

WorldView-2 影像的湿地典型挺水植物群落含水量 估算研究——以北京野鸭湖湿地为例

宫兆宁^{1,2,3,4}, 林川^{1,2,3,4}, 赵文吉^{1,2,3,4*}, 崔天翔^{1,2,3,4}

(1. 首都师范大学 资源环境与旅游学院, 北京 100048;

2. 三维信息获取与应用教育部重点实验室, 北京 100048;

3. 资源环境与地理信息系统北京市重点实验室, 北京 100048;

4. 北京市城市环境过程与数字模拟国家重点实验室培育基地, 北京 100048)

摘要:利用多光谱遥感技术定量估算野鸭湖湿地挺水植物的含水量。基于典型挺水植物的实测冠层光谱及其对应样方的叶片含水量和叶面积指数 LAI 数据,首先对芦苇和香蒲的地面实测光谱进行重采样,以模拟 WorldView-2 影像的光谱,然后利用模拟光谱分别构建芦苇和香蒲任意两波段反射率组合而成的比值(SR)和归一化差值植被指数(NDVI),通过分析植被指数与 CWC(冠层含水量,Canopy Water Content)的相关关系,选择与 CWC 显著相关的植被指数,并通过单变量线性与非线性拟合的分析方法确定监测不同挺水植物群落的最佳植被指数,建立估算模型;结合覆盖研究区的 WorldView-2 高分辨率多光谱影像,对研究区的挺水植物群落 CWC 进行反演及制图。结果表明,基于模拟 WorldView-2 影像光谱构建的比值(SR)和归一化差值植被指数(NDVI)与 CWC 的总体相关性较高;SR(8,3) 芦苇为估算 CWC 芦苇的最优植被指数,估算模型为 $y = 0.005x + 0.003$, NDVI(8,3) 香蒲为估算 CWC 香蒲的最优植被指数,估算模型为 $y = 2.461x^2 - 0.313x + 0.032$, 通过交叉检验,CWC 芦苇和 CWC 香蒲的预测精度分别为 87.42% 和 82.12%,预测精度较为理想;利用实测数据对反演的 CWC 空间分布图进行了验证,通过验证,芦苇和香蒲影像估算 CWC 的均方根差(RMSE)分别为 0.0048 和 0.0052,估算精度分别为 83.56% 和 80.31%,表明利用 WorldView-2 高分辨率多光谱影像反演湿地挺水植物群落 CWC 具有较高的可行性。

关键词:挺水植物;冠层含水量;植被指数;WorldView-2;面向对象提取;北京野鸭湖湿地

中图分类号:TP79 文献标识码:A

Canopy water content estimation for typical emerged plant community using WorldView-2 imagery: A case study in Wild Duck Lake wetland, Beijing

GONG Zhao-Ning^{1,2,3,4}, LIN Chuan^{1,2,3,4}, ZHAO Wen-Ji^{1,2,3,4*}, CUI Tian-Xiang^{1,2,3,4}

(1. College of Resource Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China;

2. Key Laboratory of 3D Information Acquisition and Application of Ministry of Education, Beijing 100048, China;

3. Key Laboratory of Resources Environment and GIS of Beijing Municipal, Beijing 100048, China;

4. Base of the State Laboratory of Urban Environmental Processes and Digital Modeling, Beijing 100048, China)

Abstract: Quantitative estimation of emerged plant water content with multi-spectral remote sensing technique is of great significance for emerged plant physiological status and growth trend monitoring. The hyperspectral reflectance of canopy of wetland typical emerged plant (reed and cattail) was measured by Field-Spec 3 wild high-spectrum radiometer. The leaf water content and leaf area index (LAI) of corresponding samples were also measured. First of all, the ground spec-

收稿日期:2013-05-06,修回日期:2014-06-09

Received date: 2013-05-06, revised date: 2014-06-09

基金项目:国家高技术研究发展计划(863 计划)(2012AA12A308);国家青年基金项目(41101404);国家基础测绘项目(2011A2001);北京市教委科技计划面上项目(KM201110028013);国土资源部重点实验室开放基金(KLGSIT2013-04)

Foundation items: Supported by National High Technology Research and Development Program 863(2012AA12A308); National Natural Science Foundation of China(41101404); National Basic Surveying and Mapping Project(2011A2001); Science and Technology Board Program of Beijing Municipal Education Commission (KM201110028013); Key Laboratory Program of Ministry of Land and Resources of the People's Republic of China (KLGSIT2013-04)

作者简介(Biography):宫兆宁(1976-),女,山东青岛人,首都师范大学资源环境与旅游学院副教授,博士,主要从事遥感和地理信息系统在水文水资源与生态等领域的应用研究。E-mail: gongzhn@163.com

* 通讯作者(Corresponding author): E-mail: zhwenji1215@163.com

tral data (reed and cattail) were resampled to simulate the spectral of WorldView-2 imagery, then the simple ratio vegetation index (SR) and normalized difference vegetation index (NDVI) were constructed with arbitrary two band combination from the simulated WorldView-2 spectra, respectively. The correlation between canopy water content (CWC) and vegetation index were analyzed. The estimation models were obtained by using regression and correlation analysis for different emerged plant community. In addition, the research result of ground data was applied to WorldView-2 high resolution multispectral imagery covering the study area, and the CWC of emerged plant community was estimation in spatial scale. The results show that the SR and NDVI constructed by the simulated WorldView-2 spectra had a good overall correlation with CWC. The SR(8, 3)_{reed} was selected as the optimal vegetation index to estimate the CWC_{reed}, the best models are evaluated and validated as $y = 0.005x + 0.003$. The NDVI(8, 3)_{cattail} was selected as the optimal vegetation index to estimate the CWC_{cattail}, the best models were evaluated and validated as $y = 2.461x^2 - 0.313x + 0.032$. According to two K-fold cross validation examination, these estimation models have the satisfactory prediction accuracy. The prediction accuracy of CWC_{reed} was 87.42% and the prediction accuracy of CWC_{cattail} was 82.12%. Furthermore, based on the research result of ground data, we made use of WorldView-2 high resolution multispectral imagery to map the CWC of different emerged plant community. According to the examination of measured data, the estimation RMSE of CWC_{reed} and CWC_{cattail} from imagery were 0.0048 and 0.0052, respectively. The estimation accuracy were 83.56% and 80.31%, respectively. It was demonstrated that using WorldView-2 high resolution multispectral imagery to estimate the CWC of wetland emerged plant community has a high feasibility.

Key words: emerged plant, canopy water content, vegetation index, WorldView-2, object-oriented extraction, Wild Duck Lake wetland (Beijing)

PACS: 42.79. Pw, 92.40. Yy, 95.75. Rs

引言

水生植被作为水生生态系统的重要组成部分,具有吸附沉积物、净化水质、改善水生环境的重要功能,同时还能够为鸟类、水生动物、微生物提供栖息地和食物源,维持水生态系统的稳定。挺水植物是水生植被的主要组成成分之一,处于水生态系统与陆地生态系统的过渡地带。挺水植物的根生长在底泥之中,茎、叶挺出水面,在空气中的部分具有陆生植物和水生植物的共同特征。挺水植物在调节区域小气候、涵养水源、防洪防旱、维持生物多样性、营养循环等方面具有不可替代的作用,为区域环境提供多种生态系统服务功能,在湿地生态系统中起重要作用^[1-2]。而植物冠层中的水分含量约占40%—80%,是控制植被光合作用、呼吸作用以及生物量的主要因素之一,水分亏缺会直接影响植物的生理生化过程和形态结构,从而影响植物的生长与发育。因此,实时快速准确的监测或诊断挺水植物的水分状况,对于反映植被的生理状况与生长趋势,趋利避害,以及对火灾、旱灾和生态安全的监测等具有重要意义^[3-4]。

传统的植被含水量监测和估算方法需要破坏性取样,而且具有事后性,在空间和时间上难以满足快速、实时、精确、无损的诊断要求。另一方面,基于传统方法获取的植被含水量信息只反映了采样点周边较小范围和较短时间内的情况,局限于小面积或单株植被上,所得到的结论必定会带有某些局限性和片面

性^[5]。20世纪90年代以来,随着光学遥感技术的发展,随即提出了直接探测植被水分亏缺状况的方法,使得利用光学遥感直接监测植被的水分状况成为可行。便携式野外高光谱辐射仪可以用于在实验室或野外估算探测植被叶片和冠层水分,机载和星载多(高)光谱传感器能够在景观尺度和区域尺度探测植被含水量。目前,国内外已经发展了大量基于光学遥感技术估算和监测植被含水量的方法^[6-15]。Tucker^[16]认为如果考虑太阳辐射以及在1400和1900 nm处的大气水汽吸收(AWV)效应,则卫星空间平台上以1550~1750 nm光谱段的高反射率波段为监测植被冠层水分的最佳光谱段,而地面遥感则以1480~1750 nm光谱段为监测植被冠层水分的最佳光谱段,之后Cecato^[17-18], Zhang^[19]等人的工作也支持了Tuck的观点;Penuelas等^[20]基于光谱辐射仪测量的田间数据,使用复比光谱指数WI/NDWI对地中海地区可燃物含水量(FMC)进行了估算,得到了较为理想的结果;沈艳等^[21]利用实测单子叶、双子叶植物的高光谱反射率和叶片含水量数据,基于导数光谱变量的分析方法,分别建立了两种植物叶片含水量的单变量和多变量估算模型;杨勇等^[22]利用USB4000和NIR型便携式光谱分析仪,在室内测定了柑橘叶片的光谱反射率和含水量数据,采用逐步回归分析的方法,分别建立了基于单波段和光谱指数的柑橘叶片含水量模型,并且模型具有较为理想的预测效果;孙俊等^[23]基于水稻冠层光谱反射率与水稻叶片含水量存在关联,利用美国ASD公司生产的FieldSpec3型手持便携式光谱

辐射仪,在室外测定了水稻冠层的光谱反射率,在室内测定了水稻叶片的含水量,然后选取最优光谱特征波段,分别采用 BP 神经网络和 GA-BP-Network、传统多元线性回归方法构建预测模型,结果显示 GA-BP-Network 模型较大的提高了水稻叶片含水量的预测精度;Colombo 等^[24]检验了复比指数的可用性,并在景观尺度上基于机载 MIVIS 高光谱影像验证了复比指数估算叶片等效水厚度(EWT)的能力,结果表明复比指数在减小 LAI 影响方面具有一定的潜力;Gao 等^[25]发现基于 AVIRIS 影像数据,利用非线性和线性最小二乘法波谱匹配技术反演的植被等效水厚度(EWT),与地面实际测量结果相一致;Clevers 等^[26]利用 ASD FieldSpec Pro FR 测定的光谱反射率数据,基于一阶光谱微分技术和辐射传输模型 PROSAIL-5,分析了光谱一阶导数与冠层含水量的相关关系,结果表明,970 nm 处的水汽吸收特征能够很好的预测冠层含水量;Cheng 等^[27]利用 4 种植被指数(NDVI、EVI、NDWI、NDII),基于 AVIRIS 和 MODIS 影像,反演了美国亚利桑那州东南部 Walnut Gulch 区域的等效水厚度(EWT),取得了较好的效果。

但目前对于植被含水量的反演存在三点不足,一是大多数都基于地面采集光谱,虽然相比于传统方法实现了植被含水量的无损监测,但获取的基本上仍然为点源信息,没有遥感影像数据的支持,难以在宏观尺度上展开,极大的影响了决策的全面性、时效性和客观性;二是即使应用遥感影像,也多采用 AVIRIS、OMIS、Hyperion 等高光谱影像,虽然高光谱遥感具有光谱分辨高、波段连续性强的特点,然而也

存在诸多不足,例如:机载高光谱影像的获取费用较高,获取一景影像需要花费较多的人力、物力和财力,星载 Hyperion 高光谱影像供不应求,数据申请时间较长,大大降低了监测的时效性;另一方面,高光谱影像由于波段多、光谱维度高,存在较多的数据冗余和噪声,使得处理过程较为复杂;三是目前主要集中在水稻、玉米、大豆等种植业大田作物上,在湿地植被含水量估算中的应用研究比较少见^[28]。

因此,本研究基于 WorldView-2 星载高分辨率多光谱影像,以湿地植被含水量估算为应用目标,从挺水植物群落生长旺盛期的冠层光谱和含水量数据分析出发,研究挺水植物群落光谱特征和含水量的相关关系模型,进而研究挺水植物群落含水量的定量提取与成图技术。

1 研究区概况

野鸭湖湿地自然保护区位于北京市境内的西北部,是官厅水库延庆辖区海拔 479 m 以下淹没区及环湖滩涂、河流、沼泽、库塘组成的自然-人工复合湿地系统(图 1)。2000 年 12 月经北京市政府批准为市级自然保护区。2006 年 11 月,经国家林业局批准,建立野鸭湖国家级湿地公园。保护区总面积为 9 000 hm²,是北京最大的湿地自然保护区,同时也是北京首个湿地鸟类自然保护区,主要保护对象为天然湿地和鹤、鹳、雁、鸭类珍稀水禽和鹰、隼类树栖鸟类。野鸭湖湿地自然保护区在北京市的土壤分布中,属延庆盆地褐土、潮褐土、褐土性土区,该区为三面环山的盆地,地貌为山间冲击倾斜平原,中部为妫

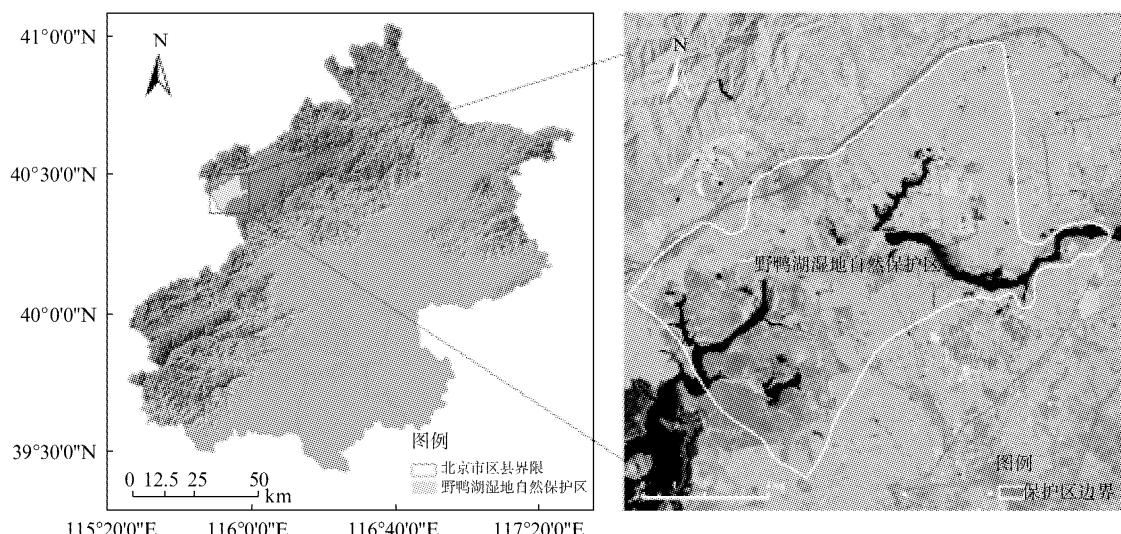


图 1 研究区地理位置图
Fig. 1 Location map of studied area

水河冲积平原,水库四周为平地;保护区所在区域为大陆性季风气候,是暖温带与中温带、半干旱到半湿润过度地带。其气候的主要特点为:春季气温回升快,昼夜温差大,干旱多风沙;夏季酷暑炎热,降水集中,形成雨热同季;秋季天高气爽,冷暖适宜,光照充足;冬季寒冷漫长^[29-30]。

野鸭湖湿地自然保护区沟汊纵横,库湾众多,形成很多芦苇沼泽和湿地草甸,水生、中生、湿生、沙生植物齐备。水域鱼虾肥美,种类丰富,湿地辽阔、水草茂盛,孕育着极为丰富的生物多样性,为水禽和各类鸟类提供了优越的觅食、隐藏、繁殖场所,是候鸟南北迁移的主要通道和珍稀水禽的重要停歇地;野鸭湖湿地是北京地区面积最大、最为典型的湿地生态系统,湿地类型多样,以鸟类为代表的湿地生物多样性在华北地区具有一定的代表性,也是重要的生物基因库,具有极其重要的保护价值和科研价值^[31]。

2 数据资料与研究方法

2.1 湿地典型挺水植物光谱数据的采集与预处理

选择研究区典型的挺水植物芦苇和香蒲为光谱采集对象。由于研究区内环境较为复杂,有的区域因为地形地貌等因素的限制难以进入,同时研究区内湿地植被类型丰富,所以在进行野外光谱数据采集之前,根据两种挺水植物在研究区中的分布情况,进行采样区域的选择和确定^[31]。本次研究的采样区域如图2所示,采样区域位于野鸭湖湿地自然保护区核心区妫水河沿岸,该区域滩涂面积较大、沟岔众多、水深较浅,具有一定的典型性和代表性,因此选定为光谱数据的采集区。而且上述区域内水深较浅,地势平坦,方便到达,便于开展光谱数据的采集工作。



数据类型: WordView-2 纹段RGB组合: 7, 4, 3

图2 野外采样区域图

Fig. 2 Field sampling area

芦苇和香蒲冠层反射率光谱的采集使用的是美国ASD公司生产的Field Spec 3便携式野外高光谱辐射仪,光谱采样的波长范围为350~2 500 nm,其中350~1 000 nm和1 000~2 500 nm的光谱分辨率分别为3 nm和10 nm,光谱采样间隔分别为1.4 nm和2 nm,光纤的前视场角为25°。光谱采样时间为2012年7月26日,光谱测定均选择在晴朗、无云、无风或者微风的天气条件下进行,测定时间为每日地方时的10:00~14:00,原因是此时光照条件较好,阳光几乎直射(太阳高度角大于45°)。测量过程中每20 min进行一次白板优化,同时根据天气状况及时进行标准白板优化校正,标准白板的反射率为1,这样所测得的冠层反射率光谱是无量纲的相对反射率。测定冠层光谱时,应保证测定区域内植被类型单一,植被覆盖度较高,测定时将光谱仪探头垂直向下,根据植被冠层的直径和高度确定探头距离冠层的高度,保证光谱仪探头的视场可以覆盖冠层,每个样方记录10条采样光谱曲线。由于本研究所采用的WorldView-2影像为全色波段(0.5 m分辨率)与多光谱波段(1.8 m分辨率)的融合影像,融合后影像的像元大小为0.5 m,所以为了与影像相匹配,将样方大小设置为0.5 m×0.5 m。最后共设置样方81个,记录810条采样光谱曲线,其中芦苇样方45个,采样光谱曲线450条,香蒲样方36个,采样光谱曲线360条(表1)。

表1 样区典型挺水植物

Table 1 Typical emerged plant of sampling area

植物生态 类型	典型湿地挺水植物	平均高 度/cm	覆 盖 度/%	样 方 个数	光谱曲 线/条
挺水植物	芦苇 <i>Phragmites australis</i>	170	91—94	45	450
	香蒲 <i>Typha orientalis Presl.</i>	160	90—94	36	360

野外获取的原始光谱数据包含3方面的信息。一是目标地物的光谱信息,即目标地物在一定的光谱区域内所表现出的特征信息;二是背景信息,是由背景地物和其他环境因素所引起;三是随机噪声,是由仪器内部的暗电流所引起的。其中,目标地物的光谱信息是需要提取的对象,背景信息和随机噪声则是需要消除的对象^[32-33]。因此,通过光谱数据的预处理可以消除噪声并且突出目标地物光谱的某些细微差别。光谱数据的预处理主要包括光谱曲线均值处理、水汽吸收波段的剔除、光谱平滑去噪和光谱重采样四部分。

(1)光谱曲线均值处理 由于每个样方采集10条光谱曲线,所以对10条光谱曲线进行一次均值运

算,均值处理后的光谱曲线作为每个样方的最终光谱曲线.

(2)水汽吸收波段的剔除 在湿地区域内,地表湿度较大,空气中水汽含量较高,地面实测光谱在水汽吸收波段基本上都为噪声.为了保证光谱数据的精度,对水汽吸收带和噪声较大的波段进行剔除($1\ 350 \sim 1\ 450\text{ nm}$ 、 $1\ 800 \sim 2\ 000\text{ nm}$ 以及 $2\ 350 \sim 2\ 500\text{ nm}$).

(3)光谱平滑去噪 利用小波阈值去噪法对光谱曲线进行处理.先对光谱进行多尺度分解,使其中的低频信号与高频信号分离,然后对高频信号(随机噪声)进行去除,最后经过重构得到去除随机噪声的光谱.小波分析各参数的选择经过正交试验确定,其中小波类型选取 bior,分解层数为 4, 阈值方案选取 Fixed form threshold, 噪声结构选择 Unscaled white noise^[34-35].

(4)光谱重采样 为了使得地面实测光谱与影像数据相匹配,利用 WorldView-2 传感器的光谱响应函数,将经过前 3 步处理的光谱重采样以模拟 WorldView-2 星载高分辨率多光谱数据(图 3).光谱重采样在 ENVI 5.0 遥感图像处理软件中完成.

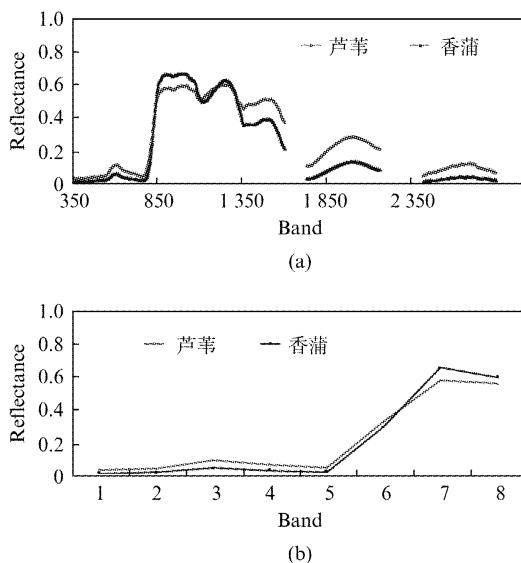


图 3 预处理后的光谱曲线: (a) 重采样前(b)重采样后
Fig. 3 Spectral curves after pre-processing (a) before resample and (b) after resample

2.2 叶面积指数和含水量的采集与处理

光谱采集完毕后,首先进行叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)的测定.本次研究中,采用间接测量法中的光学法(冠层分析仪法)测定 LAI^[36-37].由于 LAI 测定与光谱测定所需要的光照条件不同,测

定 LAI 时应尽可能避免直射的阳光,最好选择在阴天或早晨、傍晚的条件下进行,该天气条件下天空光为散射光,无直接辐射^[38].因此,结合观测当天实际情况,利用 Li-Cor LAI 2200 冠层分析仪,在傍晚(18: 00 ~ 20: 00)对 LAI 进行观测. 测定时观测者背对太阳,将镜头视场角设为 90°,每一个样方均在冠层顶部测量一个 A 值(冠层顶部天空光),然后在冠层下方(内部及边缘)同一水平面上(距离水面 10 cm 左右)重复测量 10 ~ 12 个 B 值(冠层底部天空光),完成 B 值测量后,使用冠层分析仪附带的软件计算并保存每个样方的 LAI^[39].

在每个样方的 LAI 测定完成后,由植被样本采集组立即对其进行采样.采样时在样方内植株不同部位(上层、中层和下层)各随机选取 10 片叶子(即每个样方采集的叶片数为 30),采样后将叶片样本迅速放入采样袋中,然后将采样袋放入冷藏箱中低温保存.叶片样本从野外标记取回后,用蒸馏水迅速将叶片上的泥土洗去并擦干,置于电子秤上称其鲜重(FW),称重完毕后利用照相法测定叶片面积(A),然后将叶片样本装入牛皮纸信封放入烘箱,以 100 ~ 105 °C 杀青 10 min,然后以恒温 50 °C 烘 24 ~ 48 h 至恒重,最后称其干重(DW).

本次研究中, $CWC = EWT_{\text{叶}} \times LAI$. 其中, CWC 为冠层含水量(Canopy Water Content), EWT 为等效水厚度(Equivalent Water Thickness), $EWT_{\text{叶}}$ 为每个样方所采集的叶片 EWT 的平均值, 叶片 EWT 的测定公式为 $EWT = (FW - DW)/A$ (单位: g/cm^2)^[26] (表 2).

表 2 实测 LAI 和 CWC

Table 2 The measured LAI and CWC

	样方数	均值	最小值	最大值	标准差
$EWT_{\text{芦苇-叶}}$	45	0.011	0.007	0.015	0.014
$EWT_{\text{香蒲-叶}}$	36	0.012	0.006	0.018	0.013
$LAI_{\text{芦苇}}$	45	3.06	2.02	5.6	1.03
$LAI_{\text{香蒲}}$	36	2.69	2.18	3.72	1.02

2.3 WorldView-2 数据的获取和预处理

WorldView-2 卫星于 2009 年 10 月 6 日由美国 DigitalGlobe 公司发射,能够提供 0.5 米全色图像和 1.8 m 分辨率的多光谱图像. Worldview-2 星载多光谱遥感器不仅具有 4 个业内标准波段(蓝色波段、绿色波段、红色波段和近红外波段),还增加了海岸波段、黄色波段、红色边缘波段和近红外 2 波段^[40] (表 3). 多样性的光谱波段为用户提供进行精确变化检测和制图的能力.

表 3 WorldView-2 数据主要技术参数

Table 3 Main technical parameters of WorldView -2 data

传感器	空间分辨率/m	波段名称	波长范围/nm
WorldView-2	1.8	海岸波段	400~450
		蓝色波段	450~510
		绿色波段	510~580
		黄色波段	585~625
		红色波段	630~690
		红色边缘波段	705~745
		近红外波段	770~895
		近红外 2 波段	860~1 040
	0.5	全色波段	450~800

本文所使用 WorldView-2 影像的获取时间为 2012 年 7 月 26 日,与地面光谱的采集时间相一致,达到同步要求。影像云量较少,图像清晰,包含 8 个多光谱波段和 1 个全色波段,范围覆盖整个野鸭湖湿地自然保护区。WorldView-2 数据的预处理包括几何精校正、影像融合以及大气校正(辐射校正和几何粗校正已做)。

(1) 几何精校正 利用已经经过几何精校正的 2010 年 6 月 12 日 GeoEye-1(多光谱 1.65 m, 全色 0.5 m) 影像作为参考影像,采用二次多项式和双线性内插法对 WorldView-2 影像进行几何精校正, 经过重新选点检验, 误差在一个像元以内, 达到使用的精度要求。

(2) 影像融合 图像融合采用 Pan Sharpening 自动融合法,该方法要求全色波段影像和多光谱影像同平台同时间获得,通过合并高分辨率的全色影像达到增强多光谱影像空间分辨率的目的。利用 Pan Sharpening 自动融合法对经过几何精校正的多光谱影像和全色影像进行融合,生成分辨率为 0.5 m 的多光谱影像。

(3) 大气校正 采用 Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes (FLAASH) 模块对融合后的 WorldView-2 影像进行大气校正, 得到反射率影像。FLAASH 模型是一个第一定理大气纠正模型, 它用来从高光谱或多光谱影像得到光谱反射率,能够较好地消除大气造成的模糊效应。

预处理后的影像反射率光谱曲线与同一区域地面实测的冠层重采样反射率光谱曲线十分类似(图 4), 地物光谱重建效果较好。影像预处理全部在 ENVI 5.0 遥感图像处理软件中完成。

2.4 研究方法

2.4.1 植被指数的选择

通过构建植被指数,能够使植被反射信息最大化、外部因素影响最小化^[41]。利用地面实测高光谱

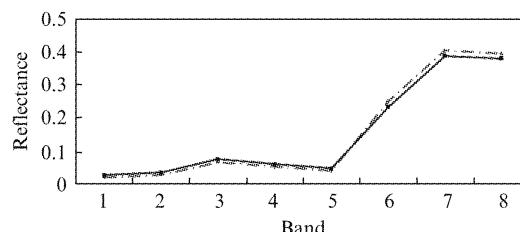


图 4 WorldView-2 影像反射率光谱(实线)和地面实测冠层重采样光谱(虚线)对比

Fig. 4 Comparison between WorldView-2 image reflectance spectrum (solid line) and resampling field measured canopy spectrum (dotted line)

模拟得到的 WorldView-2 反射率光谱,构造了由任意两个波段反射率组合而成的所有比值植被指数 (Simple Ratio Vegetation Index, SR) 和归一化差值植被指数 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI), 分析上述两种植被指数与冠层含水量的关系。两种植被指数的计算方法如公式(1)、(2)^[42] 所示:

$$SR = \lambda_1 / \lambda_2 \quad , \quad (1)$$

$$NDVI = (\lambda_1 - \lambda_2) / (\lambda_1 + \lambda_2) \quad , \quad (2)$$

式中, λ_1 和 λ_2 分别为地面实测高光谱模拟得到的 WorldView-2 光谱波段中的任意两个波段, $\lambda_1 \neq \lambda_2$ 。

2.4.2 CWC 遥感估算模型的构建

经过光谱预处理和含水量测定,最终得到 81 个样方的冠层含水量和 81 条待分析光谱曲线。其中, 芦苇冠层含水量数据 45 个,待分析光谱曲线 45 条; 香蒲冠层含水量数据 36 个,待分析光谱曲线 36 条。

为了保证估算模型的准确性和适用性,本次研究将样本数据分为两类,样本 1: 芦苇;样本 2: 香蒲。针对不同挺水植物群落分别进行分析。以上述待分析光谱曲线和冠层含水量数据为基础,分别计算芦苇和香蒲两波段光谱反射率构造的比值和归一化差值植被指数与含水量的相关系数,选择与含水量显著相关的植被指数,并通过单变量线性与非线性拟合的分析方法确定监测不同挺水植物群落的最佳植被指数,建立估算模型。

利用交叉检验 (Cross Validation, CV) 中的 K-fold Cross Validation 方法(简称 K-CV)对估算模型进行测试和检验。K-CV 是将原始数据分成 K 组(通常是均分), 将每个子集数据分别做一次验证集, 其余 K-1 组子集数据作为训练集, 得到 K 个模型, 用其分类准确率的平均数作为最终检验 K-CV 分类器的性能指标。本次研究使用的交叉检验方法选择 2 K-CV。

首先将样本数据随机分成三组,每组样点数量近似相等,随机选取一组作为冠层含水量空间分布图的验证点,不参与估算模型的建立和检验。其余两组,一组用来作为训练样本建立估算模型,剩余一组进行验证,如此循环两次。估算模型的适用性和准确性采用通用的均方根差(RMSE)、相对误差(RE)和精度(R^2)三个指标进行评定,并绘制实测值与预测值之间的1:1关系图,以直观的展示估算模型的可靠性和拟合度。其中2 K-CV取两次验证的判定系数的平均值作为该模型的精度。

2.4.3 CWC 空间分布图的生成

基于融合后的WorldView-2 0.5 m 分辨率多光谱影像,利用面向对象的分类方法^[43-46],分别对采样区域内的芦苇和香蒲进行提取。通过提取芦苇和香蒲的地表反射率图像,再分别结合两者的最优含水量估算模型,分别生成芦苇和香蒲的CWC 空间分布图。

3 结果与分析

3.1 植被指数模型

分别计算芦苇和香蒲任意两波段反射率组合而成的比值和归一化差值植被指数与CWC 的决定系数,结果显示,芦苇和香蒲反射光谱构建的植被指数与CWC 的总体相关性较高,对于同一种湿地植物类型,比值植被指数与归一化差值植被指数的决定系数范围相同(芦苇)或基本相同(香蒲),SR_{芦苇} 和NDVI_{芦苇} 决定系数的最小值都为0.01,最大值都为0.85,SR_{香蒲} 和NDVI_{香蒲} 决定系数的最小值分别为0.11和0.12,最大值分别为0.73和0.74;对于不同湿地植物类型,芦苇比值植被指数和归一化差值植被指数的决定系数要优于香蒲(图5)。由图5 还可以看出,决定系数高的比值组合其归一化组合也表现较好,说明比值组合和归一化组合之间具有一定的相似性。芦苇较好的组合波段为Band 6-8 与 Band 1-3,6 组合,香蒲较好的组合波段为 Band 5-8 与 Band 1-3 组合,说明对于不同的湿地植物类型,相关性较好的波段组合仍然有所差异,但是存在比较稳定的波段组合,如 Band 8 近红外2 波段与 Band 3 绿光波段组合。

本次研究中针对不同挺水植物群落分别构建估算模型。利用芦苇反射光谱构建的两种植被指数中,与CWC 相关性最好的指数分别是SR(8,3),NDVI(8,3);利用香蒲反射光谱构建的两种植被指数中,与CWC 相关性最好的指数分别是SR(8,3),NDVI

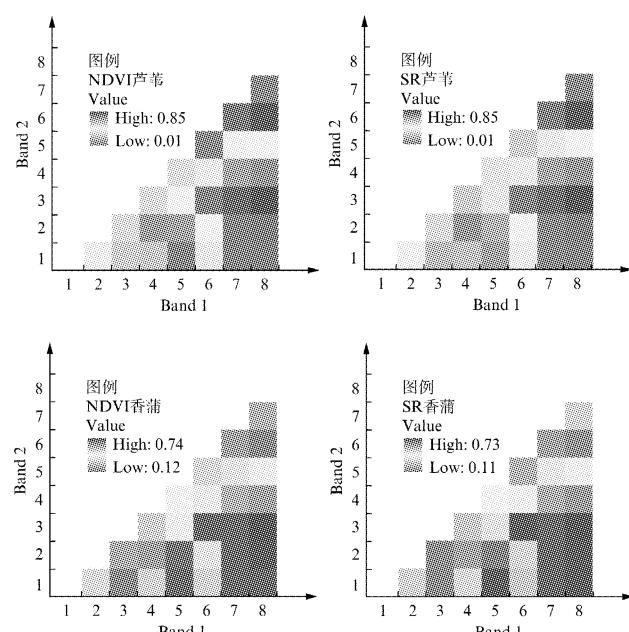


图5 植被指数与CWC 的决定系数图

Fig. 5 The coefficient of determination between vegetation indices and CWC

(8,3)。由于SR(8,3)_{芦苇} 和NDVI(8,3)_{芦苇} 的决定系数都为0.85,但SR(8,3)_{芦苇} 的构造形式更为简单,所以选择SR(8,3)_{芦苇} 为估算CWC_{芦苇} 的最优植被指数;SR(8,3)_{香蒲} 和NDVI(8,3)_{香蒲} 的决定系数分别为0.73 和0.74,所以选择NDVI(8,3)_{香蒲} 为估算CWC_{香蒲} 的最优植被指数。利用最优植被指数与CWC 建立单变量线性和非线性回归模型,根据 R^2 最大优选原则和植被指数与CWC 的散点关系图选取最佳的估算模型,并对模型进行交叉验证(2K-CV)。由表4 可以看出,对于样本1,线性模型的判定系数(R^2)最大;对于样本2,二次多项式模型的判定系数(R^2)最大,所以根据 R^2 最大原则,样本1—CWC 的估算模型为 $y = 0.005x + 0.003$,样本2—CWC 的估算模型为 $y = 2.461x^2 - 0.313x + 0.032$ 。

表4 不同植物类型 CWC 与最优植被指数的回归模型

Table 4 The regression models of optimal vegetation indices and CWC in different plant types

植物类型	植被指数(x)	回归方程	R_{cv}^2
样本1: 芦苇	SR(8,3)	$y = 0.005x + 0.003$	0.857
		$y = -0.001x^2 - 0.004x + 0.032$	0.850
		$y = 0.013e^{0.141x}$	0.844
样本2: 香蒲	NDVI(8,3)	$y = -0.030\ln x - 0.022$	0.820
		$y = 0.259x + 0.0001$	0.739
		$y = 2.461x^2 - 0.313x + 0.032$	0.791
		$y = 0.011e^{0.280x}$	0.783
		$y = -0.027\ln x + 0.091$	0.686

注: 样本1: $n = 15$; 样本2: $n = 12$

图 6 为每种样本植被指数与 CWC 的散点关系图及其最佳估算模型.

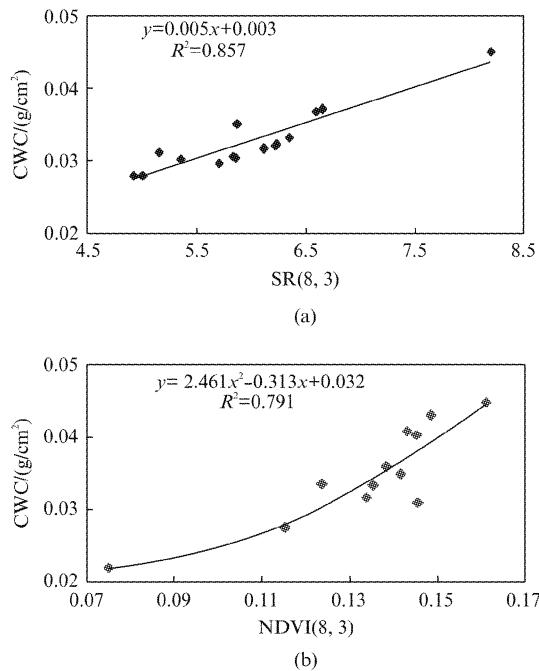


图 6 最优植被指数与不同植物类型 CWC 的关系
(a) 样本 1: 芦苇, $n = 15$ (b) 样本 2: 香蒲, $n = 12$

Fig. 6 Regression relationship between optimal vegetation indices and CWC in different plant types. (a) Reed, $n = 15$ (b) Cattail, $n = 12$

建立最佳估算模型后,为了检验估算模型的可靠性和适用性,采用通用的均方根差(RMSE)、相对误差(RE)和精度(R^2)3个指标对估算模型进行评定(表5),并绘制实测值与预测值之间的1:1关系图(图7),以直观的展示估算模型的拟合度和可靠性.

表 5 不同植物类型 CWC 实测值(x)与预测值(y)的拟合评定指标

Table 5 The fit evaluation indicators of measured values (x) and predicted values (y) in different plant types

植物类型	植被指数	回归方程	R_{cv}^2	RMSE _{cv}	RE/%
样本 1: 芦苇	SR(8,3)	$y = 0.975x + 9E-05$	0.881	0.0042	12.58
样本 2: 香蒲	NDVI(8,3)	$y = 0.858x + 0.004$	0.850	0.0049	17.88

注: 样本 1: $n = 15$; 样本 2: $n = 12$

检验结果表明,基于2个植被指数建立的不同植物类型CWC估算模型,均取得了较好的测试效果,检验拟合方程的决定系数(R_{cv}^2)均达到了0.8以上,均方根差(RMSE_{cv})和相对误差(RE)均较小,具有较高的拟合精度和较小的相对误差.其中以SR(8,3)为自变量构建的芦苇CWC估算模型具有最

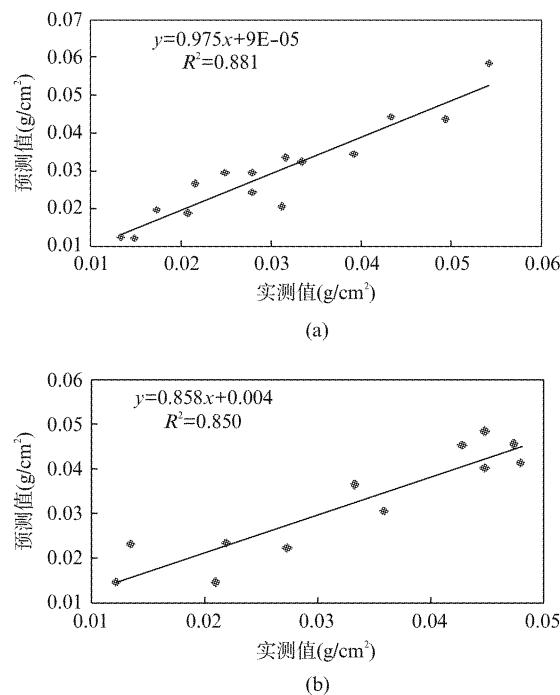


图 7 不同植物类型 CWC 实测值和预测值比较 (a) 样本 1: 芦苇, $n = 15$ (b) 样本 2: 香蒲, $n = 12$

Fig. 7 Comparison between the measured value and the predicted value in different plant types (a) Reed, $n = 15$ (b) Cattail, $n = 12$

大的决定系数($R_{cv}^2 = 0.881$)、最小的均方根差($RMSE_{cv} = 0.0042$)和最小的相对误差($RE = 12.58\%$),预测精度达到了87.42%.

3.2 基于面向对象的湿地挺水植物群落提取

由于本次研究的目标是湿地典型挺水植物群落,为了使结果更容易判读,我们将芦苇和香蒲群落从影像上提取出来,以便于对研究区内的CWC_{芦苇}和CWC_{香蒲}进行针对性的分析和反演制图.

3.2.1 影像分割

分割尺度在影像分割中是一个重要的基础成份和关键因素,分割尺度是一个关于影像对象异质性最小的阈值.影像分割采用的是从单位像元开始自下至上的区域合并算法,该算法综合利用了遥感影像的光谱特征和形状特征,即首先加权计算影像中每个波段的光谱异质性与形状异质性的综合特征值,然后根据每个波段所占的权重,计算出影像所有波段的加权值,在影像分割过程中,当影像对象的光谱和形状的综合加权值小于尺度参数定义的阈值时,进行重复迭代运算,直到所有影像对象的综合加权值大于尺度参数定义的阈值即完成影像分割.因此,影像分割的尺度直接关系到分割后影像对象的大小和地物信息提取的精度.影像分割的最佳尺度

就是分割后影像对象的边界与地物的实际边界接近,影像对象的大小适宜研究的需要^[47-48]. 另一方面,表征地物对象光谱信息和空间信息的颜色(形状)因子与光滑度(紧凑度)因子,也是决定影像分割后影像对象大小的重要参数.

影像分割和后续的面向对象分类都在 eCognition 面向对象分类软件中进行. 利用软件提供的 Scale Parameter Analysis 尺度参数分析工具确定影像分割的尺度. 在影像分割中,因为输入图层对于影像分割结果的适宜性和重要性未知,所以将每个输入图层的权重都赋为 1. 通过尝试不同的影像分割尺度,最终确定理想的影像分割尺度为 60,该影像分割尺度兼顾了湿地植物的局部与空间几何分布特征,表 6 为影像分割的参数设置.

表 6 影像分割参数

Table 6 The scale parameter of image segmentation

输入图层	权重	分割尺度	形状因子	紧凑度因子
Band1	1.0			
Band2	1.0			
Band3	1.0			
Band4	1.0			
Band5	1.0	60	0.2	0.5
Band6	1.0			
Band7	1.0			
Band8	1.0			

3.2.2 面向对象的挺水植物群落提取

由于植物光谱具有独特的“红边”特征,而 WorldView-2 影像恰好包含“红边”波段(Band 6),所以构建“红边”归一化差值植被指数(Red-edge-NDVI = (Band6 - Band5)/(Band6 + Band5)),再结合影像分割生成的影像对象所特有的亮度值(Brightness)特征(即影像分割后影像对象在所有输入图层上反射率的平均值)来辅助提取. 针对芦苇和香蒲采用不同的特征波段或波段组合,确定适当的隶属度函数和阈值范围进行提取(表 7).

表 7 特征波段或波段组合的选择(“and”表示交集)

Table 7 The characteristic bands or band combinations (“and” is equal to intersection)

植物类型	特征波段或波段组合
芦苇 <i>Phragmites australis</i>	0.12 < Red-edge-NDVI < 0.2 and Band 5 < 0.3
香蒲 <i>Typha angustifolia</i>	0.02 < Red-edge-NDVI < 0.12 and Brightness < 0.2

在自动提取完成后,利用 eCognition 面向对象分类软件提供的手动修改功能,结合影像对象的光谱信息以及面积、纹理等空间结构信息,将漏分、错

分的影像对象分到正确的类别中,修改完毕后,得到芦苇和香蒲的最终提取结果(图 8).

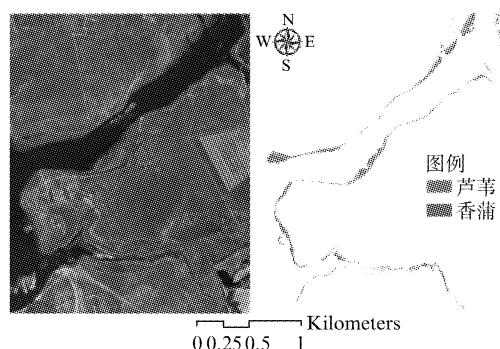


图 8 芦苇和香蒲面向对象提取结果

Fig. 8 The result of object-oriented extraction (reed and cattail)

3.2.3 精度验证

在挺水植物群落冠层反射率光谱、叶面积指数 LAI 以及叶片样本采集完毕后,利用两台合众思壮 GPS RTK E660(型号:集思宝 E660),以其中一台为基站,另一台连接与其相配套的工业级手簿进行样方坐标的测量,测量的动态水平精度能够达到 $\pm 12 \text{ mm} + 2 \text{ ppm}$,满足本次研究中对于 GPS 精度的要求. 将记录了坐标的样方作为检验样本,建立混淆矩阵,计算相关指标,对芦苇和香蒲的提取结果进行精度评价,得到精度评价结果(表 8).

表 8 挺水植物群落提取精度评价

Table 8 Extraction accuracy evaluation of emerged plant community

植物类型	芦苇	香蒲	总和	用户精度/%
芦苇	39	6	45	86.67
香蒲	5	31	36	86.11
总和	44	37	81	—
生产者精度/%	88.64	83.78	—	—
总精度:	86.39%	Kappa 系数:	0.86	

由表 8 可以看出,利用面向对象的分类方法,芦苇和香蒲的提取精度分别达到 86.67% 和 86.11%,总精度达到 86.39%,Kappa 系数达到 0.86,说明该提取方法具有较高的准确性和可行性,也为后续的 CWC 反演及制图奠定了一个良好的基础.

3.3 基于 WorldView-2 影像的挺水植物群落 CWC 反演及制图

基于 WorldView-2 反射率影像, 分别采用 $CWC_{\text{芦苇}} = 0.005 \times SR(8, 3) + 0.003$ 和 $CWC_{\text{香蒲}} = 2.461 \times [NDVI(8, 3)]^2 - 0.313 \times NDVI(8, 3) +$

0.032生成研究区的芦苇和香蒲的CWC空间分布图(图9).图9中芦苇CWC的值域为0.007~0.068,香蒲CWC的值域为0.009~0.067.利用剩余的一组样本数据对芦苇和香蒲CWC的空间分布图进行验证(表9).与验证数据相比,影像估算的CWC小于实测CWC,例如芦苇实测CWC的最小值为0.013 g/cm²,最大值为0.054 g/cm²,而影像估算CWC的最小值和最大值分别为0.010 g/cm²和0.049 g/cm².芦苇和香蒲实测CWC的标准差分别为0.009 2和0.007 6,而影像估算CWC的标准差分别为0.008 7和0.006 8,说明影像估算的CWC范围低于实测数据.芦苇和香蒲影像估算CWC的均方根差(RMSE)分别为0.004 8和0.005 2,估算精度分别为83.56%和80.31%,估算精度较高,再一次说明了估算模型的可靠性和适用性.

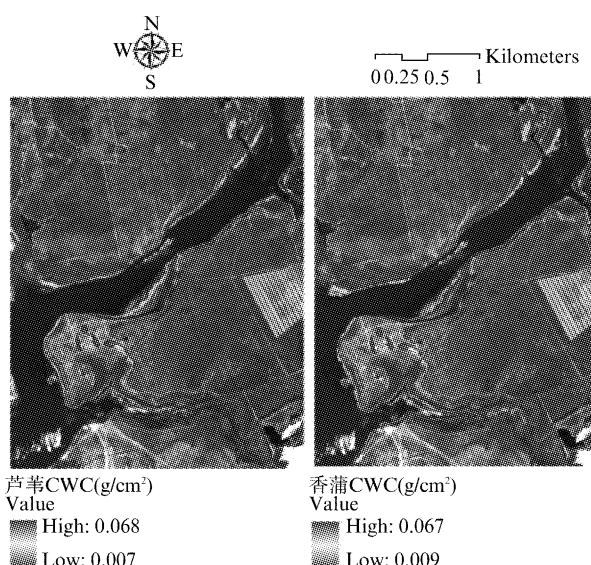


图9 芦苇和香蒲 CWC 空间分布图
Fig. 9 Reed and cattail CWC spatial distribution map

表9 影像估算 CWC 与实测 CWC 比较

Table 9 Comparison between the CWC_{image} and CWC_{measured}

植物类型	名称	最小值/(g/cm ²)	最大值/(g/cm ²)	平均值/(g/cm ²)	标准差	均方根差	估算精度/%
芦苇 N=15	实测 CWC	0.013	0.054	0.032	0.0092	—	—
	影像估算 CWC	0.010	0.049	0.028	0.0087	0.0048	83.56
香蒲 N=12	实测 CWC	0.012	0.047	0.026	0.0076	—	—
	影像估算 CWC	0.009	0.041	0.021	0.0068	0.0052	80.31

4 结论与讨论

通过分析模拟光谱构建的植被指数与CWC的相关关系,筛选出估算CWC的最优植被指数,利用

统计分析的方法建立估算模型,进而将地面数据的研究结果应用到覆盖研究区的WorldView-2高分辨率多光谱影像上,对研究区的挺水植物群落CWC进行了反演和制图.结果表明:

(1)基于模拟WorldView-2影像光谱构建的比值(SR)和归一化差值植被指数(NDVI)与CWC的总体相关性较高,说明采用这些植被指数对挺水植物群落CWC进行估算具有较高的可行性.芦苇的SR与NDVI的决定系数范围相同,香蒲的SR与NDVI的决定系数范围基本相同;芦苇的SR和NDVI的决定系数要优于香蒲,决定系数高的比值组合其归一化组合也表现较好.从入选波段来看,决定系数较高的SR和NDVI的入选波段都包含可见光波段的蓝、绿光波段(Band 2~3)和红色边缘波段、近红外波段(Band 6~8);另一方面,虽然包含的波段相同,但波段组合仍然有所差异.说明一些关键波段在植被研究中具有普适性,而差异则说明不同植物类型对含水量的光谱响应存在差别.

(2)针对不同的挺水植物群落类型,通过选取相关性最佳的植被指数,分别构建估算模型.其中,SR(8,3)_{芦苇}和NDVI(8,3)_{芦苇}与CWC_{芦苇}的相关性最好,决定系数都为0.85,但SR(8,3)_{芦苇}的构造形式更为简单,所以选择SR(8,3)_{芦苇}为估算CWC_{芦苇}的最优植被指数,估算模型为 $y = 0.005x + 0.003$;NDVI(8,3)_{香蒲}与CWC_{香蒲}的相关性最好,决定系数为0.74,所以选择NDVI(8,3)_{香蒲}为估算CWC_{香蒲}的最优植被指数,估算模型为 $y = 2.461x^2 - 0.313x + 0.032$.

(3)本次研究中一方面将挺水植物群落分为两类,对芦苇和香蒲分别构建CWC的估算模型,另一方面估算模型采用交叉检验中的2 K-CV方法进行测试和验证,2K-CV方法可以充分利用样本数据,有效的避免过学习和欠学习状态的发生,得到的结果也更具有说服力.以上两方面较大的增强了估算模型的可靠性和普适性.通过测试和验证,CWC_{芦苇}和CWC_{香蒲}的估算模型均取得了较为理想的预测精度,CWC_{芦苇}的预测精度为87.42%,CWC_{香蒲}的预测精度为82.12%.

(4)面向对象的分类方法以多尺度影像分割为核心,综合考虑了遥感影像的光谱信息和空间结构信息(纹理、面积等),有效的弥补了以往基于像元分类方法只利用光谱信息的不足.通过影像分割,充分挖掘了遥感影像中的光谱信息和其他有效信息,增加了影像的信息量,提高了信息的可靠度.同时,

利用 WorldView-2 影像独有的红色边缘波段(“红边”波段)构建的“红边”归一化差值植被指数(Red-edge-NDVI),与传统 NDVI 相比,Red-edge-NDVI 对于不同植物差异性的放大效应更为明显。因此,芦苇和香蒲的提取精度较为理想,总精度达到 86.39%,Kappa 系数达到 0.86,表明以 WorldView-2 高分辨率多光谱影像为数据源进行湿地挺水植物群落的提取和分类具有较高的可行性,为野鸭湖湿地挺水植物群落的保护提供了更加直观和准确的科学依据,也为其他区域湿地挺水植物群落的提取和变化监测提供了一条新的思路。

(5) 基于地面数据的研究结果,利用 WorldView-2 高分辨率多光谱影像反演了不同挺水植物群落的 CWC,生成了挺水植物群落 CWC 的空间分布图,并用实测数据对芦苇和香蒲 CWC 的空间分布图进行了验证。验证表明,芦苇和香蒲影像估算 CWC 的均方根差(RMSE)分别为 0.0048 和 0.0052,估算精度分别为 83.56% 和 80.31%,估算精度较高,再一次说明了估算模型的可靠性和适用性,但通过影像估算的 CWC 范围要低于实测数据。

(6) 本次研究虽然取得了较为理想的结果,但是仍然存在以下不足:i)样本数量在一定程度上影响着模型的拟合精度和预测精度,本文由于涉及到星-地同步实验,受时间所限,所以采集的样本数量仍然较少,在下一步的研究中,需要进一步增加样本数量;ii)在测量挺水植物群落的冠层光谱时,水体、水汽和表面双向性等非植被因素会对测量结果有一定影响,冠层的光谱特征会被削弱,从而影响估算模型的可靠性和准确性,如何订正非植被因素对冠层光谱测量结果的影响还有待于继续深入的研究;iii)在模型的拟合方法上,本文采用的是单变量线性与非线性的拟合方法,在下一步的研究中,可以尝试采用多变量模型(逐步多元线性回归(SMLR)模型和偏最小二乘回归(PLSR)模型)进行建模,进一步提高模型的拟合精度和预测精度;iv)虽然本文使用的 WorldView-2 影像的空间分辨率为 0.5 m,但仍然存在混合像元,进而影响反演精度,如何解决混合像元的影响还有待于进一步的研究。

References

- [1] YUAN Gui-Xiang, WU Ai-Ping, GE Da-Bing, et al. Effects of water depth on the growth of four emergent macrophytes[J]. *Acta Scientiae Cirumstantiae*(袁桂香,吴爱平,葛大兵,等. 不同水深梯度对 4 种挺水植物生长繁殖的影响. 环境科学学报), 011, 31(12): 2690–2697.
- [2] LI Dong-Lin, WANG Lei, DING Jing-Jing, et al. Ecological Functions and Resource Utilization of Aquatic Plants [J]. *Wetland Science*(李冬林,王磊,丁晶晶,等. 水生植物的生态功能和资源应用. 湿地科学), 2011, 9(3): 290–296.
- [3] LIN Chuan, GONG Zhao-Ning, ZHAO Wen-Ji. Hyperspectral estimation models for plant community water content at both leaf and canopy levels in Wild Duck Lake wetland[J]. *Acta Ecologica Sinica*(林川,宫兆宁,赵文吉. 叶冠尺度野鸭湖湿地植物群落含水量的高光谱估算模型. 生态学报), 2011, 31(22): 6645–6658.
- [4] Zhang Jia-Hua, Xu Yun, Yao Feng-Mei, et al. Progress of vegetation water content estimation by optical remote sensing [J]. *SCIENCE CHINA Technological Sciences*(张佳华,许云,姚凤梅,等. 植被含水量光学遥感估算方法研究进展. 中国科学: 技术科学), 2010, 40(10): 1121–1129.
- [5] Li Yu-Xia, Yang Wu-Nina, Tong Ling, et al. Remote sensing quantitative monitoring and analysis of fuel moisture content based on spectral index[J]. *Acta Optica Sinica*(李玉霞,杨武年,童玲,等. 基于光谱指数法的植被含水量遥感定量监测及分析. 光学学报), 2009, 29(5): 1403–1407.
- [6] Stagakis S, Markos N, Sykoti O, et al. Monitoring canopy biophysical and biochemical parameters in ecosystem scale using satellite hyperspectral imagery: An application on a Phlomis fruticosa Mediterranean ecosystem using multiangular CHRIS/PROBA observations[J]. *Remote Sens Environ*, 2010, 114: 977–994.
- [7] Danson F M, Steven M D, Malthus T J, et al. High spectral resolution data for determining leaf water content[J]. *Int J Remote Sens*, 1992, 13(3): 461–470.
- [8] Tian Q J, Tong Q X, Pu R L, et al. Spectroscopic determinations of wheat water status using 1650–1850 nm spectral absorption features[J]. *Int J Remote Sens*, 2001, 22: 2329–2338.
- [9] Danson F M, Bowyer P. Estimating live fuel moisture content from remotely sensed reflectance[J]. *Remote Sens Environ*, 2004, 92: 309–321.
- [10] Chuvieco E, Riano D, Aguado I, et al. Estimation of fuel moisture content from multitemporal analysis of Landsat Thematic Mapper reflectance data: applications in fire danger assessment[J]. *Int J Remote Sens*, 2002, 23(11): 2145–2162.
- [11] Fensholt R, Sandholt I. Derivation of a shortwave infrared water stress index from MODIS near and shortwave infrared data in a semiarid environment[J]. *Remote Sens Environ*, 2003, 87: 111–121.
- [12] Penuelas J, Piñol J, Ogaya R, et al. Estimation of plant water concentration by the reflectance water index WI (R900/R970)[J]. *Int J Remote Sens*, 1997, 18: 2869–2875.
- [13] Hardy C C, Burgan R E. Evaluation of NDVI for monitoring live moisture in three vegetation types of the Western U. S[J]. *Photo Eng Remote Sens*, 1999, 65: 603–610.
- [14] Zarco-Tejada P J, Rueda C A, Ustin S L. Water content estimation in vegetation with MODIS reflectance data and model inversion methods[J]. *Remote Sens Environ*, 2003, 85: 109–124.
- [15] Chen D, Huang J F, Jackson T J. Vegetation water content estimation for corn and soybeans using spectral indices derived from MODIS near- and short-wave infrared bands

- [J]. *Remote Sens Environ*, 2005, **98**: 222–236.
- [16] Tucker C J. Remote sensing of leaf water content in the near infrared[J]. *Remote Sens Environ*, 1980, **10**: 23–32.
- [17] Ceccato P, Flasse S, Tarantola S, et al. Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain[J]. *Remote Sens Environ*, 2001, **77**: 22–33.
- [18] Ceccato P, Gobron N, Flasse S, et al. Designing a spectral index to estimate vegetation water content from remote sensing data; Part 1 Theoretical approach[J]. *Remote Sens Environ*, 2002, **82**: 188–197.
- [19] Zhang J H, Guo W J. Quantitative retrieval of crop water content under different soil moistures levels[J]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 2006.
- [20] Penuelas J, Pinol J, Ogaya R, et al. Estimation of plant water concentration by the reflectance water index WI (R900/R970)[J]. *Int J Remote Sens*, 1997, **18**(13): 2869–2875.
- [21] SHEN Yan, NIU Zheng, WANG Wen, et al. Establishment of Leaf Content Models Based on Derivative Spectrum Variables[J]. *Geography and Geo-Information Science*(沈艳,牛铮,王汶,等. 基于导数光谱变量叶片含水量模型的建立. 地理与地理信息科学), 2005, **21**(4): 16–19.
- [22] YANG Yong, ZHANG Dong-Qiang, LI Shuo, et al. Model for Citrus Leaves Water Content Based on Spectral Signature[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*(杨勇,张冬强,李硕,等. 基于光谱反射特征的柑橘叶片含水率模型. 中国农学通报), 2011, **27**(02): 180–184.
- [23] SUN Jun, MAO Han-Ping, YANG Yi-Qing, et al. Model of moisture content of paddy rice leaf based on canopy spectral reflectance[J]. *Transactions of the CSAE*(孙俊,毛罕平,羊一清,等. 基于冠层光谱特性的水稻叶片含水率模型. 农业工程学报), 2009, **25**(9): 133–136.
- [24] Colombo R, Meroni M, Marchesi A, et al. Estimation of leaf and canopy water content in poplar plantations by means of hyperspectral indices and inverse modeling[J]. *Remote Sens Environ*, 2008, **112**: 1820–1834.
- [25] Gao B C, Goetz A F H. Retrieval of equivalent water thickness and information related to biochemical components of vegetation canopies from AVIRIS data[J]. *Remote Sens Environ*, 1995, **52**: 155–162.
- [26] Clevers J G P W, Kooistra L, Schaepman M E. Estimating canopy water content using hyperspectral remote sensing data[J]. *Int J Appl Earth Obs*, 2010, **12**: 119–125.
- [27] Cheng Y B, Ustin, S L, Riano D, et al. Vanderbilt. Water content estimation from hyperspectral images and MODIS indexes in Southeastern Arizona[J]. *Remote Sens Environ*, 2008, **112**: 363–374.
- [28] CHEN Jun-Ying, TIAN Qing-Jiu, QI Xue-Yong, et al. Rice canopy biochemical concentration retrievals based on Hyperion data[J]. *Journal of Remote Sensing*(陈君颖,田庆久,亓雪勇,等. 基于Hyperion影像的水稻冠层生化参数反演. 遥感学报), 2009, **13**(6): 1106–1121.
- [29] CHEN Wei, HU Dong, FU Bi-Qian, et al. *Studies on Biological Diversity of Wetland in Beijing*[M]. Beijing: Science Press(陈卫,胡东,付必谦,等. 北京湿地生物多样性研究. 北京: 科学出版社), 2007: 46–58.
- [30] GONG Zhao-Ning, ZHAO Wen-Ji, HU Dong. Wetland plant community characteristics and ecological succession mode in Wild Duck Lake along salt and water environment gradient[J]. *Progress in Natural Science*(宫兆宁,赵文吉,胡东. 水盐环境梯度下野鸭湖湿地植物群落特征及其生态演替模式. 自然科学进展), 2009, **19**(11): 1272–1280.
- [31] GONG Zhao-Ning, GONG Hui-Li, HU Dong. *Wetland plants in Wild Duck Lake, Beijing*[M]. Beijing: China Environmental Science Press(宫兆宁,宫辉力,胡东. 北京野鸭湖湿地植物. 北京: 中国环境科学出版社), 2012: 20–224.
- [32] Yu B, Ostland I M, Gong P, et al. Penalized discriminant analysis of In situ hyperspectral data for conifer species recognition[J]. *IEEE T Geosci Remote*, 1999, **5**(37): 2569–2576.
- [33] Pu R L. Broadleaf species recognition with in situ hyperspectral data[J]. *Int J Remote Sens*, 2009, **30**(11): 2759–2779.
- [34] LIANG Liang, YANG Min-Hua, ZANG Zhuo. Determination of wheat canopy nitrogen content ratio by hyperspectral technology based on wavelet denoising and support vector regression[J]. *Transactions of the CSAE*(梁亮,杨敏华,臧卓. 基于小波去噪与SVR的小麦冠层含氮率高光谱测定. 农业工程学报), 2010, **26**(12): 248–253.
- [35] GENG Xiang, CHEN Bin, YE Jing, et al. Simplification of model for tea caffeine detection by near infrared spectroscopy[J]. *Transactions of the CSAE*(耿响,陈斌,叶静,等. 茶叶咖啡碱近红外光谱模型简化方法. 农业工程学报), 2009, **25**(10): 345–349.
- [36] WANG Qian, CHEN Jing-Ling, SUN Zhi-Qiang. The Utility of LAI-2000 Canopy Analyzer Studying the Sunlight Distribution Characteristics in Different Plant Colonies[J]. *Scientia Agricultura Sinica*(王谦,陈景玲,孙治强. LAI-2000冠层分析仪在不同植物群体光分布特征研究中的应用. 中国农业科学), 2006, **39**(5): 922–927.
- [37] WU Wei-Bin, HONG Tian-Sheng, WANG Xi-Ping, et al. Advance in Ground-based LAI Measurement Methods[J]. *Journal of Huazhong Agricultural University*(吴伟斌,洪添胜,王锡平,等. 叶面积指数地面测量方法的研究进展. 华中农业大学学报), 2007, **26**(2): 270–275.
- [38] LIU Yi-Bo, JU Wei-Min, ZHU Gao-Long, et al. Retrieval of leaf area index for different grasslands in Inner Mongolia prairie using remote sensing data[J]. *Acta Ecologica Sinica*(柳艺博,居为民,朱高龙,等. 内蒙古不同类型草地叶面积指数遥感估算. 生态学报), 2011, **31**(18): 5159–5170.
- [39] ZHANG Ji-Xiang, WEI Qin-Ping, ZHANG Jing, et al. Leaf Area Index Estimated with Plant Canopy Analyzer in Apple Orchards and Analysis of Its Reliability[J]. *Acta Horticulturae Sinica*(张继祥,魏钦平,张静,等. 利用冠层分析仪测算苹果园叶面积指数及其可靠性分析. 园艺学报), 2010, **37**(2): 185–192.
- [40] LING Chun-Li, ZHU Lan-Yan, WU Li-Min. The research and realization of the forest information extraction based on the WorldView-2 image[J]. *Science of Surveying and Mapping*(凌春丽,朱兰艳,吴俐民. WorldView-2影像林地信息提取的研究与实现. 测绘科学), 2010, **35**(5): 205–207.
- [41] YANG Jie, TIAN Yong-Chao, YAO Xia, et al. Hyperspectral estimation model for chlorophyll concentrations in top leaves of rice[J]. *Acta Ecologica Sinica*(杨杰,田永超,姚霞,等. 水稻上部叶片叶绿素含量的高光谱估算模型. 生态学报), 2009, **29**(12): 6561–6571.

- [42] Zengyea F M, Mutanga O, Murwira A. Linking remotely sensed forage quality estimates from WorldView-2 multi-spectral data with cattle distribution in a savanna landscape [J]. *Int J Appl Earth Obs*, 2013, **21**: 513–524.
- [43] ZHANG Xiu-Ying, FENG Xue-Zhi, JIANG Hong. Feature space optimization of object-oriented classification [J]. *Journal of Remote Sensing*(张秀英, 冯学智, 江洪. 面向对象分类的特征空间优化. 遥感学报), 2009, **13** (4): 664–669.
- [44] TAO Chao, TAN Yi-Hua, CAI Hua-Jie, et al. Object-oriented method of hierarchical urban building extraction from high-resolution remote-sensing imagery[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*(陶超, 谭毅华, 蔡华杰, 杜博, 田金文. 面向对象的高分辨率遥感影像城区建筑物分级提取方法. 测绘学报), 2010, **39**(1): 39–45.
- [45] SU Wei, LI Jing, CHEN Yun-Hao, et al. Object-oriented urban land-cover classification of multi-scale image segmentation method—a case study in Kuala Lumpur city center, Malaysia[J]. *Journal of Remote Sensing*(苏伟, 李京, 陈云浩, 等. 基于多尺度影像分割的面向对象城市土地覆被分类研究—以马来西亚吉隆坡市城市中心区为例. 遥感学报), 2007, **11**(4): 521–530.
- [46] NIE Yong, ZHANG Yi-Li, LIU Lin-Shan, et al. Monitoring glacier change based on remote sensing in the Mt. Qomolangma national nature preserve, 1976–2006 [J]. *Acta Geographica Sinica*(聂勇, 张镱锂, 刘林山, 等. 近30年珠穆朗玛峰国家自然保护区冰川变化的遥感监测. 地理学报), 2010, **65**(1): 13–28.
- [47] DU Feng-Lan, TIAN Qing-Jiu, XIA Xue-Qi, et al. Object-oriented image classification analysis and evaluation [J]. *Remote Sensing Technology and Application*(杜凤兰, 田庆久, 夏学齐, 等. 面向对象的地物分类法分析与评价. 遥感技术与应用), 2004, **19**(1): 20–23.
- [48] CHEN Yun-Hao, FENG Tong, SHI Pei-Jun, et al. Classification of remote sensing image based on object-oriented and class rules[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*(陈云浩, 冯通, 史培军, 等. 基于面向对象和规则的遥感影像分类研究. 武汉大学学报:信息科学版), 2006, **31**(4): 316–320.

(上接 526 页)

- 2009, **15**(3): 618–633.
- [12] CH Henry, NA Olsson, Dutta NK. Locking range and stability of injection locked 1.54 μm InGaAsP semiconductor lasers [J]. *IEEE J. Quantum Electron*, 1985, **21**(8): 1152–1156.
- [13] Hyuk-Kee Sung, Lau, E. K., Wu M C. Optical Properties and Modulation Characteristics of Ultra-Strong Injection-Locked Distributed Feedback Lasers [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 2007, **13** (5): 1215–1221.