbekistan). *Ecol Model*, 184: 313–328
- Song X D, Brus D J, Liu F, Li D C, Zhao Y G, Yang J L, Zhang G L. 2016. Mapping soil organic carbon content by geographically weighted regression: A case study in the Heihe River Basin, China. *Geoderma*, 261: 11–22
- Thuiller W, Lafourcade B, Engler R, Araújo M B. 2009. BIOMOD—A platform for ensemble forecasting of species distributions. *Ecography*, 32: 369–373
- Tian Y, Zheng Y, Zheng C, Xiao H, Fan W, Zou S, Wu B, Yao Y, Zhang A, Liu J. 2015. Exploring scale-dependent ecohydrological responses in a large endorheic river basin through integrated surface

- water-groundwater modeling. *Water Resour Res*, 51: 4065–4085
- Wang J H, Ge C M, Zhao J, Hu X L. 2014. Landuse/Landcover data in the down reaches of the Heihe River Basin in 2011. Cold and Arid Regions Sciences Data Center at Lanzhou. <http://westdc.westgis.ac.cn>
- Wang Y Y, Zhong B, Shang F J. 2016. An automatic method to extract *populus euphratica* forest in a large area using remote sensing. Wuhan: 4th International Conference on Mechanical Materials and Manufacturing Engineering
- Yang F, Zhang G L, Yang J L, Li D C, Zhao Y G, Liu F, Yang R M, Yang F. 2014. Organic matter controls of soil water retention in an alpine grassland and its significance for hydrological processes. *J Hydrol*, 519: 3086–3093
- Yang R M, Zhang G L, Liu F, Lu Y Y, Yang F, Yang F, Yang M, Zhao Y G, Li D C. 2016. Comparison of boosted regression tree and random forest models for mapping topsoil organic carbon concentration in an alpine ecosystem. *Ecol Indic*, 60: 870–878
- Yang X Q, Kushwaha S P S, Saran S, Xu J, Roy P S. 2013. Maxent modeling for predicting the potential distribution of medicinal plant, *Justicia adhatoda* L. in Lesser Himalayan foothills. *Ecol Eng*, 51: 83–87
- Yi Y, Cheng X, Yang Z F, Zhang S H. 2016. Maxent modeling for predicting the potential distribution of endangered medicinal plant (*H. riparia* Lour) in Yunnan, China. *Ecol Eng*, 92: 260–269
- Yuan H S, Wei Y L, Wang X G. 2015. Maxent modeling for predicting the potential distribution of Sanghuang, an important group of medicinal fungi in China. *Fungal Ecol*, 17: 140–145
- Zhang X, Nan Z, Wu J, Du E, Wang T, You Y. 2012. Mountain permafrost distribution modeling using multivariate adaptive regression spline (MARS) in the Wenquan area over the Qinghai-Tibet Plateau. *Sci Cold Arid Regions*, 4: 361–370
- Zhu Y, Ren L, Skaggs T H, Lü H, Yu Z, Wu Y, Fang X. 2009. Simulation of *Populus euphratica* root uptake of groundwater in an arid woodland of the Ejina Basin, China. *Hydrol Process*, 23: 2460–2469

(责任编辑: 施建成)