

# 光谱多样性在植物多样性监测与评估中的应用

田佳玉<sup>1,2</sup> 王彬<sup>1,2</sup> 张志明<sup>1\*</sup> 林露湘<sup>2,3\*</sup>

<sup>1</sup>云南大学生态与环境学院暨云南省高原山地生态与退化环境修复重点实验室, 昆明 650500; <sup>2</sup>中国科学院西双版纳热带植物园热带森林生态学重点实验室, 昆明 650223; <sup>3</sup>云南西双版纳森林生态系统国家野外科学观测研究站, 云南勐腊 666303

**摘要** 光谱多样性是一种基于植物反射电磁辐射光谱的生物多样性维度, 反映了不同波段光谱反射率在植物种内与种间个体之间的变异程度。由于植物反射光谱特征的差异可以综合地反映植物间生化组分和形态特征的差异, 光谱多样性成为植物多样性监测和评估的重要技术手段。该文介绍了光谱多样性的概念及其生态学意义, 比对了多源、多平台光谱数据各自的技术优势和局限性, 并概述了基于光谱多样性的植物多样性监测和评估方法及其应用, 探讨了光谱多样性整合不同维度生物多样性的能力, 展望了光谱多样性在生物多样性研究中的发展前景。光谱多样性能在多空间尺度服务于植物多样性的监测与评估, 特别是依托基于无人机技术的近地面遥感, 可以实现精细尺度植物多样性的监测与评估, 在生物多样性的保护和管理中具有广阔的应用前景。

**关键词** 光学遥感; 高光谱; 近地面遥感; 无人机; 生物多样性

田佳玉, 王彬, 张志明, 林露湘 (2022). 光谱多样性在植物多样性监测与评估中的应用. 植物生态学报, 46, 00-00. DOI: 10.17521/cjpe.2022.0077

## Application of spectral diversity in plant diversity monitoring and assessment

TIAN Jia-Yu<sup>1,2</sup>, WANG Bin<sup>1,2</sup>, ZHANG Zhi-Ming<sup>1\*</sup>, and LIN Lu-Xiang<sup>2,3\*</sup>

<sup>1</sup>School of Ecology and Environmental Sciences & Yunnan Key Laboratory for Plateau Mountain Ecology and Restoration of Degraded Environments, Yunnan University, Kunming 650500, China; <sup>2</sup>CAS Key Laboratory of Tropical Forest Ecology, Xishuangbanna Tropical Botanical Garden, Chinese Academy of Sciences, Kunming 650223, China; and <sup>3</sup>National Forest Ecosystem Research Station at Xishuangbanna, Mengla, Yunnan 666303, China

### Abstract

Spectral diversity is a biodiversity dimension based on electromagnetic radiation spectrum reflected by plant, showing the variation of spectral reflective ratio in different bands among interspecific and intraspecific plant individuals. Spectral diversity has become an important technique for plant diversity monitoring and assessment since the differences of spectral reflectance can comprehensively indicate the differences of biochemical components and morphological and structural characteristics among plants. Here we introduce the concept of spectral diversity and its ecological significance, compare the technical advantages and disadvantages among multiple sources and platforms producing spectral data, summarize the monitoring and evaluation methodologies of plant diversity based on the applications of spectral diversity, and discuss the ability of spectral diversity to integrate different biodiversity dimensions and the prospect of the application of spectral diversity in biodiversity research. Spectral diversity will serve the monitoring and assessment of plant diversity at multiple spatial scales, especially combined with near-ground remote sensing based on unmanned aerial vehicle technology, can achieve fine-scale monitoring and assessment of plant diversity, and thus has broad application prospects in biodiversity conservation and management.

**Key words** optical remote sensing; hyper-spectrum; near-ground remote sensing; unmanned aerial vehicle; biodiversity

Tian JY, Wang B, Zhang ZM, Lin LX (2022). Application of spectral diversity in plant diversity monitoring and assessment. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 46, 00-00. DOI: 10.17521/cjpe.2022.0077

生物多样性是生态系统功能和服务的基础, 生物多样性丧失会降低生态系统功能的稳定性和提供生态系统服务的能力(Cardinale *et al.*, 2012; Naeem *et al.*, 2012)。然而, 近年来由于人类活动干扰的加

收稿日期Received: 2022-03-03 接受日期Accepted: 2022-10-11

基金项目: 中国科学院战略性先导科技专项(B类)(XDB31000000)、国家重点研发计划(2016YFC0500202)和NSFC-云南联合基金(U1902203)。Supported by the Strategic Priority Research Program of Chinese Academy of Sciences (XDB31000000), the National Key R&D Program of China (2016YFC0500202) and the Joint Fund of the National Natural Science Foundation of China-Yunnan Province (U1902203).

\* 通信作者Corresponding authors (Zhang ZM, zzmjng76@ynu.edu.cn; Lin LX, linluxa@xtbg.ac.cn)

剧,生物多样性正以前所未有的速度丧失(Chapin III *et al.*, 2000; Tilman, 2000; Thomas *et al.*, 2004; Wake & Vredenburg, 2008)。因此,及时、全面地掌握生物多样性的状态及其动态规律对于生物多样性保护政策和措施的制定具有重要意义。生物多样性的监测与评估是有效保护生物多样性的前提与基础。虽然传统上基于地面的观测能够提供较为精细的生物多样性数据,但是费时费力。相较于传统地面观测,遥感技术可以在短期内获取大范围连续的生物多样性空间数据。随着遥感技术的不断成熟,更高分辨率的数据产品逐渐普及,海量遥感数据为不同尺度的生物多样性监测和评估提供了良好支撑(Skidmore *et al.*, 2015)。通过光学遥感技术获得光谱多样性已经成为生物多样性遥感关键核心技术(Wang & Gamon 2019; 张艺伟等, 2022)。

光谱数据基于光学频谱生成,其中高光谱分辨率通常在10 nm以下,有几十甚至数百条窄光谱带。相较于可见光和多光谱,高光谱能判别目标对象更细微的光谱信息差别。最近的研究认为高光谱数据可以综合反映植物多样性,是对植物生化组分和结构特征的综合表达(McManus *et al.*, 2016; Frye *et al.*, 2021)。Palmer等(2002)的光谱变异假说最早明确提出光谱变异与植物多样性之间的关系,该假说认为遥感影像的光谱多样性或光谱异质性能用以评估植物多样性。该假说在随后的研究中得到大量验证,为生物多样性评估提供了新的手段(Rocchini *et al.*, 2004, 2010, 2018; Schmidtlein & Fassnacht, 2017)。与高成本、劳动密集型的生物多样性实地调查相比,光谱多样性是一种相对经济且高效的生物多样性评价方法。迄今为止,高光谱数据的生态应用主要是通过物种识别或量化光谱多样性进行生物多样性评估(Asner *et al.*, 2014; Schneider *et al.*, 2017; Wang & Gamon, 2019),植物功能性状制图(Ollinger *et al.*, 2008; Singh *et al.*, 2015),病害监测(Fallon *et al.*, 2020),预测生物量、生产力和光合能力(Schweiger *et al.*, 2015; Serbin *et al.*, 2015; Caughlin *et al.*, 2016)等。

光谱特征并不直接映射植物物种本身,而是反映了植物与功能和结构特性有关的光谱模式,这些光谱模式因物种或功能群而异(Gamon *et al.*, 1997; Ustin & Gamon, 2010)。植物具有各种化学成分和结构组成的化合物以支持各项生理功能,而叶片反射光谱则是叶片生化组分和叶片结构特征的综合反映,

因此可以利用叶片的反射光谱来评价植物的许多属性。例如,被叶绿素、类胡萝卜素和花青素强烈吸收的可见光(VIS, 400–700 nm);被叶表面、组织成分和解剖结构(包括叶内的细胞间隙)散射的近红外波段(NIR, 700–1 100 nm)(Ollinger, 2011);在短波红外(SWIR, 1 100–2 500 nm)显示出明显吸收特征的水和某些植物生化组分(如木质素、纤维素、酚类)(Ustin *et al.*, 2009)。

叶片反射光谱可以看作是植物由资源配置策略驱动形成的一个综合特征,理论上群落光谱特征的变化程度便可以发挥与各类生物多样性测定指标类似的作用。因此,光谱多样性实际上是一种基于植物反射光谱的生物多样性维度,反映了植物光谱反射率在植物物种之间或植物同种个体之间的变异程度。光谱多样性为生物多样性评价提供了一种新的维度和方法(Ustin & Gamon, 2010)。近年来在光谱变异假说的基础上进一步提出了植物群落的光谱多样性可以作为多维度生物多样性的近似替代的假说,即“代理假说”(surrogate hypothesis)(Wang & Gamon, 2019)。然而,光谱多样性作为多维度生物多样性近似替代的普遍性及其在不同群落类型之间的差异性还有待验证(Frye *et al.*, 2021)。

群落的光谱多样性与群落的物种组成、物种间生理生化组分和功能性状差异存在密切关系,越来越多的研究开始探讨光谱多样性与物种多样性、功能多样性、系统发育多样性等多重生物多样性维度的关系(Cayuela *et al.*, 2006; Asner *et al.*, 2017; Meireles *et al.*, 2020a)。本文将围绕光谱多样性,介绍光谱数据的获取手段,阐述光谱多样性的度量方法以及光谱多样性在生物多样性监测和评估中的应用,概述不同遥感平台获得的光谱数据在基于光谱维度的生物多样性研究中的优势和局限性,最后展望光谱多样性在生物多样性研究中的发展方向。

## 1 光谱数据的来源

早期的光谱数据主要以星载和机载的影像数据为主,在生物多样性领域的应用主要侧重于景观和区域尺度。随着多时空尺度的高光谱分辨率传感器以及新型遥感平台的出现,光谱多样性的应用已能覆盖从局域到全球的不同空间尺度,以及从物种到生态系统的不同层次水平。光谱数据采集设备可以应用于不同观测高度的遥感平台上,按观测高度可

分为卫星遥感、航空遥感(通常为500–12 000 m)和近地面遥感(<500 m)。不同观测高度的遥感平台可适用于全球、区域、景观、局域等一系列不同空间尺度的观测需求,同时意味着不同来源的高光谱遥感数据能够在多种空间尺度应用于生物多样性的研究(郭庆华等, 2020)。随着遥感技术的突破和生物多样性研究领域实际需求的不断提升,近地面遥感已经成为在局域和景观尺度下进行生物多样性监测和评估的重要手段。

### 1.1 卫星遥感

卫星遥感能够提供大量与生物多样性有关的观测数据(Turner *et al.*, 2003; Pettorelli *et al.*, 2014)。卫星遥感具有观测范围大的优势,是在区域尺度、全球尺度下开展生物多样性研究常用的光谱数据获取手段。然而,卫星遥感获取的光谱数据空间分辨率较低(如地球观测卫星(EOS)的MODIS系列数据空间分辨率为250–1 000 m),匹配精度较差。尽管近年来已经出现高(超)分辨率的卫星遥感数据产品(如Sentinel-2,分辨率为10–60 m),但空间分辨率仍然与生物多样性精细尺度上的研究需求有一定的差距。当前主流的高光谱遥感卫星能提供30–300多个

波段,空间分辨率大多为30 m,少数可达到10 m(表1),但无法提供物种识别或功能分类等应用所需的亚米级精度。

早期利用卫星光谱数据评估生物多样性主要为间接法,如通过遥感指数来评估环境异质性,以此获得与其相关的生物多样性特征(Kerr *et al.*, 2001; Bailey *et al.*, 2004)。该方法无法直接量化生物多样性水平,往往只作为大尺度生物多样性评价的一种尝试,而且其低空间分辨率无法准确量化像元内部的环境变异(Hernández-Stefanoni *et al.*, 2012)。以森林生态系统为例,星载平台的遥感影像的单个像元通常包含多个树木个体,因此每个像元表达的是多个树木个体混合的特征(Nagendra *et al.*, 2010)。当这种混合像元的反射光谱异质性用于预测群落水平的生物多样性时,会忽略大量细节(Nagendra & Rocchini, 2008)。例如,MODIS系列的卫星遥感像元远大于单个树冠,反映多物种混合的冠层特征的能力有限,粗尺度影像不适合多物种植被冠层的研究,更不适合用于物种识别(Schmidtlein & Sassini, 2004; Somers & Asner, 2014; Fassnacht *et al.*, 2016)。

当生物多样性监测与评估对精度具有更高要求

表1 全球部分高光谱卫星参数  
Table 1 Global partial hyperspectral satellite parameters

传感器(遥感平台) Sensor (remote sensing platform)	发射时间 Launch date	国家 Nation	空间分辨率 Spatial resolution (m)	波段数 Bands	光谱范围 Spectral range (nm)	光谱分辨率 Spectral resolution (nm)
HIS (SIMASA)	-	美国 USA	25	220	430–2 400	20
FTHSI (Mighty Sat-2.1)	2000-07	美国 USA	30	256	450–1 050	10–50
Hyperion (EO-1)	2000-11	美国 USA	30	220	400–2 500	10
CHRIS (PROBA-1)	2001-10	比利时 Belgium	25	19	450–1 050	1.25–11.0
COIS (NEMO)	-	美国 USA	30	210	400–2 500	10
VENuS	-	以色列和法国 Israel and France	5.3	12	415–910	16–40
GLI (ADEOS-2)	2002-12	日本 Japan	250–1 000	36	380–1 195	10–100
HIS (HJ-1A)	2008-09	中国 China	100	110–128	450–950	-
HIS (Tiangong-1)	2011-09	中国 China	10	64	400–1 000	10
			20	64	1 000–2 500	23
CMOS (OHS)	2018-04	中国 China	10	32	400–1 000	2.5
AHSI (GF-5)	2018-05	中国 China	30	330	400–2 500	5–10
DESISS (ISS)	2018-07	德国 Germany	30	235	400–1 000	-
HysIS (HysIS)	2018-11	印度 India	30	326	400–2 500	-
PRISMA (PRISMA)	2019-03	意大利 Italy	30	239	400–2 500	<12
HIS (EnMap)	2022-04	德国 Germany	30	92	420–1 030	5–10
				108	950–2 450	10–25
HISUI (ALOS-3)*	-	日本 Japan	30	185	400–2 500	-

\*该卫星计划于2022年发射。-, 无数据。

\* This satellite is scheduled to be launched in 2022. -, No data.

的时候, 卫星光谱数据忽略像元内部潜在的光谱异质性, 并使用单一的平均值来指示每个土地利用类型的光谱特征的做法具有很大的局限性。尽管如此, 在当前全球气候变化的背景下, 依托卫星平台对区域到全球进行生物多样性观测对于分析陆地生态系统的现状和预测其变化至关重要, 卫星平台依旧是大尺度范围、长时间序列的生物多样性监测的基石, 具有不可替代的地位。Lausch等(2016)提出了基于卫星平台监测生物群落在空间和时间上光谱特征变化的研究框架, 并强调了该方法在区域到全球尺度上的巨大应用优势。想要充分发挥卫星遥感在生物多样性监测中的优势, 必须持续优化卫星传感器, 在尽量解决光谱分辨率和影像幅宽难以同时提升这一缺陷的同时做好跨尺度链接, 通过对更小尺度上光谱信息的生态学理解, 来帮助解读特定观测区域内卫星图像光谱信息变化的实际意义, 以弥补卫星传感器的固有缺陷。将单叶和冠层尺度上获取的植物生理生态学研究成果向大空间尺度推广是充分利用卫星数据进行生物多样性监测与评估的主要挑战(Noda *et al.*, 2021)。

## 1.2 航空遥感

飞机是航空遥感的主要载体, 自20世纪90年代以来一直被应用于森林、草地等不同生态系统类型的监测与评估, 至今仍应用广泛。美国喷气推进研究室(Jet Propulsion Laboratory, JPL)于1987年成功研制了机载可见/红外光谱成像仪(Advanced Visible Infrared Imaging Spectrometer, AVIRIS), 为广大遥感从业人员提供高质量的成像光谱数据(Wu *et al.*, 2018)。此后随着计算机、光学等其他基础技术的不断发展, 各国不断研制各类航空成像光谱仪, 例如澳大利亚的HyMap (Degerickx *et al.*, 2017), 加拿大Itres公司以CASI为代表的系列产品, 欧洲空间局

(ESA)的APEX系统(Itten *et al.*, 2008), 中国的OMIS、PHI、WPHI等航空高光谱仪器(付严宇等, 2020)(表2)。

航空遥感平台续航能力强、飞行姿态平稳, 所获得的光谱影像质量稳定, 同时可以搭载多个传感器, 一次飞行可获得多种数据, 实现航空遥感系统的集成。国外已有面向植被冠层观测的机载遥感多传感器系统集成平台, 如美国斯坦福大学卡耐基航空观测平台CAO (Carnegie Airborne Observatory)(Asner *et al.*, 2007), 该平台已在许多森林类型采集了大量航空遥感数据, 于大区域森林生物多样性评估和制图方面取得了很好的成果。美国国家生态观测网络机载观测平台(National Ecological Observatory Network-Airborne Observation Platform, NEON-AOP)在多个生态站区域进行周期性的飞行观测, 提供有关土地覆盖变化、群落结构、植被理化性状等的定量遥感信息(Krause *et al.*, 2011); 中国林业科学研究院搭建的航空遥感集成平台CAF-LiCHy (Chinese Academy of Forestry's LiDAR, CCD and Hyperspectral Airborne Observation System)集成了全波形LiDAR扫描仪、CCD相机以及可见光至近红外谱段的高光谱成像光谱仪(Pang *et al.*, 2016)。基于CAF-LiCHy获取的高光谱影像数据已经在西南亚热带和东北温带天然林的树种分类研究中得到了应用(英文等, 2015; 李军玲等, 2019)。该平台在景观尺度获取的高质量遥感数据集为碳循环及森林资源监测提供了有力的支持(庞勇等, 2021)。

航空遥感较为灵活, 可以方便地调整飞行高度和速度, 并根据需求调整空间分辨率和影像幅宽, 飞机在相对低空飞行时, 甚至可得到亚米级分辨率的影像。由于飞机航行的高度和速度可以控制, 也

表2 全球航空成像光谱仪参数

Table 2 Parameters of global aerial imaging spectrometers

航空成像光谱仪 Airborne imaging spectrometer	国家 Nation	波段 Bands	光谱范围 Spectral range (nm)	光谱分辨率 Spectral resolution (nm)
AVIRIS	美国 USA	224	400–2 500	10
CASI-3	加拿大 Canada	–	400–1 000	–
HyMap	澳大利亚 Australia	100–200	450–2 500	10–20
OMIS	中国 China	–	460–12 500	5–6.25
PHI-2	中国 China	128	400–950	5
		256	950–2 500	10
WPHI	中国 China	–	400–2 500	5–6.25
APEX	法国 France	313	380–2 500	–

能根据需求在特定时间和区域飞行, 航空遥感具有较精细尺度的数据获取能力, 在景观-区域尺度有着独特的优势, 广泛应用于森林生态系统组成、结构和功能的监测与研究, 包括植被特征(Asner *et al.*, 2017), 植被结构(Coops *et al.*, 2016), 物种多样性(Carlson *et al.*, 2007; Simonson *et al.*, 2012;), 物种识别(Cho *et al.*, 2012; Sasaki *et al.*, 2012)等方面。然而, 航空遥感影像针对森林植被的数据采集方案并不一定适用于灌丛、草地等植被类型, 基于航空遥感平台获取的光谱信息在亚群落水平以及对低密度、小尺寸物种的研究上具有较大的局限性。

### 1.3 近地面遥感

生物多样性光学遥感的成效很大程度上取决于遥感图像的空间和时间分辨率及光谱分辨率。具有较高空间分辨率的光谱图像有利于获得更精确的植物特征信息(Rebelo *et al.*, 2018), 并实现高精度的生物多样性绘图(Szantoi *et al.*, 2013; Martínez-López *et al.*, 2014); 而高时间分辨率能记录植被光谱随时间的变化, 探测由于物候等原因引起的光谱反射率变化(Wang *et al.*, 2012)。卫星和航空平台无法在提高光谱波段数量的同时完成高频观测, 也很难在低于群落水平的精细尺度发挥作用(Villoslada, 2020; Papp *et al.*, 2021)。近地面遥感是近年来兴起的新技术, 主要指利用低空飞行的无人机、飞艇以及地面载具来获取遥感数据。其中, 无人机(UAV) 遥感技

术的出现, 使得任意时间内收集足够精细尺度的光谱影像数据成为可能。无人机近地面遥感平台与卫星和航空遥感平台相比, 不仅具有影像获取速度快、覆盖面积灵活、应用周期短、影像分辨率高、便于解析、操作容易、受自然环境约束小、运行和维护成本低等优势, 还能够获取高精度的光谱影像和激光雷达数据, 充分弥补了传统卫星遥感和普通航空遥感的不足, 填补了卫星遥感和传统地面调查手段之间尺度空缺的问题(郭庆华等, 2016; 孙中宇等, 2017; 胡建波和张建, 2018)。同时, 基于无人机平台开展的高光谱近地面遥感所获得的影像具有高分辨率、图谱合一、多波段等特点, 还能够连续获取可见光至热红外波段的地物光谱信息。

目前国内自主研发的无人机载高光谱成像仪产品较少, 研究者多选择的是由国内公司代理的国外产品(李月等, 2019)(表3)。光谱范围覆盖可见光和近红外波段(400–1 000 nm)的光谱成像仪是无人机载高光谱成像仪中的主流产品, 但仅依靠可见光和近红外波段, 对水、酚类、木质素和纤维素等在短波红外区显示出吸收特征的植物性状(Ustin *et al.*, 2009)的探测将受到较大限制。然而, 宽光谱范围的传感器成本更高、数据处理量更大, 需要研究者根据需求进行取舍。此外, 无人机在光谱数据采集和处理方面也存在一些不确定性。轻小型无人机拍摄时易受风力、光照、仪器自身等的影响产生不可避

表3 常见无人机载高光谱成像仪及研制单位

Table 3 Common unmanned airborne hyperspectral imager and its development unit

国家 Nation	研制单位 Development organization	代表产品 Representative products
中国 China	中国科学院长春光学精密机械与物理研究所 Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences	基于Offner凸光栅分光光谱方式的无人机载高光谱成像仪 Unmanned airborne hyperspectral imager based on Offner convex grating spectroscopy
	中国科学院上海技术物理研究所 Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences	小型航空成像光谱系统 Small aerial imaging spectral system
	江苏双利合谱科技有限公司 Jiangsu Dualix Spectral Imaging Technology Co., Ltd.	GaiaSky-mini
德国 Germany	Cubert GmbH	S185, S485
美国 USA	BaySpec Inc.	BaySpec OCI-F, OCI-U-1000
	Resonon Inc.	Resonon Pika XC2, Pika L, Pika NIR
	Surface Optics Corporation	SOC710GX
	Headwall Photonics Inc.	Hyperspec系列 Hyperspec series
加拿大 Canada	ITRES Inc.	ITRES CASI-1500H
芬兰 Finland	SPECIM, Spectral Imaging LTD.	SPECIM AFX10, AisaFENIX
挪威 Norway	Neo-Neon Holdings LTD.	HySpex系列 HySpex series

部分引自李月等(2019)。

Partially quoted from Li *et al.* (2019).

免的畸变和亮度差异,并且无人机电载高光谱成像设备影像狭窄的视场注定了在应用到大范围区域的研究中时会增加航带拼接的额外工作量(易俐娜等, 2019)。此外,无人机光谱数据信噪比较高,这使得噪声消除成为成像光谱数据处理中的重要工作内容。如何对来源不同或拍摄时光线条件差异较大的成像光谱数据进行校准和统一是目前的难点。

尽管面临多种挑战,但不可否认高光谱传感器与无人机结合是全面提升时空分辨率以及光谱分辨率的最佳途径,应用无人机获取高光谱影像对生物多样性进行监测和评估具有重要意义,是未来生物多样性监测与评估工作的突破口。

#### 1.4 其他近地面遥感

无人机以外的近地面遥感载体多为样地尺度服务,载具有塔台、汽车、人等(郭庆华等, 2016)。各种便携式仪器是野外样地调查时进行植物冠层反射光谱的原位测量的有力工具。美国ASD公司的旗舰产品FieldSpec系列地物光谱仪是便携式地物光谱仪的代表产品之一,波长范围覆盖350–2 500 nm、3–10 nm不等的光谱分辨率可以满足大多数野外研究的技术需求。植物光谱库的存在可以促进利用遥感数据进行植物物种自动分类的研究(Zhang *et al.*, 2020),对植物谱系和功能性状与植物光谱联系的研究也起到了很大的作用,是植物光谱多样性研究的重要组成部分(Meireles *et al.*, 2020a)。通过原位测量获得的叶片或植被冠层光谱曲线受到外界干扰较小,更加真实精确,是物种级植物光谱库的重要数据来源。

## 2 光谱多样性在生物多样性监测和评估中的应用方法

光谱变异假说(Palmer *et al.*, 2002)是生物多样性遥感的重要基础理论,最早被提出用于利用光谱多样性评估植物物种多样性,并随之开发出了大量基于光谱多样性的评估方法。应用光谱数据对空间连续分布的生物多样性进行评估的案例逐年增加(Féret & Asner, 2014; Dahlin, 2016; Rocchini *et al.*, 2021)。张艺伟等(2022)回顾了高光谱遥感技术的发展并论述其在大尺度生物多样性研究中的应用。应用光谱维度对生物多样性进行监测和评估已经逐渐成为当前生物多样性遥感的热点(表7)。

### 2.1 光谱多样性的度量方法

为了度量光谱的空间变异,研究者们从光谱变化模式中衍生出各种抽象的统计指标来表征光谱多样性。通过光谱变异直接度量光谱多样性的方法可大致分为3类:(1)基于植被指数变化的度量;(2)基于信息论的度量(如光谱熵);(3)应用了聚类思想的基于“光谱物种”或“光谱类型”的度量(Wang & Gamon, 2019)。

利用部分植被指数与植物多样性之间存在显著相关关系的特点可以揭示区域间生物多样性的变化(Cayuella *et al.*, 2006)。最常见的植被指数是归一化植被指数(NDVI), Gould (2000)利用Landsat卫星影像得到的能反映植被结构的红光和近红外波段计算NDVI标准差,通过多元回归方法实现了对区域植物物种丰富度的评估; Wang等(2016b)利用地面采集的冠层反射光谱计算草原植被NDVI,并探索其与物种丰富度之间关系的季节变化。此外,增强植被指数(EVI)、红外指数(IRI)、中红外指数(MIRI)、大气阻力植被指数(ARVI)和土壤调节植被指数(SAVI)等也被发现与植物物种多样性密切相关(Cabacinha & de Castro, 2009; Nagendra *et al.*, 2010)。基于植被指数的度量方法通过先验知识人为筛选与生物多样性最相关的部分波段进行计算,用植被指数的变化表征光谱多样性,能便捷地提取到与生物多样性最相关的部分信息,但同时也忽略了其他波段中可能包含的植物分类信息。

光谱多样性还可以通过将光谱信息浓缩成多个表达可变性或信息含量的统计指标来进行表达。这类全谱段度量包括光谱反射率的变异系数(CV)、光谱角制图(SAM)、信息离散度法(SID)、凸包体积(CHV)或凸包面积(CHA)和平均光谱质心距离(DMC)(Rocchini *et al.*, 2021)等(表4)。变异系数法以光谱特征参数的变异系数或像元光谱的变异系数均值作为光谱多样性,是目前较为常用的指标(Lucas & Carter, 2008; Somers *et al.*, 2015)。光谱角制图是由Kruse等(1993)提出的方法,把影像中每个像元的光谱视作一个高维向量,通过计算向量间夹角来度量光谱间的相似性,夹角越小光谱越相似。信息离散度法则以光谱向量间离散度的大小来度量光谱间差异的大小(Chang, 2000)。凸包体积法需要先对光谱数据进行主成分分析,选取包含主要波段信息的

表4 常用光谱多样性指标

Table 4 Common spectral diversity indices

光谱多样性指标 Spectral diversity index	计算方法 Method of calculation
变异系数 Coefficient of variation	波段或光谱特征参数的变异系数 Coefficient of variation of band or spectral characteristic parameters
光谱角 Spectral angle mapper	光谱空间内光谱矢量的夹角 Included angle of spectral vector in spectral space
信息离散度 Spectral information divergence	光谱空间内光谱矢量的离散度 Dispersion of spectral vector in spectral space
凸包面积或体积 Convex hull area or volume	光谱主成分空间内凸包体积或波段与像元二维空间的投影面积 Projection area between convex hull volume or band and pixel two-dimensional space in spectral principal component space
光谱物种 Spectral species	光谱特征聚类 Spectral feature clustering
光谱异质性 Spectral heterogeneity	光谱主成分方差 Spectral principal component variance
光谱质心距离 Spectral centroid distance	各像元到光谱质心的平均距离 Average distance from each pixel to spectral centroid
Rao's Q	像元丰度和距离的异质性 Heterogeneity of pixel abundance and distance

前3个主成分构建光谱空间,用像元占据光谱空间的凸包体积表示光谱异质性大小(Dahlin, 2016)。凸包面积法以每个波段的平均反射率和像元反射率作为两轴定义一个二维坐标空间,计算形成的凸包面积的大小,面积越大表明对象的光谱异质性越高(Gholizadeh *et al.*, 2018)。基于信息论的光谱多样性度量方法在近几年也出现了一些创新。Laliberté等(2020)利用光谱方差度量光谱异质性,该方法可将一个区域的光谱 $\gamma$ 多样性划分为加性 $\alpha$ 和 $\beta$ 组分,有利于计算单个波段或单个植物群落对区域光谱多样性的贡献。由于光谱数据本身也具有丰度和距离,生态学家将广义熵用作连续的多样性度量方法推广到生态遥感领域。Rao's Q指数能在度量像元光谱反射率相对丰度的同时度量光谱反射率距离,Torresani等(2019)利用Sentinel-2和Landsat-8卫星的多光谱数据,测试了Rao's Q指数在评估树种多样性时的表现,并与光谱变异系数的性能进行比较,发现该指数可以作为光谱多样性指标。目前,已有研究提出Rao's Q指数的参数化算法,用以绘制给定卫星影像在任意空间尺度上的多样性连续体(Rocchini *et al.*, 2021)。

基于“光谱物种”或“光谱类型”的光谱多样性度量方法则是一种空间显式的多样性估算方法。假设特定物种间存在稳定且各自不同的光谱特征模式,通过对光谱特征进行聚类,得到能在子空间中被独立识别的光谱实体,即“光谱物种”或者“光谱类型”,并作为实际物种或功能类型的替代进行处理(Féret & Asner, 2014; Rocchini *et al.*, 2021)。然而由于种内光谱的变化可能接近或超过种间变化,分辨得到的“光谱物种”数量并不一定与实际物种数量相匹配(Roth *et al.*, 2015)。

目前尚不存在评估光谱多样性的“最佳”方法,即使相同方法获得的结果也可能随设备、研究对象、环境等的实际情况的变化而变化(Gholizadeh *et al.*, 2018)。有研究表明,基于光谱多样性的评估还需要着重考虑空间分辨率、光谱多样性指标和生物量的影响(Rossi *et al.*, 2021)。尽管如此,光谱多样性在植物多样性评估中的重要作用已在半干旱稀树草原(Oldeland *et al.*, 2010),草地(Wang *et al.*, 2016b; Möckel *et al.*, 2016),热带和亚热带森林(Kalacska *et al.*, 2007; Féret & Asner, 2014)等不同的生态系统中得到了验证。随着生物多样性研究向着多维度发展,光谱多样性在植物多样性监测与评估中的应用也从物种多样性开始向植物功能和遗传多样性方面拓展。

## 2.2 物种多样性

光谱变异假说允许我们度量光谱多样性并将之与物种多样性建立联系来反演物种多样性。对于大尺度区域的物种多样性快速测量或是在某些实地调查困难的区域,用光谱多样性直接估测其物种多样性是很好的选择。徐岩等(2021)从林冠高光谱影像角度出发,探讨了无人机高光谱应用于森林冠层树种多样性监测的研究现状、可行性、优势及缺陷。光谱多样性与物种多样性关系构建的常见做法为将光谱多样性通过各种经验模型转化为物种多样性,模型包括单变量回归模型(Gould, 2000; Rocchini, 2007),去趋势对应分析(DCA)(Feilhauer & Schmidtlein, 2009),广义加性模型(GAMs)(Parviainen *et al.*, 2009),人工神经网络(ANN)(Foody & Cutler, 2003)等。

近年来,许多研究在不同遥感平台上取得了物种多样性方面的进展。在区域尺度上,卫星遥感仍

是主场。Wang等(2022)基于卫星多光谱和高光谱影像,绘制了红树林的物种 $\alpha$ 和 $\beta$ 多样性,去除异常影像后计算得到Shannon-Wiener多样性指数模型的 $R^2$ 为0.42,  $\beta$ 多样性准确率最高达90.00%,同时比较了变异系数、Rao's Q指数和光谱方差度量的光谱多样性指标在不同分辨率影像下评估性能的差异; Kayet等(2020)利用卫星高光谱遥感影像对Sarandë地区的矿区森林进行了Shannon-Wiener多样性指数的评估,线性回归模型的 $R^2$ 为0.72。在尺度更精细或物种丰富度更高的地区,航空或近地面遥感能更好地满足研究需求。Bongalov等(2019)在马来西亚热带雨林中对机载高光谱数据进行光谱聚类,将每个聚类作为一个“物种”,成功估算了该区域的 $\beta$ 多样性; Gholizadeh等(2020)利用机载成像高光谱对草地的 $\alpha$ 和 $\beta$ 多样性进行了多时相评估,发现在整个研究时段内变异系数映射生物多样性的表现比凸包体积和光谱角更好,与光谱物种表现相当。Xu等(2022)基于高寒草地的无人机遥感影像分别建立了变异系数、最小凸包体积和最小凸包面积与物种丰富度和Shannon-Wiener多样性指数的模型。该研究发现,通过线性光谱解混模型去除土壤信息后,基于Shannon-Wiener多样性指数和多波段变异系数建立的模型 $R^2$ 从0.41提高到了0.61。在不同植物群落进行

的实验结果表明,光谱多样性在预测物种丰富度、Shannon多样性指数等指标方面都有较好的表现,多数可以得到中等或较好的反演精度(表5)。

当前研究显示,植被类型和空间分辨率对反演精度有较大影响,即使度量方法相同,改变尺度或植被类型,都可能影响反演模型的性能。一组在高草草原进行的实验分别使用了1 mm (地面采样)到1 m (飞机采样)的像元尺寸的光谱数据探究尺度对光谱多样性和物种 $\alpha$ 多样性之间关系的影响。这组研究发现,在精细尺度(1 mm到10 cm)上光谱多样性和 $\alpha$ 多样性之间存在显著的相关性,但在像元尺寸大于10 cm (与草地植物冠层大小相当)时,图像丢失了大部分 $\alpha$ 多样性信息(Wang *et al.*, 2016a)。还有研究发现物种组成和光谱多样性的关系与时间变化相关(Schmidtlein & Fassnacht, 2017; Feilhauer & Schmidtlein, 2011),研究区空间尺度对光谱多样性和物种多样性之间的联系也有影响(Rocchini *et al.*, 2004; Oldeland *et al.*, 2010)。因此,明确所研究的植被类型特点,了解特定传感器和遥感技术的局限性,有助于设计科学有效的实验方案。

与直接使用光谱多样性反映物种多样性相比,获得区域内每个物种具体的空间分布对生态学研究意义更大。为了获取物种类别信息,生态学家使用

表5 基于光谱多样性反演物种多样性的案例

Table 5 Cases of retrieving species diversity based on spectral diversity

植被类型 Vegetation type	遥感平台 Remote sensing platform	空间分辨 Spatial resolution	反演特征 Inversion characteristics	反演模型精度( $R^2$ ) Inversion accuracy ( $R^2$ )	参考文献 Reference
亚热带森林 Subtropical forest	卫星 Satellite	10 m	$\alpha$ 多样性 $\alpha$ -diversity	0.65	Yang <i>et al.</i> , 2022
红树林 Mangrove	卫星 Satellite	2 m/10 m	$\alpha$ 多样性 $\alpha$ -diversity	0.42	Wang <i>et al.</i> , 2022
地中海落叶林 Mediterranean deciduous forest	卫星 Satellite	30 m	$\alpha$ 多样性 $\alpha$ -diversity	0.65	Ceballos <i>et al.</i> , 2015
稀树草原 Savanna	卫星 Satellite	30 m	$\alpha$ 多样性 $\alpha$ -diversity	0.42	Madonsela <i>et al.</i> , 2017
温带森林 Temperate forest	卫星 Satellite	10m	$\alpha$ 多样性 $\alpha$ -diversity	0.25–0.52	Camathias <i>et al.</i> , 2013
高草草原 Prairie	航空 Airborne	1.1 m	$\alpha$ 多样性 $\alpha$ -diversity	0.44	Wang <i>et al.</i> , 2016a
热带森林 Tropical forest	航空 Airborne	2 m	$\beta$ 多样性 $\beta$ -diversity	0.47	Somers <i>et al.</i> , 2015
松林和硬木林 Pine and hardwood forest	航空 Airborne	2 m	$\alpha$ 多样性 $\alpha$ -diversity	0.15–0.7	Hakkenberg <i>et al.</i> , 2018
热带山地森林 Tropical mountain forest	航空 Airborne	1 m	$\alpha$ 多样性 $\alpha$ -diversity	0.50–0.73	Schäfer <i>et al.</i> , 2016
高草草原 Prairie	近地面 Near-ground	1 mm/0.75 m	$\alpha$ 多样性 $\alpha$ -diversity	0.51/0.32	Gholizadeh <i>et al.</i> , 2018
亚热带森林 Subtropical forest	近地面 Near-ground	1 m	$\alpha$ 多样性 $\alpha$ -diversity	0.83	Zhao <i>et al.</i> , 2018
草地 Grassland	近地面 Near-ground	0.3 m	$\alpha$ 多样性 $\alpha$ -diversity	0.73	Zhao <i>et al.</i> , 2021a
草地 Grassland	近地面 Near-ground	–	$\gamma/\beta$ 多样性 $\gamma/\beta$ -diversity	0.59/0.68	Polley <i>et al.</i> , 2019
高寒草甸 Alpine meadow	近地面 Near-ground	0.2 m	$\alpha$ 多样性 $\alpha$ -diversity	0.61	Xu <i>et al.</i> , 2022

–, 无数据。

–, no data.



机器学习算法处理光谱影像,按光谱特征进行物种分类,从而开展物种多样性量化研究(Lucas *et al.*, 2008; Paz-Kagan *et al.*, 2017; Chrysafis *et al.*, 2020)。光谱植被指数可被用于树种分类, Naidoo等(2012)结合冠层高度模型数据及森林植被指数对热带稀树草原生态系统中的8种植被类型分类,总体分类精度达到87.68%。Vaglio等(2014)使用机载高光谱数据和随机森林方法估测了西非热带森林的 $\alpha$ 多样性指数,回归模型对 $\alpha$ 多样性指数的拟合 $R^2$ 达到84.9%。传统的分类算法如最大似然法、平行算法、平行六面体法、最小距离法、马氏距离法、支持向量机、随机森林、决策树、波谱角等,在处理高光谱数据时,由于分类依据为低级光谱特征并且人工选取训练样本有局限性,分类精度还有待提高(奚雪峰和周国栋, 2016)。而深度学习从遥感影像样本上提取物种信息,通过模型建立的复杂非线性关系分辨植物物种间存在的差异来作为分类判别特征,从而有效利用高光谱影像中的丰富信息,弥补了传统分类算法的不足。Xi等(2019)在中国长白山对7个树种进行了基于OHS-1卫星高光谱影像的物种分类,结果表明利用卷积神经网络搭建的分类模型精度(85.04%)要显著大于利用随机森林搭建的树种分类模型(80.16%)。深度学习凭借物种分类和识别领域的优势成为了一种开展物种多样性的量化研究的有效手段(Signoroni *et al.*, 2019)。

### 2.3 功能多样性

植物功能性状能综合反映植物利用空间和资源及其适应周围环境的不同策略(Chapin III *et al.*, 2000)。功能多样性通常用来指示不同空间尺度上功能性状的变异程度(Petchey & Gaston, 2006)。光谱多样性反映了植物生理生化变化,能在不同的遥感平台快速、无损、可重复地表征不同植物功能性状的多样性(Homolová *et al.*, 2013; Asner *et al.*, 2015b)。通过光谱成像技术获得的植物功能性状分布图能很好地捕捉功能性状的空间变化情况(Singh *et al.*, 2015; Anderson, 2018)。基于遥感信息评估植物功能多样性的方法有两种思路,一种是通过前文提到的“光谱聚类”方法直接构建光谱特征与功能类型之间的联系;另一种是通过定量反演得到冠层性状并进一步计算植被群落的功能多样性。定量反演植物功能性状的常见方法主要为物理模型和经验统计模型(解准嘉等, 2015; Kothari & Schweiger 2022)。

以辐射传输模型(RTMs)为代表的物理模型方法能模拟光在叶片或冠层间的吸收和反射过程,具有更好的稳健性和全局性(Jacquemoud *et al.*, 2009)。从冠层水平获取叶片性状时,常将提取叶片性状的PROSPECT模型(Jacquemoud & Baret, 1990)和提取冠层性状的SAIL模型(Féret *et al.*, 2017)耦合为PROSAIL模型使用。但RTMs的反演过程中可能出现不同参数导出同一模拟结果的“异参同效”现象,导致在反演中将不符合实际情况的参数作为结果。并且,模型输入参数缺少相关生态条件的限制,没有先验知识,参数取值范围过大,因而出现某些异常参数,使得结果偏差极大,导致反演精度不够理想(Locherer *et al.*, 2015)。RTMs还受限于可估算的叶片性状数量,能估测的只有具有明显吸收特征的叶片性状,如色素含量、干物质含量和含水量。虽然新一代PROSPECT模型能将干物质分解为碳和蛋白质来进行估算(Féret *et al.*, 2021),但是未来可估测性状有限的局面仍难以打破。RTMs的构建、参数调整、反演模式的复杂性以及可估测叶片性状数量的有限性,导致经验统计模型仍是大多数研究人员的首选。

经验统计模型在区域尺度上应用广泛,对不同性状的预测都有良好表现(Kokaly *et al.*, 2009; Schweiger *et al.*, 2017; Martin *et al.*, 2018; Wang & Gamon, 2019)。Wang和Gamon等(2019)建立了样地实测数据和敏感光谱之间的偏最小二乘回归(PLSR)模型和高斯过程回归(GPR)模型用于提取草地群落的15个性状。Wang等(2020)基于机载高光谱数据和野外实测数据,利用偏最小二乘回归模型绘制了包括温带森林、亚热带森林、草原等生态系统类型的26个叶片性状。目前,随机森林、支持向量机、神经网络等机器学习方法开始得到应用,然而该方法需要大量实测样本数据作为训练样本以提高估测精度,也需要来自不同植被类型的数据对反演模型的普适性进行检验(Gholizadeh *et al.*, 2018)。对于一些光学遥感不可直接表征的植物性状,可以将其与能够直接影响光谱的性状建立协方差模型来进行估测(Kothari *et al.*, 2022)。

总体而言,现阶段基于遥感对植物功能性状的估测已经被广泛用于生态学研究(表6)。例如,Asner等(2015b)将机载高光谱成像和激光雷达结合,反演了安第斯山植被冠层叶片的生化性状,并将研究扩

展到更大尺度的秘鲁热带雨林中, 测量了不同冠层树种叶片的叶绿素、氮、碳含量等7个功能性状, 并计算了该区域的功能多样性指数, 绘制了该区域的森林冠层功能性状的分布图(Asner *et al.*, 2017)。Schneider等(2017)利用航空高光谱数据和实验室测得的样本数据反演植被的叶绿素含量、胡萝卜素含量和等效水厚度, 并结合基于激光雷达获取的森林冠层结构特征绘制了瑞士温带森林功能性状多样性的分布图; Zhao等(2021b)在单作草地上利用无人机高光谱对与光合作用有关的性状进行了反演, 发现种内变异现象, 认为单一性状的变异系数和多性状的功能丰富度是单作草地群落地上生物量的重要预测因子; Durán等(2019)评估了亚马孙到安第斯山海拔梯度上(215–3 537 m)的森林功能丰富度和离散度。光谱多样性的最大优势是可以从遥感图像估测空间上连续的功能多样性, 且不依赖于区域内物种的分布和丰度、系统发育关系等前提信息

(Schweiger *et al.*, 2018)。但随着叶片的发育、成熟和衰老, 多种生理化学性状都存在季节性变化, 这些变化对预测模型精度有直接影响。Chen等(2022)发现偏最小二乘模型能准确预测大多数叶性状, 但对于幼叶和老叶的预测精度偏低。为了确保估测冠层叶片性状的准确性, 需要遵循适当的取样和尺度缩放方法, 并且物候也可被纳入模型校准的考量中(Townsend *et al.*, 2013; Asner *et al.*, 2015b; Chen *et al.*, 2022)。

性状种内变异会对功能多样性评估造成影响, 只有在个体水平上对性状进行评估, 才能消除种内变异的影响。随着高光谱和激光雷达数据协同应用的发展, 激光雷达提取的树木结构性状和高光谱提取的冠层生理性状的结合可以刻画出个体水平的功能性状分布格局, 帮助我们更好地理解群落的生态过程。Marconi等(2021)对冠层进行单木分割并获取结构特征后, 绘制了碳含量、氮含量、磷含量等7个

表6 基于光谱数据可反演的植物功能性状

Table 6 Detectable plant functional traits based on hyperspectral remote sensing

植物功能性状 Plant functional trait	反演精度 Inversion accuracy ( $R^2$ )	参考文献 Reference
叶绿素含量 Chlorophyll content	0.70–0.91	Asner <i>et al.</i> , 2015b; McManus <i>et al.</i> , 2016; Chen <i>et al.</i> , 2022
胡萝卜素含量 Carotenoids content	0.63–0.87	Asner <i>et al.</i> , 2014, 2015b; Zhao <i>et al.</i> , 2021b
氮含量 Nitrogen content	0.56–0.86	Balzotti <i>et al.</i> , 2016; Martin <i>et al.</i> , 2018; Chen <i>et al.</i> , 2022
磷含量 Phosphorus content	0.46–0.83	Wang <i>et al.</i> , 2020; Pandey <i>et al.</i> , 2017
钙含量 Calcium content	0.48–0.79	Asner <i>et al.</i> , 2014, 2017; McManus <i>et al.</i> , 2016
镁含量 Magnesium content	0.33–0.70	Asner <i>et al.</i> , 2014; Martin <i>et al.</i> , 2018
钾含量 Potassium content	0.42–0.65	Martin <i>et al.</i> , 2018; Wang <i>et al.</i> , 2020
硫含量 Sulfur content	0.53–0.83	Pandey <i>et al.</i> , 2017; Wang <i>et al.</i> , 2020
硼含量 Boron content	0.32–0.53	Asner <i>et al.</i> , 2015b; Chen <i>et al.</i> , 2022
铜含量 Copper content	0.51–0.86	Pandey <i>et al.</i> , 2017; Wang <i>et al.</i> , 2020
锰含量 Manganese content	0.32–0.64	Pandey <i>et al.</i> , 2017; Wang <i>et al.</i> , 2020; Chen <i>et al.</i> , 2022
铁含量 Iron content	0.26–0.74	Asner <i>et al.</i> , 2015b; Martin <i>et al.</i> , 2018; Chen <i>et al.</i> , 2022
锌含量 Zinc content	0.26–0.73	Asner <i>et al.</i> , 2014; Pandey <i>et al.</i> , 2017; Chen <i>et al.</i> , 2022
木质素含量 Lignin content	0.47–0.76	Asner <i>et al.</i> , 2015a; McManus <i>et al.</i> , 2016
纤维素含量 Cellulose content	0.61–0.84	Asner <i>et al.</i> , 2015a; McManus <i>et al.</i> , 2016
酚类含量 Phenols content	0.44–0.73	Asner <i>et al.</i> , 2015a, 2015b
含水量 Water content	0.49–0.77	Asner <i>et al.</i> , 2015b; Wang <i>et al.</i> , 2020
鞣酸类含量 Tannins content	0.25–0.59	McManus <i>et al.</i> , 2016
糖、淀粉类含量 Sugar, starch content	0.60–0.64	Wang <i>et al.</i> , 2020
比叶面积 Specific leaf area	0.66–0.89	Ali <i>et al.</i> , 2016; Wang <i>et al.</i> , 2020
比叶质量 Leaf mass per area	0.61–0.88	Singh <i>et al.</i> , 2015; McManus <i>et al.</i> , 2016
叶干物质含量 Leaf dry matter content	0.23–0.83	Ali <i>et al.</i> , 2016
叶面积指数 Leaf area index	0.71–0.83	Darvishzadeh <i>et al.</i> , 2011; Danner <i>et al.</i> , 2017

部分引自张艺伟等(2022)。

Partially quoted from Zhang *et al.* (2022).

性状的分布图。Zheng等(2021)基于激光雷达和成像光谱数据得到每个个体树冠的形态性状和生理性状,绘制了基于个体水平的中国亚热带森林功能多样性图。

## 2.4 系统发育与遗传多样性

叶片光谱本身受到物种系统发育关系的影响,系统发育信号主要在可见光和短波红外区被检测到(McManus *et al.*, 2016)。当前整合系统发育学和叶片光谱的方法有两种,一种是直接对光谱进行进化分析,提取光谱反射率值中的“特征”来评估光谱中的系统发育信号,以此识别系统发育史与植物光谱特征之间的潜在关联,但该方法存在机制上的缺陷,无法验证得到的推论在生物学上的意义(Cavender-Bares *et al.*, 2016; McManus *et al.*, 2016)。另一种方法是通过性状进化模型与叶片辐射传输模型相结合来明确模拟光谱叶光谱背后的结构和化学性状的演化过程(Meireles *et al.*, 2020b)。Schweiger等(2018)从雪松溪生物多样性实验室收集的数据证明物种的叶片光谱差异随着功能差异和进化分化时间的增加而增加,且叶片水平光谱多样性能解释生产力总变异的51%; Meireles等(2020a)测试了544种

种子植物的叶级光谱(400–2 400 nm)全球数据集中的系统发育信号,评估它们分类谱系的能力,发现存在于叶片光谱中的系统发育信号可以识别出广泛的植物类群、目和科。利用进化模型整合叶片光谱和系统发育学的研究仍处于初级阶段,还缺乏对冠层水平的探讨,但从进化和系统发育史的角度来理解叶光谱,为实现全球范围内对叶片进化过程和植物系统发育多样性评估提供了基础。

种群遗传组成是全球生物多样性监测的6个基本生物多样性变量之一(Pereira *et al.*, 2013),利用高光谱遥感配合统计模型可以在种群水平上进行遗传多样性检测。Madritch等(2014)使用偏最小二乘判别分析(PLS-DA)对美洲山杨(*Populus tremuloides*)的基因型进行分类,发现无人机高光谱影像在种群水平区分山杨基因型的能力(分类精度的一致性检验结果(Kappa) = 0.85)优于实测叶片性状(Kappa = 0.27)和土壤化学成分数据(Kappa = 0.32),具有评估景观尺度生物遗传多样性的潜力。Cavender-Bares等(2016)使用偏最小二乘判别分析来监测植物光谱或使用光谱预测的性状在一个属内的3个不同进化尺度(谱系、物种和种群)上区分生物分类群的能力。

表7 光谱多样性在植物多样性监测和评估中的应用案例

Table 7 Case studies on the application of spectral diversity in plant diversity monitoring and assessment

生物多样性层次 Biodiversity level	生境类型或地点 Ecosystem or location	数据来源 Data source	实现方法 Method	参考文献 Reference
物种多样性 Species diversity	热带干旱森林(美国佛罗里达州) Tropical dry forest (California, USA)	卫星遥感 Satellite remote sensing	归一化植被指数的平均值和标准差 Mean and standard deviation of NDVI	Gillespie, 2005
	热带森林(巴拿马) Tropical forest (Panama)	航空遥感 Airborne remote sensing	反射率变异系数 Coefficient Variation of reflectance	Somers <i>et al.</i> , 2015
	稀树草原(纳米比亚中部) Savannah (Central Namibia)	航空遥感 Airborne remote sensing	主成分的光谱质心距离 Distance from the spectral centroid in principal component space	Oldeland <i>et al.</i> , 2010
	天然林和人工管理林(以色列) Managed and unmanaged groves (Israel)	航空遥感 Airborne remote sensing	监督分类(支持向量机) Supervised classification (support vector machine)	Paz-Kagan <i>et al.</i> , 2017
功能性状多样性 Functional diversity	寒带森林(芬兰北部) Boreal forests (southern Finland)	近地面遥感 Near-ground remote sensing	归一化植被指数, 绿色归一化植被指数 NDVI, GNDVI	Saarinен <i>et al.</i> , 2018
	热带森林(亚马孙到安第斯) Tropical forest (Amazon to Andes)	航空遥感 Airborne remote sensing	偏最小二乘回归 PLSR	Asner <i>et al.</i> , 2015b
	草地(瑞士) Grassland (Swiss)	航空遥感 Airborne remote sensing	偏最小二乘回归 PLSR	Schweiger <i>et al.</i> , 2017
遗传(系统发育)多样性 Genetic (phylogenetic) diversity	阔叶林和针叶林(美国东北部) Broadleaved forest and Coniferous forest (Northeast USA)	航空遥感 Airborne remote sensing	偏最小二乘回归 PLSR	Singh <i>et al.</i> , 2015
	温带森林(瑞士) Temperate forest (Swiss)	航空遥感 Airborne remote sensing	偏最小二乘回归 PLSR	Czyż <i>et al.</i> , 2020
	洪都拉斯, 美国北部和中部 Honduras, North and Central America	全量程光谱辐射计 Full-range spectroradiometer	主坐标分析、偏最小二乘判别分析 PCO, PLS-DA	Cavender-Bares <i>et al.</i> , 2016

GNDVI, green normalized difference vegetation index; NDVI, normalized vegetation index; PCO, principal coordinates; PLS-DA, partial least-squares discriminant analysis; PLSR, partial least-squares discriminant analysis.

结果表明在3个多样性水平上,使用全光谱数据都比使用性状数据的分类准确性高,其中基于光谱信息得到的进化枝分类精度(Kappa = 0.813)最高。Czyż等(2020)利用2009–2016年的机载成像光谱得到每个树冠的年平均反射率,通过偏最小二乘法构建预测遗传结构的模型,揭示了最适合遗传结构预测的光谱区域;Blonder等(2020)分别采集了美洲山杨叶片、树皮的地面光谱和冠层无人机成像光谱数据,使用随机森林模型成功识别了不同倍性染色体的个体(Kappa = 0.6–0.9)。高光谱信息准确地地在遗传水平进行分类的事实支持了植物间光学分化程度的进化学解释,展示了系统发育和遗传多样性被远程监测的可能性。

### 3 结论和展望

光谱影像具有丰富的光谱信息与空间信息,光谱多样性是遥感监测和评估植物多样性的重要途径。从评估方法的角度看,基于统计模型的方法本身可移植性较差,需要根据实际情况和需求确定,对于方法的推广要谨慎对待。从应用角度看,光谱数据和植物功能性状数据代表的是与植物生存直接相关的特性,将植物功能和光谱特征之间的这种联系在群落尺度上应用,可以促进大规模生态系统监测,有利于基于功能性状的群落生态学研究。在系统发育多样性方面,Meireles等(2020b)描述了一个将光谱与系统发育相结合的框架,并且各种案例表明高光谱数据在种群和基因型识别方面具有很高的潜力,但目前还缺乏在大空间尺度上应用的实例。

从之前的论述不难看出,光谱多样性不仅包含了种内和种间的性状变异,还囊括了植物生理、形态、遗传等各个方面的信息,这使其能整合不同生物多样性维度的信息,并且即使在缺乏分类学、功能性状、系统发育信息的情况下,也能进行植物多样性评估。另一方面,无人机技术的发展大大降低了数据获取成本和难度,高光谱传感器的普及使得生态学家可获取的光谱数据信息更加丰富,极大地发挥了光谱数据的特性,拓展了光谱多样性应用范围。因此,结合最新的技术手段发挥光谱数据在植物多样性监测与评估中的优势,同时将光谱多样性作为新兴的生物多样性维度灵活运用到生态学研究中将未来主要的发展方向。

### 3.1 充分发挥无人机与高光谱传感器结合的优势

现阶段,越来越多的研究将无人机应用到生态学、林学、保护生物学等领域,但与高光谱结合的相关研究还比较有限(Sankey *et al.*, 2018; Zhao *et al.*, 2018; Waite *et al.*, 2019)。一些研究已经在无人机高光谱的生态学应用方面做出了不错的尝试。如监测火灾后森林乔木盖度和密度的变化(Sankey *et al.*, 2017),结合摄影点云数据实现单木分割以提高高光谱数据的树种分类精度(Saarinen *et al.*, 2018),在个体水平进行入侵物种识别(Papp *et al.*, 2021)。树种分类应用最为常见,但基于无人机的树种分类多集中在如北方和温带森林这类物种多样性不高的森林中(Maschler *et al.*, 2018; Saarinen *et al.*, 2018)。其主要原因是高空间分辨率影像中,冠层结构和阴影导致的光谱变异性的增加会更加明显,使得在结构异质性高、冠层重叠的生态系统中生物多样性的评估和物种识别受到影响(Lopatin *et al.*, 2017, 2019)。另一方面,无人机高光谱在遗传多样性研究方面的应用也初见端倪。无人机高光谱的遗传学应用在农业领域已经取得较好的进展(Yang *et al.*, 2017),但无人机高光谱在对以森林为主的其他生态系统的遗传多样性监测和评估方面还少有人涉足。当前已有的利用航空平台高光谱数据和无人机热成像进行的遗传多样性研究的尝试对无人机高光谱在这方面的应用是很好的启示(Madritch *et al.*, 2014; Czyż *et al.*, 2020; Sankey *et al.*, 2021)。可以期待未来在物种多样性评估方面,利用激光雷达和RGB影像在植被结构探测和纹理信息提取方面的优势弥补光谱数据的缺陷,基于无人机高光谱的物种多样性监测和评估可以在更多、更复杂的生境类型中发挥作用。无人机在精细尺度上的独特优势,将帮助我们开展种群水平或者个体水平的群落生态学研究。最后,无人机高光谱在遗传学领域的应用可以得到拓展,研究者可以挖掘其在景观尺度上应用于遗传学的潜力。

### 3.2 光谱多样性作为生物多样性新维度的潜力

大量研究证实植物反射光谱是探究植物多样性的丰富信息源,是生物多样性在光谱维度的展示。光谱多样性既包含了功能多样性所能体现的生理生化和结构特征,又能体现分类学角度的植物差异,它涵盖了生物多样性但又存在自身信息的糅杂。光

谱多样性应当具有作为一种生物多样性维度的潜力。但植物光谱多样性若作为类似物种/功能/遗传多样性这样指示生物多样性某方面特征的综合指标,而不是其他维度多样性的预测因子,该如何应用到生态学研究?弄清这个问题的前提是了解光谱多样性所代表的多样性维度与通常的生物多样性维度在生态学意义上的差别,然而当前的研究结果不能给出一个完美的解释。明确光谱多样性在反映生物多样性信息方面背后的影响因素及其生态学意义,能帮助我们更好地将其应用到研究中并正确解读相关研究结果。

理解光谱多样性和生物多样性间的关系对生物多样性评估的影响是植物光谱多样性研究中的重点。显然,光谱多样性与生物多样性之间的关系有很强的尺度依赖性,设计采样时需尽量将采样粒度、植被物候、光谱分辨率等各方面一起考虑。但目前尚不清楚这些因素是如何并且在多大程度上影响光谱和生物多样性间的关系。没有一个普适的光谱多样性计算方法,数据特性、研究目标以及抽样规模等原因都会影响光谱多样性度量生物多样性的能力(Wang *et al.*, 2018)。

另一个重点是如何理解遥感估测多样性和实际多样性间的差异。光谱熵反映的是图像范围内所有的信息,而不只是植物种类之间的变化,基于光谱多样性的生物多样性评估结果必然与真实多样性有差别(Asner, 1998; Chavana-Bryant *et al.*, 2017; Gholizadeh *et al.*, 2018)。Frye等(2021)在验证代理假说的研究中认为,这种差别在不同群落中的大小并不相同,主要受群落本身构成的影响,生物群落间物种组成的差异驱动了光谱多样性替代其他维度多样性程度的变化。Frye将这种变化模式用冗余度描述,表明相对于其他生物多样性指标,光谱多样性所提供的额外信息,并将其称为“谱冗余”。不同的生物群落会表达出不同的“冗余度”,这种变化还未得到充分解释。未来的研究可能需要从不同植物群落的光谱特征中提取功能性状,并与环境变化和群落组成联系起来,以给出一个系统、全面的解释。由于光谱信号代表了植物基本性状的集合,为了比对光谱多样性和其他维度多样性在生态学角度的差异,我们需要更多地关注与植物性状甚至系统发育有关的波段,尤其是短波红外区(Serbin *et al.*, 2014; Meireles *et al.*, 2020a),以充分了解性状、光谱反射

率、系统发育和最终形成它们的环境之间的相互作用。光谱多样性在生态学中的深入应用需要对遥感、植物多样性和植物生理学的综合理解(Peng *et al.*, 2015; Gholizadeh *et al.*, 2018; Kim, 2018),研究者们仍需对光谱多样性所表达的信息进行深入研究,理解其背后的生态学意义。

虽然光谱多样性的生态学意义还存在未解之处,但光谱多样性确实具备作为生物多样性替代指标的潜力,能反映一些在其他单一生物多样性维度中无法体现的信息,提供洞察生物多样性变化的新视角;并且光谱多样性能同时指示多重维度的生物多样性,综合表现某地区的多样性概况,高效、低成本估算空间生物多样性格局,是探测地区多样性热点的重要工具。

### 3.3 从光谱多样性维度解析生物多样性与生态系统功能的关系

生物多样性和生态系统功能之间相互关系的时空变化是当前生态学领域的中心内容,但这一问题尚未得到充分研究(le Bagousse-Pinguet *et al.*, 2019; Gonzalez *et al.*, 2020)。目前对生物多样性与生态系统功能关系的理解主要适用于精细尺度,将现有理论向更大尺度推广是当前的研究趋势(Thompson *et al.*, 2018)。植物功能属性是连接生物多样性与生态系统功能的桥梁(Funk *et al.*, 2017),不少研究已经开始通过光谱多样性这一新手段从植被功能属性角度来分析和度量生态系统功能。通过光谱多样性能追踪植被生产力、生物量、含水量、氮含量等与生态系统功能密切相关的植被属性,同时提取生物多样性信息,达到跨时空探测生物多样性-生态系统功能关系和成因的目的(Wang *et al.*, 2016a; Wallis *et al.*, 2019; Williams *et al.*, 2021)。但其中部分研究也指出需要加强用于检测植被属性和物种的模型在不同时空尺度上的广泛适用性。

另一方面,虽然光谱信息的复杂性为生物多样性评估带来了困难,但同样也为基于功能性状的生态学研究带来了新的机遇。植物功能性状是生态学家调查群落生物多样性和生态系统格局的重要手段(Ackerly & Cornwell, 2007; Laughlin & Laughlin, 2013)。光学类型是通过光学技术捕捉到的植物之间的功能差异,不直接对应单个植被功能类型,也不对应物种,却能代表种间和种内以及由分类学、性状进化和环境反应驱动的植物功能差异(Ustin &

Gamon, 2010)。越来越多的研究将光谱作为植物表型的综合度量,为基于功能性状的生态学提供新的视角(Schweiger *et al.*, 2021)。

光谱多样性同样能应用在对生态系统过程的研究中,帮助研究者揭示物种共存机制和群落构建过程。利用光谱数据同时获取生物量、生产力和特定冠层性状,可以帮助我们理解关键生态过程(Wallis *et al.*, 2019)。光谱多样性提取的叶性状也可以与基因型、土壤成分、植物次生代谢物、凋落物等进行整合,在多营养级水平揭示精细尺度上的物种共存机制或生态过程(Madritch *et al.*, 2014; Couture *et al.* 2016; Helsen *et al.*, 2020)。还有学者将光谱作为指示光合作用能力的新参数加入到生态系统模型中(Fu *et al.*, 2019; Yan *et al.*, 2021)。这些研究不仅体现了光谱多样性在揭示生态过程方面的能力,且大部分研究结果显示光谱数据的表现优于传统方法测量的叶片化学性状。因此,光谱多样性将成为联系生物多样性与生态系统过程和功能的一条纽带,在未来更广泛地应用到生态学相关研究中。

### 3.4 将光谱多样性纳入生物多样性联网观测

保护生物多样性的重点是要提供关于生物多样性质量和数量的变化信息以及其所受威胁的准确描述(Pasher *et al.*, 2014)。为此,国内外建立了众多生物多样性监测网络,例如全球森林观测网络(ForestGEO)、热带生态评估与监测网络(Team)、地球观测组织-生物多样性观测网络(GEOBON)、中国森林生物多样性监测网络(CForBio)、中国生物多样性监测与研究网络(Sino BON)等。虽然遥感不能直接取代实地取样,但与传统的实地加实验室方法收集信息的方法相比,遥感平台在大空间尺度和复杂地形上评估生物多样性的能力是无与伦比的。森林冠层的光学特性常作为生物学相关数据的替代,冠层的一系列重要生物属性都可以通过光学遥感进行准确评估(Gamon *et al.*, 2020)。以遥感技术为契机,将光谱多样性数据与生物多样性数据紧密结合,可以作为生物多样性监测网络的有力补充。美国国家生态观测网络机载观测平台NEON-AOP和中国林业科学研究所的机载遥感系统LiCHY都是将遥感技术纳入生物多样性监测网络的典型案例。具体措施如:可在卫星遥感获得的大尺度、长时序影像的支持下,配合一组携带成像光谱仪的飞机来实现区域上更细分辨率影像的获取,更好地与灌木、某些树

种的冠部尺寸匹配以作为卫星影像的补充。对于较小尺度的植被和叶片特征的获取,可以在兴趣区部署无人机、塔吊等来搭载光谱仪。这些方法与传统实地取样相结合,可以提供一个整合和分析不同尺度数据的框架,对获取长时间序列监测数据、全方位掌握保护地生物多样性变化情况有重要作用。

### 参考文献

- Ackerly DD, Cornwell WK (2007). A trait-based approach to community assembly: partitioning of species trait values into within- and among-community components. *Ecology Letters*, 10, 135-145.
- Ali AM, Darvishzadeh R, Skidmore AK, van Duren I, Heiden U, Heurich M (2016). Estimating leaf functional traits by inversion of PROSPECT: assessing leaf dry matter content and specific leaf area in mixed mountainous forest. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 45, 66-76.
- Anderson CB (2018). Biodiversity monitoring, earth observations and the ecology of scale. *Ecology Letters*, 21, 1572-1585.
- Asner GP, Anderson CB, Martin RE, Tupayachi R, Knapp DE, Sinca F (2015a). Landscape biogeochemistry reflected in shifting distributions of chemical traits in the Amazon forest canopy. *Nature Geoscience*, 8, 567-573.
- Asner GP (1998). Biophysical and biochemical sources of variability in canopy reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 64, 234-253.
- Asner GP, Knapp DE, Kennedy-Bowdoin T, Jones MO, Martin RE, Boardman JW, Field CB (2007). Carnegie Airborne Observatory: in-flight fusion of hyperspectral imaging and waveform light detection and ranging (wLiDAR) for three-dimensional studies of ecosystems. *Journal of Applied Remote Sensing*, 1, 013536. DOI: 10.1111/ele.13106.
- Asner GP, Martin RE, Anderson CB, Knapp DE (2015b). Quantifying forest canopy traits: imaging spectroscopy versus field survey. *Remote Sensing of Environment*, 158, 15-27.
- Asner GP, Martin RE, Carranza-Jimenez L, Sinca F, Tupayachi R, Anderson CB, Martinez P (2014). Functional and biological diversity of foliar spectra in tree canopies throughout the Andes to Amazon region. *New Phytologist*, 204, 127-139.
- Asner GP, Martin RE, Knapp DE, Tupayachi R, Anderson CB, Sinca F, Vaughn NR, Llactayo W (2017). Airborne laser-guided imaging spectroscopy to map forest trait diversity and guide conservation. *Science*, 355, 385-388.
- Bailey S, Horner-Devine C, Luck G, Moore L, Carney K, Anderson S, Betrus C, Fleishman E (2004). Primary productivity and species richness: relationships among functional guilds, residency groups and vagility classes at

- multiple spatial scales. *Ecography*, 27, 207-217.
- Balzotti CS, Asner GP, Taylor PG, Cleveland CC, Cole R, Martin RE, Nasto M, Osborne BB, Porder S, Townsend AR (2016). Environmental controls on canopy foliar nitrogen distributions in a Neotropical lowland forest. *Ecological Applications*, 26, 2449-2462.
- Blonder B, Graae BJ, Greer B, Haagsma M, Helsen K, Kapás RE, Pai H, Rieksta J, Sapena D, Still CJ, Strimbeck R (2020). Remote sensing of ploidy level in quaking aspen (*Populus tremuloides* Michx.). *Journal of Ecology*, 108, 175-188.
- Bongalov B, Burslem DFRP, Jucker T, Thompson SED, Rosindell J, Swinfield T, Nilus R, Clewley D, Phillips OL, Coomes DA (2019). Reconciling the contribution of environmental and stochastic structuring of tropical forest diversity through the lens of imaging spectroscopy. *Ecology Letters*, 22, 1608-1619.
- Cabacinha CD, de Castro SS (2009). Relationships between floristic diversity and vegetation indices, forest structure and landscape metrics of fragments in Brazilian Cerrado. *Forest Ecology and Management*, 257, 2157-2165.
- Camathias L, Bergamini A, Kuchler M, Stofer S, Baltensweiler A (2013). High-resolution remote sensing data improves models of species richness. *Applied Vegetation Science*, 16, 539-551.
- Cardinale BJ, Duffy JE, Gonzalez A, Hooper DU, Perrings C, Venail P, Narwani A, Mace GM, Tilman D, Wardle DA, Kinzig AP, Daily GC, Loreau M, Grace JB, Larigauderie A, Srivastava DS, Naeem S (2012). Biodiversity loss and its impact on humanity. *Nature*, 486, 59-67.
- Carlson KM, Asner GP, Hughes RF, Ostertag R, Martin RE (2007). Hyperspectral remote sensing of canopy biodiversity in Hawaiian lowland rainforests. *Ecosystems*, 10, 536-549.
- Caughlin TT, Graves SJ, Asner GP, van Breugel M, Hall JS, Martin RE, Ashton MS, Bohlman SA (2016). A hyperspectral image can predict tropical tree growth rates in single-species stands. *Ecological Applications*, 26, 2369-2375.
- Cavender-Bares J, Meireles JE, Couture JJ, Kaproth MA, Kingdon CC, Singh A, Serbin SP, Center A, Zuniga E, Pilz G, Townsend PA (2016). Associations of leaf spectra with genetic and phylogenetic variation in oaks: prospects for remote detection of biodiversity. *Remote Sensing*, 8, 221. DOI: 10.3390/rs8030221.
- Cayuela L, Benayas JMR, Justel A, Salas-Rey J (2006). Modelling tree diversity in a highly fragmented tropical montane landscape. *Global Ecology and Biogeography*, 15, 602-613.
- Ceballos A, Hernández J, Corvalán P, Galleguillos M (2015). Comparison of airborne LiDAR and satellite hyperspectral remote sensing to estimate vascular plant richness in deciduous mediterranean forests of central Chile. *Remote Sensing*, 7, 2692-2714.
- Chang CI (2000). An information-theoretic approach to spectral variability, similarity, and discrimination for hyperspectral image analysis. *IEEE Transactions on Information Theory*, 46, 1927-1932.
- Chapin III FS, Zavaleta ES, Eviner VT, Naylor RL, Vitousek PM, Reynolds HL, Hooper DU, Lavorel S, Sala OE, Hobbie SE, Mack MC, Díaz S (2000). Consequences of changing biodiversity. *Nature*, 405, 234-242.
- Chavana-Bryant C, Malhi Y, Wu J, Asner GP, Anastasiou A, Enquist BJ, Cosio Caravasi EG, Doughty CE, Saleska SR, Martin RE, Gerard FF (2017). Leaf aging of Amazonian canopy trees as revealed by spectral and physiochemical measurements. *New Phytologist*, 214, 1049-1063.
- Chen LT, Zhang Y, Nunes MH, Stoddart J, Khoury S, Chan AHY, Coomes DA (2022). Predicting leaf traits of temperate broadleaf deciduous trees from hyperspectral reflectance: Can a general model be applied across a growing season? *Remote Sensing of Environment*, 269, 112767. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112767.
- Cho MA, Mathieu R, Asner GP, Naidoo L, van Aardt J, Ramoelo A, Debba P, Wessels K, Main R, Smit IPJ, Erasmus B (2012). Mapping tree species composition in South African savannas using an integrated airborne spectral and LiDAR system. *Remote Sensing of Environment*, 125, 214-226.
- Chrysafis I, Korakis G, Kyriazopoulos AP, Mallinis G (2020). Predicting tree species diversity using geodiversity and sentinel-2 multi-seasonal spectral information. *Sustainability*, 12, 9250. DOI: 10.3390/su12219250.
- Coops NC, Tompaski P, Nijland W, Rickbeil GJM, Nielsen SE, Bater CW, Stadt JJ (2016). A forest structure habitat index based on airborne laser scanning data. *Ecological Indicators*, 67, 346-357.
- Couture JJ, Singh A, Rubert-Nason KF, Serbin SP, Lindroth RL, Townsend PA (2016). Spectroscopic determination of ecologically relevant plant secondary metabolites. *Methods in Ecology and Evolution*, 7, 1402-1412.
- Czyż EA, Guillén Escrivà C, Wulf H, Tedder A, Schuman MC, Schneider FD, Schaeppman ME (2020). Intraspecific genetic variation of a *Fagus sylvatica* population in a temperate forest derived from airborne imaging spectroscopy time series. *Ecology and Evolution*, 10, 7419-7430.
- Dahlin KM (2016). Spectral diversity area relationships for assessing biodiversity in a wildland-agriculture matrix. *Ecological Applications*, 26, 2758-2768.
- Danner M, Berger K, Woche M, Mauser W, Hank T (2017). Retrieval of biophysical crop variables from multi-angular canopy spectroscopy. *Remote Sensing*, 9, 21. DOI: 10.3390/rs9070726.
- Darvishzadeh R, Atzberger C, Skidmore A, Schlerf M (2011).

- Mapping grassland leaf area index with airborne hyperspectral imagery: a comparison study of statistical approaches and inversion of radiative transfer models. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66, 894-906.
- Degerickx J, Okujeni A, Iordache MD, Hermy M, van der Linden S, Somers B (2017). A novel spectral library pruning technique for spectral unmixing of urban land cover. *Remote Sensing*, 9, 565. DOI: 10.3390/rs9060565.
- Durán SM, Martin RE, Díaz S, Maitner BS, Malhi Y, Salinas N, Shenkin A, Silman MR, Wiczyński DJ, Asner GP, Bentley LP, Savage VM, Enquist BJ (2019). Informing trait-based ecology by assessing remotely sensed functional diversity across a broad tropical temperature gradient. *Science Advances*, 5, eaaw8114. DOI: 10.1126/sciadv.aaw8114.
- Fallon B, Yang A, Nguyen C, Armour I, Juzwik J, Montgomery R, Cavender-Bares J (2020). Spectral differentiation of oak wilt from foliar fungal disease and drought is correlated with physiological changes. *Tree Physiology*, 40, 377-390.
- Fassnacht FE, Latifi H, Stereńczak K, Modzelewska A, Lefsky M, Waser LT, Straub C, Ghosh A (2016). Review of studies on tree species classification from remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 186, 64-87.
- Feilhauer H, Schmidtlein S (2009). Mapping continuous fields of forest alpha and beta diversity. *Applied Vegetation Science*, 12, 429-439.
- Feilhauer H, Schmidtlein S (2011). On variable relations between vegetation patterns and canopy reflectance. *Ecological Informatics*, 6, 83-92.
- Féret JB, Asner GP (2014). Mapping tropical forest canopy diversity using high-fidelity imaging spectroscopy. *Ecological Applications*, 24, 1289-1296.
- Féret JB, Berger K, de Boissieu F, Malenovsky Z (2021). PROSPECT-PRO for estimating content of nitrogen-containing leaf proteins and other carbon-based constituents. *Remote Sensing of Environment*, 252, 112173. DOI: 10.1016/j.rse.2020.112173.
- Féret JB, Gitelson AA, Noble SD, Jacquemoud S (2017). PROSPECT-D: towards modeling leaf optical properties through a complete lifecycle. *Remote Sensing of Environment*, 193, 204-215.
- Foody GM, Cutler MEJ (2003). Tree biodiversity in protected and logged Bornean tropical rain forests and its measurement by satellite remote sensing. *Journal of Biogeography*, 30, 1053-1066.
- Frye HA, Aiello-Lammens ME, Euston-Brown D, Jones CS, Kilroy Mollmann H, Merow C, Slingsby JA, van der Merwe H, Wilson AM, Silander Jr JA. (2021). Plant spectral diversity as a surrogate for species, functional and phylogenetic diversity across a hyper-diverse biogeographic region. *Global Ecology and Biogeography*, 30, 1403-1417.
- Fu P, Meacham-Hensold K, Guan KY, Bernacchi CJ (2019). Hyperspectral leaf reflectance as proxy for photosynthetic capacities: an ensemble approach based on multiple machine learning algorithms. *Frontiers in Plant Science*, 10, 730-730.
- Fu YY, Yang G, Guan SH (2020). Research status and development trend of hyperspectral imagers onboard airborne and spaceborne platforms. *Infrared*, 41(8), 1-8. [付严宇, 杨桃, 关世豪 (2020). 航空航天高光谱成像仪研究现状及发展趋势. *红外*, 41(8), 1-8.]
- Funk JL, Larson JE, Ames GM, Butterfield BJ, Cavender-Bares J, Firm J, Laughlin DC, Sutton-Grier AE, Williams L, Wright J (2017). Revisiting the Holy Grail: using plant functional traits to understand ecological processes. *Biological Reviews*, 92, 1156-1173.
- Gamon JA, Serrano L, Surfus JS (1997). The photochemical reflectance index: an optical indicator of photosynthetic radiation use efficiency across species, functional types, and nutrient levels. *Oecologia*, 112, 492-501.
- Gamon JA, Wang R, Gholizadeh H, Zutta B, Townsend PA, Cavender-Bares J (2020). Consideration of scale in remote sensing of biodiversity//Cavender-Bares J, Gamon JA, Townsend PA. *Remote Sensing of Plant Biodiversity*. Springer, Gewerbestrasse, Switzerland. 425-447.
- Gholizadeh H, Gamon JA, Helzer CJ, Cavender-Bares J (2020). Multi-temporal assessment of grassland  $\alpha$ - and  $\beta$ -diversity using hyperspectral imaging. *Ecological Applications*, 30, e02145. DOI: 10.1002/eap.2145.
- Gholizadeh H, Gamon JA, Zygielbaum AI, Wang R, Schweiger AK, Cavender-Bares J (2018). Remote sensing of biodiversity: soil correction and data dimension reduction methods improve assessment of  $\alpha$ -diversity (species richness) in prairie ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 206, 240-253.
- Gillespie TW (2005). Predicting woody-plant species richness in tropical dry forests: a case study from south florida, USA. *Ecological Applications*, 15, 27-37.
- Gonzalez A, Germain RM, Srivastava DS, Filotas E, Dee LE, Gravel D, Thompson PL, Isbell F, Wang SP, Kéfi S, Montoya J, Zelnik YR, Loreau M (2020). Scaling-up biodiversity-ecosystem functioning research. *Ecology Letter*, 23, 757-776.
- Gould W (2000). Remote sensing of vegetation, plant species richness, and regional biodiversity hotspots. *Ecological Applications*, 10, 1861-1870.
- Guo QH, Hu TY, Ma Q, Xu KX, Yang QL, Sun QH, Li YM, Su YJ (2020). Advances for the new remote sensing technology in ecosystem ecology research. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 44, 418-435. [郭庆华, 胡天宇, 马勤, 徐可心, 杨秋丽, 孙千惠, 李玉美, 苏艳军 (2020). 新一代遥感技术助力生态系统生态学研究. *植*



- 物生态学报, 44, 418-435.]
- Guo QH, Liu J, Li YM, Zhai QP, Wang YC, Wu FF, Hu TY, Wan HW, Liu HM, Shen WM (2016). A near-surface remote sensing platform for biodiversity monitoring, perspectives and prospects. *Biodiversity Science*, 24, 1249-1266. [郭庆华, 刘瑾, 李玉美, 翟秋萍, 王永财, 吴芳芳, 胡天宇, 万华伟, 刘慧明, 申文明 (2016). 生物多样性近地面遥感监测, 应用现状与前景展望. *生物多样性*, 24, 1249-1266.]
- Hakkenberg CR, Zhu K, Peet RK, Song C (2018). Mapping multi-scale vascular plant richness in a forest landscape with integrated LiDAR and hyperspectral remote-sensing. *Ecology*, 99, 474-487.
- Helsen K, van Cleemput E, Bassi L, Somers B, Honnay O (2020). Optical traits perform equally well as directly-measured functional traits in explaining the impact of an invasive plant on litter decomposition. *Journal of Ecology*, 108, 2000-2011.
- Hernández-Stefanoni JL, Gallardo-Cruz JA, Meave JA, Rocchini D, Bello-Pineda J, López-Martínez JO (2012). Modeling  $\alpha$ - and  $\beta$ -diversity in a tropical forest from remotely sensed and spatial data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 19, 359-368.
- Homolová L, Malenovský Z, Clevers JGPW, García-Santos G, Schaepman ME (2013). Review of optical-based remote sensing for plant trait mapping. *Ecological Complexity*, 15, 1-16.
- Hu JB, Zhang J (2018). Unmanned Aerial Vehicle remote sensing in ecology: advances and prospects. *Acta Ecologica Sinica*, 38, 20-30. [胡健波, 张健 (2018). 无人机遥感在生态学中的应用进展. *生态学报*, 38, 20-30.]
- Itten KI, Dell'Endice F, Hueni A, Kneubühler M, Schläpfer D, Odermatt D, Seidel F, Huber S, Schopfer J, Kellenberger T, Bühler Y, D'Odorico P, Nieke J, Alberti E, Meuleman K (2008). APEX-the hyperspectral ESA airborne prism experiment. *Sensors (Basel)*, 8, 6235-6259.
- Jacquemoud S, Baret F (1990). PROSPECT: a model of leaf optical properties spectra. *Remote Sensing of Environment*, 34, 75-91.
- Jacquemoud S, Verhoef W, Baret F, Bacour C, Zarco-Tejada PJ, Asner GP, François C, Ustin SL (2009). PROSPECT+SAIL models: a review of use for vegetation characterization. *Remote Sensing of Environment*, 113, S56-S66.
- Jia W, Pang Y, Yue CR, Li ZY (2015). Mountain forest classification based on AISA eagle II hyperspectral data. *Forest Inventory and Planning*, 40(1), 9-14. [英文, 庞勇, 岳彩荣, 李增元 (2015). 基于AISA Eagle II机载高光谱数据的普洱市山区森林分类. *林业调查规划*, 40(1), 9-14.]
- Kalacska M, Sanchez-Azofeifa GA, Rivard B, Caelli T, White HP, Calvo-Alvarado JC (2007). Ecological fingerprinting of ecosystem succession: estimating secondary tropical dry forest structure and diversity using imaging spectroscopy. *Remote Sensing of Environment*, 108, 82-96.
- Kayet N, Pathak K, Chakrabarty A, Kumar S, Singh CP, Chowdary VM (2020). Assessment of mining activities on tree species and diversity in hilltop mining areas using Hyperion and Landsat data. *Environmental Science and Pollution Research*, 27, 42750-42766.
- Kerr JT, Southwood TRE, Cihlar J (2001). Remotely sensed habitat diversity predicts butterfly species richness and community similarity in Canada. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 98, 11365-11370.
- Kim D (2018). Modeling spatial and temporal dynamics of plant species richness across tidal creeks in a temperate salt marsh. *Ecological Indicators*, 93, 188-195.
- Kokaly RF, Asner GP, Ollinger SV, Martin ME, Wessman CA (2009). Characterizing canopy biochemistry from imaging spectroscopy and its application to ecosystem studies. *Remote Sensing of Environment*, 113, S78-S91.
- Kothari S, Schweiger AK (2022). Plant spectra as integrative measures of plant phenotypes. *Journal of Ecology*, 110, 2536-2554.
- Krause KS, Kuester MA, Johnson BR, McCorkel J, Kampe TU (2011). Early algorithm development efforts for the National Ecological Observatory Network Airborne Observation Platform imaging spectrometer and waveform LiDAR instruments. *Imaging Spectrometry XVI*, 81580D. DOI: 10.1117/12.894178.
- Kruse FA, Lefkoff AB, Boardman JW, Heidebrecht KB, Shapiro AT, Barloon PJ, Goetz AFH (1993). The spectral image processing system (SIPS)—Interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data. *Remote Sensing of Environment*, 44, 145-163.
- Laliberté E, Schweiger AK, Legendre P (2020). Partitioning plant spectral diversity into alpha and beta components. *Ecology Letters*, 23, 370-380.
- Laughlin DC, Laughlin DE (2013). Advances in modeling trait-based plant community assembly. *Trends in Plant Science*, 18, 584-593.
- Lausch A, Bannehr L, Beckmann M, Boehm C, Feilhau H, Hacker JM, Heurich M, Jung A, Klenke R, Neumann C, Pause M, Rocchini D, Schaepman ME, Schmidtlein S, Schulz K, et al. (2016). Linking Earth Observation and taxonomic, structural and functional biodiversity: local to ecosystem perspectives. *Ecological Indicators*, 70, 317-339.
- Le Bagousse-Pinguet Y, Soliveres S, Gross N, Torices R, Berdugo M, Maestre FT (2019). Phylogenetic, functional, and taxonomic richness have both positive and negative effects on ecosystem multifunctionality. *Proceedings of*

- the National Academy of Sciences of the United States of America, 116, 8419-8424.
- Li JL, Pang Y, Li ZY, Jia W (2019). Tree species classification by airborne hyperspectral image of forest in cloud shadow area. *Forest Research*, 32(5), 136-141. [李军玲, 庞勇, 李增元, 莢文 (2019). 云阴影区机载高光谱影像森林树种分类. 林业科学研究, 32(5), 136-141.]
- Li Y, Yang CK, Zhou CP, Su JJ (2019). Advance and application of UAV hyperspectral imaging equipment. *Bulletin of Surveying and Mapping*, (9), 1-6. [李月, 杨灿坤, 周春平, 苏俊杰 (2019). 无人机载高光谱成像设备研究及应用进展. 测绘通报, (9), 1-6.]
- Locherer M, Hank T, Danner M, Mauser W (2015). Retrieval of seasonal leaf area index from simulated enmap data through optimized lut-based inversion of the PROSAIL model. *Remote Sensing*, 7, 10321-10346.
- Lopatin J, Dolos K, Kattenborn T, Fassnacht FE (2019). How canopy shadow affects invasive plant species classification in high spatial resolution remote sensing. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 5, 302-317.
- Lopatin J, Fassnacht FE, Kattenborn T, Schmidtlein S (2017). Mapping plant species in mixed grassland communities using close range imaging spectroscopy. *Remote Sensing of Environment*, 201, 12-23.
- Lucas R, Bunting P, Paterson M, Chisholm L (2008). Classification of Australian forest communities using aerial photography, CASI and HyMap data. *Remote Sensing of Environment*, 112, 2088-2103.
- Lucas K, Carter G (2008). The use of hyperspectral remote sensing to assess vascular plant species richness on Horn Island, Mississippi. *Remote Sensing of Environment*, 112, 3908-3915. DOI: 10.1016/j.rse.2008.06.009.
- Madonsela S, Cho MA, Ramoelo A, Mutanga O (2017). Remote sensing of species diversity using Landsat 8 spectral variables. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 133, 116-127.
- Madritch MD, Kingdon CC, Singh A, Mock KE, Lindroth RL, Townsend PA (2014). Imaging spectroscopy links aspen genotype with below-ground processes at landscape scales. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 369, 20130194. DOI: 10.1098/rstb.2013.0194.
- Marconi S, Graves SJ, Weinstein BG, Bohlman S, White EP (2021). Estimating individual-level plant traits at scale. *Ecological Applications*, 31, e02300. DOI: 10.1002/eap.2300.
- Martin R, Chadwick KD, Brodrick P, Carranza-Jimenez L, Vaughn N, Asner G (2018). An approach for foliar trait retrieval from airborne imaging spectroscopy of tropical forests. *Remote Sensing*, 10, 199. DOI: 10.3390/rs10020199.
- Martínez-López J, Carreño MF, Palazón-Ferrando JA, Martínez-Fernández J, Esteve MA (2014). Remote sensing of plant communities as a tool for assessing the condition of semiarid Mediterranean saline wetlands in agricultural catchments. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 26, 193-204.
- Maschler J, Atzberger C, Immitzer M (2018). Individual tree crown segmentation and classification of 13 tree species using airborne hyperspectral data. *Remote Sensing*, 10, 1218. DOI: 10.3390/rs10081218.
- McManus K, Asner G, Martin R, Dexter K, Kress W, Field C (2016). Phylogenetic structure of foliar spectral traits in tropical forest canopies. *Remote Sensing*, 8, 196. DOI: 10.3390/rs8030196.
- Meireles JE, Cavender-Bares J, Townsend PA, Ustin S, Gamon JA, Schweiger AK, Schaepman ME, Asner GP, Martin RE, Singh A, Schrodt F, Chlus A, O'Meara B (2020a). Leaf reflectance spectra capture the evolutionary history of seed plant. *New Phytologist*, 228, 485-493.
- Meireles JE, O'Meara B, Cavender-Bares J (2020b). Linking leaf spectra to the plant tree of life//Cavender-Bares J, Gamon JA, Townsend PA. *Remote Sensing of Plant Biodiversity*. Springer, Gewerbestrasse, Switzerland. 155-172.
- Möckel T, Dalmayne J, Schmid BC, Prentice HC, Hall K (2016). Airborne Hyperspectral Data Predict Fine-Scale Plant Species Diversity in Grazed Dry Grasslands. *Remote Sensing*, 8, 133. DOI: 10.3390/rs8020133.
- Naeem S, Duffy JE, Zavaleta E (2012). The functions of biological diversity in an age of extinction. *Science*, 336, 1401-1406.
- Nagendra H, Rocchini D (2008). High resolution satellite imagery for tropical biodiversity studies: the devil is in the detail. *Biodiversity and Conservation*, 17, 3431-3442.
- Nagendra H, Rocchini D, Ghate R, Sharma B, Pareeth S (2010). Assessing plant diversity in a dry tropical forest: comparing the utility of landsat and ikonos satellite images. *Remote Sensing*, 2, 478-496.
- Naidoo L, Cho MA, Mathieu R, Asner G (2012). Classification of savanna tree species, in the Greater Kruger National Park region, by integrating hyperspectral and LiDAR data in a Random Forest data mining environment. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 69, 167-179.
- Noda HM, Muraoka H, Nasahara KN (2021). Plant ecophysiological processes in spectral profiles: perspective from a deciduous broadleaf forest. *Journal of Plant Research*, 134, 737-751.
- Oldeland J, Wesuls D, Rocchini D, Schmidt M, Jürgens N (2010). Does using species abundance data improve estimates of species diversity from remotely sensed spectral heterogeneity? *Ecological Indicators*, 10, 390-396.
- Ollinger SV (2011). Sources of variability in canopy reflectance and the convergent properties of plants. *New Phytologist*, 189, 375-394.

- Ollinger SV, Richardson AD, Martin ME, Hollinger DY, Frohling SE, Reich PB, Plourde LC, Katul GG, Munger JW, Oren R, Smith ML, Bolstad PV, Cook BD, Day MC, Martin TA, *et al.* (2008). Canopy nitrogen, carbon assimilation, and albedo in temperate and boreal forests: functional relations and potential climate feedbacks. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 105, 19336-19341.
- Palmer MW, Earls PG, Hoagland BW, White PS, Wohlgemuth T (2002). Quantitative tools for perfecting species lists. *Environmetrics*, 13, 121-137.
- Pandey P, Ge YF, Stoerger V, Schnable JC (2017). High throughput *in vivo* analysis of plant leaf chemical properties using hyperspectral imaging. *Frontiers in Plant Science*, 8, 1348. DOI:3389/fpls.2017.01348.
- Pang Y, Li ZY, Ju HB, Lu H, Jia W, Si L, Guo Y, Liu QW, Li SM, Liu LX, Xie BB, Tan BX, Dian YY (2016). LiChy: the CAF's LiDAR, CCD and hyperspectral integrated airborne observation system. *Remote Sensing*, 8, 398. DOI: 10.3390/rs8050398.
- Pang Y, Liang XJ, Jia W, Si L, Yan GJ, Shi JC (2021). The comprehensive airborne remote sensing experiment in Saihanba forest farm. *National Remote Sensing Bulletin*, 25, 904-917. [庞勇, 梁晓军, 莢文, 斯林, 阎广建, 施建成 (2021). 塞罕坝林场机载综合遥感试验. *遥感学报*, 25, 904-917.]
- Papp L, van Leeuwen B, Szilassi P, Tobak Z, Szatmári J, Árvai M, Mészáros J, Pásztor L (2021). Monitoring invasive plant species using hyperspectral remote sensing data. *Land*, 10, 29-29.
- Parviainen M, Luoto M, Heikkinen RK (2009). The role of local and landscape level measures of greenness in modelling boreal plant species richness. *Ecological Modelling*, 220, 2690-2701.
- Paz-Kagan T, Caras T, Herrmann I, Shachak M, Karnieli A (2017). Multiscale mapping of species diversity under changed land use using imaging spectroscopy. *Ecological Applications*, 27, 1466-1484.
- Peng J, Li Y, Tian L, Liu YX, Wang YL (2015). Vegetation dynamics and associated driving forces in eastern China during 1999–2008. *Remote Sensing*, 7, 13641-13663.
- Pereira HM, Ferrier S, Walters M, Geller GN, Jongman RHG, Scholes RJ, Bruford MW, Brummitt N, Butchart SHM, Cardoso AC, Coops NC, Dulloo E, Faith DP, Freyhof J, Gregory RD, *et al.* (2013). Essential biodiversity variables. *Science*, 339, 277-278.
- Petchey OL, Gaston KJ (2006). Functional diversity: back to basics and looking forward. *Ecology Letters*, 9, 741-758.
- Pettorelli N, Safi K, Turner W (2014). Satellite remote sensing, biodiversity research and conservation of the future. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 369, 20130190. DOI: 10.1098/rstb.2013.0190.
- Polley HW, Yang CH, Wilsey BJ, Fay PA (2019). Spectral heterogeneity predicts local-scale gamma and beta diversity of mesic grasslands. *Remote Sensing*, 11, 458. DOI: 10.3390/rs11040458.
- Rebelo AJ, Somers B, Esler KJ, Meire P (2018). Can wetland plant functional groups be spectrally discriminated? *Remote Sensing of Environment*, 210, 25-34.
- Rocchini D (2007). Effects of spatial and spectral resolution in estimating ecosystem  $\alpha$ -diversity by satellite imagery. *Remote Sensing of Environment*, 111, 423-434.
- Rocchini D, Balkenhol N, Carter GA, Foody GM, Gillespie TW, He KS, Kark S, Levin N, Lucas K, Luoto M, Nagendra H, Oldeland J, Ricotta C, Southworth J, Neteler M (2010). Remotely sensed spectral heterogeneity as a proxy of species diversity: recent advances and open challenges. *Ecological Informatics*, 5, 318-329.
- Rocchini D, Chiarucci A, Loiselle SA (2004). Testing the spectral variation hypothesis by using satellite multispectral images. *Acta Oecologica*, 26, 117-120.
- Rocchini D, Luque S, Pettorelli N, Bastin L, Doktor D, Faedi N, Feilhauer H, Féret JB, Foody GM, Gavish Y, Godinho S, Kunin WE, Lausch A, Leitão PJ, Marcantonio M, *et al.* (2018). Measuring  $\beta$ -diversity by remote sensing: a challenge for biodiversity monitoring. *Methods in Ecology and Evolution*, 9, 1787-1798.
- Rocchini D, Marcantonio M, da Re D, Bacaro G, Feoli E, Foody GM, Furrer R, Harrigan RJ, Kleijn D, Iannacito M, Lenoir J, Lin M, Malavasi MX, Marchetto E, Meyer RS, *et al.* (2021). From zero to infinity: minimum to maximum diversity of the planet by spatio-parametric Rao's quadratic entropy. *Global Ecology and Biogeography*, 30, 1153-1162.
- Rossi C, Kneubuhler M, Schutz M, Schaepman ME, Haller RM, Risch AC (2021). Remote sensing of spectral diversity: a new methodological approach to account for spatio-temporal dissimilarities between plant communities. *Ecological Indicators*, 130. DOI: 10.1016/j.ecolind.2021.108106.
- Roth KL, Roberts DA, Dennison PE, Alonzo M, Peterson SH, Beland M (2015). Differentiating plant species within and across diverse ecosystems with imaging spectroscopy. *Remote Sensing of Environment*, 167, 135-151.
- Saarinen N, Vastaranta M, Näsi R, Rosnell T, Hakala T, Honkavaara E, Wulder MA, Luoma V, Tommaselli AMG, Imai NN, Ribeiro EAW, Guimarães RB, Holopainen M, Hyyppä J (2018). Assessing biodiversity in boreal forests with UAV-based photogrammetric point clouds and hyperspectral imaging. *Remote Sensing*, 10, 338. DOI: 10.3390/rs10020338.
- Sankey T, Donager J, McVay J, Sankey JB (2017). UAV lidar and hyperspectral fusion for forest monitoring in the southwestern USA. *Remote Sensing of Environment*, 195,

- 30-43.
- Sankey T, Hultine K, Blasini D, Koepke D, Bransky N, Grady K, Cooper H, Gehring C, Allan G (2021). UAV thermal image detects genetic trait differences among populations and genotypes of Fremont cottonwood (*Populus fremontii*, Salicaceae). *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 7, 245-258.
- Sankey TT, McVay J, Swetnam TL, McClaran MP, Heilman P, Nichols M (2018). UAV hyperspectral and lidar data and their fusion for arid and semi-arid land vegetation monitoring. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 4, 20-33.
- Sasaki T, Imanishi J, Ioki K, Morimoto Y, Kitada K (2012). Object-based classification of land cover and tree species by integrating airborne LiDAR and high spatial resolution imagery data. *Landscape and Ecological Engineering*, 8, 157-171.
- Schäfer E, Heiskanen J, Heikinheimo V, Pellikka P (2016). Mapping tree species diversity of a tropical montane forest by unsupervised clustering of airborne imaging spectroscopy data. *Ecological Indicators*, 64, 49-58.
- Schmidt S, Fassnacht FE (2017). The spectral variability hypothesis does not hold across landscapes. *Remote Sensing of Environment*, 192, 114-125.
- Schmidt S, Sassini J (2004). Mapping of continuous floristic gradients in grasslands using hyperspectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, 92, 126-138.
- Schneider FD, Morsdorf F, Schmid B, Petchey OL, Hueni A, Schimel DS, Schaepman ME (2017). Mapping functional diversity from remotely sensed morphological and physiological forest traits. *Nature Communications*, 8, 1441. DOI: 10.1038/s41467-017-01530-3.
- Schweiger AK, Cavender-Bares J, Kothari S, Townsend PA, Madritch MD, Grossman JJ, Gholizadeh H, Wang R, Gamon JA (2021). Coupling spectral and resource-use complementarity in experimental grassland and forest communities. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 288, 20211290. DOI: 10.1098/rspb.2021.1290.
- Schweiger AK, Cavender-Bares J, Townsend PA, Hobbie SE, Madritch MD, Wang R, Tilman D, Gamon JA (2018). Plant spectral diversity integrates functional and phylogenetic components of biodiversity and predicts ecosystem function. *Nature Ecology & Evolution*, 2, 976-982.
- Schweiger AK, Risch AC, Damm A, Kneubühler M, Haller R, Schaepman ME, Schütz M (2015). Using imaging spectroscopy to predict above-ground plant biomass in alpine grasslands grazed by large ungulates. *Journal of Vegetation Science*, 26, 175-190.
- Schweiger AK, Schütz M, Risch AC, Kneubühler M, Haller R, Schaepman ME (2017). How to predict plant functional types using imaging spectroscopy: linking vegetation community traits, plant functional types and spectral response. *Methods in Ecology and Evolution*, 8, 86-95.
- Serbin SP, Singh A, Desai AR, Dubois SG, Jablonski AD, Kingdon CC, Kruger EL, Townsend PA (2015). Remotely estimating photosynthetic capacity, and its response to temperature, in vegetation canopies using imaging spectroscopy. *Remote Sensing of Environment*, 167, 78-87.
- Serbin SP, Singh A, McNeil BE, Kingdon CC, Townsend PA (2014). Spectroscopic determination of leaf morphological and biochemical traits for northern temperate and boreal tree species. *Ecological Applications*, 24, 1651-1669.
- Signoroni A, Savardi M, Baronio A, Benini S (2019). Deep learning meets hyperspectral image analysis: a multidisciplinary review. *Journal of Imaging*, 5, 52. DOI: 10.3390/jimaging5050052.
- Simonson WD, Allen HD, Coomes DA (2012). Use of an airborne lidar system to model plant species composition and diversity of Mediterranean oak forests. *Conservation Biology*, 26, 840-850.
- Singh A, Serbin SP, McNeil BE, Kingdon CC, Townsend PA (2015). Imaging spectroscopy algorithms for mapping canopy foliar chemical and morphological traits and their uncertainties. *Ecological Applications*, 25, 2180-2197.
- Skidmore AK, Pettorelli N, Coops NC, Geller GN, Hansen M, Lucas R, Muecher CA, O'Connor B, Paganini M, Pereira HM, Schaepman ME, Turner W, Wang TJ, Wegmann M (2015). Agree on biodiversity metrics to track from space. *Nature*, 523, 403-405.
- Somers B, Asner GP (2014). Tree species mapping in tropical forests using multi-temporal imaging spectroscopy: wavelength adaptive spectral mixture analysis. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 31, 57-66.
- Somers B, Asner GP, Martin RE, Anderson CB, Knapp DE, Wright SJ, van de Kerchove R (2015). Mesoscale assessment of changes in tropical tree species richness across a bioclimatic gradient in Panama using airborne imaging spectroscopy. *Remote Sensing of Environment*, 167, 111-120.
- Sun ZY, Chen YQ, Yang L, Tang GL, Yuan SX, Lin ZW (2017). Small unmanned aerial vehicles for low-altitude remote sensing and its application progress in ecology. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 28, 528-536. [孙中宇, 陈燕乔, 杨龙, 唐光良, 袁少雄, 林志文 (2017). 轻小型无人机低空遥感及其在生态学中的应用进展. *应用生态学报*, 28, 528-536.]
- Szantai Z, Escobedo F, Abd-Elrahman A, Smith S, Pearlstine L (2013). Analyzing fine-scale wetland composition using high resolution imagery and texture features. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 23, 204-212.
- Thomas CD, Cameron A, Green RE, Bakkenes M, Beaumont

- LJ, Collingham YC, Erasmus BFN, de Siqueira MF, Grainger A, Hannah L, Hughes L, Huntley B, van Jaarsveld AS, Midgley GF, Miles L, *et al.* (2004). Extinction risk from climate change. *Nature*, 427, 145-148.
- Thompson PL, Isbell F, Loreau M, O'Connor MI, Gonzalez A (2018). The strength of the biodiversity: ecosystem function relationship depends on spatial scale. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 285, 20180038. DOI: 10.1098/rspb.2018.0038.
- Tilman D (2000). Causes, consequences and ethics of biodiversity. *Nature*, 405, 208-211.
- Torresani M, Rocchini D, Sonnenschein R, Zebisch M, Marcantonio M, Ricotta C, Tonon G (2019). Estimating tree species diversity from space in an alpine conifer forest: the Rao's Q diversity index meets the spectral variation hypothesis. *Ecological Informatics*, 52, 26-34.
- Townsend PA, Serbin SP, Kruger EL, Gamon JA (2013). Disentangling the contribution of biological and physical properties of leaves and canopies in imaging spectroscopy data. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 110, E1074. DOI: 10.1073/pnas.1300952110.
- Turner W, Spector S, Gardiner N, Fladeland M, Sterling E, Steininger M (2003). Remote sensing for biodiversity science and conservation. *Trends in Ecology & Evolution*, 18, 306-314.
- Ustin SL, Gamon JA (2010). Remote sensing of plant functional types. *New Phytologist*, 186, 795-816.
- Ustin SL, Gitelson AA, Jacquemoud S, Schaepman M, Asner GP, Gamon JA, Zarco-Tejada P (2009). Retrieval of foliar information about plant pigment systems from high resolution spectroscopy. *Remote Sensing of Environment*, 113, S67-S77.
- Vaglio Laurin G, Chan JCW, Chen Q, Lindsell JA, Coomes DA, Guerriero L, Del Frate F, Miglietta F, Valentini R (2014). Biodiversity mapping in a tropical west african forest with airborne hyperspectral data. *PLOS ONE*, 9, e97910. DOI: 10.1371/journal.pone.0105032.
- Villoslada M, Bergamo TF, Ward RD, Burnside NG, Joyce CB, Bunce RGH, Sepp K (2020). Fine scale plant community assessment in coastal meadows using UAV based multispectral data. *Ecological Indicators*, 111, 105979. DOI: 10.1016/j.ecolind.2019.105979.
- Waite CE, van der Heijden GMF, Field R, Boyd DS (2019). A view from above: unmanned aerial vehicles (UAVs) provide a new tool for assessing liana infestation in tropical forest canopies. *Journal of Applied Ecology*, 56, 902-912.
- Wake DB, Vredenburg VT (2008). Are we in the midst of the sixth mass extinction? A view from the world of amphibians. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 105, 11466-11473.
- Wallis CIB, Homeier J, Peña J, Brandl R, Farwig N, Bendix J (2019). Modeling tropical montane forest biomass, productivity and canopy traits with multispectral remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, 225, 77-92.
- Wang DZ, Qiu PH, Wan B, Cao ZX, Zhang QF (2022). Mapping  $\alpha$ - and  $\beta$ -diversity of mangrove forests with multispectral and hyperspectral images. *Remote Sensing of Environment*, 275, 113021. DOI: 10.1016/j.rse.2022.113021.
- Wang L, Dronova I, Gong P, Yang WB, Li YR, Liu Q (2012). A new time series vegetation-water index of phenological-hydrological trait across species and functional types for Poyang Lake wetland ecosystem. *Remote Sensing of Environment*, 125, 49-63.
- Wang R, Gamon JA (2019). Remote sensing of terrestrial plant biodiversity. *Remote Sensing of Environment*, 231, 111218. DOI: 10.1016/j.rse.2019.111218.
- Wang R, Gamon JA, Emmerton CA, Li H, Nestola E, Pastorello GZ, Menzer O (2016a). Integrated analysis of productivity and biodiversity in a southern Alberta prairie. *Remote Sensing*, 8, 214. DOI: 10.3390/rs8030214.
- Wang R, Gamon JA, Montgomery RA, Townsend PA, Zyguelbaum AI, Bitan K, Tilman D, Cavender-Bares J (2016b). Seasonal variation in the NDVI-species richness relationship in a prairie grassland experiment (cedar creek). *Remote Sensing*, 8, 128. DOI: 10.3390/rs8020128.
- Wang R, Gamon JA, Schweiger AK, Cavender-Bares J, Townsend PA, Zyguelbaum AI, Kothari S (2018). Influence of species richness, evenness, and composition on optical diversity: a simulation study. *Remote Sensing of Environment*, 211, 218-228.
- Wang Z, Chlus A, Geygan R, Ye Z, Zheng T, Singh A, Couture JJ, Cavender-Bares J, Kruger EL, Townsend PA (2020). Foliar functional traits from imaging spectroscopy across biomes in eastern North America. *New Phytologist*, 228, 494-511.
- Williams LJ, Cavender-Bares J, Townsend PA, Couture JJ, Wang ZH, Stefanski A, Messier C, Reich PB (2021). Remote spectral detection of biodiversity effects on forest biomass. *Nature Ecology & Evolution*, 5, 46-54.
- Wu YH, Hu BL, Gao XH, Zhou AA (2018). Adaptive hyperspectral image classification using region-growing techniques. *Optics and Precision Engineering*, 26, 426-434.
- Xi XF, Zhou GD (2016). A survey on deep learning for natural language processing. *Acta Automatica Sinica*, 42, 1445-1465. [奚雪峰, 周国栋 (2016). 面向自然语言处理的深度学习研究. *自动化学报*, 42, 1445-1465.]
- Xi YB, Ren CY, Wang ZM, Wei SQ, Bai JL, Zhang B, Xiang HX, Chen L (2019). Mapping tree species composition using OHS-1 hyperspectral data and deep learning algorithms in Changbai Mountains, Northeast China.

- Forests*, 10, 818. DOI: 10.3390/f10090818.
- Xie WJ, Huang K, Li RP, Sun H, Hu JJ, Huang HG (2015). Applying high-resolution satellite images to estimate tree diversity of mixed broadleaf-Korean pine forest. *Journal of Beijing Forestry University*, 37(3), 20-26. [解潍嘉, 黄侃, 李瑞平, 孙浩, 扈晶晶, 黄华国 (2015). 应用高分辨率卫星数据估算阔叶红松林乔木多样性. 北京林业大学学报, 2015, 37(3), 20-26.]
- Xu C, Zeng Y, Zheng ZJ, Zhao D, Liu WJ, Ma ZH, Wu BF (2022). Assessing the impact of soil on species diversity estimation based on UAV imaging spectroscopy in a natural alpine steppe. *Remote Sensing*, 14, 671. DOI: 10.3390/rs14030671.
- Xu Y, Zhang CL, Jiang RJ, Wang ZF, Zhu MC, Shen GC (2021). UAV-based hyperspectral images and monitoring of canopy tree diversity. *Biodiversity Science*, 29, 647-660. [徐岩, 张聪伶, 降瑞娇, 王子斐, 朱梦晨, 沈国春 (2021). 无人机高光谱影像与冠层树种多样性监测. 生物多样性, 29, 647-660.]
- Yan ZB, Guo ZF, Serbin SP, Song GQ, Zhao YY, Chen Y, Wu SB, Wang J, Wang X, Li J, Wang B, Wu YT, Su YJ, Wang H, Rogers A, *et al.* (2021). Spectroscopy outperforms leaf trait relationships for predicting photosynthetic capacity across different forest types. *New Phytologist*, 232, 134-147.
- Yang GJ, Liu JG, Zhao CJ, Li ZH, Huang YB, Yu HY, Xu B, Yang XD, Zhu DM, Zhang XY, Zhang RY, Feng HK, Zhao XQ, Li ZH, Li HL, Yang H (2017). Unmanned aerial vehicle remote sensing for field-based crop phenotyping: current status and perspectives. *Frontiers in Plant Science*, 8, 1111. DOI: 10.3389/fpls.2017.01111.
- Yang QC, Wang LH, Huang JL, Lu LJ, Li Y, Du Y, Ling F (2022). Mapping plant diversity based on combined SENTINEL-1/2 data—Opportunities for subtropical mountainous forests. *Remote Sensing*, 14, 492. DOI: 10.3390/rs14030492.
- Yi LN, Xu X, Zhang GF, Ming X, Guo WJ, Li SC, Sha LY (2019). Light and small UAV hyperspectral image mosaicking. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 39, 1885-1891. [易俐娜, 许筱, 张桂峰, 明星, 郭文记, 李少聪, 沙灵玉 (2019). 轻小型无人机高光谱影像拼接研究. 光谱学与光谱分析, 39, 1885-1891.]
- Zhang JC, Wang CD, Yuan L, Liu P, Zhang Y, Wu KH (2020). Construction of a plant spectral library based on an optimised feature selection method. *Biosystems Engineering*, 195, 1-16.
- Zhang YW, Guo YP, Tang R, Tang ZY (2022). Progress and trends of application of hyperspectral remote sensing in plant diversity research. *National Remote Sensing Bulletin*. DOI: 10.11834/jrs.20211120. [张艺伟, 郭焱培, 唐荣, 唐志尧 (2022). 高光谱遥感技术在植物多样性研究的应用: 进展与趋势. 遥感学报. DOI: 10.11834/jrs.20211120.]
- Zhao YJ, Sun YH, Chen WH, Zhao YP, Liu XL, Bai YF (2021a). The potential of mapping grassland plant diversity with the links among spectral diversity, functional trait diversity, and species diversity. *Remote Sensing*, 13, 3034. DOI: 10.3390/rs13153034.
- Zhao YJ, Sun YH, Lu XM, Zhao XZ, Yang L, Sun ZY, Bai YF (2021b). Hyperspectral retrieval of leaf physiological traits and their links to ecosystem productivity in grassland monocultures. *Ecological Indicators*, 122, 107267. DOI: 10.1016/j.ecolind.2020.107267.
- Zhao YJ, Zeng Y, Zheng ZJ, Dong WX, Zhao D, Wu BF, Zhao QJ (2018). Forest species diversity mapping using airborne LiDAR and hyperspectral data in a subtropical forest in China. *Remote Sensing of Environment*, 213, 104-114.
- Zheng ZJ, Zeng Y, Schneider FD, Zhao YJ, Zhao D, Schmid B, Schaeppman ME, Morsdorf F (2021). Mapping functional diversity using individual tree-based morphological and physiological traits in a subtropical forest. *Remote Sensing of Environment*, 252, 112170. DOI: 10.1016/j.rse.2020.112170.

责任编辑: 严正兵 编辑: 乔鲜果