

DOI: 10.3969/j.issn.2095-1787.2023.02.010

基于组合模型和 GIS 的白纹伊蚊 广东省适生区预测

陈慈豪, 韦 波*
桂林理工大学测绘地理信息学院, 广西 桂林 541004

摘要:【目的】白纹伊蚊入侵力极强,也是广东省登革热传播的主要媒介,预测其在广东省的适生区可为制定防疫策略提供科学依据。【方法】针对传统方法没有考虑环境因子权重的问题,本研究构建了4种适生区预测组合模型。首先采用4种因子权重模型对相关性分析筛选出的环境因子进行权重划分,然后分别与相似离度值公式结合,最后基于GIS技术对白纹伊蚊在广东省的适生区进行预测。【结果】精度验证和适生区预测分布表明,地理探测器与相似离度模型组合的模型预测精度最高,AUC平均值为0.944,标准差为0.008,预测的白纹伊蚊入侵低风险地区处于广东省北部,占广东省总面积的4.05%,绝大部分地区处于中风险地区和中高风险地区,占广东省总面积的85%以上,而广东省中部的广州、佛山和东莞等地处于高风险地区,占广东省总面积的8.77%。【结论】与不考虑因子权重的相似离度模型相比,考虑因子权重的组合模型能有效提高适生区预测精度,其中地理探测器模型通过探究空间异质性划分因子权重,比传统统计学模型效果好,其组合模型适生区预测精度最高。

关键词: 白纹伊蚊; 因子权重模型; 相似离度模型; 地理信息系统; 适生区



开放科学标识码
(OSID 码)

Predicting the potential distribution of *Aedes albopictus* in Guangdong Province based on the combined models and GIS

CHEN Cihao, WEI Bo*
College of Geomatics and Geoinformation, Guilin University of Technology, Guilin, Guangxi 541004, China

Abstract: 【Aim】*Aedes albopictus* is a highly invasive mosquito and the main medium of dengue contagion in Guangdong Province, South China; its potential distribution in this region can provide scientific evidence for the establishment of epidemic prevention strategies. 【Method】Traditional methods do not take into account the relative importance of environmental factors. To address this problem, four combined models for predicting potential distribution were constructed: combinations of the four factor-weighting models (geographic detector, multivariable linear regression, principal component analysis, and factor analysis) and the analogy deviation model. The weights of environmental factors screened by correlation analysis were first divided by the four factor-weighting models and then combined with the analogy deviation value formula. Finally, the potential distribution areas of *A. albopictus* in Guangdong Province in southern China were predicted using GIS technology. 【Result】The accuracy verification and prediction of the four combined models showed that the accuracy of the combination of the geographic detector model and the analogy deviation model (GDM-ADM) was the highest, with a mean AUC of 0.944 and a standard deviation of 0.008. Meanwhile, the GDM-ADM model prediction showed that the areas with a lower risk of invasion of *A. albopictus* were in the northern part of Guangdong Province, accounting for 4.05% of the total area, and most areas were under medium or medium-high risk, accounting for more than 85% of the total area, while Guangzhou, Foshan, and Dongguan in central Guangdong Province were at high risk, accounting for 8.77% of the total area. 【Conclusion】Compared with the analogy deviation model, which does not consider the weights of the factors, the combined models that consider factor weights can effectively improve the accuracy of the prediction of potentially suitable areas for mosquitoes. The geographic detector model divides the weights of the factors by exploring spatial heterogeneity, which is more effective

收稿日期(Received): 2022-04-24 接受日期(Accepted): 2022-06-30
基金项目: 国家自然科学基金项目(41461085); 广西自然科学基金项目(2016GXNSFAA380035); 广西空间信息与测绘重点实验室基金项目(16-380-25-04); 桂林理工大学博士基金项目(1996015)。
作者简介: 陈慈豪,男,硕士研究生。研究方向: 地理信息系统二次开发。E-mail: 745562704@qq.com
* 通信作者(Author for correspondence), 韦波, E-mail: superweibo@glut.edu.cn

than traditional statistical models, and its combined model has the highest accuracy for the prediction of the potential distribution areas of *A. albopictus*.

Key words: *Aedes albopictus*; factor-weighting model; analogy deviation model; geographic information system; potential distribution area

白纹伊蚊 *Aedes albopictus* (Skuse), 又名“亚洲虎蚊”, 是全球范围内最具侵略性的入侵蚊种, 该蚊有较强的环境适应能力, 活动季节长, 可以以卵的形式度过干燥或者寒冷的不良条件(龚道方和周红宁, 2009)。白纹伊蚊的入侵能力极强, 且蚊卵易于被携带传播, 扩散速度惊人, 不加以控制短时间内就有可能导致大范围的蚊虫灾害(吴海霞等, 2015)。同时, 白纹伊蚊又是登革热、马脑炎和罗斯河病毒传播的重要媒介, 对人类健康有较大的危害。目前, 在世界范围内白纹伊蚊的分布跨越热带、亚热带和温带(杨舒然和刘起勇, 2013), 并且仍有扩散趋势。因此, 预测白纹伊蚊可能入侵区域、提前做好防护工作尤为重要。

物种分布模型是预测受保护地区入侵风险的有效工具(Bazzichetto *et al.*, 2018)。传统的物种分布模型通过建立特定算法模型, 得出物种分布与环境因子之间的关系, 从而对物种适生区进行预测(Guisan & Zimmermann, 2000), 如 CLIMEX 模型(陈李林等, 2020)、MaxEnt 物种分布模型(岳茂峰等, 2016; Goncharenko *et al.*, 2021), 或进一步结合 GIS 技术(李佳慧等, 2021), 或使用 MaxEnt 模型结合 GIS 技术(Mousazade *et al.*, 2019)。然而, 这类预测方法没有考虑到不同环境因子对物种生存的不同影响力, 从而影响了预测结果。

地理探测器模型(geographic detector model, GDM)是探测和利用空间分异性的工具, 适用于探究自变量对因变量的影响力大小以及因变量之间的相互影响关系(崔晨曦等, 2022; 赵正贤和许泉立, 2022)。多元线性回归分析模型(multivariable linear regression model, MLRM)、主成分分析模型(principal component analysis model, PCAM)和因子分析模型(factor analysis model, FAM)是根据统计学原理探究因子影响力大小的常用统计工具, 可用于评估解释变量对被解释变量的影响(黄伟等, 2022; 袁水林, 2019; 周光权等, 2021)。多元线性回归分析模型是由一组独立解释变量值预测一个或多个被解释变量值的一种统计工具, 可用于评估解释变量对被解释变量的影响。主成分分析也称

主分量分析, 从多个成分当中选出几个主要成分, 把多个指标转化为少数几个综合指标, 多用于探究多种因子影响力以及权重分配。因子分析模型的核心是提取若干数量指标的公因子, 以因子方差贡献率作为权重与该因子的得分乘数之和构造得分函数, 从而判断因子影响力得分。

吴思俊等(2021)使用了刀切法测评环境因子权重, 对未来气候变化下云南松毛虫 *Dendrolimus houi* Lajonquiere 在四川省的适生区进行预测, 李鹏程等(2021)以优化的 BP 神经网络模型为基础, 证明了研究环境因子对物种资源密度的影响力具有重要意义。本文从考虑环境因子不同影响力出发, 分别将上述 4 种模型与相似离度模型(analogy deviation model, ADM)组合, 利用前者结合相关性分析原理筛选出对白纹伊蚊影响较大的环境因子并划分权重, 然后将因子权重加入到相似离度模型中, 并结合 GIS 技术对白纹伊蚊在广东省的适生区进行预测分析, 为该虫的防治提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 研究数据

广州市位于广东省中部, 是登革热等蚊虫所携带病毒的主要受害城市之一, 白纹伊蚊在广州市建立了大量的种群分布。广州市为了防止登革热病毒的传播, 对白纹伊蚊进行了大量的密度监测, 拥有较为准确的密度监测数据, 因此, 本文选取广州市白纹伊蚊密度最高的越秀区、天河区的环境因子参数作为相似离度模型的基础参照数据, 白纹伊蚊密度数据来源于 2016—2018 年广州市各区成蚊密度指数监测结果(梁琳琳, 2019), 根据各区成蚊数量除以对应区域面积得到对应地区的平均密度, 通过 Arcgis10.5 软件进行空间插值得到白纹伊蚊广州市密度数据。

白纹伊蚊环境因子数据包括 19 种气候环境因子, 高程数据从 Worldclim 世界气候数据库(<https://www.worldclim.org/>)中下载; 坡度和坡向根据数字高程模型采用 ArcGIS 10.5 软件制作; 人口密度数据来源于 WorldPop 世界人口统计网站(<https://>

www.worldpop.org/project/categories?id=3),植被覆盖率数据通过美国国家航空航天局提供的遥感影像计算(https://landsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/),其空间影像分辨率为1 km²,数据年份均与白纹伊蚊密度监测年份对应;广东省公园点数据由高德地图POI数据查询工具下载。

1.2 研究方法

1.2.1 因子相关分析 考虑白纹伊蚊生物学参数指标因子、生活习性、食物来源和人为因素对白纹伊蚊生存的影响,本文共选取三大类影响因子:第一类为19种气候环境因子;第二类为高程、坡度、坡向和植被覆盖率4种地形环境因子;第三类为人

口密度、公园数量2种人为因子。其中,19种气候环境因子中11种与温度有关,8种与降雨量有关,由于以年为单位的平均温度和降雨量蕴含了以季节性为单位的因子,且通过SPSS软件相关性分析可知,它们与其余因子的共线性较高,为降低冗余,第一类气候环境因子只保留年平均温度和降雨量2种因子,然后与其余2类的6种因子一起进行相关性分析,结果见表1。

由表1可知,各因子之间相关性较弱,各指标的相关系数均小于0.8,只有少部分因子间处于中度相关性,而大多数因子间处于微弱和低度相关性,故保留上述8种因子参与权重划分。

表1 因子相关系数
Table 1 Factor correlation coefficient

影响因子 Impact factor	温度 Temperature	降雨量 Rainfall	高程 Elevation	坡度 Slope	坡向 Aspect	植被 Vegetation	人口密度 Population	公园数 Park
温度 Temperature	1.000	-0.474	0.124	-0.617	-0.650	-0.655	0.237	0.446
降雨量 Rainfall	-0.474	1.000	0.509	0.285	-0.019	0.127	-0.139	-0.177
高程 Elevation	0.124	0.509	1.000	0.699	0.050	0.522	-0.173	-0.326
坡度 Slope	-0.617	0.285	0.699	1.000	0.057	0.520	-0.174	-0.302
坡向 Aspect	-0.650	-0.019	0.050	0.057	1.000	0.048	0.003	0.009
植被 Vegetation	-0.655	0.127	0.522	0.520	0.048	1.000	-0.328	-0.541
人口密度 Population	0.237	-0.139	-0.173	-0.174	0.003	-0.328	1.000	0.580
公园数 Park	0.446	-0.177	-0.326	-0.302	0.009	-0.541	0.580	1.000

1.2.2 因子权重划分

1.2.2.1 地理探测器划分因子权重 地理探测器包括4个探测器,本文主要使用分异及因子探测,探测Y的空间分异性以及X对Y的解释力大小即影响力大小。空间分异用q值度量,q的值域为[0,1],值越大说明自变量X对属性Y的影响力越强,反之则越弱(王劲峰和徐成东,2017)。表达式如下:

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2}{N \sigma^2} = 1 - \frac{SSW}{SST}$$
 (1)

$$SSW = \sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2, SST = N \sigma^2$$
 (2)

式中:h=1, ..., L为变量Y或因子X的分层,即分类或分区;N_h和N分别为层h和全区的单元数;σ_h²和σ²分别是层h和全区的Y值的方差。SSW和

SST分别为层内方差之和和全区总方差。

将白纹伊蚊成蚊密度数据和环境因子数据导入ArcGIS 10.5软件,以广州市行政区作为底图,生成渔网点作为数据采样点,然后使用按多值提取至点工具,将各类数据提取到采样点的属性中,最后导出到Geodetector软件,其中以广州市白纹伊蚊成蚊密度作为属性Y,其他环境因子作为自变量X计算每个因子的q值。

1.2.2.2 统计学模型划分因子权重 将上述采样点数据导入SPSS 26软件,以广州市白纹伊蚊成蚊密度作为因变量Y,其他环境因子作为自变量X,带入多元线性回归分析模型、主成分分析模型和因子分析模型计算因子权重,结果见表2。

表2 不同模型划分的因子权重
Table 2 Factor weights divided by different models

模型名称 Model Name	温度 Temperature	降雨量 Rainfall	高程 Elevation	坡度 Slope	坡向 Aspect	植被 Vegetation	人口密度 Population	公园数 Park	单位 Unit: %
GDM	17.04	12.29	11.93	7.36	0	18.10	15.75	17.53	
MLRM	6.36	25.87	9.09	2.31	0	33.39	3.39	19.59	
PCAM	19.96	5.00	20.24	20.80	9.45	15.80	3.81	4.94	
FAM	16.58	5.73	13.94	15.33	4.96	19.52	12.24	11.70	

1.2.3 适生区预测组合模型 将 GDM、MLRM、PCAM 和 FAM 划分的因子权重分别加入 ADM, 构建 GDM-ADM、MLRM-ADM、PCAM-ADM、FAM-ADM 4 种适生区预测组合模型, 具体为将原有相似离度值公式改进, 与因子权重结合, 在计算相似离度值时分别考虑每个因子的权重 (q_k), 在 GDM 与 MLRM 的权重划分结果中, 坡向因子的影响力权重为 0%, 故在组合模型 GDM-ADM 与 MLRM-ADM 中将其排除, 表达如下:

$$C_{ij} = \sum_{k=1}^m q_k \times C_{ijk}$$

(3)

$$C_{ijk} = 0.5(D_{ijk} + S_{ijk})$$

(4)

$$D_{ijk} = \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n |x'_{ikl} - x'_{ikl}|$$

(5)

$$S_{ijk} = \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n |x'_{ikl} - x'_{ikl} - E_{ijk}|$$

(6)

$$E_{ijk} = \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n (x'_{ikl} - x'_{ikl})$$

(7)

式中, k 为第 k 个环境指标, $k=1, 2, \dots, m$; l 为样本数量, $l=1, 2, 3, \dots, n$; x'_i 为参照点指标值, x'_j 为预测点指标值; C_{ij} 为预测点与参照点的相似离度值; C_{ijk} 为预测点与参照点的第 k 个环境指标的相似离度; q_k 为对应环境因子的权重, 分别取 GDM、MLRM、PCAM 和 FAM 4 种模型划分的因子权重 (表 2); S_{ijk} 为形系数, 表示预测点与参照点的第 k 个环境指标对 E_{ijk} 的差异程度; D_{ijk} 为值系数, 表示预测点与参照点的第 k 个环境指标间的差异程度; E_{ijk} 为预测点与参照点的第 k 个环境指标间的均差。

1.2.4 适生区预测面积占比计算 采用 ArcGIS Engine 和 SQL Server 数据库开发适生区预测系统。系统采用数据库交互的方式, 内嵌组合模型公式, 通过调用数据库中采样点的环境因子数据带入组合模型公式, 从而得出各点的相似离度值, 进而计算入侵概率。

$$C'_{ij} = \frac{C_{ij\max} - C_{ij}}{C_{ij\max} - C_{ij\min}}$$

(8)

其中, $C_{ij\max}$ 、 $C_{ij\min}$ 分别为所有相似离度值的最大和最小值, C'_{ij} 即为外来物种入侵概率。

将入侵概率作为插值数据, 利用系统的空间插值功能得到入侵概率值, 然后依此对适生等级进行重分类, 划分 4 个预警级别, 重分类后的入侵概率记为 p , 即极高风险地区 ($75\% \leq p \leq 100\%$)、中高风险地区 ($60\% \leq p < 75\%$)、中风险地区 ($40\% \leq p < 60\%$) 和低风险地区 ($0 \leq p < 40\%$), 使用系统专题图功能生成适生区预测分布专题图, 最后根据各风险区像元数量大小计算出风险区面积占比。

2 结果与分析

2.1 模型预测能力验证

2.1.1 入侵概率空间插值精度验证 模型预测的风险区通过入侵概率空间插值而得, 需要对其精度进行验证。在每种模型预测所划分的低、中、中高、高风险 4 种预警级风险区中, 每种风险区随机生成 200 个样本点, 带入模型计算入侵概率, 判断样本点入侵概率是否符合该风险区所划分的入侵概率区间, 得到各风险区精度 (表 3)。由表 3 所示, 每种模型总精度均达 91.00% 以上, 且各风险区精度均在 90.00% 以上, 说明入侵概率空间插值可靠, 即其对应得到的模型预测风险区划分准确。

2.1.2 ROC 曲线验证 预测模型的准确度和可靠性采用验证点数据的“受试者工作特征” (receiver operating characteristic, ROC) 曲线进行检验。5 种预测模型分别进行多次精度验证实验, 不同模型 ROC 曲线结果见图 1。从图 1 可看出, 5 种预测模型的 ROC 曲线面积都趋近于 1, 说明验证样本点分布较好; GDM-ADM 模型的 ROC 曲线明显处于无权重 ADM 模型的上方, 说明 GDM-ADM 模型的样本分布和精度均好于无权重 ADM 模型; MLRM-ADM、PCAM-ADM 和 FAM-ADM 模型的 ROC 曲线与无权重 ADM 模型的拟合程度较高, 说明这 4 种预测模型的样本分布和预测精度相近。

表 3 空间插值精度结果表
Table 3 Spatial interpolation accuracy result table

预测模型 Predictive model	低风险区 Low risk area	中风险区 Medium risk area	中高风险区 Medium and high risk area	高风险区 High risk area	总精度 Total accuracy
GDM-ADM	92.00	91.00	93.00	92.00	92.000
MLRM-ADM	93.00	90.00	91.00	91.50	91.375
PCAM-ADM	92.00	90.50	90.50	92.00	91.250
FAM-ADM	90.00	91.50	92.50	91.00	91.250
ADM	91.50	91.00	93.00	90.00	91.375

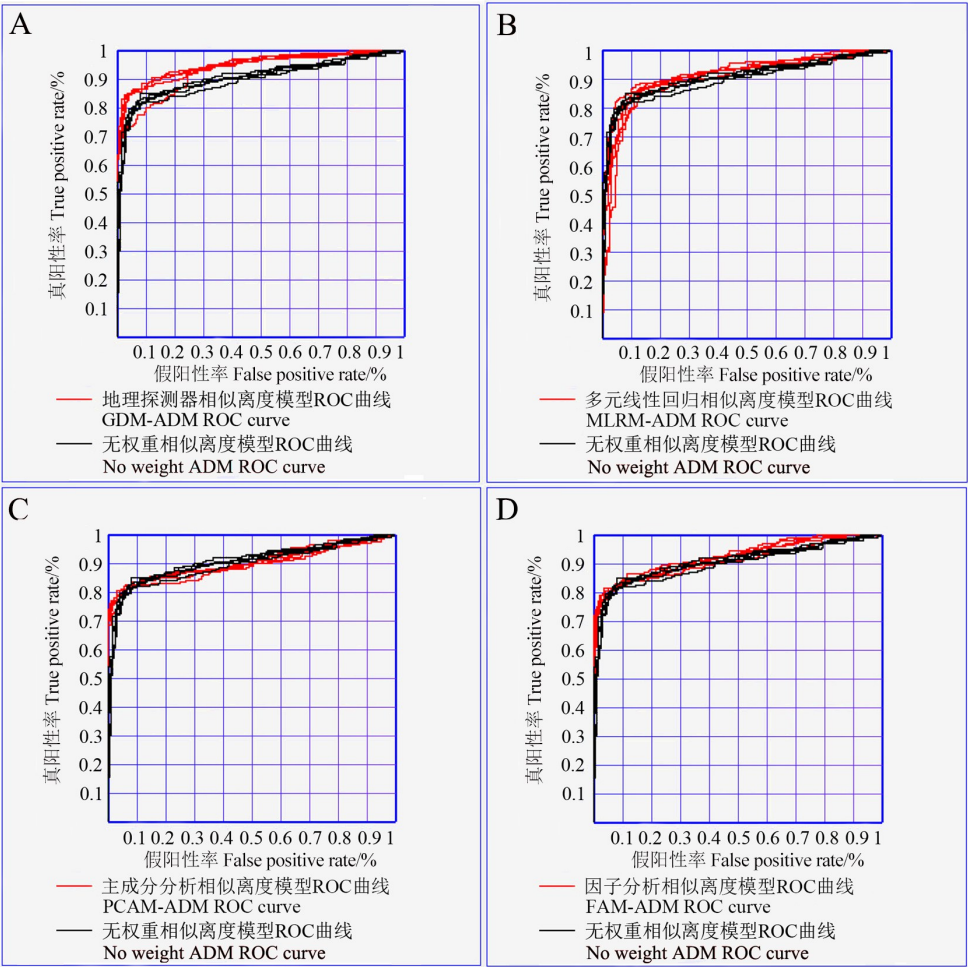


图 1 5 种预测模型 ROC 曲线图

Fig.1 ROC curve of five prediction models

2.1.3 AUC 值计算 由 ROC 曲线无法清晰辨别出模型间的精度差别,需要计算 AUC 值。AUC 为 ROC 曲线下的面积,作为 ROC 曲线的定量描述指标,AUC 取值范围为 0~1,与模型精度成正比。AUC 值评价指标划分为极好($0.9\leq AUC\leq 1$)、较好($0.8\leq AUC<0.9$)、一般($0.7\leq AUC<0.8$)、较差($0.6\leq AUC<0.7$)、极差($AUC<0.6$)。5 种模型的 AUC 计算结果见表 4。

参照 AUC 评价指标,只有 PCAM-ADM 和无权重 ADM 模型的平均 AUC 值小于 0.91,相对较低,且 5 种预测模型的平均 AUC 值评价均为极好,说明 5 种预测模型的预测模型对广东省范围的白蚊伊蚊适生区预测精度都较高。本文 4 种组合模型中有 3 种的适生区预测精度均高于无权重 ADM 模型,说明考虑因子权重有助于提高预测模型的适生区预测精度。

表 4 5 种模型 AUC 值计算结果

Table 4 Calculation results of AUC values of five models

预测模型 Predictive model	实验一 Experiment 1	实验二 Experiment 2	实验三 Experiment 3	实验四 Experiment 4	实验五 Experiment 5	平均值 Average value	标准差 Standard deviation
GDM-ADM	0.93	0.95	0.94	0.95	0.95	0.944	0.008
MLRM-ADM	0.90	0.92	0.91	0.92	0.91	0.912	0.007
PCAM-ADM	0.90	0.90	0.90	0.90	0.91	0.902	0.004
FAM-ADM	0.92	0.93	0.93	0.91	0.92	0.922	0.007
ADM	0.90	0.91	0.91	0.90	0.91	0.906	0.005

2.2 白纹伊蚊广东省适生区预测面积占比

拟定广东省受害最为严重的广州市为白纹伊蚊在广东省的原产地点,采用广州市白纹伊蚊密度最高的地区越秀区、天河区的环境因子参数作为预测模型的基础数据,与广东省各采样点的环境因子数据作对比,相似离度值越低说明预测区各环境因子与参照模板的环境因子越相似。入侵概率与相似离度值呈反比,根据相似离度值计算各点位的入侵概率,根据各预警级别像元数量计算出面积占比,广东省各预警级别面积占比见表 5。

由表 5 可知:(1) MLRM-ADM 与无权重 ADM 模型,PCAM-ADM 模型与 FAM-ADM 模型的适生区预测结果较为相似;(2) 不同模型之间预警级别面积差别较大,PCAM-ADM 与 FAM-ADM 模型的总体入侵概率较高,预测结果显示,中高风险地区和高

风险地区面积占比超过总面积 80%,而 GDM-ADM、MLRM-ADM 和无权重 ADM 模型的预测结果显示中风险地区和中高风险地区面积占比超过总面积的 78%;(3) 对于低风险地区,除 MLRM-ADM 模型的低风险区占比较高外,多种模型预测结果显示其面积占比较低,处于 1%~5%;(4) 5 种模型适生区预测结果相似的地方在于,广东省中部的广州地区均处于高风险地区,且低风险地区均处于广东省北部的清远和韶关市,这是由于广东省北部地区与广东省中部地区的公园数量以及人口密度差异导致,广东省中部地区公园数量较多且分布密集,人口密度大,而广东省北部地区公园数量较少,人口密度也较小,因此导致北部地区的相似离度值较大,故而入侵概率较低。

表 5 5 种模型预警级别面积占比
Table 5 Area ratio of five models with early warning levels 单位 Unit: %

预测模型 Predictive model	低风险区 Low risk area	中风险区 Medium risk area	中高风险区 Medium and high risk area	高风险区 High risk area
GDM-ADM	4.05	36.79	50.39	8.77
MLRM- ADM	20.43	59.90	18.67	1.00
PCAM-ADM	1.24	13.95	49.58	35.23
FAM-ADM	1.85	17.34	50.70	30.11
ADM	4.29	51.24	43.45	1.02

3 讨论与结论

通过权重划分筛选出影响物种潜在分布的重要环境因子,是进行物种适生区预测的有效途径(吴思俊等,2021)。本文构建的由因子权重模型与相似离度模型组合的 4 种适生区预测模型,其实质是考虑环境因子的权重划分,不但根据权重大小进行因子筛选,还使用因子权重大小与相似离度模型结合进行相似离度值计算,是因子权重的进一步使用形式。

在 4 种组合预测模型中,除 PCAM-ADM 模型外,其余 3 种组合模型的平均 AUC 值均高于无权重 ADM 模型,说明因子权重模型与 ADM 模型组合能有效提高适生区预测精度。本文选取的精度验证方法为绘制 ROC 曲线和计算曲线下面积 AUC 值的方法,目前有关外来物种适生区预测的精度验证均普遍采用该方法(谭谋和汪洋,2021;唐瑶等,2018),因此本文组合模型的预测结果可靠。

地理探测器模型与相似离度模型组合的 GDM-ADM 模型适生区预测精度最高,说明地理探测器

模型划分的因子权重效果最好,其次为因子分析模型和多元线性回归分析模型。结合表 2 因子权重和表 4 模型 AUC 值可看出,组合模型的预测精度与其所划分的权重相关,由于本文研究区为广东省范围,研究区内各地区温度和降雨量差距不大,因此气候条件对白纹伊蚊的密度分布相较于其他因子而言影响较小。在地理探测器模型的权重划分结果中,高程、植被覆盖率、人口密度和公园数量的权重占总权重的 63.31%,且各类因子权重差距较小,划分较为合理,故 GDM-ADM 精度最高;其次为 FAM-ADM 模型,其高程、植被覆盖率、人口密度和公园数量的权重占总权重的 57.40%;而在多元线性回归分析模型和主成分分析模型的权重划分结果中,由于其人口密度和公园数量的权重占比较低,因此相较于前 2 种模型,权重划分效果较差,预测精度较低。

5 种模型预测结果表明,广东省整体处于白纹伊蚊极高入侵地区,其中适生区预测精度最高的 GDM-ADM 模型预测结果显示,白纹伊蚊入侵的低

风险地区位于广东省北部, 占总面积的 4.05%, 绝大部分地区处于中风险地区和中高风险地区, 占总面积的 85% 以上, 而高风险地区处于广东省中部的广州、佛山和东莞等地, 占总面积的 8.77%。由于白纹伊蚊的孳生习性和极强的环境适应能力, 防控非常困难, 但如能预测其适生区, 提前做好防控措施, 同时注意城市环境卫生, 将能有效减少该蚊带来的危害。

参考文献

崔晨曦, 孟凡浩, 罗敏, 王媛媛, 萨楚拉, 包玉海, 2022. 基于地理探测器的内蒙古耕地水资源短缺时空变化特征及驱动力分析. 中国农业资源与区划: 1-13. [2022-04-09]. <http://h-s.kns.cnki.net/fafu.vpn358.com/kcms/detail/11.3513.S.20220107.1731.052.html>.

陈李林, 周浩, 赵杰, 2020. 基于 CLIMEX 和 ArcGIS 的灰茶尺蠖在中国的潜在适生区预测. 茶叶科学, 40(6): 817-829.

丁晖, 马方舟, 吴军, 雷军成, 乐志芳, 徐海根, 2015. 关于构建我国外来入侵物种环境危害防控监督管理体系的思考. 生态与农村环境学报, 31(5): 652-657.

龚道方, 周红宁, 2009. 中国登革热重要媒介白纹伊蚊的研究进展. 中国媒介生物学及控制杂志, 20(6): 607-610.

黄伟, 张铎, 罗晓佼, 张磊, 2022. 三峡支流富营养化主要驱动因子探究——基于主成分分析法. 三峡生态环境监测: 1-14. [2022-04-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1214.X.20210524.1054.002.html>.

李佳慧, 叶兴状, 张明珠, 赖文峰, 刘益鹏, 张天宇, 张国防, 刘宝, 2021. 入侵植物三裂叶豚草在中国的潜在适生区预测. 生物安全学报, 30(4): 263-274.

梁琳琳, 2019. 广州市登革热媒介白纹伊蚊密度监测及防控措施研究. 硕士学位论文. 广州: 广东药科大学.

李鹏程, 张崇良, 任一平, 徐宾铎, 薛莹, 2021. 以优化的 BP 神经网络模型为基础研究山东近海口虾蛄空间分布与环境因子的关系. 水产学报, 45(11): 1843-1853.

沈文君, 王雅男, 万方浩, 2008. 应用相似离度法预测红火蚁在中国适生区域及其入侵概率. 中国农业科学 (6): 1673-1683.

谭谋, 汪洋, 2021. 栋方翅网蝽 *Corythucha arcuata* (Say) 在中国的潜在适生区预测. 生物安全学报, 30(2): 137-142.

唐瑶, 王瑞, 张震, 李家美, 万方浩, 2018. 外来入侵植物腺龙

葵在我国的适生区预测. 生物安全学报, 27(4): 290-294.

吴海霞, 刘起勇, 刘小波, 鲁亮, 郭玉红, 岳玉娟, 2015. 2006—2013 年中国 19 省白纹伊蚊监测数据分析. 疾病监测, 30(4): 310-315.

王劲峰, 徐成东, 2017. 地理探测器: 原理与展望. 地理学报, 72(1): 116-134.

吴思俊, 朱天辉, 谯天敏, 2021. 基于物种分布模型对未来气候变化下云南松毛虫在四川省适生区的预测. 植物保护学报, 48(4): 882-890.

岳茂峰, 冯莉, 崔烨, 张纯, 田兴山, 2016. 基于 MaxEnt 模型的入侵植物白花鬼针草的分布预测及适生性分析. 生物安全学报, 25(3): 222-228.

袁水林, 2019. 企业物流成本对企业效益影响的多元线性回归分析. 统计与决策, 35(4): 186-188.

杨舒然, 刘起勇, 2013. 白纹伊蚊的全球分布及扩散趋势. 中国媒介生物学及控制杂志, 24(1): 1-4.

周光权, 程婷, 陈思婷, 2021. 基于因子分析的高铁站点选址决策因素研究. 南昌航空大学学报(自然科学版), 35(4): 65-73.

赵正贤, 许泉立, 2022. 基于地理探测器的昆明市主城区房价时空分异特征及影响因子分析. 西南师范大学学报(自然科学版), 47(1): 62-73.

BAZZICHETTO M, MALAVASI M, BARTAK V, ACOSTA A T R, ROCCHINI D, CARRANZA M L, 2018. Plant invasion risk: a quest for invasive species distribution modelling in managing protected areas. *Ecological Indicators*, 95: 311-319.

GUISAN A, ZIMMERMANN N E, 2000. Predictive habitat distribution models in ecology. *Ecological Modelling*, 135(2/3): 147-186.

ONCHARENKO I, KRAKHMALNYI M, VELIKOVA V, ENRIQUE A, KRAKHMALNYI A, 2021. Ecological niche modeling of toxic dinoflagellate *Prorocentrum cordatum* in the black sea. *Ecology & Hydrobiology*, 21(4): 747-759.

MOUSAZADE M, GHANBARIAN G, POURGHASEMI H R, SAFAEIAN R, CERDA A, 2019. MaxEnt data mining technique and its comparison with a bivariate statistical model for predicting the potential distribution of *Astragalus fasciculifolius* Boiss. in Fars. Iran. *Sustainability*, 11(12): 1-23.

(责任编辑:郭莹)