

引用格式:Liang Shuang, Gong Zhaoning, Zhao Wenji, *et al.* Information Extraction of Baiyangdian Wetland based on Multi-season Sentinel-2 Images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(4): 777-790. [梁爽, 宫兆宁, 赵文吉, 等. 基于多季相 Sentinel-2 影像的白洋淀湿地信息提取[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(4): 777-790.] DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.4.0777

基于多季相 Sentinel-2 影像的白洋淀湿地信息提取

梁爽^{1,2,3}, 宫兆宁^{1,2,3}, 赵文吉^{1,2,3}, 关鸿亮^{1,2,3}, 梁亚因^{1,2,3}, 陆丽^{1,2,3}, 赵雪^{1,2,3}

(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)

摘要:白洋淀湿地是华北平原上重要的浅水湖泊湿地,对雄安新区绿色发展具有重要的生态价值。对白洋淀高度异质化的景观格局进行分类,能够为白洋淀湿地资源的遥感监测提供指导意义。针对湿地季节变化的特点,对白洋淀每个季节选取一期具有代表性的 Sentinel-2 影像,采用分类与回归树(CART)、支持向量机(SVM)、随机森林(RF)3种常用的机器学习分类器对15种季相组合实验方案进行分类,分析不同季相遥感影像及其组合对白洋淀湿地信息提取的优劣。结果表明:相较于使用单一季相影像分类,多季相影像的组合能够显著提高分类精度,春&夏季相组合能够得到最优的分类效果,相对单季影像总体分类精度提高了10.9%~25.5%,Kappa系数提高了0.09~0.29;SVM分类器的分类表现较为稳定,能够得到最高的平均分类精度,CART分类器在处理高维特征的能力不如随机森林和SVM;不同特征类型对湿地信息提取的贡献度从高到底依次是红边光谱特征、传统光谱特征、缨帽变换特征、主成分分析特征、纹理特征。实验成果能为湿地信息的遥感识别提供依据。

关键词:白洋淀湿地;季相特征组合;红边波段;信息提取;Sentinel-2

中图分类号:P237 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-0323(2021)04-0777-14

1 引言

湿地是水陆交互作用形成的自然生态系统,是珍贵的自然资源,在改善水质、调洪蓄水、保护生物多样性、改善生态环境等方面具有重要的作用^[1-2]。白洋淀是华北地区最大的湖沼湿地系统,作为大清河水系中一个重要的水利枢纽,它上承九河,连接较大型的水库5座,下注渤海,是海河流域中重要的蓄滞洪区,对维护华北地区特别是京津冀生态环境具有不可替代的作用。然而,近来在全球气候变化以及人类活动日益频繁的综合作用下,白洋淀出现入淀水量减少、水质恶化、泥沙淤积、面积萎缩等现象,湿地功能逐渐衰退^[3-4]。国家于2017年决定设

立雄安新区,白洋淀作为雄安新区的重要组成部分,是建设绿色生态新区的基础,具有重要的生态服务价值^[5]。因此,急需采用科学有效的技术,及时准确地掌握白洋淀湿地的景观异质性状况,摸清湿地复杂下垫面类型的空间分布格局和特征,以期京津冀区域的生态调控和科学管理提供依据。

近年来遥感技术的快速发展,多源传感器的时间、空间、光谱、和辐射分辨率日益提高,遥感技术被越来越多地应用于全球范围内的环境监测及土地覆盖变化。高光谱遥感在可见光到短波红外范围内连续光谱成像,能够详细地表现出不同植被类型间的光谱信息差异^[6]。高光谱数据由于其重访周

收稿日期:2020-11-02;修订日期:2021-07-27

基金项目:国家自然科学基金项目(41971381),北京市水务局重点项目(TAHP-2018-ZB-YY-490S)。

作者简介:梁爽(1997—),男,江苏宿迁人,硕士研究生,主要从事遥感技术在湿地领域的应用研究。E-mail: liangsh1010@163.com

通讯作者:宫兆宁(1976—),女,山东青岛人,教授,主要从事遥感技术及地学分析应用研究。E-mail: gongzhaoning@cnu.edu.cn

期长、数据量大、冗余性高等因素限制了其广泛应用,因此多光谱数据在大尺度地物识别方面仍有其优势。有效挖掘多光谱图像的时间信息,提高地表覆被分类的精度是一个热点方向。目前已有许多针对多光谱遥感数据的优化方法,通过结合春、夏、秋等多季节遥感影像数据,提高了温带植被群落的分类精度^[7]。Kristie等^[8]使用单季和双季 Worldview2 数据对佛罗里达州南部沿海的沼泽植被进行制图,发现使用冬夏两季的组合分类,能够优化七种植被之间的可分离性。Tsai等^[10]研究发现在中国贵州梵净山自然保护区,与植被生长旺盛的单季影像(夏季)相比,使用 Landsat 影像中的3个季相组合分类,能够显著改善分类精度。Landsat 影像在近红外波段只有一个波段,绘制植被密集区的土地利用图的能力有限,对于新一代的多光谱传感器(如 Sentinel-2、Worldview-3)不仅提高了空间分辨率还增加了红边波段,这些波段已经显示出能够减轻密集植被中反射信号的饱和的问题^[11-12]。Macintyre等^[13]组合不同季相 Sentinel-2 影像绘制了西澳大利亚杰拉尔顿沙滩24种植被类型图,通过组合春季和秋季影像总体分类精度高达74%。目前,多时相的影像已经被广泛应用于农田、森林、草地等方面的监测^[14],但多时相 Sentinel-2 影像的组合在景观异质性较高的水生植物区域的效果还有待检验,尤其是在土地覆盖时空变化显著且复杂的白洋淀湿地。

目前,学者们使用遥感技术针对白洋淀湿地开展了长时序的水域范围^[15],土地利用/覆盖^[16-17]、景观格局^[18-20]等方面的动态变化研究,对了解白洋淀湿地的演变规律及趋势具有重要的科学价值。使用单一时相的卫星遥感影像进行长时间序列的变化监测,受到遥感影像成像质量的影响,会造成影像选取时间上的差异性。水生植物、耕地具有明显的植被物候特性,使用不同时相影像会造成部分地物的混分,导致白洋淀湿地的演变研究结果具有一定的不确定性^[17]。林皓波等^[21]采用1979年至2011年的12景 Landsat 系列影像分析白洋淀湿地范围的动态变化,选取的影像年内时间分布为1~10月,年内差异较大。闫欣等^[22]采用支持向量机方法,对1990~2017年共计27景 Landsat 系列影像进行土地利用分类,影像时相分布在3~11月,导致部分芦苇被划分为耕地类别。Wang等^[15]分析了不同季相(春、夏、秋、冬)的白洋淀水域范围动态变化特征,

表明使用遥感技术提取白洋淀水体信息时季相差异较大,但是未分析产生这种现象的原因。考虑到前人使用遥感技术对白洋淀湿地的变化开展研究时,受限於影像质量的影响,其所选取的影像时间年际间具有一定的差异。然而白洋淀具有水生植物季相变化显著和景观破碎化严重的特征,有待深入分析遥感影像的时相选取对白洋淀湿地信息提取的不确定性及其原因,并为不同下垫面类型的提取寻找最优季相的影像。目前针对白洋淀湿地的信息提取每年大多使用单景影像,所以有待探讨在一年中使用多季相影像进行湿地信息提取的可行性,并分析相较于单一季相的影像,组合多季相影像能够在多大程度上提高白洋淀湿地信息提取的精度。同时以往使用遥感技术对白洋淀湿地信息提取的研究大多针对 Landsat 系列影像,尚未利用具有更高时间、空间和光谱分辨率的 Sentinel-2 影像。

实验的目的主要有两方面:①通过选取白洋淀湿地一年中每个季节具有代表性的 Sentinel-2 影像,分析不同季相遥感影像及其组合对白洋淀湿地信息提取的优劣。②在选定的最优季相组合中,评估不同类型特征的重要性,为湿地复杂下垫面信息精准提取的特征选择提供依据。

2 研究区与数据源

2.1 研究区概况

白洋淀湿地位于华北平原中部(地理位置为115°38'~116°07'E,38°43'~39°02'N,总面积319 km²),如所图1示,行政区大部分隶属于河北省安新县和雄县,于太行山东麓的永定河和滹沱河冲积扇的交汇地区汇水形成,是华北平原上最大的天然淀泊^[16]。由于在保持生物多样性、调节气候等方面发挥着重要作用,具有巨大的蓄洪、防旱、固碳等功能,被誉为“华北之肾”。该区域属于暖温带大陆性季风气候,年平均气温约为12.1℃;年均降水量约为563.9 mm,降水主要集中在7~8月份,年内季节分配不均匀,年际变化较大;年平均蒸发量约为1369 mm,蒸发量远大于降水量^[18]。白洋淀淀区以堤为界,是由143个淀泊和3700多条纵横交错的沟壕组成,构成了一个复杂的湖沼湿地系统^[23]。白洋淀动植物资源丰富,水生动物主要有鱼类、蟹类、虾类、底栖动物、浮游动物等,水生植物主要有水生维管束植物和浮游植物^[16]。

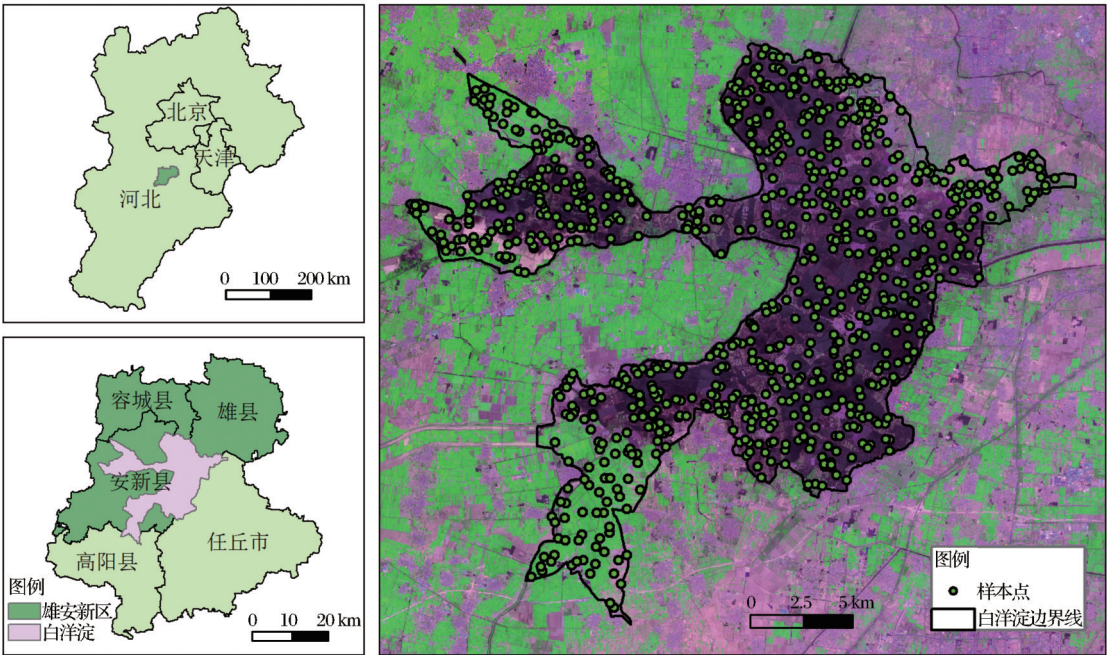


图 1 白洋淀湿地位置与样本点分布图(底图为 2019 年 4 月 3 日 Sentinel-2 影像)

Fig.1 The location map of Baiyangdian wetland and the distribution of sample points

2.2 研究数据

Sentinel-2 卫星是全球环境与安全监视系统中的多光谱遥感成像任务,用于全球陆地表面状况的监测。从欧空局数据共享网站(<https://scihub.copernicus.eu/>)上收集 2019 年白洋淀湿地四季的 Sentinel-2 影像,对每个季节选取一景时间上具有季节代表性并且成像质量较高的影像,影像具体信息如表 1、表 2 所示。图 2 是通过中国气象数据网站

表 1 Sentinel-2 影像获取时间

Table 1 Acquisition time of Sentinel-2

影像日期	波段数量	代表季节
2019-01-08	13	冬
2019-04-03	13	春
2019-07-02	13	夏
2019-10-30	13	秋

(<http://data.cma.cn/>)收集的安新县气象站点 1981~2010 年月平均气温和降水量。7 月和 1 月分别对应平均温度最高和最低月份,同时通过查看植被 NDVI 的年内变化曲线可以发现同,7 月与 1 月分别能够代表植被生长的旺盛期和休眠期,因此选择这两个月份质量较好的 Sentinel-2 影像作为夏季和冬季的代表影像。在 4 月和 10 月 NDVI 曲线变化最为剧烈,分别对应植被生长的初期和末期,因此选取 4 月和 10 月质量较好的 Sentinel-2 影像作为春季和秋季的代表影像。使用 ESA 官方提供的 SNAP

表 2 Sentinel-2 波段参数

Table 2 Spectral bands and resolutions of Sentinel-2 for classification

波段	中心波长/ nm	波谱宽度/ nm	分辨率/m
B2-blue	490	65	10
B3-green	560	35	10
B4-red	665	30	10
B5-Red Edge 1	705	15	20
B6-Red Edge 2	740	15	20
B7-Red Edge 3	783	20	20
B8-NIR	842	115	10
B8a-Red Edge 4	865	20	20
B11-SWIR1	1 610	90	20
B12-SWIR2	2 190	180	20

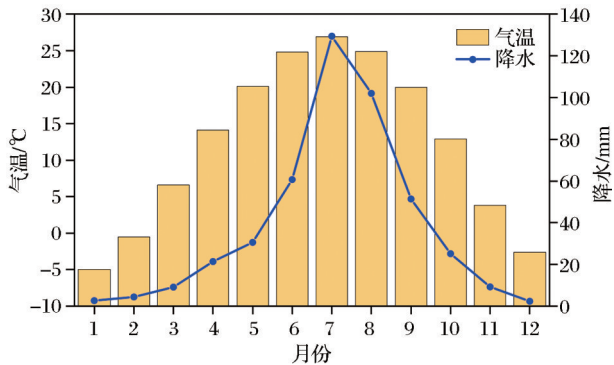


图 2 多年平均气温和降水变化

Fig.2 The variation of mean temperature and precipitation

软件和 Sen2cor 插件对下载的影像进行预处理,主要包含大气校正和重采样。大气校正是将下载的 L1C 级大气上层表观反射率数据转换为 L2A 级地表反射率产品,将空间分辨率为 20 m 的红边波段和短波红外波段重采样为 10 m。移除用于大气校正的 B1(气溶胶及海岸波段)、B9(水蒸气波段)和 B10(卷云波段)。

样本点选取通过野外现场考察,并结合多时相的高分辨率影像和像元的年内时序反射率曲线进行收集。2019 年 9 月实验组在白洋淀湿地进行实地勘测,对多种下垫面类型使用 GPS 精确定位,实地记录样本点属性信息并拍照。在室内结合野外观测数据和 2019 年多时相高分辨率影像(Google Earth 高分辨率影像和 Worldview-2 影像),同时在样本选取的过程中考虑到各个样本像元光谱曲线的年内变化情况。选取样本中采用小区域连续采集、全局均匀分布策略,使用 ArcGIS 生成 800 个随机点,然后在随机点周围勾画纯净像元的 ROI,共选取了 821 个 ROI,13 295 个像元点(位置见图 1),其中 70% 用于训练数据,30% 作为验证点。

3 研究方法

3.1 湿地分类方案

在野外湿地考察的基础上,参考湿地公约及现有针对白洋淀湿地的长时序变化监测研究中的分类体系^[16-17,19],建立如表 3 所示的白洋淀湿地土地覆被分类方案。根据野外踏勘及前人研究的结果^[24],白洋淀的芦苇具有两种截然不同的生长环境,可分为滩地芦苇和台地芦苇。滩地芦苇为浅滩上的芦苇,下垫面会周期性或长期被水淹没。台地芦苇生长在白洋淀内高出淀洼航道的平台状高地上,台地

表 3 白洋淀湿地土地覆被分类方案

Table 3 The categories plan of wetlands in Baiyangdian

Wetland			
一级类型	二级类型	三级类型	类型说明
湿地	水体		常年积水,包含河流、湖泊、鱼塘
	水田		种植水稻
	挺水植物	台地芦苇	台田上的芦苇
		滩地芦苇	浅滩上的芦苇
	浮水植物		主要为荷花、芡实
耕地	旱地		夏季种植玉米、冬季种植小麦
林地			包括有林地、疏林地、灌木林
裸地			未利用地
建设用地			包括城镇、乡村、交通等建设用地

与航道纵横交错,为芦苇的生长创造了良好的条件。台地芦苇面积约占白洋淀芦苇总面积的 2/3,广泛分布于整个淀区中,对白洋淀湿地功能起控制作用,其生态功能主要体现在促淤防蚀、调节气候、净化污水、维持生物多样性等方面^[25]。滩地芦苇和台地芦苇不仅生长环境有所差异,还在密度、株高、直径方面均具有显著性差异,台地芦苇的密度显著低于滩地芦苇,而株高和直径高于滩地芦苇。由于白洋淀的沉水植被较少且多分布于河道的两侧,以及空间分辨率的限制,所以暂不考虑它的影响。

3.2 分类流程

3.2.1 特征提取

将提取的指数特征分为传统光谱指数和红边光谱指数两部分,相关的特征集描述见表 4^[26-27],传统光谱指数为 NDVI、EVI、MNDWI、LSWI、MSA-VI,红边光谱指数为 NDI45、MCARI、PSSRI、NDre1、NDre2,其中红边光谱指数是通过 Sentinel-2 影像特有红边波段生成的指数。使用主成分分析(Principal Components Analysis, PCA)和缨帽变换

表 4 Sentinel-2 光谱指数描述

Table 4 Description of the spectral indices from Sentinel-2

指数简称	指数全称	计算公式	类型
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index	$(B8-B4)/(B8+B4)$	传统光谱指数
EVI	Enhanced Vegetation Index	$2.5 \times (B8-B4)/(B8+6.0 \times B4-7.5 \times B2+1)$	传统光谱指数
MNDWI	Modified Normalized Difference Water Index	$(B3-B11)/(B3+B11)$	传统光谱指数
LSWI	Land Surface Water Index	$(B8-B11)/(B8+B11)$	传统光谱指数
MSAVI	Modified Soil Adjusted Vegetation Index	$[2 \times B8 + 1 - \sqrt{(2 \times B8 + 1)^2 - 8 \times (B8 - B4)}] / 2$	传统光谱指数
NDI45	Normalized Difference Index	$(B5-B4)/(B5+B4)$	红边光谱指数
MCARI	Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index	$[(B5-B4)-0.2 \times (B5-B3)] \times (B5-B4)$	红边光谱指数
PSSRI	Pigment Specific Simple Ratio (chlorophyll) Index	$B7/B4$	红边光谱指数
NDre1	Normalized Difference red-edge 1	$(B6-B5)/(B6+B5)$	红边光谱指数
NDre2	Normalized Difference red-edge 2	$(B7-B5)/(B7+B5)$	红边光谱指数

(Tasseled Cap Transformation, TCT)两种变换特征^[13],提取每个季相影像主成分变换的前3个主成分以及缨帽变换的亮度、绿度、湿度分量作为特征变量参与分类。

灰度共生矩阵(Grey Level Co-occurrence Matrix, GLCM)是一种研究遥感影像灰度值来的空间相关性来描述纹理的常用方法。若对所有波段均提取纹理信息,会导致纹理特征数量较多,存在一定的信息冗余^[28],将原始地表反射率图像灰度级压缩为32后进行主成分分析,对第一主成分使用灰度共生矩阵生成信息熵、相关度、对比度、相异性、均匀度、均值、二阶矩、偏斜度和方差9种纹理特征,本研究将窗口大小设为 5×5 ,偏移量为 1×1 ,使用灰度共生矩阵中4个方向统计量(0° 、 45° 、 90° 、 135°)的均值以消除角度的影响。通过光谱特征、变换特征、纹理特征的综合,每个季相共计35个特征变量。

3.2.2 实验方案

为研究不同季相影像及其组合对分类精度的影响,建立了如表5所示的15种实验方案。方案1~4为对单一季相特征进行分类,方案5~10使用两个季相特征组合分类,方案11~14为利用3个季相特征进行组合分类,方案15为四季特征均参与分类。

表5 分类方案

Table 5 Description of the features included within each classification scenario

实验方案	季相组合	实验方案	季相组合
1	春	9	夏、冬
2	夏	10	秋、冬
3	秋	11	春、夏、秋
4	冬	12	夏、秋、冬
5	春、夏	13	秋、冬、春
6	春、秋	14	冬、春、夏
7	春、冬	15	春、夏、秋、冬
8	夏、秋		

3.2.3 分类器与特征选择方法

为增强分类结果的普适性,实验使用分类回归树(Classification and Regression Tree, CART)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、随机森林(Random Forest, RF)3种目前较为常用的机器学习分类器对表5的分类方案进行分类,避免由于分类器自身的因素,对分析结果造成影响,同时筛选适合研究区的最优分类器。将样本点随机分为两部分,其中70%作为训练样本,30%作为验证样本。

对每种分类器迭代30次,以减少样本选择对分类精度产生的影响,取平均精度进一步分析。

CART决策树是由Breiman等提出的一种基于数据挖掘和知识发现的决策树构建算法,具有原理简单易于理解、速度快等优点。其原理是使用基于基尼系数(Gini index)作为阈值分割的衡量标准,采用二分递归分割技术,将样本集分逐步二分和细化,使得生成的每个非叶子节点都具有两个分支。

支持向量机是一种以统计学习理论为基础的机器学习算法,采用结构风险最小化(Structural Risk Minimization)准则,能够在最小化训练样本的误差同时提高泛化能力^[29],该方法相对于传统方法具有精度高、速度快、泛化能力强等优点。基本思想是根据训练样本寻找一个超平面,使得训练样本中的样本尽可能被分开,并且几何间隔最大地分离超平面。实验中核函数使用高斯核函数RBF,通过网格搜索法确定最优的参数值。经验证本研究将gamma设为0.5, cost设为100。

随机森林算法是由Breiman^[30]提出的一种非参数的决策树组合的机器学习算法,是以分类回归树(CART)为基础,在原始训练集中随机生成多个子集,对各个子集进行决策树建模,通过组合所有的决策树即构成了随机森林,采用多数投票的方式决定样本的类别。优势在于能够处理高维数据,不易出现过拟合。实验将每次拆分的变量数设为总特征个数的平方根;通过实验得到当决策树的数量大于100时,分类精度趋于稳定,所以将决策树数量设为100。随机森林分类器不仅可以对数据集分类,还能生成各个特征变量的重要性。在每次建立随机森林决策树抽样的过程中,约有1/3的样本数据未被抽取,这部分数据被称为袋外数据(OOB, Out Of Bag)。通过OOB数据计算袋外数据误差,能够生成各个特征变量的相对重要性^[27]。

4 结果分析

4.1 总体分类精度

如表6所示,在使用单一季相影像分类时(实验方案1~4),使用不同季相影像之间的分类结果差异性较大,但整体分类精度较低。其中夏季的总体分类精度最高,冬季的分类精度最低。如图3所示,在植被凋落处于休眠期的冬季,多种下垫面地表反射率光谱相似,不同种类的植被之间的可区分性较差;而夏季多种植被都处于茂盛时期,受到植被自

表 6 不同分类方案的分类精度对比
Table 6 Comparison of the classification accuracy for all scenarios

实验方案	CART		SVM		RF	
	MOA	MKC	MOA	MKC	MOA	MKC
1 春	70.2	0.65	75.1	0.70	70.8	0.65
2 夏	75.3	0.73	83.4	0.79	75.7	0.71
3 秋	64.8	0.55	73.9	0.71	68.8	0.61
4 冬	60.6	0.53	65.5	0.58	64.5	0.54
5 春、夏	84.8	0.80	90.8	0.86	91.5	0.86
6 春、秋	77.1	0.74	83.8	0.79	82.0	0.75
7 春、冬	69.4	0.65	76.7	0.72	74.9	0.68
8 夏、秋	76.6	0.75	87.4	0.83	86.2	0.81
9 夏、冬	76.7	0.76	88.5	0.85	88.6	0.85
10 秋、冬	71.9	0.65	81.1	0.76	80.7	0.74
11 春、夏、秋	81.6	0.77	89.9	0.86	89.9	0.86
12 春、夏、冬	79.3	0.78	91.4	0.87	88.6	0.85
13 夏、秋、冬	75.4	0.73	88.0	0.82	87.1	0.81
14 春、秋、冬	73.1	0.71	86.4	0.79	87.5	0.82
15 春、夏、秋、冬	83.8	0.79	90.9	0.86	89.8	0.86

注:MOA为平均总体精度(%),MKC为平均Kappa系数,红色越深代表精度低,绿色越深代表精度高,下同

身物理性质及叶绿素的影响,不同植被类型间可分离性高。

当结合多季相特征时,分类精度显著提高。结合了两个季相影像时(实验方案5~10),春、夏的组合分类精度达到了最高,秋、冬、春、冬组合的分类精度较低,但仍然比使用单一春、秋、冬季的影像分类精度高。当季相数超过3种时(实验方案11~14),季相组合中含有春、夏时分类精度较高且较为接近,比无春、夏季相组合总体精度平均高了4.3%,Kappa系数平均高了0.053。当使4种季相组合(实验方案15)的时分类精度甚至略低于春、夏季相组合,由于维度太高,产生“维度灾难”现象。因此,使用春、夏的季相组合能够在使用信息量较少的同时具有较高的分类精度。

通过对比RF、SVM、CART分类器之间的性能差异,可以发现当使用单一季节特征分类,即特征维数较少时,SVM的分类精度最高,总体精度相对于其他两种分类器平均提高了6.7%,CART和随机森林分类器间的分类精度差异较小。当特征维数逐渐提高时,RF比CART具有更好的分类性能,SVM和RF分类性能基本相当。因此,以SVM分类器的分类结果,进一步分析湿地复杂下垫面不同地物之间的混淆情况。

4.2 湿地复杂下垫面类别间的混淆

4.2.1 单季相的分类结果

表7展示了使用单季相影像分类时湿地不同地物类型的分类精度。对于水体,夏季的制图精度和用户精度最高,而春季分别仅有79.2%和81.3%,存在较高的漏分误差与错分误差。通过查看混淆矩阵,发现部分水体被分为了滩地芦苇和浮水植物,三者之间的混分较为严重。如图4所示,春季的3种地物类型的MNDWI(改进的归一化差异水体指数)频率直方图存在明显的重叠部分,部分滩地芦苇和浮水植物的MNDWI大于0。根据植被的物候期和相关文献记载^[24],白洋淀芦苇的生长期为5~10月,浮水植物生长期为7~8月。白洋淀的滩地芦苇由于生长在水中,并且春季为芦苇与浮水植物生长初期,尚未展叶,出现以水体为背景的混合像元,造成3种类型间的地表反射光谱相似(如图3所示),因此导致3种类型间的混分严重。对于处于植被休眠期的冬季,3种地物类型的分类精度进一步降低。表明水生植物具有显著的季节性物候特征,遥感影像的季相选择会对水生植物的分类结果产生较大的影响。因此,要实现湿地水体与水生植物的遥感精准监测,需要选择合适季相的影像。

对于属于人工湿地的水田,同样具有明显的物候特征(5月份种植水稻,10月底收割),但是据图3的地表反射光谱曲线可以发现,水田难以通过单一季相与其他下垫面类型进行较好地区分,春季与建设用地、裸地光谱相似,夏季与滩地芦苇、林地光谱相似,秋季与台地芦苇、裸地相似,冬季地物的区分程度更差。查看混淆矩阵及各个季相的分类精度(表7),4个季相的分类效果均较差,生产者精度和用户精度仅为70%左右。

4.2.2 多季相的分类结果

表8展示了双季相组合分类时的分类精度,对于纯净水体的分类精度,当使用春、夏组合分类时,生产者精度和用户精度分别为97.6%和99.4%,当增加季相特征时,分类精度提高空间非常小。对于浮水植物,当组合季相中包含夏季时其生产者精度和用户精度较无夏季时提高了17.8%和32.7%,表明通过将浮水植物生长旺盛期影像与其他季相影像组合能反映浮水植物特有的特征。对于滩地芦苇,在春、夏的季相组合特征上,如果增加秋或者冬季特征(如表9所示),分类精度只略微提高,当四季影像特征均参与分类时,生产者精度和用户精度仅提高

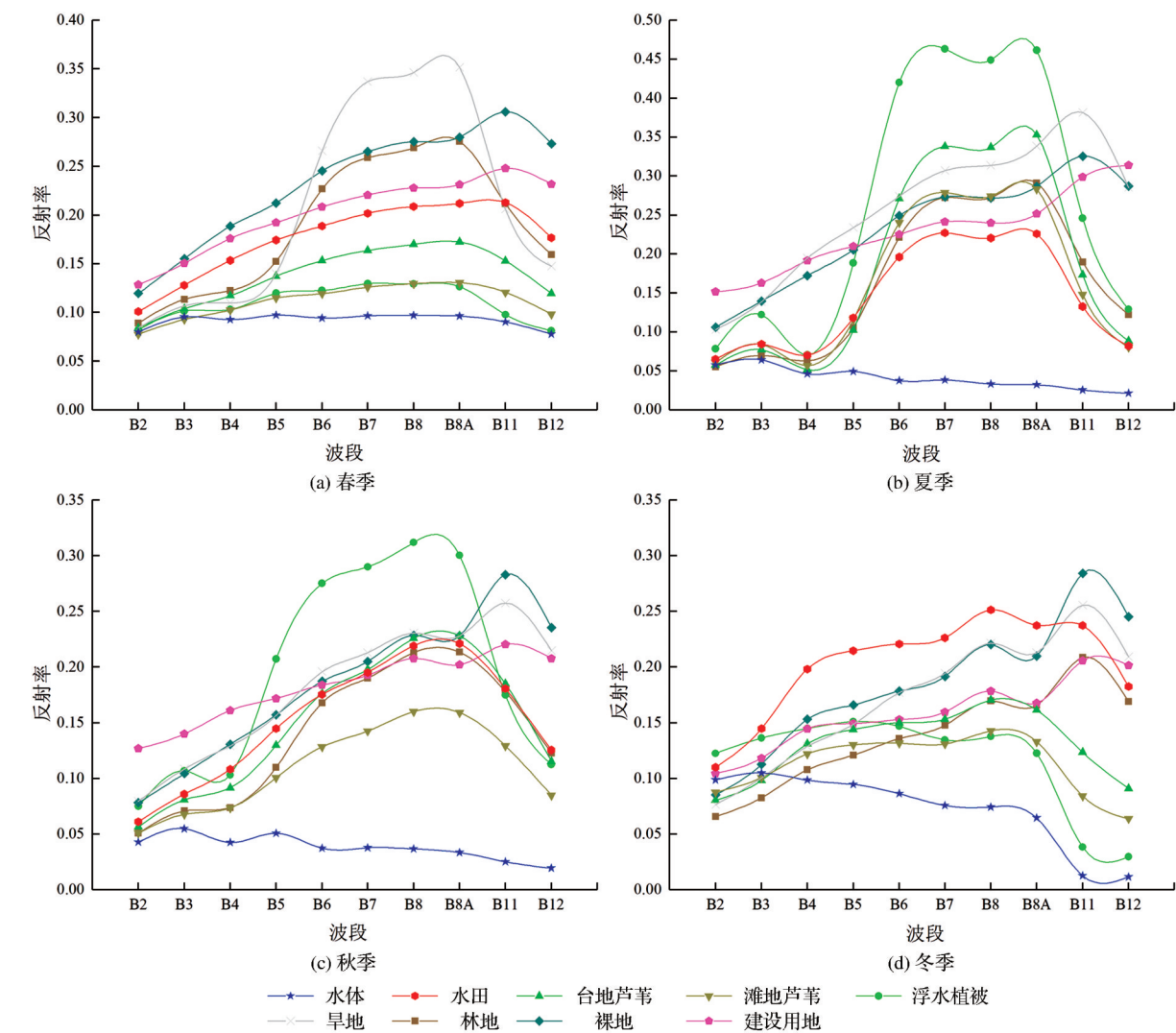


图 3 不同季相的 9 种土地覆被平均地表反射率光谱曲线

Fig. 3 The average surface reflectance spectral curves of nine types land cover in different seasons

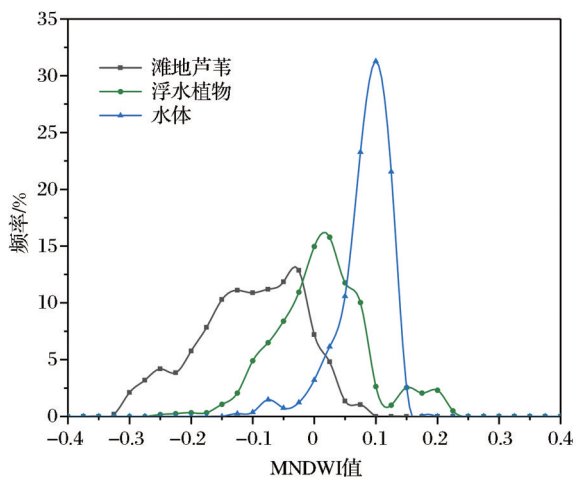


图 4 春季 MNDWI 的频率直方图

Fig. 4 Frequency histogram of MNDWI in spring

了 3.2% 和 0.3%。这也证明了春、夏组合分类特征的基础作用,比夏&秋组合特征的具有更重要的分

表 7 单一季相影像的分类精度								
Table 7 Classification accuracy of single seasonal image								
地物类型	春		夏		秋		冬	
	PA	UA	PA	UA	PA	UA	PA	UA
水体	79.2	81.3	97.8	98.9	94.0	95.1	72.7	70.6
水田	73.0	64.1	78.5	76.9	71.7	64.9	61.5	58.5
台地芦苇	87.1	82.8	96.2	94.2	86.6	77.1	91.1	70.8
滩地芦苇	68.1	82.1	96.2	85.7	59.7	77.9	39.5	81.3
浮水植被	64.6	56.8	84.4	89.0	77.9	72.7	69.9	50.3
旱地	91.5	98.0	86.3	82.6	88.3	76.8	85.7	88.8
林地	82.9	70.9	80.4	81.4	60.9	79.5	66.8	58.0
裸地	72.8	60.2	85.9	78.1	52.2	43.7	43.9	38.6
建筑用地	86.1	92.8	98.4	94.2	96.9	95.2	92.1	89.9
OA(%)	75.1		83.4		73.9		65.5	
Kappa	0.7		0.79		0.71		0.58	

注:OA 为总体精度(%),Kappa 为 Kappa 系数,PA 为生产者精度(%),UA 为用户精度(%)

类价值。

通过春、夏的季相组合分类,水田的分类精度相对于单一时相精度有了较大的提升。据图 3 所示,春季水田会与裸地、建设用地混分,但是利用夏季水田的物候特征,就能较好地地区分水田与旱地。同样夏季的特征联合植被生长过渡期的春季特征,可将水田与滩地芦苇、林地实现有效区分。因此,通过组合春夏两季的影像特征,能够反映出水田所特有的植被物候特征,从而实现湿地中水田类型的精准提取。

如图 5 所示,对比单一季节最优分类结果(实验方案 1:夏)与多季相组合最优分类结果(实验方案 5:春、夏),可见使用单一夏季特征的分类结果“椒盐”现象严重,多种分类地物间相互混杂。滩地芦苇中混杂着水田类型,甚至部分旱地区域被划分为建设用地和裸地。原因为白洋淀区域是冬小麦与夏玉米的轮作制度,冬小麦于六月下旬收割^[17],导致它们之间的光谱相似。相对于单一夏季特征分类,春、夏组合分类不仅能提高多种地物类型的分类精度,还能有效减少分类结果图中的“椒盐”现象。

表 8 双季相影像组合不同地物的分类精度
Table 8 Classification accuracy of dual seasonal images

地物类型	春、夏		春、秋		春、冬		夏、秋		夏、冬		秋、冬	
	PA	UA	PA	UA	PA	UA	PA	UA	PA	UA	PA	UA
水体	97.6	99.4	93.3	90.9	62.9	70.2	97.3	95.9	92.5	96.6	74.4	81.5
水田	93.1	91.7	75.3	72.7	46.3	60.0	82.7	90.8	85.9	93.6	63.5	67.6
台地芦苇	93.7	87.7	89.3	81.6	87.7	76.4	93.8	88.1	92.9	87.1	87.4	81.7
滩地芦苇	83.7	92.6	60.0	91.0	48.9	86.2	85.4	87.5	81.1	90.5	59.6	84.7
浮水植物	89.2	92.6	83.0	75.0	62.3	48.3	88.1	93.3	90.5	93.5	69.2	57.8
旱地	90.9	94.9	91.4	94.3	91.6	94.4	92.7	93.9	92.5	93.2	84.2	91.7
林地	92.1	77.8	87.9	84.3	88.9	70.4	84.5	85.8	91.8	86.3	84.0	88.2
裸地	76.2	85.9	57.4	61.5	83.3	66.0	75.4	77.7	64.4	78.8	78.3	68.4
建筑用地	94.2	95.0	90.1	93.8	89.9	92.0	94.6	95.0	93.5	94.7	90.5	83.3
OA(%)	90.8		83.8		76.7		87.4		88.5		81.1	
Kappa	0.86		0.81		0.72		0.83		0.85		0.76	

表 9 三季节及以上季相特征组合不同地物的分类精度
Table 9 Classification accuracy of three and four seasonal images

地物类型	春、夏、秋		春、夏、冬		夏、秋、冬		春、秋、冬		春、夏、秋、冬	
	PA	UA	PA	UA	PA	UA	PA	UA	PA	UA
水体	97.0	98.7	97.7	98.3	97.9	98.1	97.9	99.2	97.7	97.8
水田	92.6	86.9	92.4	96.0	92.4	96.0	94.3	95.2	89.1	96.0
台地芦苇	95.2	92.4	95.2	87.5	95.2	87.5	95.0	91.0	95.2	91.2
滩地芦苇	90.5	84.5	78.1	86.5	78.1	88.5	82.4	84.5	86.9	92.9
浮水植物	91.8	94.8	91.4	95.4	91.4	95.4	91.7	94.6	92.5	95.1
旱地	88.1	95.8	93.0	95.9	93.0	95.9	91.7	93.9	90.5	95.2
林地	92.9	86.3	93.1	84.3	93.1	84.3	88.3	93.9	91.2	80.6
裸地	73.7	66.1	66.5	68.7	92.3	81.9	83.4	86.5	81.2	84.4
建筑用地	95.7	96.0	94.7	95.9	94.7	95.9	95.7	95.7	95.5	95.7
OA(%)	89.9		91.4		88		86.4		90.9	
Kappa	0.86		0.87		0.82		0.79		0.86	

4.3 春夏季相组合特征的重要性分析

4.3.1 特征子集的分类精度

为检验不同类型特征的分类效果,将春、夏季相的特征组合拆分为 6 种特征子集,分类方案分别为:(5a)原始波段、(5b)传统波段、(5c)红边波段、(5d)TCT 特征、(5e)纹理特征、(5f)主成分分析特征。

其中将原始波段拆分成传统波段和红边波段用以评估 Sentinel-2 特有的红边波段在白洋淀湿地分类中应用效果。表 10 展示了 6 种特征子集的分类精度,其中 TCT 特征的分类精度为最高,原始波段次之,表明原始波段在经过缨帽变换后生成的亮度、绿度、湿度分量对湿地分类具有较为重要的分类价

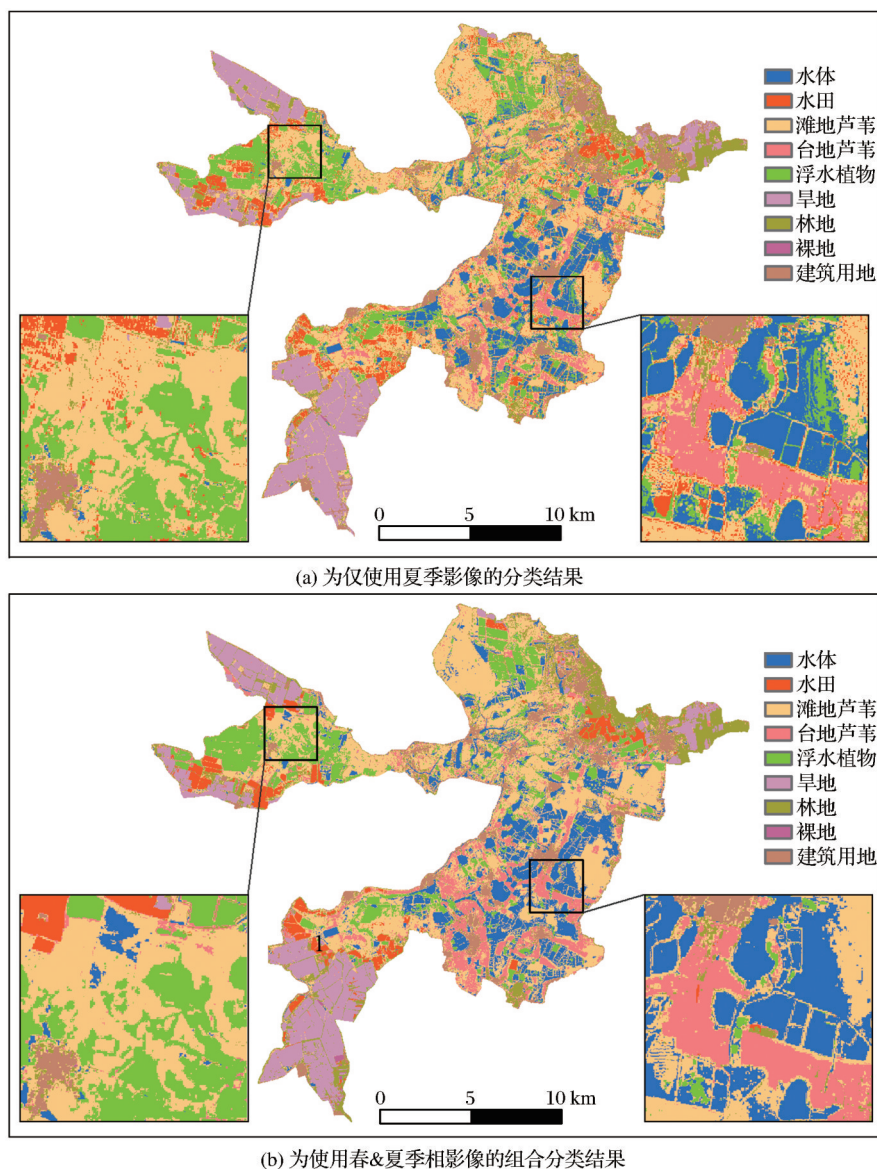


图 5 白洋淀湿地 SVM 分类结果图

Fig. 5 SVM classification results of Baiyangdian Wetland

值。对比方案 5(a)与方案 5(b),在传统波段上加入红边波段信息能够在一定程度上提高分类的精度,总体精度提高了 0.5%~2.1%。纹理特征的总体分类精度均不足 30%,表明纹理特征在白洋淀湿地信息提取中的作用较小,通过综合春夏多种特征能够得到最高的分类精度(实验方案 5)。

4.3.2 特征重要性排序

使用随机森林分类器的特征重要性排序算法对春&夏季节的所有特征变量进行重要性排序。图 6 为重要性排序后排名前 30 位的特征变量,前 5 个依次为夏季的 NDre1 红边指数、夏季的 NDre2 红边指数、夏季的 B12 原始波段、夏季缨帽变换后的绿度分量、春季的 B7 红边波段。红边波段在区分不同

表 10 不同特征子集分类的精度

Table 10 Classification accuracy of different classification scenario

实验方案	scenario					
	CART		SVM		RF	
	MOA	MKC	MOA	MKC	MOA	MKC
5 春、夏	84.8	0.80	90.8	0.86	91.5	0.86
5a 原始波段	78.3	0.74	87.5	0.82	88.0	0.83
5b 传统波段	77.8	0.74	86.4	0.81	85.9	0.80
5c 红边波段	74.7	0.70	80.4	0.75	80.4	0.74
5d TCT 特征	81.7	0.78	85.9	0.80	89.0	0.84
5e 纹理特征	30.9	0.18	31.2	0.14	33.8	0.15
5f 主成分分析	72.0	0.67	79.7	0.73	79.1	0.72

植被类型具有较大的价值^[31-32],而短波红外波段重要性较高的原因是能够区分植被和土壤的含水量

差异,而TCT变换的绿色分量与植被的覆盖度、叶面积指数具有较大的相关性。重要性排序靠前的五个特征中夏季占了4个,表明夏季影像在分类中具有重要的作用。

将排序后的特征变量分为两个方面进行分析。一是特征类型方面,将所有特征变量分为传统光谱波段及指数、红边光谱波段及指数、纹理特征、变换特征(主成分分析,缨帽变换)。二是影像的时相方面,即将所有特征变量分为春季、夏季特征。依据特征变量的重要性,从这两个方面分别选取一定特征个数,分析各种类型特征所占的比例。

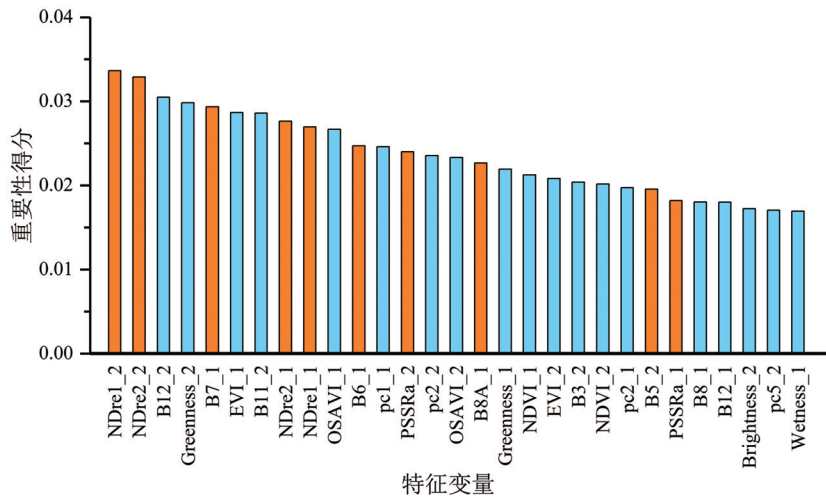
图7(a)展示了不同类型的特征变量所占比重,当波段数小于15个时,红边波段占据的比重较高(前5个占了3个,前10个占了5个,前15个占了7个),随着特征变量数的增多,传统光谱特征大致与红边光谱特征比重大致相等。变换特征虽然占据

的数量相对较少,但是随着总个数的增加,其比例也开始波动上升,其中重要性排名前两位的变换特征均为缨帽变换的绿色分量。对于纹理特征,前50个相对重要性波段并未出现,纹理特征对湿地信息提取几乎没有作用。图7(b)展示了一定特征数量下春夏影像特征各自所占的比例,前5个特征变量中夏季的特征占了4个,表明夏季分类中的贡献度较大。当随机特征逐渐增加,两季节的特征个数趋于平衡,表明季相组合能充分利用两个季节所生成的特征。

5 讨论

5.1 白洋淀湿地分类的不确定性

准确可靠的湿地制图,对湿地的有效保护和土地利用规划具有重要意义。白洋淀分布着大面积种类丰富的水生植物与耕地,这些植物具有各自独



(NDre1_2表示为夏季的NDre1指数,以此类推,橘红色填充代表具有红边参数的特征)

图6 方案5的特征变量重要性(前30个)

Fig. 6 The importance of the characteristic variables of classification scenario 5 (top 30)

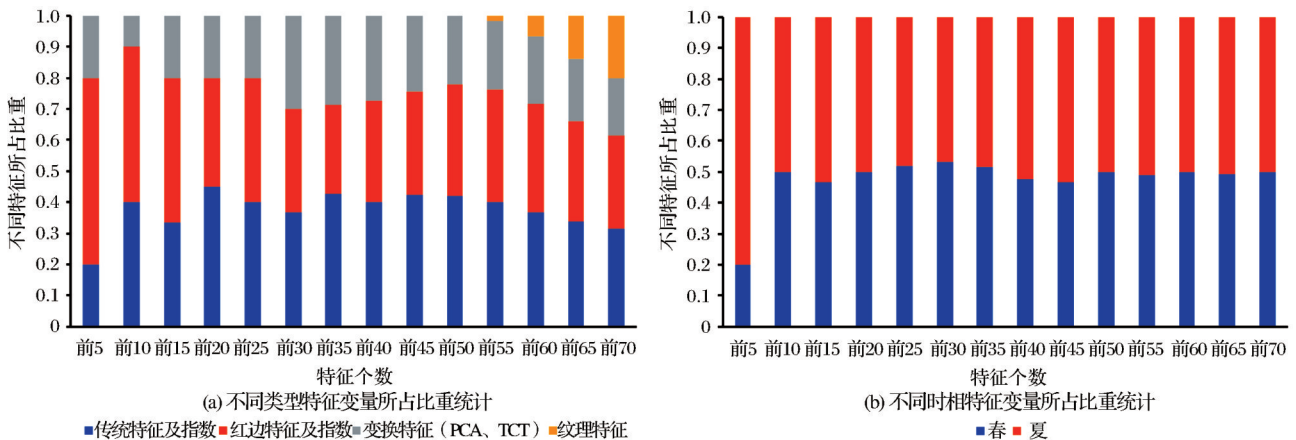


图7 特征变量所占比重统计

Fig.7 Statistical graph of feature variables

特物候特征及生长习性,使用不同月份遥感影像对湿地分类影响较大。以往进行白洋淀长时序土地利用与景观格局的变化研究时^[19,22],由于夏季多云等因素会造成影像时相选择不一致,会造成部分下垫面类型的混分,其中以水体与水生植物类别间的混淆尤为突出。原因是春季大部分水生植物表现为水体光谱特征,夏季则表现为典型的植被光谱特征。因此对单景遥感影像采用监督分类的方法会给年际间的演变分析带来一定的不确定性,张敏等^[18]对单一时相影像使用面向对象分类,并手动修改类别的方式,研究了近33 a来白洋淀湿地的动态变化。尽管采用目视解译能够尽量减少错误,但是单景影像的信息量较少,若想得到更高的分类精度,仍然需要通过一年内多期影像,才能较好地识别湿地复杂的下垫面类型^[17]。

水田作为一种人工湿地类型,随着近年来人工干预湿地现象的日益增多,水田面积在白洋淀湿地呈现逐渐扩张的趋势。以往较少有研究将其单独列为一类进行分类,因为难以较好地通过单一时相光谱信息进行提取,实验通过利用多季相(春、夏)的遥感影像,实现了水田较为精确的提取。然而,本研究选取的春季影像(4月中旬)大部分水田尚处于在灌水期前,若选取灌水期的遥感数据则极易将水田与滩地芦苇类别混淆。芦苇在白洋淀具有重要的经济价值,人们通常在冬季对芦苇进行收割,所以白洋淀会存在未收割与收割区域的芦苇,这也制约了芦苇的分类精度的进一步提高。收割区域芦苇的光谱特征有待进一步分析,后续可以通过多时相影像监测芦苇的收割情况。

由于遥感影像记录地表信息的瞬时性,相同土地利用类型空间上往往存在差异性,出现“同物异谱”的现象^[33]。农作物的灌溉期与收割期的差异会造成同一下垫面类型其光谱特征的不一致^[34],不同区域芦苇长势有所差异,易产生误分错分现象。所以在充分了解研究区植被物候的基础上,需选择下垫面稳定时段的遥感影像。下一步可尝试使用多时相遥感数据的合成以消除相同地物类型空间上的变异性。考虑到白洋淀复杂下垫面混合像元严重及沉水植被分布面积较小,未将沉水植被参与分类,今后可结合光学和SAR影像对白洋淀沉水植被进行监测。

5.2 多季相遥感影像提高湿地分类精度

实验验证了在水生植物年内变化显著且异质

性较高的白洋淀湿地,相对于单一季相遥感数据,多季相遥感数据能够显著湿地分类的精度。虽然处于植被生长期的夏季在湿地制图上具有较好的效果,但是处于生长过渡期不同类型植被的叶片特征具有较高的差异性,加入植被的生长过渡期影像,能够显著提高单一夏季影像的制图精度^[35],目前较多的研究强调了多季节、多光谱数据在植被分类方面的重要性^[26,36]。实验发现在夏季特征的基础上加入春季特征能够将总体分类精度平均提高10.9%,而加入秋季特征的总体分类精度仅提高了5.2%,表明春、夏比夏、秋的季节特征组合具有更为重要的分类价值。

实验通过分析植被的物候特征与各种季相特征组合的分类精度,解释各个季相白洋淀湿地分类所出现的误分现象。白洋淀湿地的景观破碎化程度较高,植被的覆盖度和长势差异明显,影响了单一时相湿地的分类精度。通过结合多季相影像的组合分类,在提高分类精度的同时,有效地避免了“同物异谱”、“同谱异物”和“椒盐现象”^[37]。Sentinel-2卫星具有的10 m空间分辨率既能够满足白洋淀精细尺度上的提取效果,也能保证湿地信息提取空间上的准确性。

使用冬季特征参与季相组合分类能起到积极作用。以往的对于季相组合研究通常选取植被生长期内的影像,较少讨论冬季影像在湿地分类中的作用^[32]。实验发现单一的春、夏、秋季特征加入冬季特征后总体分类精度较单一季相分别提高了1.6%、6.5%和8.7%。而夏、冬的分类精度比夏、秋的精度高1.2%,主要表现在芦苇的精度方面的提升,因为冬季滩地芦苇的下垫面会存在结冰现象,能够提高其与台地芦苇的区分度。此外实验只针对不同季相白洋淀下垫面类型的混分情况和最优季相影像组合进行分析,月尺度下各种下垫面类型的混分和最优月份的影像组合还有待探讨。

6 结 论

实验选取了白洋淀湿地四季中具有季节代表性的Sentinel-2影像,综合光谱特征、纹理特征、变换特征(主成分分析、缨帽变换),对不同季相特征及其组合使用SVM、CART、RF 3种机器学习分类器进行分类,分析不同季相影像及其组合对白洋淀湿地信息提取产生的影响,得到如下结论:

(1)使用单一时相Sentinel-2影像的分类会导

致白洋淀湿地地物类别混淆严重,多季相 Sentinel-2 影像的组合能够显著提高白洋淀湿地复杂下垫面类型的分类精度,减少遥感影像时相选取对湿地分类造成的不确定性。实验得到春、夏季相特征的组合能够达到最高分类精度,总体精度平均为 89.03%,Kappa 系数平均为 0.84。

(2) 由于湿地植被季相变化显著,在春季和冬季,水体、滩地芦苇和浮水植物 3 种类型之间的混分严重;在夏季,水田易与台地芦苇混淆,旱地区域易被误分为建设用地和裸地。使用多季相影像能够获得更丰富的光谱信息,能够提高白洋淀湿地的复杂下垫面的分类精度,有效减少“椒盐”现象。

(3) SVM 分类器相对于随机森林和 CART 分类器较为稳定,能够得到最高的平均分类精度。在特征维数较低时,SVM 的分类性能优于随机森林和 CART 分类器;在特征维数较高时,随机森林与 SVM 的分类性能相当且均优于 CART 分类器。

(4) Sentinel-2 传感器具有的红边波段,对湿地信息的提取具有重要作用。就不同类型特征对湿地信息提取的贡献度而言,特征重要性从高到下依次为:红边光谱特征、传统光谱特征、缨帽变换特征、主成分分析特征、纹理特征。

参考文献 (References):

- [1] Liu Hongyu, Li Yufeng, Cao Xiao, *et al.* The current problems and perspectives of landscape research of wetlands in china[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2009, 64(11): 1394-1401. [刘红玉, 李玉凤, 曹晓, 等. 我国湿地景观研究现状、存在的问题与发展方向[J]. *地理学报*, 2009, 64(11): 1394-1401.]
- [2] Wang Z, Wu J, Madden M, *et al.* China's wetlands: conservation plans and policy impacts[J]. *AMBIO: A Journal of the Human Environment*, 2012, 41(7): 782-786.
- [3] Liu Chunlan, Xie Gaodi, Xiao Yu. Impact of climatic change on Baiyangdian wetland [J]. *Resources and Environment in The Yangtze Basin*, 2007, 16(2): 245-250. [刘春兰, 谢高地, 肖玉. 气候变化对白洋淀湿地的影响. *长江流域资源与环境*[J], 2007, 16(2): 245-250.]
- [4] Gong P, Niu Z, Cheng X, *et al.* China's wetland change (1990~2000) determined by remote sensing[J]. *Science China-earth Sciences*, 2010, 53(7): 1036-1042.
- [5] Zhu Jinfeng, Zhou Yi, Wang Shixin, *et al.* Ecological function evaluation and regionalization in Baiyangdian Wetland[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2020, 40(2): 459-472. [朱金峰, 周艺, 王世新, 等. 白洋淀湿地生态功能评价及分区[J]. *生态学报*, 2020, 40(2): 459-472.]
- [6] Fassnacht F E, Neumann C, Forster M, *et al.* Comparison of feature reduction algorithms for classifying tree species with hyperspectral data on three central european test sites [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(6): 2547-2561.
- [7] Hill R A, Wilson A K, George M, *et al.* Mapping tree species in temperate deciduous woodland using time-series multi-spectral data[J]. *Applied Vegetation Science*, 2010, 13(1): 86-99.
- [8] Tarantino C, Casella F, Adamo M, *et al.* Ailanthus altissima mapping from multi-temporal very high resolution satellite images[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 147: 90-103.
- [9] Kristie W, Daniel G, Jennifer R. Using Bi-seasonal WorldView-2 multi-spectral data and supervised random forest classification to map coastal plant communities in everglades national park[J]. *Sensors*, 2018, 18(3): 829-844
- [10] Tsai Y H, Stow D A, Chen H L, *et al.* Mapping vegetation and land use types in Fanjingshan National Nature Reserve using Google Earth Engine [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(6): 927.
- [11] Malahlela O E, Cho M A, Mutanga O. Mapping the occurrence of *Chromolaena odorata* (L.) in subtropical forest gaps using environmental and remote sensing data[J]. *Biological Invasions*, 2015, 17(7): 2027-2042.
- [12] Pu R, Landry S. A comparative analysis of high spatial resolution IKONOS and WorldView-2 imagery for mapping urban tree species[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 124: 516-533.
- [13] Macintyre P, Niekerk A V, Mucina L. Efficacy of multi-season Sentinel-2 imagery for compositional vegetation classification [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2020, 85: 101980.
- [14] Rapinel S, Mony C, Lecoq L, *et al.* Evaluation of Sentinel-2 time-series for mapping floodplain grassland plant communities [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 223: 115-129.
- [15] Wang X, Wang W, Jiang W, *et al.* Analysis of the dynamic changes of the Baiyangdian lake surface based on a complex water extraction method[J]. *Water*, 2018, 10(11): 1616.
- [16] Bai Junhong, Fang Jingsi, Huang Laibing, *et al.* Landscape pattern evolution and its driving factors of Baiyangdian lake-marsh wetland system[J]. *Geographical Research*, 2013, 32(9): 1634-1644. [白军红, 房静思, 黄来斌, 等. 白洋淀湖沼湿地系统景观格局演变及驱动力分析[J]. *地理研究*, 2013, 32(9): 1634-1644.]
- [17] Zhu Jinfeng, Zhou Yi, Wang Shixin, *et al.* Analysis of changes of Baiyangdian wetland from 1975 to 2018 based on remote sensing[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2019, 23(5): 971-986. [朱金峰, 周艺, 王世新, 等. 1975年-2018年白洋淀湿地变化分析[J]. *遥感学报*, 2019, 23(5): 971-986.]
- [18] Zhang Min, Gong Zhaoning, Zhao Wenji, *et al.* Landscape pattern change and the driving forces in Baiyangdian Wetland from 1984 to 2014[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2016, 36(15):

- 4780-4791.[张敏, 宫兆宁, 赵文吉, 等. 近30年来白洋淀湿地景观格局变化及其驱动机制[J]. 生态学报, 2016, 36(15): 4780-4791.]
- [19] Wang Jing, Lu Shanlong, Wu Bingfang, *et al.* Land cover change in Baiyangdian wetland[J]. Journal of Geo-Information Science, 2010, 12(2): 292-300.[王京, 卢善龙, 吴炳方, 等. 近40年来白洋淀湿地土地覆被变化分析[J]. 地球信息科学学报, 2010, 12(2): 292-300.]
- [20] Zhuang Changwei, Ouyang Zhiyun, Xu Weihua, *et al.* Landscape dynamics of Baiyangdian Lake from 1974 to 2007[J]. Acta Ecologica Sinica, 2011, 31(3): 839-848.[庄长伟, 欧阳志云, 徐卫华, 等. 近33年白洋淀景观动态变化[J]. 生态学报, 2011, 31(3): 839-848.]
- [21] Lin Haobo, Wu Xinling, Liu Fei, *et al.* Wetland resources monitoring for Baiyangdian lake by remote sensing technology[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2012, 32(4): 127-130.[林皓波, 吴新玲, 刘菲, 等. 白洋淀湿地资源的遥感监测[J]. 中南林业科技大学学报, 2012, 32(04): 127-130.]
- [22] Yan Xin and Niu Zhenguo. Spatial-temporal variation characteristics of Baiyangdian from 1990 to 2017[J]. Wetland Science, 2019, 17(4): 436-444.[闫欣, 牛振国. 1990~2017年白洋淀的时空变化特征[J]. 湿地科学, 2019, 17(4): 436-444.]
- [23] Wang Kailing, Li Haitao, Wu Aimin, *et al.* An analysis of the evolution of Baiyangdian wetlands in Hebei province with artificial recharge[J]. Acta Geoscientia Sinica, 2018, 39(5): 549-558.[王凯霖, 李海涛, 吴爱民, 等. 人工补水条件下白洋淀湿地演变研究[J]. 地球学报, 2018, 39(5): 549-558.]
- [24] Wang Mengying. Effects of different management models on growth characteristics and ecological functions of reed in Baiyangdian lake[D]. Baoding: Hebei University, 2019.[王孟颖. 不同管理模式对白洋淀芦苇生长特性与生态功能的影响[D]. 保定: 河北大学, 2019.]
- [25] Liu Sha, Liu Cunqi, Li Bo, *et al.* Characteristics of physico-chemical factors and enzyme activities of soil in reed Terra of Baiyang Lake[J]. Wetland Science, 2012, 10(1): 74-80.[刘莎, 刘存歧, 李博, 等. 白洋淀芦苇台地土壤理化因子及其酶活性特征[J]. 湿地科学, 2012, 10(1): 74-80.]
- [26] Hill M J. Vegetation index suites as indicators of vegetation state in grassland and savanna: An analysis with simulated SENTINEL-2 data for a North American transect[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 137: 94-111.
- [27] Zhang Lei, Gong Zhaoning, Wang Qiwei, *et al.* Wetland mapping of Yellow River Delta Wetlands based on multi-feature optimization of Sentinel-2 images[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(2): 313-326.[张磊, 宫兆宁, 王启为, 等. Sentinel-2影像多特征优选的黄河三角洲湿地信息提取[J]. 遥感学报, 2019, 23(2): 313-326.]
- [28] Hou Qunqun, Wang Fei, Yan Li. Extraction of color image texture feature based on gray-level co-occurrence matrix[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2013, 25(4): 26-32.[侯群群, 王飞, 严丽. 基于灰度共生矩阵的彩色遥感图像纹理特征提取[J]. 国土资源遥感, 2013, 25(4): 26-32.]
- [29] Foody G M, Mathur A. A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(6): 1335-1343.
- [30] Breiman L. Random forest[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [31] Deventer H V, Cho M A, Mutanga O. Multi-season Rapid Eye imagery improves the classification of wetland and dryland communities in a subtropical coastal region[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 157: 171-187.
- [32] Forkuor G, Dimobe K, Serme I. Landsat-8 vs. Sentinel-2: examining the added value of Sentinel-2's red-edge bands to land-use and land-cover mapping in Burkina Faso[J]. Geoscience & Remote Sensing, 2018, 55(3): 331-354.
- [33] Wan Changjun, Wu Xiaodan, Lin Xingwen. Impact of spatial and temporal scales of remote sensing data on the spatiotemporal change in geographic elements[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(6): 1064-1077.[万昌君, 吴小丹, 林兴稳. 遥感数据时空尺度对地理要素时空变化分析的影响[J]. 遥感学报, 2019, 23(6): 1064-1077.]
- [34] Chen Yansi, Huang Chunlin, Hou Jinliang, *et al.* Extraction of maize planting area based on multi-temporal Sentinel-2 imagery in the middle reaches of Heihe River[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(2): 324-331.[陈彦四, 黄春林, 侯金亮, 等. 基于多时相 Sentinel-2影像的黑河中游玉米种植面积提取研究[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(2): 324-331.]
- [35] Feilhauer H, Thonfeld F, Faude U, *et al.* Assessing floristic composition with multispectral sensors-A comparison based on monotemporal and multiseasonal field spectral[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 21(1): 218-229.
- [36] Clark M L. Comparison of simulated hyperspectral HypsIRI and multispectral Landsat 8 and Sentinel-2 imagery for multi-seasonal, regional land-cover mapping[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 200: 311-325.
- [37] Yin Haiming, Wang Lihui, Dong Mingxia, *et al.* Crop extraction method based on multi-temporal Sentinel-2 image of Ji-anghan Plain[J]. Journal of Fujian Agriculture and Forestry University (Natural Science Edition), 2021, 50(1): 16-22.[阴海明, 王立辉, 董明霞, 等. 基于多时相 Sentinel-2遥感影像的江汉平原夏收作物提取方法[J]. 福建农林大学学报(自然科学版), 2021, 50(1): 16-22.]

Information Extraction of Baiyangdian Wetland based on Multi-season Sentinel-2 Images

Liang Shuang^{1,2,3}, Gong Zhaoning^{1,2,3}, Zhao Wenji^{1,2,3}, Guan Hongliang^{1,2,3},
Liang Yanan^{1,2,3}, Lu Li^{1,2,3}, Zhao Xue^{1,2,3}

(1.College of Resources Environment & Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China;

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

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

Abstract: Baiyangdian is an important shallow lake wetland in the North China Plain, which has important ecological value for the green development of Xiong'an New Area. Wetland mapping of the highly heterogeneous landscape pattern of Baiyangdian can provide guidance for the remote sensing monitoring of Baiyangdian Lake wetland resources. In view of the seasonal changes of wetlands, a representative Sentinel-2 image is selected for each season of Baiyangdian in 2019. Three commonly used machine learning classifiers, including Classification and Regression Tree (CART), Support Vector Machine (SVM) and Random Forest (RF), were used to classify 15 classification scenario. The advantages and disadvantages of different seasonal remote sensing images and their combinations for extracting Baiyangdian wetland information were analyzed. The results showed that the combination of multi-seasonal images can significantly improve the classification accuracy. The combination of spring and summer images obtained the optimal classification accuracy. Compared with the single seasonal images, the overall accuracy was improved by 10.9%~25.5% and the kappa coefficient was improved by 0.09~0.29. The classification performance of the SVM classifier was relatively stable, and the highest classification accuracy can be obtained. The ability of CART classifier in processing high-dimensional features was not as good as that of random forest and SVM. The contribution of different features to the wetland information extraction was described as follows: red-edge spectral feature > traditional spectral feature > tasselled cap transformation feature > principal component analysis feature > texture feature. The research results can provide a basis for the remote sensing mapping of Baiyangdian wetland.

Key words: Baiyangdian wetland; Seasonal features combination; Red-edge band; Information extraction; Sentinel-2