



基于 Landsat OLI 影像的典型湿地芦苇植被 光能利用率遥感反演方法初探

罗 玲¹ 毛德华¹ 张 柏¹ 王宗明¹ 杨 桃²

1 中国科学院湿地生态与环境重点实验室,中国科学院东北地理与农业生态研究所,吉林 长春,130102

2 空军航空航天大学,吉林 长春,130022

摘 要:大尺度植被光能利用率(light use efficiency, LUE)的快速准确获取一直是限制植被生产力估算及相关研究的难题。当前LUE的研究存在取值不准、方法复杂、精度不高等问题,而遥感数据时间连续、空间尺度大、易获取的优势为LUE的准确估算提供了可能。以东北地区典型的芦苇湿地为研究对象,利用多时相遥感影像 Landsat OLI(operational land imager)与植被指数,通过分析LUE、植被指数与植被叶绿素含量之间的关系,探讨利用遥感植被指数实现湿地植被LUE准确估算的可行性。结果表明:除增强植被指数(enhanced vegetation index, EVI)外,其余植被指数均有较强的芦苇湿地表征能力。LUE与叶绿素及植被指数之间存在密切关系,其中归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)对LUE的敏感性最高($P < 0.01$; $R^2 = 0.62$),是本研究中表征芦苇LUE的最佳指数。研究验证了以叶绿素作为中间变量,借助遥感植被指数实现LUE便捷高效反演的理论假设,可为大尺度湿地植被生产力及碳循环等研究提供方法参考和思路借鉴。

关键词:光能利用率;植被指数;Landsat OLI;芦苇湿地;面向对象分类方法

中图分类号:P237

文献标志码:A

植被光能利用率(light use efficiency, LUE)是植被光合作用的重要概念,指植被通过光合作用将所吸收的能量转化为有机干物质的效率,也是遥感驱动模型估算植被生产力的关键参数,对区域乃至全球的植被生产力和碳循环研究具有重要意义。湿地虽然仅占地表总面积的6%,却在全球碳循环过程中起到至关重要的作用,比其他陆地生态系统表现出更强的固碳能力。已有研究表明,草本湿地较其他类型的湿地具有更高的固碳率^[1]。芦苇湿地被誉为“第二森林”,是一种在全球碳循环与陆地生态系统固碳过程中地位显著独特的草本湿地。芦苇湿地储碳和固碳能力很强,属于高碳汇生态系统^[2-3]。但当前国内外对芦苇生产力的研究均鲜见报道。与其他类型植被不同,芦苇湿地植被生境特殊,不仅受水体背景的影响,遥感影像的空间分辨率对研究结果的准确性也有重要影响,因此混合像元问题成为湿地植被生产力研究中不可回避的重要问题。

遥感技术具有快捷、非破坏性地探测植被性质的优势^[4],能够获取宏观、实时连续的监测数据,利用遥感手段开展LUE的反演成为植被生产力与大时空尺度碳研究的重要方法。光能利用率遥感反演方法主要包括基于环境胁迫因子、叶绿素荧光、涡度相关测量数据和遥感数据相结合以及植被光谱指数4种^[5]。目前,基于LUE的植被生产力模型多是考虑环境因子对最大LUE的胁迫影响进而得到实际LUE的。但这种胁迫影响十分复杂,且难以获取大尺度长时间序列的空间数据集。近年来,基于植被指数的光能利用率反演方法备受关注,其中以光化学植被(photochemical reflectance index, PRI)居多,但光能作用的时相变化、遥感图像对植被典型生理特征的反映程度、PRI的饱和现象等都是该方法的主要挑战^[5]。另外,不同植被类型的光能利用率具有明显的时空差异,水分、温度、养分供给等环境胁迫因素也会影响植被的光能利用率^[6-7]。当前的许

收稿日期:2019-03-01

项目资助:国家自然科学基金(41771383, 41671219)。

第一作者:罗玲,博士,主要从事资源环境遥感研究。luoling@iga.ac.cn

通讯作者:毛德华,博士,副研究员。maodehua@iga.ac.cn

多研究,尤其是大尺度研究,无法快速便捷地获取准确的、针对不同研究对象的 LUE。许多研究仅假设 LUE 是一个常数,这对估算结果及相应研究结论带来明显的不确定性。总体而言,当前光能利用率的相关研究存在取值不准确、方法可行性不高、估算精度不可靠等问题,且针对湿地植被的研究较少。

东北地区是我国最大的内陆沼泽湿地分布区,它不仅具有涵养水源、调节气候的功能,还具有丰富的生物多样性和较高的生产力^[8-9],东北地区的草本湿地在我国乃至北半球地区均具有显著的代表性。本文以东北地区具有典型代表性的松嫩平原查干湖芦苇湿地、三江平原七星河芦苇湿地和辽河平原双台河口芦苇湿地为研究对象,根据遥感影像数据与大量的实测数据,依托植物生态学过程原理,探究芦苇湿地植被 LUE 及遥感植被指数与植被冠层叶绿素含量之间的关系,进而探索便捷高效的 LUE 估算方法。本文主要围绕以下两方面开展研究:①验证光能利用率、植被指数与芦苇湿地植被叶绿素含量之间的关系;②探讨用植被指数实现湿地植被 LUE 准确估算的可行性。本文的研究结果能够提高湿地植被光能利用率的估算精度和效率,进而推动湿地植被生产力和碳收支相关研究的开展。

1 数据来源及主要方法

1.1 研究区介绍

本文选择东北地区 3 个典型的芦苇湿地重要分布区为研究区(图 1)。

1)松嫩平原查干湖湿地($124^{\circ}03'E \sim 124^{\circ}31'E$, $45^{\circ}05'N \sim 45^{\circ}26'N$;年均温 $4.5^{\circ}C$)是国家级自然保护区,位于吉林省境内,霍林河末端与嫩江的交汇处。查干湖湿地以浅水湖泊为核心湿地生态系统,是多种不同湿地生态系统的复合体,也是中国东北地区重要湖群湿地之一。

2)辽河平原双台河口湿地($121^{\circ}30'E \sim 122^{\circ}10'E$, $40^{\circ}45'N \sim 41^{\circ}15'N$;年均温 $10.0^{\circ}C$)是位于辽宁省辽东湾北部的典型内陆湿地和滨海湿地,2005 年被列入《国际重要湿地名录》。双台河口保护区内湿地植被包含草本湿地(芦苇、赤碱蓬)、天然湿地(滩涂、河流、浅海水域等)以及人工湿地(水稻田、沟渠、养殖塘等),是中国高纬度地区面积最大的滨海芦苇沼泽区,有世界第一大苇田之称。

3)三江平原七星河湿地($46^{\circ}40'N \sim 46^{\circ}52'N$, $132^{\circ}00'E \sim 132^{\circ}26'E$;年均温 $2.0^{\circ}C$)位于黑龙江省宝清县境内,主要补给水源是七星河。2011 年被列入《国际重要湿地名录》,主要保护对象是原始沼泽湿地生态系统及湿地珍稀水禽。

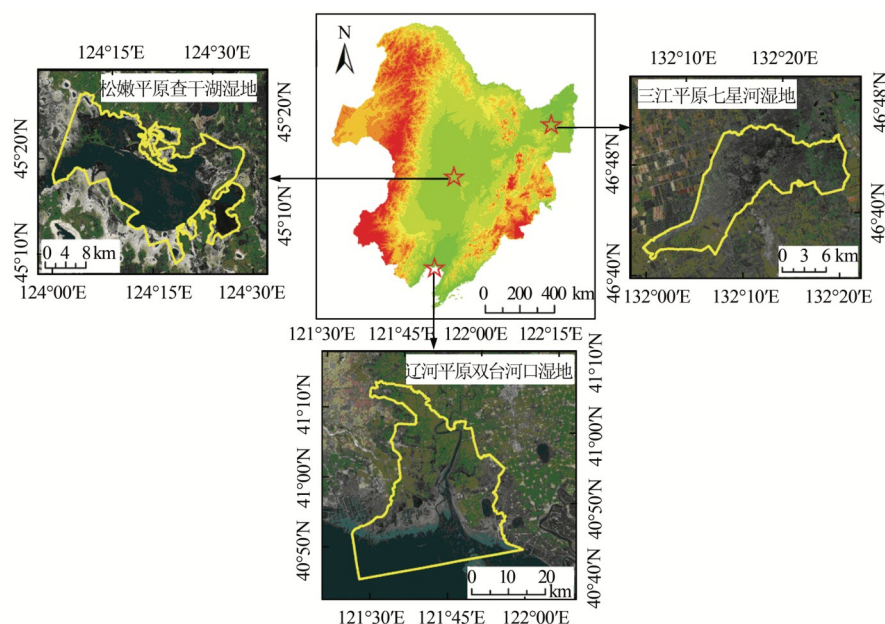


图 1 研究区在东北地区位置及样区范围示意图

Fig. 1 Location of Study Area in Northeast China and Distribution of Sample Wetlands

1.2 数据来源及处理

1.2.1 野外实测数据

野外实测于芦苇生物量最大时期即 2014 年 8 月进行,分别对 3 个典型湿地样区的多个参数进

行采集,并对采集样本进行室内处理与分析。由于采样区当时降水较多,导致部分道路车辆无法到达,在保证采样点数量和分布的前提下,共完成 72 个芦苇湿地数据样点采集(图 2),其中查干

湖湿地、七星河湿地和双台河口湿地的采集样点数依次为10个、31个和31个。

1) 叶绿素含量

使用叶绿素测量仪SPAD502观测芦苇植被叶绿素含量。测量位置包括冠层结构上中下的叶片,以及叶片上中下的不同位置点。所有样点布设在测量范围内,取30次叶片叶绿素观测结果的平均值作为该样点的叶片叶绿素含量。

2) 叶面积指数

芦苇植被的叶面积指数(leaf area index, LAI)由冠层分析仪LAI-2000测定。每个样点设置1个天空光和6个目标测量值,且测量区与叶绿素测量点对应。探头佩戴180°张角的镜头盖(CAP),由芦苇植被根部且位于水面以上部分开始,背向阳光,沿对角线方向逐渐移动设备进行测量。取3次测量的均值作为该样点的叶面积指数。

3) 光合有效辐射

通过使用线性光量子传感器LI-191SA和光照计LI-250测量光合有效辐射(photosynthetic active radiation, PAR;单位: $\mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$),测量

时利用水平球使传感器保持水平。每个样地设置3个样点,每个样点重复观测3次,取平均值作为该样点的PAR值。植被吸收的PAR(absorbed PAR, APAR)的计算公式如下:

$$\text{APAR} = \text{PAR}_{\text{ci}} + \text{PAR}_{\text{gi}} - \text{PAR}_{\text{cr}} - \text{PAR}_{\text{gr}} \quad (1)$$

式中, PAR_{ci} 和 PAR_{cr} 依次为光合有效辐射冠层上方入射量和反射量; PAR_{gi} 和 PAR_{gr} 分别为冠层下方入射量和反射量。

4) 地上生物量

地上生物量(above ground biomass, AGB)的样地设置为30 m × 30 m,每个样地设置3个1 m × 1 m的重复观测样点。具体采集及处理过程如下:收集各样点地上部分植物,装入网袋,记录全球定位系统(Global Positioning System, GPS)编号及鲜重。样品带回实验室,烘箱设置65℃烘干直至恒重,称重并记录得到各样点AGB的干重,每个样地包含的3个样点AGB的平均值即为该样地的AGB干重。利用地下与地上干物质的比值计算单位面积干物质质量,然后根据碳转换系数(0.45)计算得到芦苇NPP(net primary productivity)值(单位: $\text{gC}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$)。

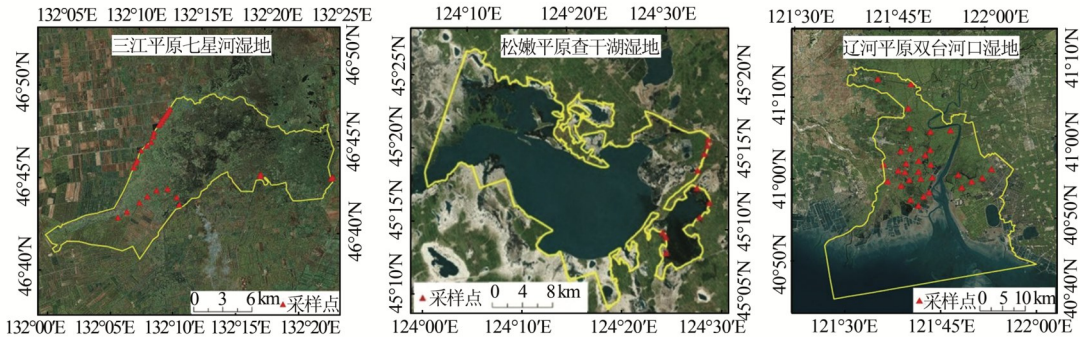


图2 典型芦苇湿地样区野外采样点分布

Fig. 2 Distribution of Sampling Sites in Typical *Phragmites australis* Wetlands

1.2.2 遥感影像数据

本文利用的遥感影像为空间分辨率为30 m的Landsat 8 OLI(operational land imager)影像,由美国地质勘探局(United States Geological Survey, USGS)(<http://glovis.usgs.gov/>)提供,各湿地样区对应的影像具体信息见表1。

表1 覆盖芦苇湿地样区的Landsat 8 OLI影像信息

Tab.1 Landsat 8 OLI Images Information Covering the Typical *Phragmites australis* Wetlands

样区名称	行号/列号	获取日期
三江平原七星河芦苇湿地	115/27	2014-08-27
松嫩平原查干湖芦苇湿地	119/29	2014-08-30
辽河平原双台河口芦苇湿地	120/31;120/32	2014-08-23

1.2.3 土地覆被调查数据

为验证芦苇湿地提取的精度,野外调查收集了土地覆被样点393个,查干湖湿地、七星河湿地和双台河口湿地分别为88、146和159个。样点中的195个点作为训练样本参与芦苇湿地提取,其余的198个(七星河74个、查干湖48个、双台河口73个)用作芦苇分布提取的精度评价(图2)。

2 方法

2.1 面向对象分类方法

面向对象分类方法(object-based image analysis, OBIA)在遥感图像分类方面的应用精度已得到验证^[10]。本文以Landsat 8 OLI为数据源,在

eCognition 软件平台下,分别开展 3 个典型湿地样区的芦苇分布信息提取。首先进行影像分割,分割参数如下:形状权重、光滑度权重、紧凑度权重和颜色权重依次为 0.1、0.8、0.2 和 0.9,分割尺度设置为 100。本文主要考虑形状比、植被指数、亮

度指数等建立分类规则。依据研究区的影像光谱特征、纹理特征、形状、大小、密度、色调、空间分布等信息,建立基于 OBIA 的芦苇湿地景观解译标志。

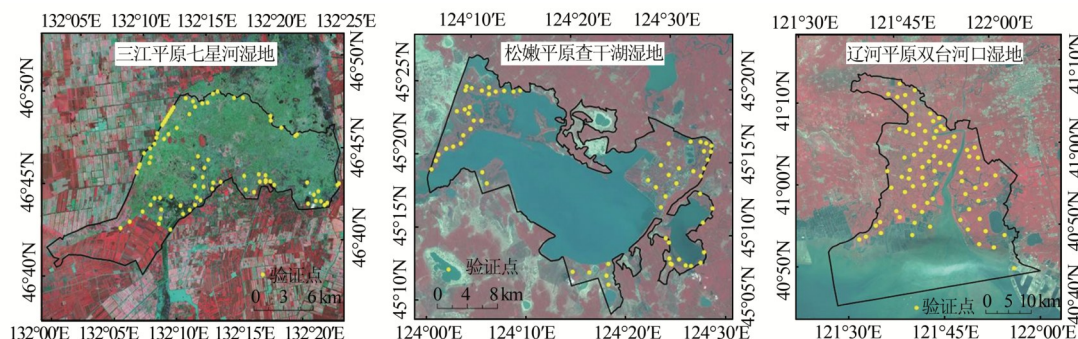


图 3 典型湿地样区芦苇分布验证点

Fig. 3 Validation Sites for Distribution of *Phragmites australis* in Typical Wetlands

2.2 线性混合像元分解模型

芦苇湿地的生长环境具有鲜明的特点,最突出的是水体,同时还可能有其他植被伴生情况。为保证研究对象芦苇湿地的准确提取,本文引入线性混合像元分解模型(linear spectral mixture model, LSMM)^[11]。首先,通过 Landsat 8 OLI 影像建立样区地物参考波谱库及图像波谱库;然后针对区域特点使用不同的端元组分提取算法,提取并建立用于分类的端元组合模型,在每个像元中获取各端元波谱的相对丰度图。芦苇湿地生境中水体占有很大比重,因此假设每个像元中只有芦苇和水体两个端元类型。基于野外调查结果、SPOT 高分卫星影像以及 Google Earth 数据,利用 ENVI 软件中的 Endmember Collection 模块提取纯像元,分别完成覆盖 3 个典型芦苇湿地样区的 Landsat 影像像元分解。

2.3 植被指数选取

基于研究区及研究对象的特点,本文共选择反映植被、土壤和水体特征的植被指数 7 个。各植被指数的计算公式如下^[12-13]:

$$NDVI = (R_{nir} - R_{red}) / (R_{nir} + R_{red}) \quad (2)$$

$$EVI = 2.5 \times (R_{nir} - R_{red}) / (R_{nir} + 6.0 \times R_{red} - 7.5 \times R_{blue} + 1) \quad (3)$$

$$RVI = R_{nir} / R_{red} \quad (4)$$

$$WDVI = R_{nir} - 1.06 \times R_{red} \quad (5)$$

$$CI_{green} = R_{nir} / R_{green} - 1 \quad (6)$$

$$NDWI = (R_{green} - R_{nir}) / (R_{green} + R_{nir}) \quad (7)$$

$$MSAVI = 0.5 \left[2R_{nir} + 1 - \left((2R_{nir} + 1) - 8(R_{nir} - R_{red}) \right)^{1/2} \right] \quad (8)$$

式中, R_{red} 、 R_{green} 和 R_{blue} 、 R_{nir} 分别表示遥感影像中红光波段、绿光波段和蓝光波段、近红外波段的反射率; NDVI(normalized difference vegetation index)为归一化差值植被指数; EVI(enhanced vegetation index)是加强型植被指数; RVI(ratio vegetation index)即比值植被指数; WDVI(weighted difference vegetation index)代表权重差异植被指数; CI_{green} 指绿色叶绿素指数; MSAVI(modified soil adjusted vegetation index)表示修改型土壤调整植被指数; NDWI(normalized difference water index)为归一化水体植被指数。

3 结果与分析

3.1 典型芦苇湿地分布信息提取

本文基于面向对象分类方法,解译得到 2014 年 3 个湿地样区的芦苇分布信息,如图 4 所示。松嫩平原查干湖湿地内的芦苇湿地面积为 75.29 km²,主要位于查干湖北侧,湿地样区总面积占比是 3 个湿地样区中最小的(12.8%);受石油开采、旅游开发等人类活动干扰,区域芦苇破碎化现象明显,芦苇斑块相对较小。七星河湿地样区总面积占比最高,为 61.1%;除西南角外,该湿地样区芦苇分布相对密集,连通性和聚集度较好,说明该湿地样区受人类干扰相对较小。辽宁双台河口湿地样区芦苇主要分布在北部,面积为 439.61

km², 占总面积的 34.0%; 主要人为干扰包括石油开采、水产养殖、旅游发展等。

对 3 个典型湿地样区基于面向对象分类方法的芦苇分布信息提取精度进行评价(表 2), 总体分类精度较高, 均在 82% 以上, 双台河口湿地甚至达到了 92%, 说明分类结果可靠, 可以用于后续分析。

3.2 植被指数与叶绿素含量之间的关系

3.2.1 植被指数表征能力对比分析

以辽宁双台河口芦苇湿地为例, 进行了植被指数计算及制图, 对比判断各植被指数的表征潜力。EVI 在 3 个湿地植被的监测中敏感性较差, 主要由于湿地受水体和土壤环境背景影响较明显, 其他 6 个植被指数的空间分布格局较为一致(图 5)。

表 2 典型湿地样区芦苇分布信息提取精度评价
Tab.2 Accuracy of Extraction for *Phragmites australis* Distribution in Typical Wetlands

样区名称	调查点 数	Kappa 系 数	总体分类 精度/%
三江平原七星河芦苇湿地	74	0.84	82.0
松嫩平原查干湖芦苇湿地	48	0.86	85.0
辽河平原双台河口芦苇湿地	73	0.89	92.0

由于双台河口湿地内分布特点明显, 北部为芦苇, 南部为海洋和滩涂, 因此 6 个植被指数的空间格局均呈明显的南北差异。除考虑湿地含水特性而选取的表征水体的 NDWI 呈现南高北低分布特点, 其他 5 个植被指数值呈现明显的南低北高分布特点。植被指数在其余两个湿地样区的表征能力与此处相同。

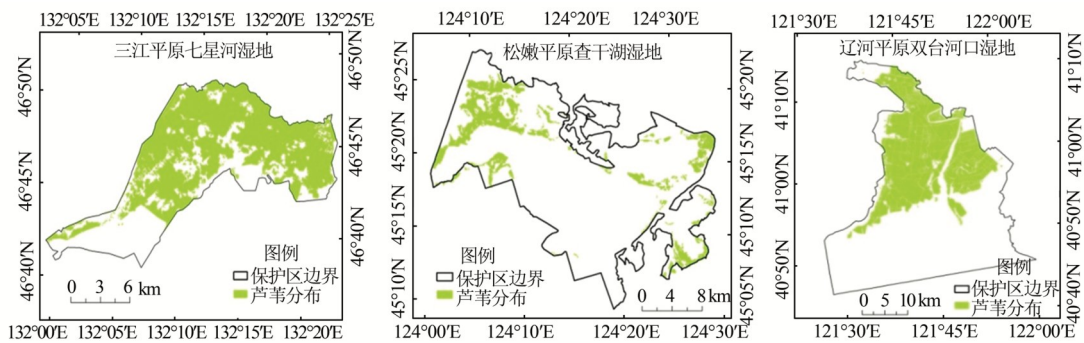


图 4 典型湿地样区芦苇分布格局
Fig. 4 Spatial Distribution of *Phragmites australis* in Typical Wetlands

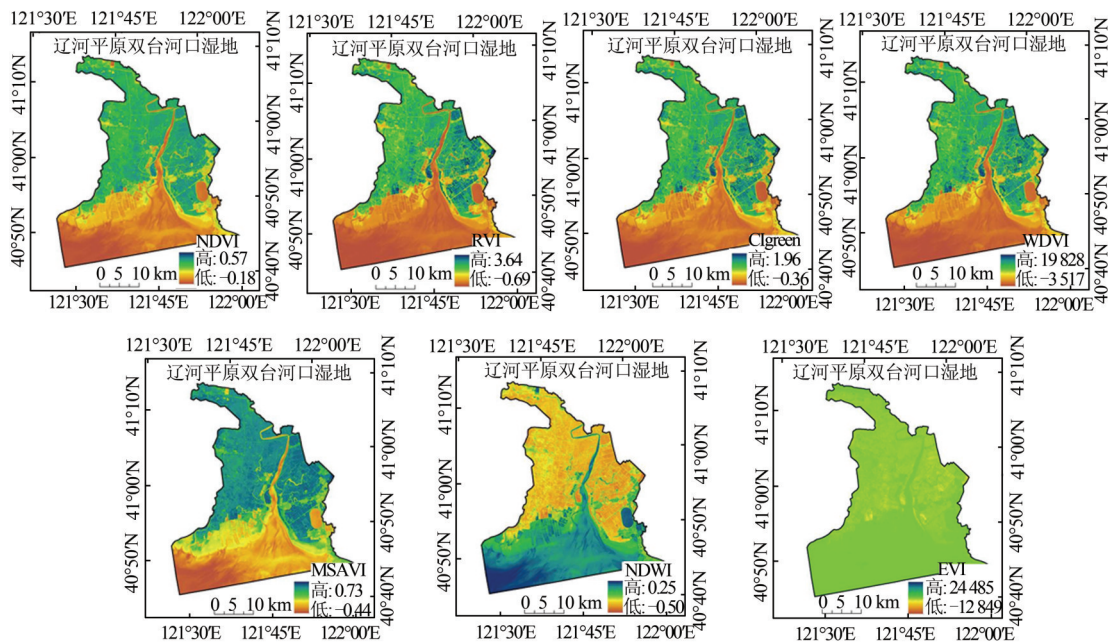


图 5 辽河平原双台河口湿地各植被指数空间分布对比
Fig. 5 Comparison of Different Vegetation Indexes for Shuangtai Estuary Wetland in Liaohe Plain

3.2.2 植被指数与 LAI 间的相关性

植被光合作用能力体现在冠层与叶片两个尺度。LAI 是冠层结构的表征参数。分析芦苇冠层 LAI 与不同植被指数间的相关关系发现,芦苇 LAI 仅与 EVI 之间呈不显著相关。这与前文分析发现的 EVI 表征芦苇植被变化的敏感性最差

这一结论相同(表 3)。芦苇 LAI 与其余 6 个植被指数均显著相关($P < 0.01$),与 RVI 的相关性最强,为 0.741,与 MSAVI 和 NDVI 的相关性依次排在第 2、3 位。表征水含量信息的 NDWI 与芦苇 LAI 呈显著负相关($P < 0.01$)。

表 3 LAI 与不同植被指数之间的相关系数
Tab. 3 Correlation Coefficients of LAI and Vegetation Indexes

统计项	植被指数						
	NDVI	EVI	RVI	WDVI	CI _{green}	MSAVI	NDWI
相关系数	0.453**	-0.087	0.741**	0.416**	0.389**	0.531**	-0.321**

注:**表示显著性水平 $P < 0.01$

3.2.3 植被指数与冠层叶绿素含量间的相关性

冠层叶绿素含量体现的是植被群落光合作用的潜力,可以通过实测的芦苇 LAI 与叶片叶绿素含量计算得到,进而通过相关分析得到其与不同植被指数间的相关关系(表 4)。与芦苇 LAI 和植被指数的相关分析结果类似,芦苇冠层叶绿素含量与 EVI 相关性最弱,与 NDWI 呈极显著负相关($P < 0.01$),与其余 5 个植被指数均呈极显著正相关($P < 0.01$),相关性最高的 3 个指数也是 NDVI、MSAVI、RVI,只是顺序不同。

对芦苇冠层叶绿素含量和与之相关性最强的 NDVI 进行回归分析发现(图 6),幂函数是表征二者间关系的最优函数,NDVI 能够解释冠层叶绿素含量变化的 64%($R^2 = 0.64$)。可见 ND-

VI 的变化能够较好地表征芦苇冠层叶绿素含量的变化,因此,NDVI 是开展光能利用率模型 LUE 参数估算的最优备选指数。

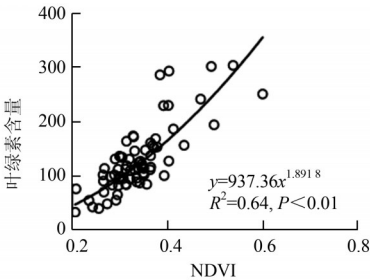


图 6 冠层叶绿素含量与 NDVI 之间的回归分析
Fig. 6 Regression Analysis Between Canopy Chlorophyll Content and NDVI

表 4 冠层叶绿素含量与不同植被指数之间的相关系数
Tab. 4 Correlation Coefficients of Canopy Chlorophyll Content and Vegetation Indexes

统计项	植被指数						
	NDVI	EVI	RVI	WDVI	CI _{green}	MSAVI	NDWI
相关系数	0.791**	-0.031	0.416**	0.405**	0.370**	0.437**	-0.255**

注:**表示显著性水平 $P < 0.01$

3.3 光能利用率与冠层叶绿素含量间的关系

由前文分析可知,植被光能利用率受叶绿素含量和植被冠层结构两方面影响。NDVI 对冠层叶绿素含量具有最佳指示效果,基于此,本文针对不同植被指数对 LUE 的敏感性作进一步分析。

根据光能利用率模型公式,植被光能利用率 LUE 可以根据实测 NPP 与 APAR 的比值($LUE = NPP/APAR$)计算得到。值得说明的是,本文所测量的 PAR 为单位时间内植被吸收的太阳辐射瞬时值,非实际值,所以基于实测数据得到的 LUE 也并非实际值。但这并不影响本文的研究目的,即探讨芦苇植被群落光合作用能力的空

间差异,进而探讨不同植被指数对植被光合作用能力的敏感性。

基于上述分析并结合植被光合作用过程的生态学原理,对实测的芦苇 LUE 和冠层叶绿素含量开展相关分析。结果发现,二者之间相关系数为 0.787,且呈极显著正相关($P < 0.01$)。对二者进行回归分析发现,芦苇的冠层叶绿素含量能够较好地表征芦苇群落 LUE 的变化($R^2 = 0.64$)(图 7)。

3.4 光能利用率的植被指数遥感反演

分别对 3 个典型芦苇湿地样区调查点对应的 LUE 和各植被指数进行相关分析,发现 LUE 仅

与NDVI呈极显著正相关($P < 0.01$),相关性最强,与分析冠层叶绿素含量与NDVI间的相关性最强的结果一致。LUE与RVI和MSAVI呈显著正相关($P < 0.05$),与其余植被指数不显著相关。进一步对芦苇植被LUE和NDVI进行回归分析,结果如图8所示。NDVI可解释LUE 62%的变化($R^2 = 0.62, P < 0.01$)。因此,NDVI是本文表征芦苇光能利用率的最优参数,即LUE估算的最佳植被指数。

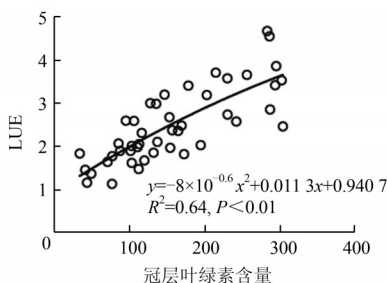


图7 光能利用率与冠层叶绿素含量间的关系

Fig. 7 Relationship Between LUE and Canopy Chlorophyll Content

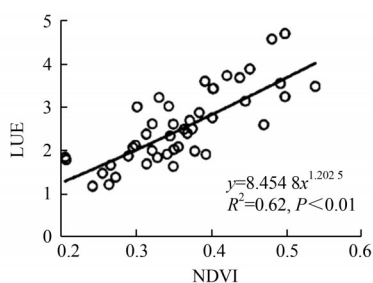


图8 光能利用率与NDVI间的关系

Fig. 8 Relationship Between LUE and NDVI

4 讨论

4.1 典型湿地样区芦苇信息提取难点及结果对比

本文所选的3个芦苇湿地样区中,由于七星河湿地中芦苇与苔草伴生现象明显,七星河芦苇湿地提取精度最低,可在以后的工作中结合高分遥感影像改善结果,以加强研究。松嫩平原查干湖湿地是典型的湖泊湿地,因芦苇斑块小且分布分散导致针对该湿地样区的研究较少见。该湿地样区芦苇分类过程的难点主要体现为:(1)水体对芦苇提取的干扰。查干湖湿地水体占比较大,本研究结合亮度值及NDVI、NDWI等参数实现水体和芦苇的区分。(2)其他类型植被对芦苇提取的干扰。该湿地样区的主要干扰植被是香草和菖蒲。本研究借助多时相遥感影像以及遥感影像上不同对象的光谱差异,明确不同时期、

不同类型植被的表观特征,另外,结合不同类型植被的生境特点(如菖蒲多生长于深水区域)提高芦苇的提取精度。双台河口湿地样区芦苇提取同样面临易混淆错分的情况,主要是受水田的影响。保护区内芦苇和水田的斑块形状较相似,均比较规则。本研究通过遥感影像不同的波段组合,从二者的光谱特征及色调差异入手,完成芦苇湿地分布信息的准确提取。

因3个湿地样区中仅双台河口湿地的研究开展较多,另两个样区研究十分少见,所以选取双台河口湿地进行对比讨论。李延峰等^[14]利用2012年的影像数据提取到当年双台河口保护区内芦苇总面积为382 km²,占保护区面积的30%。本文提取的该保护区内2014年芦苇的面积为439.61 km²,占保护区总面积的34%,这或许说明双台河口湿地保护区在2012—2014年间保护效果增强,芦苇面积有所增加。梁建平^[15]应用面向对象的分类方法提取的双台河口湿地面积为439 km²,与本文较为一致。在影响因素方面,Tian等^[16]利用与梁建平^[15]相同的数据,侧重分析了自双台河口湿地保护区成立以来,人类活动对其中自然湿地的干扰。研究发现,受石油开采和水产养殖等人为因素干扰,该湿地样区在1988—2014年间芦苇面积明显下降,共损失48 km²。这与本文发现的芦苇破碎化现象明显的原因较为一致,可见,人类活动对该湿地样区的芦苇生长和分布影响较大。

4.2 植被指数与叶绿素含量间的关系

光能利用率模型具有较好的生态学原理,能够较好地阐释生态系统的生态过程。之前的湿地植被遥感研究大多是从单方面进行分析的,如LAI反演^[14]、叶绿素含量估算^[17-18]等。本文将光合作用的生态学过程考虑其中,从冠层尺度叶绿素含量出发,较好地表征了植被光合作用的内在潜力。分析发现,除EVI以外,本文所选的其他6个植被指数均能够较好地表征芦苇的冠层结构,表现为与LAI间极显著的相关关系,其中RVI的相关性最强。RVI是绿色植物的灵敏指示参数,对高覆盖植被更为敏感,而本文3个湿地样区的芦苇覆盖度均较高,所以导致其比其他植被指数更灵敏。NDVI对植被叶绿素含量变化的敏感性更强,这也说明植被的光合作用潜力不仅与植被冠层结构有关,而且与叶绿素含量的关系也十分密切。

4.3 光能利用率的反演

当前光能利用率的获取受众多因素限制,如气象数据、植被类型、实测数据等^[19-21]。遥感技术具有大面积、快速、非接触获取连续数据的优势,能够实现光能利用率的准确估算,并且为植被NPP估算提供了便捷可行的途径。

利用植被指数进行植被光能利用率反演的可行性已被前人研究证实,但植被类型主要集中在林地、草地、农业物等,而且不同研究选取的植被指数有所差别。Inoue等^[22]研究发现,许多中心位于近红外和红边的波段对小麦冠层光能利用率具有表征潜力。Nakaji等^[23]探讨了植被指数NDVI、SAVI(soil adjusted vegetation index)、PRI、CI、EVI和CCI(the climate change initiative)估算落叶针叶林、混交林、常绿针叶林3种林地LUE的可行性。Wu等^[24-25]分析了小麦与NDVI、WDVI、CI_{green}与EVI,以及正午玉米、针叶林和草地LUE与CI_{green}之间的关系。本文除结合前人研究选取了与植被LUE关系较高的几种植被指数外,考虑了芦苇湿地生长环境含有较高水分的独特性,同时引入了表征水体的NDWI。

本文借助大量的实测数据,结合遥感数据,通过分析验证了东北地区芦苇湿地LUE、植被指数和叶绿素含量之间的密切联系,证明了用植被指数进行芦苇湿地LUE估算的可行性,重点在于方法探索,为湿地植被光能利用率遥感反演研究提供方法参考和思路借鉴。本文的PAR只是监测的瞬时值,如果需要获取真实的LUE,需要连续监测PAR,并完成日、月、年尺度的光合有效辐射计算,即野外连续观测PAR是LUE估算的基础,这些工作将在未来进一步开展,具体的芦苇湿地植被LUE反演和精度评价也将在之后的研究中完成。

5 结 语

本文通过面向对象分类方法,基于Landsat 8 OLI遥感影像提取3个典型湿地样区2014年的芦苇分布信息。利用线性混合像元分解模型,实现植被指数的精确计算;通过分析冠层叶绿素含量及光能利用率与植被指数之间的关系,确定光能利用率反演的最佳植被指数,并实现光能利用率的遥感估算。

查干湖芦苇湿地、七星河芦苇湿地、双台河口芦苇湿地的面积依次增加,分别为75.29、122.19和439.61 km²,3个湿地样区的总体分类精

度在82%以上。除EVI外,其他植被指数均能够较好地阐释芦苇植被冠层叶绿素含量的变化,表征光合作用潜力的空间异质性。NDVI对LUE的敏感性最强($P < 0.01$),基于NDVI的幂函数是LUE反演的最佳函数($y = 8.4548x^{1.2025}$, $R^2 = 0.62$)。分析可能原因,一方面是NDVI能够反映植被叶绿素波谱段对光能的吸收能力,另一方面是其能够反映冠层结构差异。植被指数与LUE和叶绿素之间存在明显的相关性,说明以叶绿素作为中间变量,基于植被的生态学原理,能够实现基于遥感植被指数的区域LUE高效的精确估算,为区域尺度不同类型植被NPP及碳循环等研究提供方法借鉴。

参 考 文 献

- [1] Rocha A V, Goulden M L. Why is Marsh Productivity So High? New Insights from Eddy Covariance and Biomass Measurements in a Typha Marsh[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2009, 149(1): 159-168
- [2] Mei Xueying, Zhang Xiufeng. Carbon Storage and Fixation by a Typical Wetland Vegetation in Changjiang River Estuary—A Case Study of *Phragmites australis* in East Beach of Chongming Island [J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2008, 16(2): 269-272(梅雪英, 张修峰. 长江口典型湿地植被储碳、固碳功能研究——以崇明东滩芦苇带为例[J]. *中国生态农业学报*, 2008, 16(2): 269-272)
- [3] Lü Guohong, Zhou Guangsheng, Zhou Li, et al. Seasonal Dynamics of Dissolved Organic Carbon and Available N in Panjin Reed Wetland[J]. *Journal of Meteorology and Environment*, 2006, 22(4): 59-63(吕国红, 周广胜, 周莉, 等. 盘锦湿地芦苇群落土壤碱解氮及溶解性有机碳季节动态[J]. *气象与环境学报*, 2006, 22(4): 59-63)
- [4] Gamon J A, Field C B, Bilger W, et al. Remote Sensing of the Xanthophyll Cycle and Chlorophyll Fluorescence in Sunflower Leaves and Canopies[J]. *Oecologia*, 1990, 85: 1-7
- [5] Wang Liwen, Wei Yaxing. A Review on Inversion of Vegetation Light Use Efficiency by Hyper Spectral Remote Sensing[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2015, 38(6): 15-22, 38(王莉雯, 卫亚星. 植被光能利用率高光谱遥感反演研究进展[J]. *测绘与空间地理信息*, 2015, 38(6): 15-22, 38)
- [6] Ruimy A, Saugier B, Dedieu G. Methodology for the Estimation of Terrestrial Net Primary Production from Remotely Sensed Data[J]. *Journal of Geophysi-*

- cal Research: Atmospheres*, 1994, 99(3): 5 263 - 5 283
- [7] Goetz S J, Prince S D. Remote Sensing of Net Primary Production in Boreal Forest Stands[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1996, 78(3): 149 - 179
- [8] Lü Xianguo. A Review and Prospect for Wetland Science[J]. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2002, 17(3): 170 - 172(吕宪国. 湿地科学研究进展及研究方向[J]. 中国科学院院刊, 2002, 17(3): 170 - 172)
- [9] Yang Yongxing. Main Characteristics, Progress and Prospect of International Wetland Science Research [J]. *Progress in Geography*, 2002(2): 111 - 120(杨永兴. 国际湿地科学研究的主要特点、进展与展望 [J]. 地理科学进展, 2002(2): 111 - 120)
- [10] Dronova I, Gong P, Wang L. Object-Based Analysis and Change Detection of Major Wetland Cover Types and Their Classification Uncertainty During the Low Water Period at Poyang Lake, China[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 115(12): 3 220 - 3 236
- [11] Hu Y H, Lee H B, Scarpace F. Optimal Linear Spectral Unmixing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37: 639 - 644
- [12] Liu H Q, Huete A R. A Feedback Based Modification of the NDVI to Minimize Canopy Background and Atmospheric Noise[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1995, 33: 457-465
- [13] Huete A R. A Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1988, 25(3): 295 - 309
- [14] Li Yanfeng, Mao Dehua, Wang Zongming, et al. Remote Sensing Retrieval and Spatial Pattern Analysis of Leaf Area Index of *Phragmites australis* in Shuangtai Estuary National Nature Reserve[J]. *Wetland Science*, 2014, 12(2): 163 - 169(李延峰, 毛德华, 王宗明, 等. 双台河口国家级自然保护区芦苇叶面积指数遥感反演与空间格局分析[J]. 湿地科学, 2014, 12(2): 163 - 169)
- [15] Liang Jianping, Ma Daxi, Mao Dehua, et al. Remote Sensing Based Estimation of *Phragmites australis* Aboveground Biomass in Shuangtai Estuary National Nature Reserve [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2016, 28(3): 60 - 66(梁建平, 马大喜, 毛德华, 等. 双台河口国际重要湿地芦苇湿地生物量遥感估算[J]. 国土资源遥感, 2016, 28(3): 60 - 66)
- [16] Tian Y L, Luo L, Mao D H, et al. Using Landsat Images to Quantify Different Human Threats to the Shuangtai Estuary Site, China[J]. *Ocean & Coastal Management*, 2017, 135: 56 - 64
- [17] Li Fengxiu, Zhang Bai, Liu Dianwei, et al. Hyper-spectral Remote Sensing Estimation Models for Chlorophylla Concentration of *Calamagrostis Angustifolia* [J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2008, 27(7): 1 077 - 1 083(李凤秀, 张柏, 刘殿伟, 等. 湿地小叶章叶绿素含量的高光谱遥感估算模型[J]. 生态学杂志, 2008, 27(7): 1 077 - 1 083)
- [18] Cen Yi, Zhang Liangpei, Kanako M. Net Primary Production Estimation in Kii Peninsula Using Terra/MODIS Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008, 33(12): 1 221-1 224(岑奕, 张良培, 村松加奈子. 纪伊半岛地区植被净初级生产力的遥感应应用研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2008, 33(12): 1 221-1 224)
- [19] Turner D P, Ritts W D, Cohen W B, et al. Scaling Gross Primary Production (GPP) over Boreal and Deciduous Forest Landscapes in Support of MODIS GPP Product Validation[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 88(3): 256 - 270
- [20] Zhao M, Running S W, Nemani R R. Sensitivity of Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) Terrestrial Primary Production to the Accuracy of Meteorological Reanalyses[J]. *Journal of Geophysical Research*, 2006, 111(G1): G01002
- [21] Wu C Y, Niu Z. Modelling Light Use Efficiency Using Vegetation Index and Land Surface Temperature from MODIS in Harvard Forest[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(7): 2 261 - 2 276
- [22] Inoue Y, Peñuelas J, Miyata A, et al. Normalized Difference Spectral Indices for Estimating Photosynthetic Efficiency and Capacity at a Canopy Scale Derived from Hyperspectral and CO₂ Flux Measurements in Rice[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(1): 156 - 172
- [23] Nakaji T, Ide R, Takagi K, et al. Utility of Spectral Vegetation Indices for Estimation of Light Conversion Efficiency in Coniferous Forests in Japan [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2008, 148(5): 776 - 787
- [24] Wu C Y, Niu Z, Gao S. The Potential of the Satellite Derived Green Chlorophyll Index for Estimating Midday Light Use Efficiency in Maize, Coniferous Forest and Grassland [J]. *Ecological Indicators*, 2012, 14(1): 66 - 73
- [25] Wu C Y, Chen J M, Desai A R, et al. Remote Sensing of Canopy Light Use Efficiency in Temperature and Boreal Forest of North America Using MO-

Remote Sensing Estimation for Light Use Efficiency of *Phragmites australis* Based on Landsat OLI over Typical Wetlands

LUO Ling¹ MAO Dehua¹ ZHANG Bai¹ WANG Zongming¹ YANG Guang²

1 Key Laboratory of Wetland Ecology and Environment, Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130102, China

2 Air Force Aviation University, Changchun 130022, China

Abstract: As a key parameter in monitoring vegetation productivity by remote sensing driven model, rapid and accurate acquisition of vegetation light use efficiency (LUE) in large area has been a key problem. Selecting typical *Phragmites australis* wetland in Northeast China as study area, multitemporal Landsat OLI (operational land imager) image and the object-oriented classification method were used to extract *Phragmites australis* wetland. Based on the principle of vegetation physiology and ecology, the relationship among LUE, vegetation indexes and chlorophyll content was analyzed, the feasibility of accurate estimation of LUE for wetland vegetation by spectral vegetation index was discussed. Results show that areas of *Phragmites australis* wetland in Qixinghe Wetland, Chagan Lake Wetland and Shuangtai Estuary Wetland were 122.19, 75.29 and 439.61 km², respectively, and overall classification accuracy was more than 82%. With the exception of EVI (enhanced vegetation index), other six vegetation indices showed the same spatial pattern characteristics with those of three wetlands. Totally, values of vegetation indices for different land covers were: cultivated land > *Phragmites australis* > other wetland vegetation > water body. There exists close relationship among LUE, chlorophyll and vegetation index. NDVI (normalized difference vegetation index) was most sensitive to LUE ($P < 0.01$; $R^2 = 0.62$), which was the best one to characterize LUE of *Phragmites australis* in this study. This study verified the theoretical hypothesis that LUE could be inversed efficiently by remote sensing vegetation index taking chlorophyll as the intermediate variable, which can provide references for the study of vegetation productivity and carbon cycle on regional scale.

Key words: light use efficiency (LUE); vegetation index; Landsat OLI; *Phragmites australis* wetland; object-oriented classification method

First author: LUO Ling, PhD, specializes in the research on remote sensing of resource and environment. E-mail: luoling@iga.ac.cn

Corresponding author: MAO Dehua, PhD, associate professor. E-mail: maodehua@iga.ac.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China(41771383, 41671219).

引文格式: LUO Ling, MAO Dehua, ZHANG Bai, et al. Remote Sensing Estimation for Light Use Efficiency of *Phragmites australis* Based on Landsat OLI over Typical Wetlands[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(4):524–533. DOI:10.13203/j.whugis.20180294(罗玲, 毛德华, 张柏, 等. 基于 Landsat OLI 影像的典型湿地芦苇植被光能利用率遥感反演方法初探[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2020, 45(4):524–533. DOI:10.13203/j.whugis.20180294)