#### DOI: 10.20103/j.stxb.202310172257

付遇堤,文志,李若男,马金锋,郑华.基于机器学习方法的景观斑块属性对物种丰富度的影响研究.生态学报,2024,44(11):4820-4830. Fu Y D, Wen Z, Li R N, Ma J F, Zheng H. Influence of landscape patch properties on species abundance based on machine learning method. Acta Ecologica Sinica, 2024, 44(11):4820-4830.

# 基于机器学习方法的景观斑块属性对物种丰富度的影响研究

付遇堤1,2,文 志1,2,\*,李若男1,2,马金锋1,2,郑 华1,2

- 1 中国科学院生态环境研究中心,城市与区域生态国家重点实验室,北京 100085
- 2 中国科学院大学,北京 100049

摘要:景观破碎化对物种的影响依赖于斑块属性,斑块属性体现了斑块的类型、面积、形状及其与周围斑块间关系。然而,在破碎化农业景观中这些斑块属性对关键物种的联合影响仍知之甚少。选取中国海南地区的典型农业破碎化景观,实测了 180 个斑块中三类关键物种,分别为害虫-橡胶材小蠹虫(Xyleborus affinis)、传粉昆虫-中华蜜蜂(Apis cerana)和天敌物种-玉米螟赤眼蜂(Trichogrammatid ostriniae Pang et Chen),刻画了各斑块属性,包括斑块类型、斑块面积、形状指数、距天然林距离、是否与橡胶接触、景观中天然林所占比例、是否有林下植物,并使用 3 种机器学习模型(神经网络、随机森林、支持向量机)拟合斑块属性与三类物种丰富度关系,解析斑块属性的相对重要性。结果表明,与支持向量机和神经网络相比,随机森林模型对三个物种的丰富度预测效果均最好,其 R²在橡胶材小蠹虫、中华蜜蜂和赤眼蜂中分别达到 0.785、0.845 和 0.798;基于随机森林模型的结果表明,斑块类型对橡胶材小蠹虫和中华蜜蜂丰富度相对重要性高于其他斑块属性;斑块面积对赤眼蜂丰富度影响高于其他斑块属性,且与斑块类型存在交互作用;橡胶林中橡胶材小蠹虫与中华蜜蜂丰富度高于天然林和其他斑块类型,玉米螟赤眼蜂丰富度则在天然林与农田中最高。研究揭示了斑块属性对不同物种丰富度的相对影响,阐明了斑块类型在不同物种中的重要作用,并证实了机器学习是推导斑块属性对物种影响的有效方法。

关键词:农业景观;景观破碎化;斑块属性;物种多样性;昆虫丰富度;机器学习

# Influence of landscape patch properties on species abundance based on machine learning method

FU Yudi<sup>1,2</sup>, WEN Zhi<sup>1,2,\*</sup>, LI Ruonan<sup>1,2</sup>, MA Jinfeng<sup>1,2</sup>, ZHENG Hua<sup>1,2</sup>

1 State Key Laboratory of Urban and Regional Ecology, Research Center for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100085, China 2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: The influence exerted by landscape fragmentation on various species is intricately tied to the properties of individual patches, which encompass a multitude of factors such as the type of patch, its area, shape, and the dynamic interactions these patches maintain with their neighboring counterparts. Within the specific context of fragmented agricultural landscapes, the exact impact of these patch properties on key species is a domain that still remains shrouded in a veil of limited understanding and empirical clarity. This study pivots its focus towards a representative agricultural landscape located in the Hainan region of China, a landscape that is notably marked by substantial fragmentation. In this particular context, a meticulously conducted field investigation spanned across 180 patches, each serving as a distinct habitat for three critical species: pests (*Xyleborus affinis*), pollinators (*Apis cerana*), and natural enemies (*Trichogrammatid ostriniae*)

基金项目:国家自然科学基金 (42101094, 41925005)

收稿日期:2023-10-17; 网络出版日期:2024-03-18

<sup>\*</sup> 通讯作者 Corresponding author.E-mail: zhiwen@ rcees.ac.cn

Pang et Chen). The properties of each patch, encompassing elements such as type, area, shape, and the intricate interplay with adjacent patches, were rigorously documented and analyzed. Subsequently, to decipher the complex relationships between the properties of these patches and the abundance of the aforementioned species, the capabilities of three advanced machine learning models were harnessed; namely, the Artificial Neural Network, the Random Forest, and the Support Vector Regression models. These models were adeptly employed, leveraging their respective analytical strengths, to analyze the intricate relationships at play. The results of this comprehensive study uncovered a significant revelation: the robust Random Forest model emerged as a superior predictor of the abundance of all three species in comparison to the Support Vector Regression and the Artificial Neural Network models. This was evidenced by impressively high R-squared values: 0.785 for X. affinis, 0.845 for A. cerana, and 0.798 for T. ostriniae. These findings underscored the paramount importance of certain patch properties, most notably the type of patch, in influencing the abundance of these species. In particular, it was observed that patch area exerted a dominant influence on the abundance of T. ostriniae, with subtle yet crucial interactions influencing the abundance of X. affinis and A. cerana, thereby surpassing the significance of other patch properties. Furthermore, variations in patch types revealed intriguing patterns. Notably, the study unveiled that rubber plantations harbored flourishing communities of X. affinis and A. cerana, a finding that was markedly pronounced when contrasted with the abundance found in natural forests and other patch categories. In stark contrast, T. ostriniae exhibited its highest abundance in the pristine sanctuaries of natural forests and cultivated landscapes. Overall, this study not only reveals the differential impacts of patch properties on the richness of multiple species but also elucidates the critical role that specific patch types play for different species. Additionally, it validates the efficacy of machine learning as a potent and insightful tool for inferring the impacts of landscape fragmentation and patch properties on species abundance and diversity.

**Key Words:** agricultural landscapes; landscape fragmentation; patch properties; species diversity; insect abundance; machine learning

土地利用转变导致的景观破碎化是生物多样性丧失主要原因之一<sup>[1-2]</sup>,进一步导致生态系统服务退化<sup>[3]</sup>,已引起了广泛关注和担忧。景观破碎化是以景观斑块为基础形成的,景观破碎化的效应依赖于斑块的属性,包括斑块类型、面积和形状等<sup>[4-5]</sup>,这些属性的差异被认为是生物多样性变化的直接驱动力<sup>[6-7]</sup>。现有的大量研究集中关注于景观破碎化对物种影响而不重视斑块属性作用<sup>[5-8]</sup>。尽管也有少量研究分析了斑块属性对物种的影响,但仍未取得共识<sup>[9-10]</sup>。开展多地区斑块属性对多物种影响的深入研究,既是揭示景观破碎化影响物种分布和生态系统服务机制的基础,也是斑块和景观管理的客观需要<sup>[11]</sup>。

斑块属性对物种影响是错综复杂的,可能表现出对斑块类型和物种类型的双重依赖性。斑块类型的转变对物种数量的显著影响已被多个研究证实<sup>[12-13]</sup>,一些物种也会受益于新斑块类型<sup>[14]</sup>。此外,斑块面积对物种丰富度也有显著影响<sup>[15]</sup>,通常认为大面积斑块可以支持更多的物种丰富度<sup>[16]</sup>;然而,斑块面积的影响效应是否依赖于斑块类型和其他斑块属性仍旧不清楚<sup>[17-18]</sup>。从理论上来说,具有广谱食性的物种对斑块面积的依赖性可能超过斑块类型<sup>[19]</sup>。考虑到斑块形状等因素对物种存在影响作用,例如有研究表明斑块形状比斑块的大小更能反映物种丰富度的规律<sup>[20]</sup>,物种数量随着斑块尺度上的变化将表现为复杂的变化特征。因此,解析斑块对物种的影响需综合性考虑各属性特征。

阐明斑块对物种的影响已有多种研究方法。当前对单一斑块属性效应的研究多使用传统统计方法进行数据分析,不仅忽视了其他斑块属性的影响作用,而且由于生态数据的复杂性,很难检测到复杂数据集内部潜在的隐藏连接与其他因子之间的交互作用。近年来机器学习方法被广泛应用到生态学的研究中,例如 Chen等使用了神经网络、最近邻算法、支持向量机揭示了社会经济和景观格局与蚊子数量的关系<sup>[21]</sup>。使用机器学习的方法可处理景观因素和物种种群之间复杂的非线性交互作用,无需指定或依赖特定的先验假设的结果,可有效揭示多斑块属性对物种影响,并可阐明不同属性的相对贡献。但是,目前极少有研究运用此方法探索

斑块属性的作用<sup>[22-23]</sup>。因此本研究通过多种机器学习方法拟合斑块属性与不同物种丰富度的关系,探索机器学习方法在模拟斑块属性与不同物种丰富度的适用性,解析斑块属性对物种丰富度的相对重要性,以期为农业破碎化景观中斑块管理和景观配置提供理论支撑。

#### 1 材料与方法

#### 1.1 研究区概况

研究区位于中国海南省乐东黎族自治县(18°24′—18°58′N,108°39′—109°24′E),该地区位于热带,年平均温度 24—26℃,年降水量 1600—2400mm,雨量充沛,以农业、种植业为主要经济来源,是全球生物多样性的热点地区<sup>[24—25]</sup>。该区域内土地利用类型多样,除农田和蔬菜等农业用地外,还有天然林、橡胶林、芒果林、槟榔林、龙眼林、香蕉林、火龙果园等斑块类型。其中,部分橡胶、槟榔、芒果和香蕉林由天然林转变而来,而且橡胶林也可被转为槟榔林和果园等土地利用类型,造成该地区景观破碎化严重<sup>[24]</sup>。

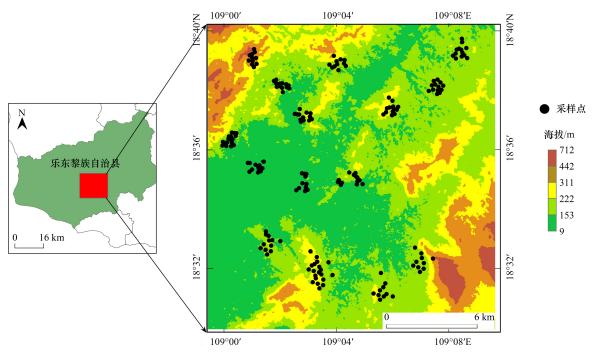


图 1 研究区位置和采样点

Fig.1 Study area and sampling sites

# 1.2 景观斑块洗取

考虑到该区域内的主要土地利用类型,研究中以8种主要土地利用类型作为取样对象,包括天然林、橡胶林、芒果林、槟榔林、龙眼林、香蕉林、火龙果园以及农田,居民区和水体被发现不适合物种栖息,因此不纳入考虑范围。斑块的选择充分考虑了斑块所处位置的空间分布差异,也考虑斑块属性的差异。共选取180个斑块,包括天然林11个,橡胶林33个,槟榔林45个,芒果林47个,农田27个,龙眼林4个,香蕉林3个,火龙果园12个。

# 1.3 斑块属性的确定

选择被认为可潜在影响物种分布的斑块属性进行分析<sup>[26-27]</sup>,包括斑块类型、斑块面积、斑块形状指数、斑块距天然林距离、是否与橡胶接触、天然林覆盖比例、以及是否有林下植物。其中,斑块类型,可直接体现潜在资源利用的供给能力;斑块面积描述斑块的大小;斑块形状指数体现了斑块的外形特征,通常为边界长度与平方根面积的比值;采样斑块据天然林距离和缓冲区内天然林覆盖比例也作为指标被纳入其中,原因是自然栖

息地可能是昆虫的主要来源<sup>[28]</sup>;类似地,由于橡胶林作为害虫主要栖息地,是否与橡胶林接触被量化为一个指标;而林下植物对昆虫丰富度有益<sup>[29]</sup>,故是否有林下植物也将其纳入考虑。

使用地理信息系统软件(ArcGIS 10.2)和高清晰遥感数据(分辨率 0.8 m)来进行斑块属性刻画。首先解译出斑块的类型,然后测量每个采样斑块的面积、周长;通过面积与周长计算出形状指数(S)表示斑块形状(公式 1)。此外,使用遥感数据来量化每个研究地点周边 1500 m 缓冲区内天然林覆盖比例( $P_i$ ,公式 2),半径的选择是依据昆虫的活动范围<sup>[30—31]</sup>。采样斑块到最近的天然林的欧氏距离被用以表征距天然林距离这一属性;根据遥感影像的分类结果即可判断是否与橡胶林接触;通过实地调查即可判定各斑块是否有林下植物覆盖。

$$S = \frac{P}{2\sqrt{\pi A_p}} \tag{1}$$

式中,P是斑块周长,A,是斑块面积,S是形状指数。

$$P_i = \frac{A_i}{A} \tag{2}$$

式中, $P_i$ 为天然林覆盖比例,A 为景观面积, $A_i$ 为天然林斑块面积。

#### 1.4 物种测定与鉴定

本研究选择在当地分布广泛,且有重要作用的昆虫作为研究对象,包括害虫橡胶材小蠹虫(*Xyleborus affinis*)、传粉昆虫中华蜜蜂(*Apis cerana*)和天敌物种玉米螟赤眼蜂(*Trichogrammatid ostriniae* Pang et Chen)。橡胶林在该地区分布广泛,并常年受橡胶材小蠹虫侵害,是当地的主要害虫类型之一<sup>[32]</sup>。当地是典型的热带农业景观,中华蜜蜂在当地特化后形成了海南独特的传粉昆虫资源,对当地农作物传粉具有重要作用<sup>[33]</sup>。玉米螟赤眼蜂是玉米螟等害虫的天敌,潜在的控制了农业害虫<sup>[34]</sup>。

在被选择的各斑块中放置色盘诱捕昆虫。按照前人的研究方法<sup>[35-36]</sup>,色盘黄、白、蓝三种颜色为一组,每个样地中放置一组,每个色盘中装有 500mL 水与 2 滴洗涤剂,分隔 3 m 放置于距地面高 1.2 m 样地中;一共放置了 180 组 540 个色盘,7 天后回收装置。将收集到的昆虫用 75% 乙醇保存封装,然后带到实验室进行测定与鉴定。各斑块中橡胶材小蠹虫、中华蜜蜂、玉米螟赤眼蜂三个物种的数量以表征各斑块中物种丰富度。昆虫取样时间为 2023 年 3 月。

# 1.5 机器学习模型

机器学习模型摆脱了传统统计方法无法处理非线性、数据量大等缺点,能有效地处理大规模、高维数据、自动特征提取及非线性数据关系。为推测斑块属性与物种丰富度关系,使用3种机器学习方法:神经网络(ANN)、随机森林(RF)、支持向量机回归(SVR)建立模型。7个斑块属性作为输入因子,昆虫丰富度作为响应变量。由于斑块属性因子间数值范围变化很大,所以对输入数据做一个整体标准化处理。输入因子尺度变换只涉及线性变换,保留了原始数据分布的整体形状和性质。

$$X_{i}' = \frac{X_{i} - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$
 (3)

式中, $X_{max}$ 和  $X_{min}$ 分别为输入因子第 i 个指标的最大值和最小值; $X_i$ 为第 i 个指标的实测值。

由于数据集较小,各机器学习方法均使用交叉验证以改善因子过拟合问题。采用了 5 倍交叉验证方法,具体为将数据随机分成 5 个相等的子样本(每个子样本包含 36 个采样点),用 4/5 的子样本(随机选择 144 个采样点)构建模型,其余的 1/10(36 个采样点)进行模型验证。然后计算均方根误差(RMSE)和决定系数( $R^2$ )来检查模型的有效性,一般来说,RMSE 值越小,模型对未见样本的预测效果越好<sup>[37]</sup>; $R^2$ 表示模型预测值与实际值的相关性,取值范围在 0 到 1 之间,越接近 1 表示模型的拟合效果越好。

使用各个模型评估各斑块属性对昆虫丰富度的相对重要性。评估模型输入相对重要性的方法在不同的 机器学习算法中有所区别,神经网络与支持向量机使用基于权重的特征重要性排序方法,模型会学习每个特

征的权重值。这些权重值可以用来评估特征对输出的影响程度,绝对值越大的权重表示特征对输出的影响越大<sup>[38-40]</sup>。在随机森林中,特征重要性可以通过计算每个特征在所有决策树中被用作分裂点的次数或减少熵的程度来得到,输入因子的相对重要性量化为基尼系数的平均下降<sup>[21]</sup>,系数越大,对物种丰富度的贡献越大。

为分析斑块类型的影响,对斑块类型下各类型(天然林、橡胶林、芒果林、槟榔林、龙眼林、香蕉林、火龙果园以及农田)进行 Kruskal-Wallis 检验,在此基础上比较多个斑块类型之间的物种丰富度显著差异性。为分析斑块类型和面积对物种的交互作用,将斑块类型与斑块面积作为独立因子,进行双因素方差分析,探讨斑块类型与斑块面积对物种丰富度主效应及交互作用。以上数据分析均使用 Python 软件完成,检验水平均为0.05。

# 2 结果与分析

研究期间在 180 个景观斑块中收集到橡胶材小蠹虫、中华蜜蜂、玉米螟赤眼蜂共 2627 只;其中橡胶材小蠹虫数量最多,共 1156 只;其次是中华蜜蜂,有 1123 只;玉米螟赤眼蜂数量相对较少,为 348 只。

# 2.1 机器学习模型分析结果

对橡胶材小蠹虫、中华蜜蜂、玉米螟赤眼蜂,三种机器学习方法中 RMSE 从高到低依次为:支持向量机、神经网络和随机森林(图2),说明随机森林预测值与实际值最为接近。此外,在神经网络模型中,R<sup>2</sup>在橡胶材小蠹虫、中华蜜蜂、玉米螟赤眼蜂中分别为0.667、0.702、0.482(表1),说明神经网络对橡胶材小蠹虫与中华蜜蜂预测精度较好,而对玉米螟赤眼蜂预测精度较差;在支持向量机模型中,R<sup>2</sup>在橡胶材小蠹虫、中华蜜蜂、玉米

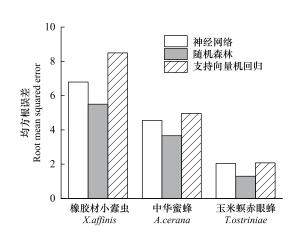


图 2 不同机器学习模型对物种预测(RMSE)均方根误差值
Fig. 2 Different machine learning models predict Root Mean
Squared Error (RMSE) values for species

螟赤眼蜂中分别为 0.507、0.708、0.512(表 1),说明支持向量机仅对中华蜜蜂预测精度较好;但在随机森林模型中,  $R^2$ 在橡胶材小蠹虫、中华蜜蜂、玉米螟赤眼蜂中均最高,分别是 0.785、0.845、0.798(表 1)。由此可知,随机森林模型对各物种均有最高的精度,对各物种丰富度预测更为准确。

表 1 三种机器学习方法对不同物种预测的  $R^2$ 值

Table 1 Three machine learning methods for predicting  $R^2$  values of different species

物种 Species	神经网络 Artificial neural network	随机森林 Random forest	支持向量机回归 Support vector regression
橡胶材小蠹虫 X. affinis	0.667	0.785	0.507
中华蜜蜂 A.cerana	0.702	0.845	0.708
玉米螟赤眼蜂 T. ostriniae	0.483	0.798	0.512

# 2.2 斑块属性对物种相对重要性

随机森林模型显示的斑块属性相对重要性表明,对橡胶材小蠹虫而言,斑块面积、斑块形状指数、天然林覆盖比例与是否与橡胶林接触重要性较低,与是否有林下植物最不重要,最重要的斑块属性为斑块类型和距天然林距离,但前者的重要性远高于后者(图3);对中华蜜蜂而言,斑块面积、斑块形状指数与天然林覆盖比例相对重要性较低、是否与橡胶林接触与是否有林下植物重要性最低,斑块类型和距天然林距离表现出相对高的重要性,且斑块类型为最高(图3);对玉米螟赤眼蜂而言,斑块形状指数、距天然林距离、天然林覆盖比例与是否与橡胶林接触重要性较低;尽管斑块面积表现出最高的重要性,但斑块类型与是否有林下植物也表现出较高重要性(图3)。而且,斑块类型和斑块面积具显著交互作用(P<0.05,表2)。由此可知,斑块属性对

物种的相对重要随物种类型而异,但斑块类型均表现出较高的相对重要性。

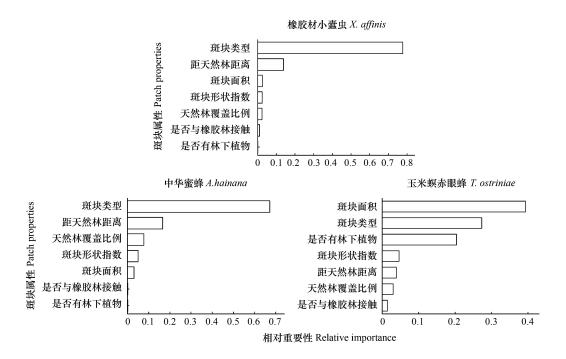


图 3 斑块属性对橡胶材小蠹虫、中华蜜蜂和玉米螟赤眼蜂影响的相对重要性

Fig.3 Relative importance of patch properties for X. affinis, A. cerana and T. ostriniae

表 2 斑块类型与面积对玉米螟赤眼蜂丰富度的交互作用
Table 2 The interaction between patch type and area on *T. ostriniae* abundance

斑块属性 Patch properties	自由度 <i>df</i>	F	P
斑块类型 Patch type	7	60.769	0.000
斑块面积 Patch area	1	62.076	0.000
斑块类型×斑块面积 Patch type×Patch area	7	32.789	0.000

#### 2.3 斑块类型对不同物种影响

各斑块类型中物种丰富度的分析表明,对于橡胶材小蠹虫而言,天然林、槟榔林、芒果林、农田、龙眼林和火龙果地间橡胶材小蠹虫丰富度未表现出显著差异(P>0.05,图 4),但他们显著低于香蕉林和橡胶林(P<0.05,图 4),橡胶林中橡胶材小蠹虫丰富度显著高于香蕉林(P<0.05,图 4)。对中华蜜蜂而言,槟榔林、芒果林、农田、龙眼林和火龙果地之间中华蜜蜂丰富度未表现出显著差异(P>0.05,图 4),但它们显著低于天然林、橡胶林和香蕉林,橡胶林中中华蜜蜂丰富度显著高于天然林和香蕉林(P<0.05,图 4);对玉米螟赤眼蜂而言,槟榔林、芒果林、香蕉林和火龙果地玉米螟赤眼蜂丰富度显著低于天然林、橡胶林、农田和龙眼林(P<0.05,图 4),天然林和农田的玉米螟赤眼蜂显著高于橡胶林和龙眼林(P<0.05,图 4)。由此可知,橡胶材小蠹虫和中华蜜蜂主要出现在橡胶林中,而玉米螟赤眼蜂则出现在天然林和农田中。

# 3 讨论

本研究结合机器学习方法探索斑块属性对物种丰富度影响。结果表明随机森林可有效揭示斑块属性对重要害虫(橡胶小蠹虫)、传粉昆虫(中华蜜蜂)和天敌物种(玉米螟赤眼蜂)丰富度的影响;对害虫和传粉昆虫而言,斑块类型的贡献度高于其他斑块属性;对于天敌物种而言,斑块面积具最高影响力,但其与斑块类型具有显著交互效应;在所有斑块类型中,橡胶林中橡胶材小蠹虫和中华蜜蜂丰富度要高于其他斑块类型。总

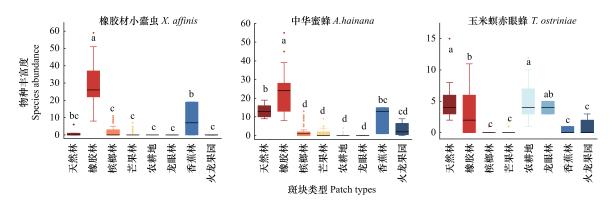


图 4 斑块类型间物种丰富度差异

Fig.4 Differences in species abundance among patch types

体来看,斑块对物种的影响既有属性依赖性,也有物种依赖性。

# 3.1 不同斑块属性对物种丰富度影响

斑块类型是橡胶材小蠹虫和中华蜜蜂最重要影响因子,但斑块面积是玉米螟赤眼蜂的最重要影响因子。先前研究发现斑块面积对昆虫物种丰富度具有高度重要性<sup>[16]</sup>,但本研究发现这一结果仅在玉米螟赤眼蜂上成立,斑块类型反而成为了橡胶材小蠹虫和中华蜜蜂丰富度的主导因子。这可能有两个原因,一是玉米螟赤眼蜂对斑块面积变化更敏感,斑块面积的资源与连通性使得其数量受到调控<sup>[41]</sup>;二是特定的斑块类型(如香蕉)是害虫与传粉昆虫筑巢与繁殖时第一选择<sup>[42-43]</sup>,传粉昆虫侧重于觅食范围内资源的多样性<sup>[44]</sup>,可以从多斑块类型互补中受益;害虫则依赖于橡胶作为寄主植物,可能直接或间接通过寄主的分布受到限制<sup>[45]</sup>,从而表现出对斑块类型的高度依赖。但让人意外的是,天然林覆盖比例与距天然林距离未表现出与以往研究类似的高度重要性<sup>[46-47]</sup>,这可能是由于采样时间处于旱季,当地天然林中资源匮乏,不能够满足各类昆虫需要,使得与天然林相关的斑块属性重要性下降。更重要的是,斑块类型与斑块面积直接影响昆虫的生境质量和食物资源<sup>[48-49]</sup>,而斑块形状指数、斑块距天然林距离、是否与橡胶接触、天然林覆盖比例只能间接影响生境质量<sup>[50]</sup>,使得它们的影响性没有斑块类型与斑块面积大。虽然是否有林下植物也直接影响到生境质量<sup>[29]</sup>,但对于橡胶材小蠹虫和中华蜜蜂来说,斑块类型代表的资源对它们来说更重要<sup>[51]</sup>,所以是否有林下植物重要性较低;而对于玉米螟赤眼蜂而言,林下植物提供了栖息场所与资源<sup>[29]</sup>,所以是否有林下植物在玉米螟赤眼蜂中表现出较高的重要性。

# 3.2 斑块属性的对物种丰富度交互效应

斑块面积对物种的影响显著受斑块类型调节,但具有物种依赖性。以往研究集中关注于单一斑块属性(如斑块面积)对物种影响<sup>[12-16]</sup>,而忽略了多因素的交叉作用对物种的影响。但是斑块属性之间会相互影响,从物种对资源利用的角度来说,斑块面积代表可用资源大小,斑块面积越大则提高更多的资源与生态位,使得物种丰富度越多<sup>[16]</sup>;斑块类型代表了可用资源的质量,不同斑块类型资源质量不同,高质量斑块类型维持更多的物种丰富度。这也就意味着大面积的斑块可以弥补低质量斑块的缺陷或是高质量的斑块弥补小面积斑块带来的缺陷,甚至高质量、大面积的斑块类型对物种丰富度产生一加一大于二的效果。但本研究也证明了这一结果具有物种依赖性,仅在玉米螟赤眼蜂中观察到,这可能是因为某些物种的分布受到斑块面积的影响有限。

#### 3.3 不同斑块类型对物种丰富度影响

本研究发现在橡胶林中害虫具有较高的丰富度,天然林与农田中天敌昆虫数量最多,与前人研究结果基本一致<sup>[52-53]</sup>。橡胶林中具有害虫生存的资源,且缺乏人为管理导致其害虫大量繁殖而表现出更高的害虫丰富度。而天然林拥有更利于天敌昆虫生存和繁殖的条件<sup>[54]</sup>,而当地农田天敌昆虫数量较多则是因为种植多

种农作物,作物异质性与天敌昆虫数量呈正相关<sup>[55]</sup>。然而,本研究发现传粉昆虫在橡胶林中的丰富度高于天然林和其他斑块类型,不同于前人的研究结果<sup>[56]</sup>。这可能有两个原因,一是海南的中华蜜蜂自身的特性决定的,中华蜜蜂海南亚种可分为山地蜂与林地蜂,研究区中较少山区,多数为林地蜂,树木茂密高大的橡胶林成为了中华蜜蜂的栖息地;另一个原因则是由于季节导致的,由于采样时正处于旱季,天然林等斑块处于新叶未生的状态,而橡胶返绿早于天然林等斑块,成为了传粉昆虫在旱季的首要栖息地类型。

# 3.4 不同机器学习模型对物种丰富度预测影响

本研究结果支持随机森林在三种机器学习方法对物种丰富度预测中效果最佳。虽然 Chen 等在对蚊子丰富度进行预测时发现最近邻算法是最为稳定与优秀的模型,但他们在建模时并没有使用随机森林<sup>[21]</sup>。在本研究中,神经网络与支持向量机回归在物种预测中的效果并不理想,这可能是因为神经网络通常需要更多的数据来训练和泛化,如果数据集很小,神经网络可能会过拟合而导致性能下降,而且在小数据集上,训练时间可能不足以使神经网络充分收敛<sup>[57]</sup>;对于支持向量机回归来说,不仅存在小数据集导致性能下降的问题,如果数据具有复杂的非线性关系,支持向量机回归可能无法充分拟合数据<sup>[58]</sup>。而随机森林来源于基于决策树的集成学习方法的优势,使它能构建多个决策树的均值来提高预测准确性,能够较好地处理非线性和非正态分布的数据,加上采用了随机抽样和随机特征选择,对小样本数据友好,使得随机森林在此次数据上具有较好的泛化能力<sup>[59]</sup>。

# 3.5 对未来研究和管理的启示

本研究结果对斑块管理和物种保护具有重要启示,尤其斑块转变导致景观破碎化的全球背景下<sup>[1]</sup>。在热带农业地区,斑块类型在影响害虫和传粉昆虫方面具有高重要性,且橡胶斑块具有更高丰富度,因此,害虫(橡胶材小蠹虫)的控制因以橡胶林斑块的管理为重点,而无需过度忧虑其他斑块的影响;但当地传粉昆虫的保护应重点关注橡胶林而不是其他斑块。对天敌昆虫(玉米螟赤眼蜂)来说,天然林具有显著影响,且这种影响是斑块面积与斑块类型的交互作用,保护与恢复天然林面积与数量以更好地涵养天敌物种。此外,本研究结果证实了机器学习可作为探索斑块属性对物种影响的有效方法,基于相关结果深入了解不同物种对斑块属性的响应,并制定有效的景观管理策略,协同促进农业害虫控制、物种保护和农作物产量的维持。

虽然在本研究证明了使用机器学习推测斑块属性对物种影响的有效性,但由于只针对橡胶小蠹虫、中华蜜蜂、玉米螟赤眼蜂3个物种进行建模,机器学习的方法是否适合于其他物种仍需进一步探索,因此,测定其他物种并建模评估是极其有必要的。本次取样的180个样本仍是较小数据集,尽管使用了交叉验证方法尽可能地减少了小样本的过拟合问题,但增加样本数量对模型精度的提升是合理的。此外,本研究仅在斑块水平探索了斑块属性对不同物种影响,未来可进一步在景观水平探索斑块多样性及其空间排列对多物种的影响差异,深入揭示景观破碎化效应。

# 4 结论

与神经网络和支持向量机回归相比,三种物种模拟的结果均显示随机森林模型在小样本数据上表现更为出色,说明了机器学习模型的选择对于不同研究情境的重要性。基于随机森林的结果显示,斑块类型在害虫(橡胶材小蠹虫)和传粉昆虫(中华蜜蜂)丰富度中占主导地位,天敌(玉米螟赤眼蜂)则受斑块面积影响较大,但这种效应受斑块类型调节。在所有斑块类型中,橡胶林中橡胶材小蠹虫丰富度和传粉昆虫要高于天然林、芒果林、槟榔林、农田、龙眼林、香蕉林与火龙果园,但天然林和农田中具有更高的天敌丰富度。因此,在农业景观应重点关注橡胶林的规模控制以平衡害虫控制和传粉昆虫的保护;对于天敌昆虫(如玉米螟赤眼蜂),保护和恢复天然林是关键。本研究中运用机器学习的方法有效揭示斑块属性的作用,在农业管理中可依据斑块与目标物种关系的差异性去制定斑块管理措施,实现物种的保护以及农业产品的双重任务。

# 参考文献 (References):

[ 1 ] Jaureguiberry P, Titeux N, Wiemers M, Bowler D E, Coscieme L, Golden A S, Guerra C A, Jacob U, Takahashi Y, Settele J, Díaz S, Molnúr

- Z, Purvis A. The direct drivers of recent global anthropogenic biodiversity loss. Science Advances, 2022, 8(45): eabm9982.
- [2] Newbold T, Hudson L N, Arnell A P, Contu S, De Palma A, Ferrier S, Hill S L L, Hoskins A J, Lysenko I, Phillips H R P, Burton V J, Chng C W T, Emerson S, Gao D, Pask-Hale G, Hutton J, Jung M, Sanchez-Ortiz K, Simmons B I, Whitmee S, Zhang H B, Scharlemann J P W, Purvis A. Has land use pushed terrestrial biodiversity beyond the planetary boundary? A global assessment. Science, 2016, 353 (6296): 288-291.
- [3] 李屹峰,罗跃初,刘纲,欧阳志云,郑华.土地利用变化对生态系统服务功能的影响——以密云水库流域为例.生态学报,2013,33(3):726-736.
- [4] da Silva P G, Nunes C A, Ferreira L F, Braga R F, Beiroz W, Perillo L N, Solar R R C, de Siqueira Neves F. Patch and landscape effects on forest-dependent dung beetles are masked by matrix-tolerant dung beetles in a mountaintop rainforest archipelago. Science of the Total Environment, 2019, 651(Pt 1): 1321-1331.
- [5] Diuk-Wasser M A, VanAcker M C, Fernandez M P. Impact of land use changes and habitat fragmentation on the eco-epidemiology of tick-borne diseases. Journal of Medical Entomology, 2021, 58(4): 1546-1564.
- [6] Tscharntke T, Tylianakis J M, Rand T A, Didham R K, Fahrig L, Batáry P, Bengtsson J, Clough Y, Crist T O, Dormann C F, Ewers R M, Fründ J, Holt R D, Holzschuh A, Klein A M, Kleijn D, Kremen C, Landis D A, Laurance W, Lindenmayer D, Scherber C, Sodhi N, Steffan-Dewenter I, Thies C, van der Putten W H, Westphal C. Landscape moderation of biodiversity patterns and processes-eight hypotheses. Biological Reviews of the Cambridge Philosophical Society, 2012, 87(3); 661-685.
- [7] Outhwaite C L, McCann P, Newbold T. Agriculture and climate change are reshaping insect biodiversity worldwide. Nature, 2022, 605(7908): 97-102.
- [8] Yan Y Z, Jarvie S, Liu Q F, Zhang Q. Effects of fragmentation on grassland plant diversity depend on the habitat specialization of species. Biological Conservation, 2022, 275: 109773.
- [ 9 ] Clough Y, Kirchweger S, Kantelhardt J. Field sizes and the future of farmland biodiversity in European landscapes. Conservation Letters, 2020, 13 (6); e12752.
- [10] Riva F, Fahrig L. Landscape-scale habitat fragmentation is positively related to biodiversity, despite patch-scale ecosystem decay. Ecology Letters, 2023, 26(2): 268-277.
- [11] 王航, 秦奋, 朱筠, 张传才. 土地利用及景观格局演变对生态系统服务价值的影响. 生态学报, 2017, 37(4): 1286-1296.
- [12] Habel J C, Teucher M, Gros P, Schmitt T, Ulrich W. Land use and climate change affects butterfly diversity across northern Austria. Landscape Ecology, 2021, 36(6): 1741-1754.
- [13] Prestele R, Brown C, Polce C, Maes J, Whitehorn P. Large variability in response to projected climate and land-use changes among European bumblebee species. Global Change Biology, 2021, 27(19): 4530-4545.
- [14] Wurz A, Grass I, Lees D C, Rakotomalala A A N A, Súfiún S, Martin D A, Osen K, Loos J, Benasoavina E, Alexis T, Tscharntke T. Land-use change differentially affects endemic, forest and open-land butterflies in Madagascar. Insect Conservation and Diversity, 2022, 15(5): 606-620.
- [15] 王润,丁圣彦,卢训令,宋博. 黄河中下游农业景观中景观简化对传粉昆虫多样性的影响——以巩义市为例. 生态学报, 2017, 37(7): 2225-2236.
- [16] Chase J M, Blowes S A, Knight T M, Gerstner K, May F. Ecosystem decay exacerbates biodiversity loss with habitat loss. Nature, 2020, 584 (7820) · 238-243.
- [17] Barbercheck M E, Wallace J. Weed-insect interactions in annual cropping systems. Annals of the Entomological Society of America, 2021, 114 (2); 276-291.
- [18] Häkkilä M, Johansson A, Sandgren T, Uusitalo A, Mönkkönen M, Puttonen P, Savilaakso S. Are small protected habitat patches within boreal production forests effective in conserving species richness, abundance and community composition? A systematic review. Environmental Evidence, 2021, 10: 1-20.
- [19] Kreider J J, Chen T W, Hartke T R, Buchori D, Hidayat P, Nazarreta R, Scheu S, Drescher J. Rainforest conversion to monocultures favors generalist ants with large colonies. Ecosphere, 2021, 12(8): e03717.
- [20] Heegaard E, Økland R H, Bratli H, Dramstad W E, Engan G, Pedersen O, Solstad H. Regularity of species richness relationships to patch size and shape. Ecography, 2007, 30(4): 589-597.
- [21] Chen S, Whiteman A, Li A, Rapp T, Delmelle E, Chen G, Brown C L, Robinson P, Coffman M J, Janies D, Dulin M. An operational machine learning approach to predict mosquito abundance based on socioeconomic and landscape patterns. Landscape Ecology, 2019, 34(6): 1295-1311.
- [22] Beery S, Cole E, Parker J, Perona P, Winner K. Species distribution modeling for machine learning practitioners: a review. Proceedings of the 4th ACM SIGCAS Conference on Computing and Sustainable Societies. 28 June 2021, Virtual Event, Australia. ACM, 2021; 329-348.
- [23] Pless E, Saarman N P, Powell J R, Caccone A, Amatulli G. A machine-learning approach to map landscape connectivity in *Aedes aegypti* with genetic and environmental data. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2021, 118(9): e2003201118.

- [24] Wen Z, Zheng H, Smith J R, Zhao H, Liu L, Ouyang Z Y. Functional diversity overrides community-weighted mean traits in linking land-use intensity to hydrological ecosystem services. Science of the Total Environment, 2019, 682; 583-590.
- [25] Zheng H, Wang L J, Peng W J, Zhang C P, Li C, Robinson B E, Wu X C, Kong L Q, Li R N, Xiao Y, Xu W H, Ouyang Z Y, Daily G C. Realizing the values of natural capital for inclusive, sustainable development; informing China's new ecological development strategy. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2019, 116(17): 8623-8628.
- [26] Jordon M W, Hackett T D, Aboagye-Antwi F, Eziah V Y, Lewis O T. Effects of distance from semi-natural habitat on fall armyworm (*Spodoptera frugiperda*, J. E. Smith) and its potential natural enemies in Ghana. Bulletin of Entomological Research, 2022, 112(3): 343-353.
- [27] Tikhonov G, Opedal Ø H, Abrego N, Lehikoinen A, de Jonge M M J, Oksanen J, Ovaskainen O. Joint species distribution modelling with the r-package Hmsc. Methods in Ecology and Evolution, 2020, 11(3): 442-447.
- [28] Holland J M, Douma J C, Crowley L, James L, Kor L, Stevenson D R W, Smith B M. Semi-natural habitats support biological control, pollination and soil conservation in Europe. A review. Agronomy for Sustainable Development, 2017, 37(4): 1-23.
- [29] Staton T, Walters R, Smith J, Breeze T, Girling R. Management to promote flowering understoreys benefits natural enemy diversity, aphid suppression and income in an agroforestry system. Agronomy, 2021, 11(4): 651.
- [30] González E, Landis D A, Knapp M, Valladares G. Forest cover and proximity decrease herbivory and increase crop yield via enhanced natural enemies in soybean fields. Journal of Applied Ecology, 2020, 57(11): 2296-2306.
- [31] Wen Z, Yang Q F, Huang B B, Zhang L, Zheng H, Shen Y S, Yang Y Z, Ouyang Z Y, Li R N. Landscape composition and configuration relatively affect invasive pest and its associator across multiple spatial scales. Frontiers in Sustainable Food Systems, 2023, 7: 1114508.
- [32] 殷涛. 海南橡胶小蠹虫多样性和生态位调查初步[D]. 海口:海南大学, 2018.
- [33] 高景林, 赵冬香, 周冰峰, 朱翔杰. 海南中蜂资源保护与利用. 中国蜂业, 2010, 61(2): 33-34.
- [34] 曲志刚. 赤眼蜂防治玉米螟田间防效测定与评估. 吉林农业, 2017(5): 84.
- [35] 王美娜, 卢训令, 崔洋, 王梦茹, 丁圣彦. 不同人为干扰下林地类型对传粉昆虫的影响——以河南省巩义市为例. 生态学报, 2018, 38 (2): 464-474.
- [36] Westphal C, Bommarco R, Carré G, Lamborn E, Morison N, Petanidou T, Potts S G, Roberts S P, Szentgyrgyi H, Tscheulin T. Measuring bee diversity in different European habitats and biogeographical regions. Ecological monographs, 2008, 78(4): 653-671.
- [37] Hodson T O. Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE); when to use them or not. Geoscientific Model Development, 2022, 15(14); 5481-5487.
- [38] Aksu G, Güzeller C O, Eser M T. The effect of the normalization method used in different sample sizes on the success of artificial neural network model. International Journal of Assessment Tools in Education, 2019, 6(2): 170-192.
- [39] Chen W Y, Chan Y J, Lim J W, Liew C S, Mohamad M, Ho C D, Usman A, Lisak G, Hara H, Tan W N. Artificial neural network (ANN) modelling for biogas production in pre-commercialized integrated anaerobic-aerobic bioreactors (IAAB). Water, 2022, 14(9): 1410.
- [40] Hollings T, Robinson A, van Andel M, Jewell C, Burgman M. Species distribution models: a comparison of statistical approaches for livestock and disease epidemics. PLoS One, 2017, 12(8): e0183626.
- [41] Burks J M, Philpott S M. Local and landscape drivers of parasitoid abundance, richness, and composition in urban gardens. Environmental Entomology, 2017, 46(2): 201-209.
- [42] Sardiñas H S, Kremen C. Evaluating nesting microhabitat for ground-nesting bees using emergence traps. Basic and Applied Ecology, 2014, 15 (2): 161-168.
- [43] Schirmel J, Albrecht M, Bauer P M, Sutter L, Pfister S C, Entling M H. Landscape complexity promotes hoverflies across different types of seminatural habitats in farmland. Journal of Applied Ecology, 2018, 55(4): 1747-1758.
- [44] Hass A L, Kormann U G, Tscharntke T, Clough Y, Baillod A B, Sirami C, Fahrig L, Martin J L, Baudry J, Bertrand C, Bosch J, Brotons L, Burel F, Georges R, Giralt D, Marcos-García M Á, Ricarte A, Siriwardena G, Batáry P. Landscape configurational heterogeneity by small-scale agriculture, not crop diversity, maintains pollinators and plant reproduction in western Europe. Proceedings Biological Sciences, 2018, 285 (1872): 20172242.
- [45] Guo Q F, Fei S L, Potter K M, Liebhold A M, Wen J. Tree diversity regulates forest pest invasion. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2019, 116(15): 7382-7386.
- [46] Seibold S, Gossner M M, Simons N K, Blüthgen N, Müller J, Ambarlı D, Ammer C, Bauhus J, Fischer M, Habel J C, Linsenmair K E, Nauss T, Penone C, Prati D, Schall P, Schulze E D, Vogt J, Wöllauer S, Weisser W W. Arthropod decline in grasslands and forests is associated with landscape-level drivers. Nature, 2019, 574: 671-674.
- [47] Hevia V, Carmona C P, Azcárate F M, Heredia R, González J A. Role of floral strips and semi-natural habitats as enhancers of wild bee functional diversity in intensive agricultural landscapes. Agriculture, Ecosystems & Environment, 2021, 319: 107544.

- [48] Blüthgen N, Staab M, Achury R, Weisser W W. Unravelling insect declines; can space replace time? Biology Letters, 2022, 18(4): 20210666.
- [49] Uhl B, Wölfling M, Fiedler K. Qualitative and quantitative loss of habitat at different spatial scales affects functional moth diversity. Frontiers in Ecology and Evolution, 2021, 9: 637371.
- [50] Wang B X, Cheng W M. Effects of land use/cover on regional habitat quality under different geomorphic types based on InVEST model. Remote Sensing, 2022, 14(5): 1279.
- [51] Boyce M S, Johnson C J, Merrill E H, Nielsen S E, Solberg E J, van Moorter B. REVIEW; can habitat selection predict abundance? The Journal of Animal Ecology, 2016, 85(1); 11-20.
- [52] Borkakati R N, Saikia D K, Buragohain P. Natural enemy fauna of paddy and horticultural ecosystems in upper Assam. Indian Journal of Entomology, 2018, 80(3); 658-661.
- [53] Letourneau D K, Bothwell Allen S G, Kula R R, Sharkey M J, Stireman J O. Habitat eradication and cropland intensification may reduce parasitoid diversity and natural pest control services in annual crop fields. Elementa: Science of the Anthropocene, 2015, 3: 000069.
- [54] Bartual A M, Sutter L, Bocci G, Moonen A C, Cresswell J, Entling M, Giffard B, Jacot K, Jeanneret P, Holland J, Pfister S, Pintér O, Veromann E, Winkler K, Albrecht M. The potential of different semi-natural habitats to sustain pollinators and natural enemies in European agricultural landscapes. Agriculture, Ecosystems & Environment, 2019, 279: 43-52.
- [55] Priyadarshana T S, Lee M B, Ascher J S, Qiu L, Goodale E. Crop heterogeneity is positively associated with beneficial insect diversity in subtropical farmlands. Journal of Applied Ecology, 2021, 58(12): 2747-2759.
- [56] Bartholomée O, Aullo A, Becquet J, Vannier C, Lavorel S. Pollinator presence in orchards depends on landscape-scale habitats more than in-field flower resources. Agriculture, Ecosystems & Environment, 2020, 293; 106806.
- [57] Deneu B, Servajean M, Bonnet P, Botella C, Munoz F, Joly A. Convolutional neural networks improve species distribution modelling by capturing the spatial structure of the environment. PLoS Computational Biology, 2021, 17(4): e1008856.
- [58] Awad M, Khanna R, Awad M, Khanna R J E L M T, Concepts, Engineers A F, Designers S. Support vector regression. 2015: 67-80.
- [59] Valavi R, Elith J, Lahoz-Monfort J J, Guillera-Arroita G. Modelling species presence-only data with random forests. Ecography, 2021, 44(12): 1731-1742.