



DOI: 10.20103/j.stxb.202303210534

姚紫嫣, 李春明, 王静怡, 李大锋, 焦亚冉, 翁辰. 基于声景的生物多样性评估方法研究进展——基于文献计量分析. 生态学报, 2024, 44(5): 2187-2197.

基于声景的生物多样性评估方法研究进展 ——基于文献计量分析

姚紫嫣^{1,2}, 李春明^{1,*}, 王静怡^{1,2}, 李大锋³, 焦亚冉^{1,2}, 翁辰^{1,2}

1 中国科学院城市环境研究所, 城市环境与健康重点实验室, 厦门市城市代谢重点实验室, 厦门 361021

2 中国科学院大学, 北京 100049

3 广东省林业科学研究院, 广州 510520

摘要:近年来,人工智能技术的迅速发展,为构建完备的生物多样性监测体系提供了技术支持,从声音角度拓展生物多样性监测体系成为新的发展趋势。在声景生态学中,声景是由生物声、人类声和地理声共同构成的景观,声生态位假说和声学适应性假说为声景评估生物多样性提供了主要的理论基础。总结了人工识别法、声学指数法和自动识别法三种常用评估方法,梳理方法的概念、评估原理、差异和局限性。归纳声景在评估生物多样性中造成偏差的影响因素,如生物学因素、环境因素、噪声干扰和数据采集方式。因物种遗传、行为和环境导致的鸣声复杂性,增加了物种识别和分类的不确定性,使得仅依靠声学特征来评估多样性存在一定的局限性。为此,需深入研究声生态位假说和声学适应性假说的作用机理,并整合多学科专业知识和技术,以建立更全面的理论框架和应用模型。同时,开展数据采集和处理的标准化、融合和创新评估方法并建立声景特征数据库共享平台,为生物多样性快速评估和保护提供更有效的工具和方法。

关键词:声景; 声景生态学; 生态声学; 生物多样性; 机器学习

人类活动造成全球物种灭绝率急剧增加,生物多样性的快速丧失导致生态系统改变并且威胁到人类福祉^[1]。为迅速了解生物多样性变化及其发展趋势,其监测方法也在不断发展。传统的野外调查方法主要包括样方法、人工计数法和抽样调查法等,但调查过程中耗费大量人力物力且时间不连续。而传感器网络和人工智能技术的快速发展为生物多样性监测提供了新方法,如卫星遥感、无人机航拍、红外相机识别^[2],以及声景监测^[3]。相较于传统调查方法,新的生物多样性监测方法以非入侵、低成本和减少观察者偏差的方式进行^[4],并且能够进入人类难以到达的区域,增加发现珍稀物种的可能性。

动物声音中包含着丰富的信息,在领土防御、吸引配偶、威慑敌人、导航、觅食和维持社会群体等多方面发挥重要作用。声音能够向多个方向传播并且有较长的传播距离,因此声景监测不仅可以识别目标物种、监测物种行为,还可以测量物种活动范围。常见的目标物种包括鸟类、蝙蝠、两栖动物、昆虫和鱼类等^[5]。在声景生态学中,声景是人类声、地理声和生物声的集合^[6]和生态过程的一个组成部分^[7]。声景监测可用于诊断生态系统健康或评估生物多样性^[8],并了解人类行为和生态过程之间的关系。Dumyahn 和 Pijanowski^[9]认为声景是一种生态资源,应对其进行管理,从而保护生物多样性。

使用声景评估生物多样性内容主要包括两个方面:(1)估算特定物种的多样性;(2)通过声多样性反映群

基金项目:中国科学院战略性先导科技专项(A类)(XDA23030402);国家自然科学基金项目(42277472);福建省科技计划项目(2021Y0071)

收稿日期:2023-03-21; **网络出版日期:**2023-12-11

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: cml@iue.ac.cn

落多样性。基于声学生态位假说^[10]和声学适应性假说^[11],提出“较高的物种丰富度可转化为较复杂的生物声,声多样性与发声物种多样性呈正相关”假设^[12],大量研究在群落水平上快速评估生物多样性,目前已经被用于测量物种丰度和物种丰富度等。常用的生物多样性评估方法包括人工识别法、声学指数法和自动识别法(表1)。声学指数是目前应用最多的方法,早期倾向于人工识别声谱图,而人工智能技术的不断发展使自动识别法受到重视。文章详细介绍三种方法的概念、评估原理、适用性和局限性,同时从生物学因素、环境因素、噪声干扰和数据采集方式4个方面梳理使用声景评估生物多样性过程中可能导致结果产生偏差的影响因素,指出声学生态位假说和声学适应性假说在应用中的挑战,并对未来声景技术应用在生物多样性领域进行展望,以期有声景评估生物多样性方法的完善提供参考。

表1 基于声景的生物多样性评估常用方法及其优缺点

Table 1 The advantages and disadvantages of soundscape-based biodiversity assessment

评估方法 Assessment methods	评估原理 Evaluation principle	优点 Advantages	缺点 Disadvantages
人工识别法 Manual identification method	利用听觉识别物种或通过 Audacity 或 Adobe Audition 等软件将声音片段生成声谱图进行目视识别。	识别精确度较高	耗时耗力、对人员专业素质要求较高、带有一定的主观性。
声学指数法 Acoustic indices method	通过数学函数从时间、振幅和频率三个维度总结音频复杂性或异质性。	计算方法已程序化,能提升数据处理效率	干扰因素较多,不同指数适用栖息地类型有限,缺乏通用指数。
自动识别法 Automated recognition method	不同声源的频率、振幅随时间变化具有明显差异。使用机器学习算法实现物种自动识别或声源特征聚类。	处理音频数据速度较快	缺乏大规模声纹特征,识别准确度需优化,背景噪音和声音混叠导致精度降低。

1 发展现状

以 Web of Science 核心合集数据库为数据来源进行检索,使用声景和生物多样性关键词组合,检索式主题为:(ecoacoustic * OR soundscape *) AND 主题(biodiversity *)。检索时间段为 2011 年—2023 年,文献类型选择“论文”或“综述论文”,共检索到 290 篇文献(文献统计截止时间为 2023 年 2 月 20 日),删除无关文献 25 篇,根据关键词 acoustic ind * 和相关综述补充文献 79 篇,最后共得到文献 344 篇。如图 1 所示,近年来,使用声景评估生物多样性的文献发表数量呈稳步增长趋势,文章数量排名前六的国家分别是美国、英国、法国、澳大利亚、中国和巴西。

利用 VOSviewer 软件对 344 篇文献关键词聚类,选择出现次数 10 次及以上,并对同义词或近义词进行合并,生成高频关键词共现图(图 2)。发现物种丰富度(Species richness)、物种多样性(Species diversity)和均匀度(Evenness)是使用较多的生物多样性代表指数,常被用于探讨与声学指数之间的相关性。研究区域主要集中在生物多样性丰富的地区,如珊瑚礁(Coral reef)和热带森林(Tropical forest)。研究对象多为整个动物群落(Animal community),或鸟(Bird)、昆虫(Insect)、蝙蝠(Bat)和鱼类(Fish)等单个物种。小时(Hour)、月(Month)和季节(Season)是受到较关注的时间频率,黎明(Dawn)、黄昏(Dusk)和春季(Spring)、夏季(Summer)是较理想的研究契机。

2 评估方法

基于声景评估生物多样性尚未出现被广泛认可的单一方法。传统声学数据处理方式将声音信号以声谱图形式显示,研究人员需要人工扫描声谱图并结合音频反复播放以判别目标声音。声景的提出使研究者们转而关注声学群落,以时间、频率和振幅等特征发展出一系列声学指数,将声音总结为有意义的、可解释的生态指标,以声学指数评估发声物种群落的声音多样性或复杂性。随着机器学习算法的迅速发展,自动识别物种

丰富度)更有效^[14],因为声传感器能够记录并在声谱图上显示很多被现场记录人员所忽视的微弱声音,有效减少由观察者偏差产生的影响。当前使用较广泛的频谱图可视化软件包括 Adobe Audition、Audacity、Peaper 和 Sonic Visualizer 等。在提高识别准确性的情况下,两种方法常同时使用,但两者均需要研究人员具有丰富的专业知识。在当前研究中,基于声谱图的人工分析方法仍是处理声景数据最有效和准确的方法^[15],常用于验证自动识别模型的准确性和精度。人工识别法识别全面、精度较高,但耗时耗力,当音频数据量较大时,人工识别方法不再适用。

2.2 声学指数法

研究者们基于不同发声源的差异性,开发了多种声学指数来反映环境中的声音多样性^[16–17]。使用声学指数评估生物多样性主要分为两种发展方向:建立声学指数与物种丰富度之间的关系^[18],计算整个声景观的声学指数以评估不同群落的声音多样性^[19]。声学指数可以分为 α 声学指标和 β 声学指标^[19]: α 声学指标是组内指数,用于评估一个声学群落或声景观的丰富度、复杂性和异质性等; β 声学指标是组间指数,用于比较声学群落之间的声学差异水平等。声学指数应用在不同生态系统,包括陆地生态系统、水域生态系统和海洋生态系统,例如自然保护区^[20]、国家公园^[21]、城市森林^[22]、温带草原^[23]、亚热带森林^[24]、热带雨林^[25]、温带池塘^[26]、淡水溪流^[27]和珊瑚礁区域^[28–29]等。

目前常见的声学指数包括声音复杂度指数^[30](ACI)、生物声学指数^[31](BIO)、声音多样性指数^[32](ADI)、声音均匀性指数^[32](AEI)、标准化声景差异指数^[33](NDSI)和声熵指数^[34](H)。大部分指标可在 R 软件中实现分析,其中应用较多的是 tuneR、seewave 和 soundecology 程序包。在所有指数中,ACI 应用广泛且表现较为突出^[12,35],相关研究多在热带森林和草原生态系统中开展^[36]。对 ACI 的研究显示其与 Shannon 指数、物种均匀度和物种数量呈正相关关系^[29]。BIO 与鸟类丰富度的相关性在温带地区相比于热带地区更强一些,在热带地区的低相关性可能是因为音频数据中记录的非目标物种的发声^[37]。H 也是在生物多样性应用中表现较好的指数之一^[37–39],与物种丰富度相关性较强,与 BIO 相反,H 在热带森林地区应用效果更好。而 ADI 和 AEI^[23]和物种丰富度的关系受到应用范围限制,因为其对占用频率范围较敏感,在同质性较高的地区(如草原)表现较差,更适合应用在混合栖息地。NDSI 的开发不是为了评估物种多样性,而是用于测量人为干扰。NDSI 受人为干扰影响较大^[12,40],在人类活动较多的地方,NDSI 的值会立即降低,因此可以用作研究城市或城郊地区环境中人类声音的高水平指标^[41]。

尽管有许多声学指数可供选择,但不同的指数指示含义不同,并且声学信息转化为生态信息时会因研究区域环境(例如土地利用、植被结构、天气等)而异^[42]。同时,部分研究对声学指数的性能提出了异议,虽然有关声学指数的多部分研究反映了声音多样性和生物多样性指数之间的关系^[43–44],但也有研究表明声学指数不能直接代表生物多样性^[4,39,45]。Gasc 等^[46]提出没有任何一个单一的指数能够满足代表物种丰富度的三个标准,Towsey^[47]使用两个或多个指数加权组合评估物种丰富度时发现比单一指数更有效,因为指数的加权组合可以降低与指数计算相关的极端信息^[39]。最后,在使用声学指数评估生物多样性时,需对声学指数的有效性进行分析,因为声学指标是声多样性和丰富度测量值的代表,而不是对物种本身进行测量^[48]。声音传播在陆地和水域环境中存在根本差异,因此在陆地环境中设计的声学指数应用在水域环境时,更需对其有效性进行确认^[35]。

2.3 自动识别法

面对日益增加的音频数据集,自动模式可以快速和批量地实现物种识别或分类,通过识别或分类结果反映生物多样性,当前已应用于鸟类、无尾物种、蝙蝠和哺乳动物等物种。使用声景数据自动识别物种的基本流程包括:音频数据预处理、呼叫检测或分割、特征选择和提取、识别或分类。音频预处理的主要目的是降噪,通过滤波器、噪声抑制算法或其他处理技术以减少或消除噪声。呼叫检测或分割是确认音频中是否包含鸣声或其他目标声音或按照鸣声时长对音频片段进行裁剪分割。选择具有代表性的特征是自动识别的关键步骤,研究人员常通过统计分析确定声学特征,例如方差、平均值、快速傅里叶变换(FFT)和梅尔频率倒谱系数

(IMFCC)等。最后,使用机器学习算法对提取的特征进行识别或分类,机器学习算法可以分为监督学习和无监督学习两类。

2.3.1 监督学习

使用监督学习算法分析声景数据需要使用已标注信息的音频数据集进行训练,模型从中“学习”相关特征,经过训练后的模型对新的音频数据中包含有相关特征的概率进行识别或分类。如 Huang 等^[49]计算光谱质心、信号带宽和阈值交叉率三种特征,将特征作为参数输入 K-最邻近算法和支持向量机两种不同的分类器自动识别青蛙叫声。然而,选择并提取物种的相关特征并非易事,多数情况下不同物种需构建相对应的预测模型。此外,分类器的性能取决于特征的质量,特征表示不充分或特征维度过高和过低等问题会降低模型的鲁棒性。

相比之下,深度学习算法可以自动提取和分析更复杂的特征,且具有普适性和泛化能力,能快速准确地识别多个物种和处理大规模数据集。深度学习是一种基于神经网络的学习方法,在处理图像和音频等相关领域表现突出,可以提取高维特征并用于判别、分类和检测任务。因此,深度学习算法促使研究人员基于音频数据结合声谱图进行特征提取和分类,进而实现对不同物种的自动识别。卷积神经网络(CNN)是自动识别中最常使用的算法之一且性能显著^[50]。Sun 等^[51]使用 CNN 对热带森林中的所有发声物种进行分类,包括鸟类、哺乳动物、两栖动物和昆虫,使用迁移学习和数据增强将模型准确率提高到 90.4%,并且在只有少数样本情况下模型准确率依旧达到 90%以上。康奈尔鸟类学实验室的 BirdNET 模型^[52]包含的物种数量明显超过其他所有方法且平均识别精度仍能和其他自动识别方法媲美。当前使用监督学习算法的物种自动识别和分类依赖已标注音频数据集,而构建模型和标注数据集均需要耗费大量人力和时间。受限于训练数据集的缺乏,监督学习算法仍有很大发展空间。

2.3.2 无监督学习

无监督学习则是通过发现数据的内在结构和模式来进行分类,无需标注数据集。其中,聚类是无监督学习方法中的典型代表,将具有相似的声谱特征的音频片段进行分类,以分类个数估计声学多样性或对分类结果进行一定的运算作为生物多样性的预测数据或表征生物多样性的时空特征和变化^[53–54]。Guerrero 等^[55]以倒谱系数和频率信息为特征,采用多元数据分析学习算法(LAMDA 3pi)分析声景数据,其聚类个数即为声音类型的数量,以声音类型的数量反映研究区域的生物多样性,分析结果与四种常用声学指数值(如声学复杂性指数、生物声学指数、峰值数量和光谱占用率)相似且可以进一步识别来自不同类的物种。然而,聚类结果会受到音频数据中非目标声的影响,非目标声音可以是不明生物发声、风声、雨声等其他环境噪声或设备噪声,因此分离非目标声音能有效降低结果产生偏差的可能性。Lin 等^[56]在盲源分离的基础上使用聚类算法有效识别生物声,并测量生物声多样性的日变化以探究生物多样性的时空变化规律。此外,通过降维方法将高维音频特征转化为低维,有助于提取音频数据中主要信息。如 Sethi^[57]使用卷积神经网络生成 128 维的声学特征,通过流行数据降维工具统一流行逼近与投影(UMAP)降至二维空间显示聚类结果,该方法能够准确区分不同的生态系统之间的声景差异并显示群落多样性的日和季节动态变化。与监督学习算法相比,无监督学习算法提供了一个高效且无需标注数据的方法,但无监督学习算法易受到噪声影响,导致声景评估不准确。

3 影响因素分析

生物声可以作为生命特征、生态过程和生物多样性的声学表现形式^[58]。声景评估生物多样性的最终目标是利用生物声特征或其多样性衡量发声物种多样性,但声学信号的多样性无法直接反映采样点周围的物种多样性。一方面,生物声随着个体系统发育、生理和行为上的变化而改变,另一方面,生物声也会因为生活环境和季节的变化而发生变化。此外,声景中的风声、雨声和人类声阻碍研究人员从音频数据中提取有效信息,而且声传感器性能、采样数量和位置以及采样频率直接影响音频数据质量和可靠性。了解这些动态变化及其产生的偏差对于基于声景评估生物多样性方法的改进至关重要。

3.1 生物学因素

生物声变化受到诸多生物学因素影响。在个体发育过程中,物种年龄、性别和体重等变化均会导致物种鸣声特征变化。例如,鸟类的鸣声频率会随着其年龄的增加而变化,雄性物种与雌性物种的发声特征也有所差异、物种鸣声的主要频率与其体重呈负相关^[59]。此外,物种在成长发育过程中会学习模仿其他物种声音从而形成独特的发声。鸣声在传达信息、求偶和建立领地中发挥重要作用,因此物种在不同的情绪状态下如友好、警惕和恐惧时,鸣声特征如发声频率、能量分布和频率峰值也会有所差异^[60]。

3.2 环境因素

环境因素包括生活环境和季节变化等。生活环境是通过改变当地的植被结构或者干扰物种发声信号从而影响生物的发声行为。现有研究表明,随着土地破碎化程度的增加和植被结构的改变,鸟鸣声活动会逐渐减少^[18],采矿等人类活动产生的噪声也会导致动物声的时间动态变化和日常模式的改变^[61]。此外,许多物种的繁殖活动和降水有关,特别是鸟类、无尾动物和昆虫,繁殖季节表现为声音活动增加,与热带森林中雨季的声音多样性较高的研究结果一致^[62]。Opaev 等^[63]将声学指数和温度、空气湿度、太阳辐射和降水四个气象变量关联,研究发现声学指数与湿度之间存在显著相关性,因为蝉和两栖动物均在雨后开始大量发声。

3.3 噪声干扰

人类声和地理声均在不同层次上对声景造成一定影响。人类噪声在基于声景的生物多样性评估研究方面主要表现为负面影响,而在城市生态系统中,人类声在声景结构中发挥重要作用,是声景研究的重要部分^[64]。相较于人类声和生物声,当前对地理声的研究较少,但它们是声景的组成部分,包括风声、雨声和流水声等,地理声可能是噪音或信息的来源,在短期内影响物种的行为。音频数据中的风声、雨声等背景噪声会导致目标声音提取的错误率增加,噪声与目标声源之间的重复或重叠等也会降低自动识别的精度^[65]。目前已有研究表明录音机在初始化时产生的声音异常,会对后续声学指数的计算产生显著影响^[66]。处理噪声最常见的方式是将声音分析限制在使用带通滤波器发现目标声音的频带中,但可能会消除掉许多重要信息。声源分离算法也是音频数据降噪处理的方式之一,通过分离目标声源和噪声以减少结果偏差。Sun 等^[67]开发了一种可以自动识别生物声音与非生物声音的 Python 开源软件包 soundscape_IR 并整合其他相关工具,达到自动化分析声音多样性的目标。因此在评估生物多样性时,可以通过分离特定声源去除噪声或选择对噪声不敏感的声学指数以此减少各类噪声对生物声的影响。

3.4 采集方式

3.4.1 设备性能

声传感器是声景监测过程中最重要的采样单元,其性能对发声物种监测至关重要。如低信噪比的声传感器在录音时噪音较多,且来自较远区域、微弱的声音不易检测到。Darras 等^[68]测量了 12 种不同型号声传感器信噪比和录制范围,并统计不同信噪比与自动检测鸟类、蝙蝠发声的性能(精度和召回率)之间的关系,结果表明高信噪比的声传感器录制空间区域更大,自动检测性能也显著提高。

3.4.2 采样数量和位置

在录制时,选择设备数量和设备放置位点也是研究过程中关键一环,需根据研究目标选择适宜的设备数量。随着调查覆盖面积的减少,物种丰富度越易被低估,因此在较大的研究区域,放置较多的传感器能增加检测更多物种的概率并提高调查覆盖面积^[69-70]。在安装设备时需关注其周围植被结构^[71]、与道路^[72]或水域的距离、物种活动范围以及是否有明显噪声源(如采矿,交通流)等,以免后续分析结果产生较大偏差,如多样化的植被结构对声景有积极影响,食果类鸟会聚集在果树附近,在城市生态系统中,道路类型^[73]和噪声源^[61]是影响声景变化的重要因素。

3.4.3 采样时间频率

连续长期的声景监测可以提供丰富且有价值的信息,但随之而来的是高昂的设备维护和数据存储成本,因此选择合适的采样时间频率是十分必要的。声景的多样性在时间尺度上表现较为显著,例如,当以分钟为

时间单位时,个体动物的发声模式与其特征是相关的;以小时为时间单位时,表现最为典型的便是鸟类的黎明和黄昏合唱^[74];在以月或季节为时间单位时,繁殖和迁徙等动物活动会导致声景发生季节性变化,潮汐也会影响海洋生态系统的声景。Pieretti 等^[62]考虑声景数据存储和处理的问题,设计了不同成本的采样方案,发现每 5 分钟录制 1 分钟的采样方案几乎能保留其研究区域中的大部分信息。

4 挑战与展望

4.1 物种鸣声特征的复杂性

声学生态位假说和声学适应性假说是使用声景数据评估生物多样性的理论基础,用于解释动物声音多样性的成因。声学生态位假说认为物种间的竞争排斥会促进物种发声在时间和频率范围的划分,以最大程度地减少共存物种之间的发声重叠和通信干扰。声学适应性假说认为物种发声会根据其所处环境做出适应性改变以提高传播效率。

在同一区域生活的不同物种占据不同的生态位且发声具有不同的频率范围和特征^[6],如鸟鸣声的频率范围通常在 1000—12000Hz,常见发声时间在黎明和傍晚,而昆虫在 3000—4000Hz 和 6000—8000Hz 之间发出的声音最强烈且主要集中在夜晚。对同一物种来说,其发声在时间、频率范围上也会有所差异,已有大量研究验证蝉、蟋蟀和鸟类等物种会调整发声的时间和频率范围以避免与群落中其他物种发声重叠。例如,雄性夜莺会在雌性夜莺发声的间隙中发声^[75],与蝉在同一时间发声的鸟类其声学频率范围降低^[76]。且时间回避与频率重叠存在相关性,即频率范围越相似,时间回避越强。例如,14 种热带稀树草原青蛙在夜间或在 1 分钟中数据集分析时没有表现出时间回避,但以秒为单位的精细分析揭示了时间划分的存在^[77]。然而也有研究发现,在热带雨林地区大多数鸟鸣声集中在相对狭窄的最佳传输窗口(黎明或傍晚),并不存在明显的声学空间划分现象,因为物种对声学空间的共享有助于防御其他物种对领土的入侵^[78](交互式通信网络假说)。

声学适应性假说认为物种发声受其所处环境影响,如在具有复杂植被结构的栖息地中,物种发声频率受植被枝干和叶片的阻挡衰减更快,因此低频声音相对于高频声音具有更远的传播距离且更普遍存在。研究表明,入侵植物改变栖息地类型导致原有鸟类(雄性褐头鹳莺)的鸣声特征发生变化^[79]。当前对声学适应性假说的验证已经应用于不同物种,但文献研究发现对声学适应性假说的支持不如预期那样广泛^[80],大多数针对鸟类研究的结果是支持的,但在哺乳动物、昆虫和无尾物种中支持证据较少。对声学适应性假说的支持不一的部分原因可能是其他因素影响发声特征,如体型、系统发育和物种进化等,例如 Derryberry 等^[81]发现鸟类的体型大小会影响鸣声频率,而喙的大小影响鸣声时间。

尽管声学生态位假说和声学适应性假说的实证研究较多,但在应用方面存在一些挑战。例如使用声景评估生物多样性是基于物种之间在声学特征上的差异推断其物种丰富度或多样性,然而,不同物种之间可能存在相似的声学特征,导致难以准确区分物种并评估其多样性。此外,物种发声适应性与其他因素(如环境、行为和遗传)之间存在复杂的相互作用,因此仅依靠声学特征来评估多样性存在一定的局限性。为更准确地评估生物多样性,需深入研究声学生态位假说和声学适应性假说的作用机理,并整合多学科专业知识和技术,以建立更全面的理论框架并促进应用的实践。

4.2 数据采集和处理的标准化

制定数据采集和处理方法的标准化协议。规范数据采集方案,深入考虑声传感器性能、放置数量、位置和采样时间频率等,关于声传感器性能和数据音频质量应有明确的选择标准,以有效降低研究人员在研究过程中产生的偏差并确保数据收集的可靠性和可重复性。标准化协议可以为声景生态学等相关学科研究中的声景数据采集提供准确和规范的指导。此外,数据的标准化可用于分析不同时间点和地区的生物多样性变化,以便于更及时和有效地调整保护区的管理政策。

4.3 评估方法的融合和创新

物种自动识别方法发展迅速。最近一项研究提出将声学指数与聚类和分类相结合的方法^[82],不仅弱化

声学指数与声景结构关系的不确定性,并且提高了数据分析的效率和准确性。此外,蒋锦刚等^[83]将遥感领域常用的面向对象图像分割技术用于语谱图分割与信息提取,并提出适合于自然界鸟类生物多样性提取的聚类方法。考虑到生态环境因素的变化,不同物种的鸣声特征也会随之变化,因此未来在进行数据标注时需要更全面、多样化的信息,丰富鸣声数据的细节特征。一方面,融合生态学等学科知识丰富数据库的特征维度,将自动识别算法与生境特征相结合;另一方面,也可将声音与图像、气象等信息相结合,在不断优化算法的同时提高物种识别的准确性和泛化能力。

4.4 声景特征数据库的共享

最后,亟需建立声景特征数据库共享平台。共享平台纳入的不同生境特征的声景数据越多,越有助于提高机器学习模型的精度和普适性。同时,建立共享声景数据库平台能有效解决当前面临的数据训练集缺少的问题,为后续生物多样性的研究和保护提供更加全面的数据支持。共享声景数据库不仅有助于促进科学研究的数据开放分享和跨学科交叉,还可帮助普及和推广声景生态学的应用价值和重要性。共享平台的建立可以保存和记录声景资源,长期的声景监测数据可用于监测生物多样性的动态变化,从而进一步辅助制定和实施有效的生物多样性保护政策。

参考文献 (References):

- [1] Johnson C N, Balmford A, Brook B W, Buettel J C, Galetti M, Lei G C, Wilmschurst J M. Biodiversity losses and conservation responses in the Anthropocene. *Science*, 2017, 356(6335): 270-275.
- [2] Stephenson P. Technological advances in biodiversity monitoring: applicability, opportunities and challenges. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 2020, 45: 36-41.
- [3] Sugai L S M, Llusia D. Bioacoustic time capsules: using acoustic monitoring to document biodiversity. *Ecological Indicators*, 2019, 99: 149-152.
- [4] Buxton R T, McKenna M F, Clapp M, Meyer E, Stabenau E, Angeloni L M, Crooks K, Wittenmyer G. Efficacy of extracting indices from large-scale acoustic recordings to monitor biodiversity. *Conservation Biology: the Journal of the Society for Conservation Biology*, 2018, 32(5): 1174-1184.
- [5] 边琦, 王成, 郝泽周. 生物声音监测研究在生物多样性领域的应用. *应用生态学报*, 2021, 32(3): 1119-1128.
- [6] Pijanowski B C, Villanueva-Rivera L J, Dumyahn S L, Farina A, Krause B L, Napoletano B M, Gage S H, Pieretti N. Soundscape ecology: the science of sound in the landscape. *BioScience*, 2011, 61(3): 203-216.
- [7] Sueur J, Farina A. Ecoacoustics: the ecological investigation and interpretation of environmental sound. *Biosemiotics*, 2015, 8(3): 493-502.
- [8] Tucker D, Gage S H, Williamson I, Fuller S. Linking ecological condition and the soundscape in fragmented Australian forests. *Landscape Ecology*, 2014, 29(4): 745-758.
- [9] Dumyahn S L, Pijanowski B C. Soundscape conservation. *Landscape Ecology*, 2011, 26(9): 1327-1344.
- [10] Krause B. Bioacoustics: habitat ambience & ecological balance. *Whole Earth Review*, 1987, No 57(Winter): 14-18.
- [11] Morton E S. Ecological sources of selection on avian sounds. *The American Naturalist*, 1975, 109(965): 17-34.
- [12] 边琦, 王成, 程贺, 韩丹, 赵伊琳, 殷鲁秦. 声学指数在城市森林鸟类多样性评估中的应用. *生物多样性*, 2023, 31(1): 167-178.
- [13] Alvarez-Berrios N, Campos-Cerqueira M, Hernández-Serna A, Delgado C A, Román-Dañobeytia F, Aide T M. Impacts of small-scale gold mining on birds and anurans near the tambopata natural reserve, *Peru*, assessed using passive acoustic monitoring. *Tropical Conservation Science*, 2016, 9(2): 832-851.
- [14] Wimmer J, Towsey M, Planitz B, Williamson I, Roe P. Analysing environmental acoustic data through collaboration and automation. *Future Generation Computer Systems*, 2013, 29(2): 560-568.
- [15] Metcalf O, Abrahams C, Ashington B, Baker E, Bradfer-Lawrence T, Browning E, Carruthers-Jones J, Darby J, Dick J, Eldridge A. Good practice guidelines for long-term ecoacoustic monitoring in the UK. 2023:40-41.
- [16] Gasc A, Sueur J, Jiguet F, Devictor V, Grandcolas P, Burrow C, Depraetere M, Pavoine S. Assessing biodiversity with sound: do acoustic diversity indices reflect phylogenetic and functional diversities of bird communities? *Ecological Indicators*, 2013, 25: 279-287.
- [17] Rajan S C, Athira K, Jaishanker R, Sooraj N P, Sarojkumar V. Rapid assessment of biodiversity using acoustic indices. *Biodiversity and Conservation*, 2019, 28(8): 2371-2383.

- [18] Burivalova Z, Maeda T M, Rayadin Y, Boucher T, Choksi P, Roe P, Truskinger A, Game E T. Loss of temporal structure of tropical soundscapes with intensifying land use in Borneo. *Science of the Total Environment*, 2022, 852: 158268.
- [19] Sueur J, Farina A, Gasc A, Pieretti N, Pavoine S. Acoustic indices for biodiversity assessment and landscape investigation. *Acta Acustica United With Acustica*, 2014, 100(4): 772-781.
- [20] Campos I B, Fewster R, Truskinger A, Towsey M, Roe P, Vasques Filho D, Lee W, Gaskett A. Assessing the potential of acoustic indices for protected area monitoring in the *Serra do Cipó* National Park, Brazil. *Ecological Indicators*, 2021, 120: 106953.
- [21] Hou Y N, Yu X W, Yang J Y, Ouyang X A, Fan D P. Acoustic sensor-based soundscape analysis and acoustic assessment of bird species richness in Shennongjia National Park, China. *Sensors*, 2022, 22(11): 4117.
- [22] Bian Q, Wang C, Sun Z K, Yin L Q, Jiang S S, Cheng H, Zhao Y L. Research on spatiotemporal variation characteristics of soundscapes in a newly established suburban forest park. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2022, 78: 127766.
- [23] Shamon H, Paraskevopoulou Z, Kitzes J, Card E, Deichmann J L, Boyce A J, McShea W J. Using ecoacoustics metrics to track grassland bird richness across landscape gradients. *Ecological Indicators*, 2021, 120: 106928.
- [24] Boullhesen M, Vaira M, Barquez R M, Akmentins M S. Evaluating the efficacy of visual encounter and automated acoustic survey methods in anuran assemblages of the Yungas Andean forests of *Argentina*. *Ecological Indicators*, 2021, 127: 107750.
- [25] Jorge F C, Machado C G, da Cunha Nogueira S S, Nogueira-Filho S L G. The effectiveness of acoustic indices for forest monitoring in Atlantic rainforest fragments. *Ecological Indicators*, 2018, 91: 71-76.
- [26] Desjonquères C, Rybak F, Depraetere M, Gasc A, Le Viol I, Pavoine S, Sueur J. First description of underwater acoustic diversity in three temperate ponds. *PeerJ*, 2015, 3: e1393.
- [27] Decker E, Parker B, Linke S, Capon S, Sheldon F. Singing streams: describing freshwater soundscapes with the help of acoustic indices. *Ecology and Evolution*, 2020, 10(11): 4979-4989.
- [28] Bertucci F, Guerra A S, Sturny V, Blin E, Sang G T, Lecchini D. A preliminary acoustic evaluation of three sites in the lagoon of *Bora bora*, French *Polynesia*. *Environmental Biology of Fishes*, 2020, 103(8): 891-902.
- [29] Harris S A, Shears N T, Radford C A. Ecoacoustic indices as proxies for biodiversity on temperate reefs. *Methods in Ecology and Evolution*, 2016, 7(6): 713-724.
- [30] Pieretti N, Farina A, Morri D. A new methodology to infer the singing activity of an avian community: the Acoustic Complexity Index (ACI). *Ecological Indicators*, 2011, 11(3): 868-873.
- [31] Boelman N T, Asner G P, Hart P J, Martin R E. Multi-trophic invasion resistance in Hawaii: bioacoustics, field surveys, and airborne remote sensing. *Ecological Applications*, 2007, 17(8): 2137-2144.
- [32] Villanueva-Rivera L J, Pijanowski B C, Doucette J, Pekin B. A primer of acoustic analysis for landscape ecologists. *Landscape Ecology*, 2011, 26(9): 1233-1246.
- [33] Kasten E P, Gage S H, Fox J, Joo W. The remote environmental assessment laboratory's acoustic library: an archive for studying soundscape ecology. *Ecological Informatics*, 2012, 12: 50-67.
- [34] Sueur J, Pavoine S, Hamerlynck O, Duvail S. Rapid acoustic survey for biodiversity appraisal. *PLoS One*, 2008, 3(12): e4065.
- [35] Minello M, Calado L, Xavier F C. Ecoacoustic indices in marine ecosystems: a review on recent developments, challenges, and future directions. *ICES Journal of Marine Science*, 2021, 78(9): 3066-3074.
- [36] Bateman J, Uzal A. The relationship between the Acoustic Complexity Index and avian species richness and diversity: a review. *Bioacoustics*, 2022, 31(5): 614-627.
- [37] Mammides C, Goodale E, Dayananda S K, Kang L, Chen J. Do acoustic indices correlate with bird diversity? Insights from two biodiverse regions in Yunnan Province, South China. *Ecological Indicators*, 2017, 82: 470-477.
- [38] Fuller S, Axel A C, Tucker D, Gage S H. Connecting soundscape to landscape: which acoustic index best describes landscape configuration? *Ecological Indicators*, 2015, 58: 207-215.
- [39] Alcocer I, Lima H, Sugai L S M, Llusia D. Acoustic indices as proxies for biodiversity: a meta-analysis. *Biological Reviews*, 2022, 97(6): 2209-2236.
- [40] Machado R B, Aguiar L, Jones G. Do acoustic indices reflect the characteristics of bird communities in the savannas of Central Brazil? *Landscape and Urban Planning*, 2017, 162: 36-43.
- [41] Lawrence B T, Hornberg J, Haselhoff T, Sutcliffe R, Ahmed S, Moebus S, Gruehn D. A widened array of metrics (WAM) approach to

- characterize the urban acoustic environment; a case comparison of urban mixed-use and forest. *Applied Acoustics*, 2022, 185: 108387.
- [42] Bradfer-Lawrence T, Gardner N, Bunnefeld L, Bunnefeld N, Willis S G, Dent D H. Guidelines for the use of acoustic indices in environmental research. *Methods in Ecology and Evolution*, 2019, 10(10): 1796-1807.
- [43] Holgate B, Maggini R, Fuller S. Mapping ecoacoustic hot spots and moments of biodiversity to inform conservation and urban planning. *Ecological Indicators*, 2021, 126: 107627.
- [44] Dröge S, Martin D A, Andriafanomezantsoa R, Burivalova Z, Fulgence T R, Osen K, Rakotomalala E, Schwab D, Wurz A, Richter T, Kreft H. Listening to a changing landscape: acoustic indices reflect bird species richness and plot-scale vegetation structure across different land-use types in north-eastern Madagascar. *Ecological Indicators*, 2021, 120: 106929.
- [45] Gasc A, Pavoine S, Lellouch L, Grandcolas P, Sueur J. Acoustic indices for biodiversity assessments: analyses of bias based on simulated bird assemblages and recommendations for field surveys. *Biological Conservation*, 2015, 191: 306-312.
- [46] Gasc A, Francomano D, Dunning J B, Pijanowski B C. Future directions for soundscape ecology: the importance of ornithological contributions. *The Auk*, 2017, 134(1): 215-228.
- [47] Towsey M, Wimmer J, Williamson I, Roe P. The use of acoustic indices to determine avian species richness in audio-recordings of the environment. *Ecological Informatics*, 2014, 21: 110-119.
- [48] Myers D, Berg H, Maneas G. Comparing the soundscapes of organic and conventional olive groves: A potential method for bird diversity monitoring. *Ecological Indicators*, 2019, 103: 642-9.
- [49] Huang C J, Yang Y J, Yang D X, Chen Y J. Frog classification using machine learning techniques. *Expert Systems With Applications*, 2009, 36(2): 3737-3743.
- [50] LeBien J, Zhong M, Campos-Cerqueira M, Velev J P, Dodhia R, Ferres J L, Aide T M. A pipeline for identification of bird and frog species in tropical soundscape recordings using a convolutional neural network. *Ecological Informatics*, 2020, 59: 101113.
- [51] Sun Y R, Midori Maeda T, Solís-Lemus C, Pimentel-Alarcón D, Buřivalová Z. Classification of animal sounds in a hyperdiverse rainforest using convolutional neural networks with data augmentation. *Ecological Indicators*, 2022, 145: 109621.
- [52] Kahl S, Wood C M, Eibl M, Klinck H. BirdNET: a deep learning solution for avian diversity monitoring. *Ecological Informatics*, 2021, 61: 101236.
- [53] 王静怡, 李春明, 林婴伦, 李大锋. 声景生态学数据分析与应用. *生态学报*, 2022, 42(21): 8928-8934.
- [54] Keen S C, Odom K J, Webster M S, Kohn G M, Wright T F, Araya-Salas M. A machine learning approach for classifying and quantifying acoustic diversity. *Methods in Ecology and Evolution*, 2021, 12(7): 1213-1225.
- [55] Guerrero M J, Bedoya C L, López J D, Daza J M, Isaza C. Acoustic animal identification using unsupervised learning. *Methods in Ecology and Evolution*, 2023, 14(6): 1500-1514.
- [56] Lin T H, Tsao Y, Wang Y H, Yen H W, Lu S S. Computing biodiversity change via a soundscape monitoring network////2017 Pacific Neighborhood Consortium Annual Conference and Joint Meetings (PNC). November 7-9, 2017. Tainan. IEEE, 2017.
- [57] Sethi S S, Jones N S, Fulcher B D, Picinali L, Clink D J, Klinck H, Orme C D L, Wrege P H, Ewers R M. Characterizing soundscapes across diverse ecosystems using a universal acoustic feature set. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2020, 117(29): 17049-17055.
- [58] Gibb R, Browning E, Glover-Kapfer P, Jones K E. Emerging opportunities and challenges for passive acoustics in ecological assessment and monitoring. *Methods in Ecology and Evolution*, 2019, 10(2): 169-185.
- [59] Kostoglou K N, Miller E H, Weston M A, Wilson D R. Vocal traits of shorebird chicks are related to body mass and sex. *Ibis*, 2022, 164(3): 816-824.
- [60] Briefer E F. Vocal expression of emotions in mammals: mechanisms of production and evidence. *Journal of Zoology*, 2012, 288(1): 1-20.
- [61] Duarte M H L, Sousa-Lima R S, Young R J, Farina A, Vasconcelos M, Rodrigues M, Pieretti N. The impact of noise from open-cast mining on Atlantic forest biophony. *Biological Conservation*, 2015, 191: 623-631.
- [62] Pieretti N, Duarte M H L, Sousa-Lima R S, Rodrigues M, Young R J, Farina A. Determining temporal sampling schemes for passive acoustic studies in different tropical ecosystems. *Tropical Conservation Science*, 2015, 8(1): 215-234.
- [63] Opaev A, Gogleva S, Palko I, Nguyen V T, Rozhnov V. Annual acoustic dynamics are associated with seasonality in a monsoon tropical forest in South Vietnam. *Ecological Indicators*, 2021, 122: 107269.
- [64] Retamosa Izaguirre M, Barrantes-Madrigal J, Segura Sequeira D, Spínola-Parallada M, Ramírez-Alán O. It is not just about birds: what do acoustic

- indices reveal about a *Costa Rican* tropical rainforest? *Neotropical Biodiversity*, 2021, 7(1): 431-442.
- [65] Stowell D, Wood M D, Pamula H, Stylianou Y, Glotin H. Automatic acoustic detection of birds through deep learning: the first Bird Audio Detection challenge. *Methods in Ecology and Evolution*, 2019, 10(3): 368-380.
- [66] Marcot B G. Sound anomalies of Cornell Swift recorders affect ecoacoustic studies, and a workaround solution. *Wildlife Society Bulletin*, 2022, 46(5): e1363.
- [67] Sun Y J, Yen S C, Lin T H. soundscape_IR: a source separation toolbox for exploring acoustic diversity in soundscapes. *Methods in Ecology and Evolution*, 2022, 13(11): 2347-2355.
- [68] Darras Kevin F A, Franziska D, Yvonne F, Kartono Agus P, Andres A, Bjørn K, Mulyani Yeni A, Prawiradilaga Dewi M. High microphone signal-to-noise ratio enhances acoustic sampling of wildlife. *PeerJ*, 2020, 8: e9955.
- [69] Skalak S L, Sherwin R E, Brigham R M. Sampling period, size and duration influence measures of bat species richness from acoustic surveys. *Methods in Ecology and Evolution*, 2012, 3(3): 490-502.
- [70] Wood C M, Kahl S, Chaon P, Peery M Z, Klinck H. Survey coverage, recording duration and community composition affect observed species richness in passive acoustic surveys. *Methods in Ecology and Evolution*, 2021, 12(5): 885-896.
- [71] Hao Z Z, Wang C, Sun Z K, van den Bosch C K, Zhao D X, Sun B Q, Xu X H, Bian Q, Bai Z T, Wei K Y, Zhao Y L, Pei N C. Soundscape mapping for spatial-temporal estimate on bird activities in urban forests. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2021, 57: 126822.
- [72] Hopson A, Szalay F. Alteration of above and below-water soundscapes by roads. *Wetlands*, 2021, 41(1): 1-11.
- [73] Quinn J E, Schindler A R, Blake L, Schaffer S K, Hyland E. Loss of winter wonderland: proximity to different road types has variable effects on winter soundscapes. *Landscape Ecology*, 2022, 37(2): 381-391.
- [74] Depraetere M, Pavoine S, Jiguet F, Gasc A, Duvail S, Sueur J. Monitoring animal diversity using acoustic indices: implementation in a temperate woodland. *Ecological Indicators*, 2012, 13(1): 46-54.
- [75] Brumm H. Signalling through acoustic windows: nightingales avoid interspecific competition by short-term adjustment of song timing. *Journal of Comparative Physiology A*, 2006, 192(12): 1279-1285.
- [76] Hart P J, Hall R, Ray W, Beck A, Zook J. Cicadas impact bird communication in a noisy tropical rainforest. *Behavioral Ecology*, 2015, 26(3): 839-842.
- [77] Allen-Ankins S, Schwarzkopf L. Spectral overlap and temporal avoidance in a tropical savannah frog community. *Animal Behaviour*, 2021, 180: 1-11.
- [78] Tobias J A, Planqué R, Cram D L, Seddon N. Species interactions and the structure of complex communication networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2014, 111(3): 1020-1025.
- [79] Chen P, Chen T Y, Liu B, Zhang M Y, Lu C H. Song variation of a native songbird in a modified habitat by invasive plant. *Integrative Zoology*, 2022, 17(1): 93-104.
- [80] Hardt B, Benedict L. Can You hear me now? A review of signal transmission and experimental evidence for the acoustic adaptation hypothesis. *Bioacoustics*, 2021, 30(6): 716-742.
- [81] Derryberry E P, Seddon N, Derryberry G E, Claramunt S, Seeholzer G F, Brumfield R T, Tobias J A. Ecological drivers of song evolution in birds: Disentangling the effects of habitat and morphology. *Ecology and Evolution*, 2018, 8(3): 1890-1905.
- [82] Yip D A, Mahon C L, MacPhail A G, Bayne E M. Automated classification of avian vocal activity using acoustic indices in regional and heterogeneous datasets. *Methods in Ecology and Evolution*, 2021, 12(4): 707-719.
- [83] 蒋锦刚, 邵小云, 万海波, 齐家国, 荆长伟, 程天佑. 基于语谱图特征信息分割提取的声景观中鸟类生物多样性分析. *生态学报*, 2016, 36(23): 7713-7723.