

结合潮位信息的红树林遥感识别

张雪红¹ 周杰¹ 魏媛媛¹ 朱晔¹

摘要

红树林的滨海湿地生境使得它同陆生植被、水体-陆生植被混合像元难以区分,且红树林在遥感图像上的空间分布还随着潮位的变化而变化,因此基于通常采用的单一潮位遥感图像无法精确提取红树林空间信息。基于高潮位和低潮位 TM 遥感图像,尝试利用红树林的潮位周期性变化和滨海湿地特征来精确提取红树林空间分布信息。研究表明:基于缨帽变换和潮差信息提取的 $WI_L + WI_H$ 、 GVI_L 和 $GVI_L - GVI_H$ (WI 、 GVI 分别为 Wetness Index、Greenness Vegetation Index,下标 L 和 H 分别表示低潮位和高潮位)等指数能使红树林与其他地物之间具有很好的可分性;进一步采用最大似然法对红树林进行分类识别,通过结合潮位信息能精确提取红树林,其中制图精度和用户精度分别为 94.57%、98.8%。

关键词

红树林;潮位;TM 影像;遥感识别

中图分类号 TP751.1;TP753

文献标志码 A

收稿日期 2012-11-29

资助项目 国家自然科学基金(41201461);南京信息工程大学大学生实践创新训练计划(201310300143);江苏省高校优势学科建设工程(PADD)项目

作者简介

张雪红,男,博士,讲师,主要从事植被生态遥感方面的研究。zxhbnu@gmail.com

0 引言

红树林是生长在热带、亚热带沿海潮间带滩涂上特有的木本植物群落,主要分布于淤泥深厚的海湾或河口盐渍土壤上,它具有促淤固滩、防浪护堤、保持生物多样性等作用^[1-2]。由于分布于地势开阔平坦的海岸潮间带,野外调查工作十分困难,因此,国内外对红树林湿地资源调查大多采用遥感方法。以宏观了解红树林分布为目的大尺度遥感分类,侧重区域红树林的识别、提取及其整体变化趋势等。此类研究多采用 Landsat MSS^[3]、Landsat TM(ETM⁺)^[3-10]、SPOT^[5,11]、ASTER^[12]和 HJ 星 CCD^[13]等中分辨率遥感图像数据。红树林的遥感识别与提取方法主要有监督分类^[11,14]、非监督分类^[7,15]、专家分类^[8]、波段比值组合或植被指数法^[16-17]、3S 综合法^[5,18]等。在分类特征方面,通常基于单一潮位的遥感图像并采用原始反射特征以及如归一化植被指数(NDVI)^[11]、 $TM3/TM5$ ^[6]、 $(TM5 - TM7)/(TM5 + TM7)$ ^[4]和 $TM5/TM4$ ^[6]等植被指数或波段比值组合来区分红树林与非红树林,部分研究中结合了高程、海岸线等辅助地学数据,以提高红树林的识别精度^[2]。

红树林的滨海湿地生境特点使其像元光谱同时反映了典型植被特征和湿地背景信息,其光谱不仅同植被覆盖度有关,而且还取决于成像时的潮位。当潮位较低时,处于潮间带内滩的红树林难以同陆生植被区分;当潮位较高时,潮水的浸淹使得处于潮间带中外滩的红树林同水体-陆生植被混合像元无法区分,甚至完全被淹没,在图像上表现为水体特征。红树林光谱特征随潮位发生显著变化,基于单一潮位的遥感图像提取红树林的精度严重依赖于潮位的高低。但是,在已有的研究中,目前基本上采用单一时相和潮位遥感图像来识别和提取红树林空间信息,因此对于从遥感数据分析得到的红树林空间信息是否准确尚存在争议^[19-20]。

针对以上问题,本文尝试充分利用红树林滨海湿地及其潮位周期性变化特点,选择和提取能有效识别红树林特殊生境特点的光谱特征指数,通过显著提高红树林与其他地物之间的可分性,达到精确识别红树林的目的。

1 研究区概况及数据来源

1.1 研究区概况

研究区位于广西防城港市的北仑河口国家级自然保护区,地理

¹ 南京信息工程大学 遥感学院,南京,210044

坐标范围为 $108^{\circ}2' \sim 108^{\circ}16'E, 21^{\circ}28' \sim 21^{\circ}37'N$, 是一个以红树林生态系统为保护对象的自然保护区。保护区南濒北部湾, 西端与越南交界, 自西向东跨越北仑河口、万尾岛和珍珠湾, 海岸线全长 105 km, 有河口海岸等地貌类型, 属南亚热带海洋性季风气候。主要的红树林植物群落类型有白骨壤群落、桐花树群落、秋茄群落、木榄群落和老鼠勒群落等。研究区内除了红树林外, 还有农作物(主要有甘蔗和木薯)和森林植被(主要包括桉树、相思树和马尾松)。

1.2 数据来源

本文研究使用的数据包括 Landsat5 TM 图像数据(path = 125, row = 45)和成像时的潮位资料。受研究区气候的限制, 难于连续获取光学图像, 因此成像时间间隔相对较大, 分别为 2006 年 10 月 30 日和 2006 年 12 月 17 日, 通过查询这两景影像获取时的潮位资料, 其潮位分别为 417 和 124 cm, 即分别处于较高潮位和较低潮位。研究区内森林植被为常绿植物, 因此在以上两个成像日期期间陆生森林植被和红树林均无明显的物候变化。

2007 年 11 月上旬, 作者对研究区内的红树林进行了实地野外调查, 并使用 GPS 记录了各样点的地理坐标。由于该地区的光学遥感图像难以获取, 导致本文中图像获取与实地野外调查的时间相差 1 a。尽管遥感图像获取与实地野外调查不同步, 但红树林为常绿阔叶林, 其冠层随季节和年际变化很小, 因此本文野外调查资料可以满足验证红树林遥感信息提取结果的要求。

2 处理方法

2.1 数据预处理

数据预处理包括对 TM 图像的辐射校正和几何纠正。本文对 TM 图像进行了辐射定标和大气校正, Landsat5 的辐射定标系数采用了 Chander 等^[21]的研究结果, 反射波段的大气校正则通过 6S 程序^[22]来完成, 辐射校正后获得各像元的地表反射率。几何纠正以 1:5 万地形图作为参考数据, 通过选取地面控制点来完成, 配准误差小于 0.5 个像元, 并对所有的图像均进行了 UTM 投影纠正。

2.2 分类特征的提取及分类算法

为了充分利用红树林特殊的滨海湿地生境特点, 分别对高潮位和低潮位 TM 图像进行缨帽变换提取了绿度指数和湿度指数^[23], 并结合潮差信息构建了一系列能反应红树林生境特点的特征指数。进

一步采用归一化均值距离^[24]来选择和评价这些特征指数的有效性, 归一化均值距离越大, 可分性越好, 同时也表明该分类特征较好。其计算式为

$$d = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sigma_1 + \sigma_2}, \quad (1)$$

其中, d 为归一化均值距离, μ_1, μ_2 分别为某分类特征的两类样本区域的均值, σ_1, σ_2 分别为某分类特征的两类样本区域的标准差。最后结合优选的分类特征采用最大似然监督分类法提取红树林。

3 结果与分析

3.1 研究区典型植被类型光谱特征

研究区在图像获取时的植被类型主要包括陆生森林植被、红树林、农作物(主要为甘蔗和木薯)。图 1a 和 1b 分别为 2006 年 12 月 17 日(低潮位)和 2006 年 10 月 30 日(高潮位)研究区内典型植被的反射率光谱曲线。由于潮位对红树林光谱的影响随地势不同而不同, 因此文中进一步将红树林划分为地势较低的潮间带中外滩红树林和地势较高的潮间带内滩红树林(文中分别记作“低红树林”和“高红树林”)。另外当潮位较高时, 低红树林同水体-陆生植被的混合像元光谱极其相似, 所以还考虑水体(主要为沿海养殖水体、河水、水库等)与陆生植被混合像元的光谱特征。

在低潮位时, 不论是低红树林还是高红树林均与陆生森林植被的光谱极其相似, 存在明显的光谱重叠带; 所有红树林同水体-陆生植被混合像元除了在近红外区域外均存在显著的光谱重叠带; 由于低潮位成像日期为冬季, 农作物均已收割, 农田区域表现为裸地的光谱特征, 此时同红树林差异较大。

在高潮位时, 由于潮位的升高导致红树林大面积被浸淹, 对于低红树林则表现得更为明显, 部分冠层高度较低的红树林甚至全部被淹没, 比如处于潮间带外缘的红树林先锋群落——白骨壤群落。因此, 同低潮位时相比, 红树林反射率大幅下降, 低红树林反射率在近红外和短波红外区域甚至小于水体-陆生植被混合像元, 且两者在所有波段还存在明显的光谱重叠带; 高红树林反射率随着潮位的上升, 在近红外区域明显下降, 但同陆生森林植被和农作物(在高潮位成像日期时, 研究区的农作物还未收割, 因此农田区的光谱仍呈现为同陆生森林植被相似的光谱特征)仍非常相近, 在短波红外区域也存在小幅下降, 但和其他植被类型相比, 未发现光谱重叠现象。

通过分析和比较不同潮位时的红树林与其他植被类型光谱特征发现:1) 基于单一潮位,尤其是常采用的低潮位遥感图像(高潮位时,处于潮间带中外滩的红树林大部分被海水淹没,因此基于单时相,也即单一潮位遥感图像来提取红树林空间分布信息时,不宜选用高潮位遥感图像)很难将红树林同其他非红树林植被(包括陆生森林、水体与陆生植被混合像元以及农作物等)进行区分;2) 红树林受潮水周期性浸淹的独特滨海湿地生境,使得其光谱特征随潮位发生明显的变化,而非红树林植被却无明显变化。另外,对于同一潮位,尤其是处于较高潮位时,红树林反射率明显取决于其所处的地势。因此,红树林在遥感图像上的分布随潮位变化而变化,使得采用单一潮位图像提取的红树林空间分布不准确,同时也很难将红树林同其他非红树林植被进行有效区分。但是,如果充分利用红树林光谱特征随潮位发生明显变化的特点,则可以有效提高红树林的遥感识别精度。

3.2 分类特征选择与提取

红树林的遥感识别精度主要取决于红树林同陆生植被、水体-陆生植被混合像元等的区分度。因此,提取能有效提高红树林与陆生植被、水体-陆生植被混合像元的可分性的分类特征是解决红树林识别精度问题的关键。结合前文红树林同其他典型植被类型之间的光谱特征分析,本文将充分利用红树林的滨海湿地背景及其光谱随潮位变化的特点,基于高潮位和低潮位 TM 图像数据,采用缨帽变换提取湿度指数、绿度指数,并结合潮差信息构建一系列能反

应红树林生境特点的特征指数(表 1),以找出能有效识别红树林的光谱特征指数。

以外业数据为基础,结合目视判读方法从 TM 图像中分别随机提取了低红树林、高红树林、陆生森林植被、水体-陆生植被混合像元、农作物的训练样本,像元数分别为 488、130、524、170、327 个。基于提取的训练样本,采用式(1)计算红树林与其他植被类型的归一化均值距离(表 1),并以此作为指标来定量评价红树林与其他地物之间的可分性。

3.2.1 红树林与陆生森林植被的可分性

在红树林与陆生森林植被的可分性中,采用低潮位图像的原始反射率特征的可分性均较低,其中可分性最大的分类特征为低红树林的 $TM3_L$,其归一化均值距离也只达到 1.52。通过缨帽变换后提取的湿度指数 WI_L ,能明显提高低红树林、高红树林同陆生森林植被的可分性,归一化均值距离分别达到 2.00、2.35。当采用高潮位图像时,原始反射率特征的可分性得到显著的提高,比如低红树林同陆生森林植被的归一化均值距离提高至 3.13($TM5_H$)。基于缨帽变换能进一步提高可分性,比如高红树林的归一化均值距离从 1.72 提高到 2.22。利用红树林的潮位变化特征能进一步提高可分性,尤其是高红树林,利用 $WI_L + WI_H$ 特征使归一化均值距离提高到 2.54。

对于农作物,在低潮位成像时已经被收割,表现为裸地,但在高潮位成像时未被收割,其光谱特征同陆生森林植被类似(图 1b)。因此,红树林农作物的可分性类似于陆生森林植被。

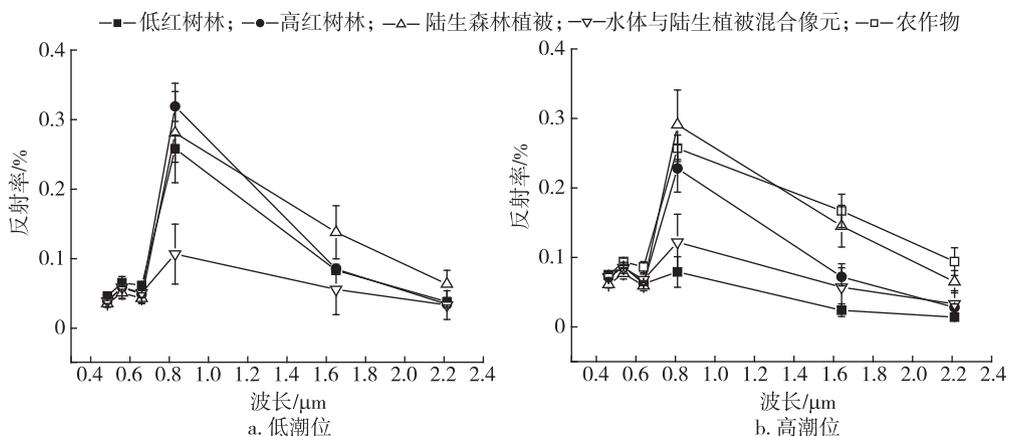


图 1 研究区典型植被反射光谱曲线

Fig. 1 Spectral reflectance curves of typical vegetations at study area

表 1 红树林与其他植被的归一化均值距离

Table 1 Normalized mean distance between mangrove and other vegetation

分类特征	低红树林			高红树林		
	陆生森林植被	水体-陆生植被混合像元	农作物	陆生森林植被	水体-陆生植被混合像元	农作物
TM1 _L	1.27	0.51		0.42	0.07	
TM2 _L	1.17	0.37		0.68	0.02	
TM3 _L	1.52	0.59		0.43	0.11	
TM4 _L	0.25	2.40		0.40	3.26	
TM5 _L	1.28	0.65		1.28	0.72	
TM7 _L	1.06	0.17		1.23	0.02	
TM1 _H	1.56	0.35	0.21	1.35	0.12	0.06
TM2 _H	0.94	0.21	0.95	0.94	0.21	0.94
TM3 _H	0.42	0.59	2.26	0.50	0.47	2.08
TM4 _H	2.93	0.70	4.34	0.75	1.44	0.54
TM5 _H	3.13	0.77	4.33	1.72	0.32	2.58
TM7 _H	2.46	0.83	3.30	1.71	0.20	2.65
BI _L	0.39	1.51		0.16	1.71	
GVI _L	0.41	2.47		0.35	3.60	
WI _L	2.00	0.92		2.35	1.25	
BI _H	2.97	0.74	4.83	1.07	0.80	2.05
GVI _H	2.96	0.69	3.83	0.81	1.52	0.24
WI _H	2.47	0.75	3.03	2.22	0.63	2.77
NDVI _L	1.02	1.59		0.10	2.38	
NDVI _H	3.04	0.67	2.38	0.80	1.66	0.57
NDVI _L - NDVI _H	2.73	1.83		1.41	0.66	
WI _L + WI _H	2.38	0.94		2.54	1.07	
GVI _L - GVI _H	2.76	3.08		1.83	2.12	
BI _L - BI _H	3.06	2.88		1.18	1.17	
TM5 _L /TM4 _L	1.22	0.82		1.81	1.16	
TM5 _H /TM4 _H	1.45	0.66	2.38	1.58	0.67	2.64
TM3 _L /TM5 _L	3.28	0.63		1.92	0.86	
TM3 _H /TM5 _H	2.57	0.75	2.51	1.87	0.70	1.61
(TM5 _L - TM7 _L)/(TM5 _L + TM7 _L)	0.01	0.99		0.52	1.27	
(TM5 _H - TM7 _H)/(TM5 _H + TM7 _H)	0.78	0.03	0.21	0.45	1.20	1.65

注:①下标L和H分别表示低潮位和高潮位;②农作物区域在本文低潮位成像时为裸地;③BI、GVI、WI、NDVI分别为亮度指数、绿度植被指数、湿度指数和归一化植被指数;④TM1为TM遥感器第一波段的反射率,其他以此类推.

3.2.2 红树林与水体-陆生植被混合像元的可分性

在红树林同水体-陆生植被混合像元的可分性中,采用低潮位图像的原始反射率特征时,只有TM4_L的可分性均较高,通过缨帽变换后提取的绿度指数GVI_L均能小幅提高红树林同水体-陆生植被混合像元的可分性,归一化均值距离分别达到2.47、3.60.当仅采用高潮位图像时,无论是原始反射率特征,还是经缨帽变换提取的相关指数,可分性均很低.但是,将低潮位和高潮位相结合时提取的BI_L -

BI_H、GVI_L - GVI_H可显著提高低红树林同水体-陆生植被混合像元的可分性,归一化均值距离分别达到2.88、3.08.

其他学者通常基于较低潮位的单一图像数据,且主要采用NDVI、TM3/TM5、(TM5 - TM7)/(TM5 + TM7)和TM5/TM4等特征指数.通过和本文提出的特征指数对比发现:TM3_L/TM5_L在区分红树林与陆生森林植被可分性较好,TM5_L/TM4_L只在高红树林与陆生森林植被中具有一定的可分性,但两者均很

难将红树林同水体-陆生植被混合像元进行分离。NDVI_L 只在高红树林同水体-陆生植被混合像元中具有一定的可分性, $(TM5_L - TM7_L) / (TM5_L + TM7_L)$ 的可分性则均很差。

基于上述分析,本文最终选择能充分反映红树林湿地背景信息以及潮位信息的 NDVI_L、WI_L + WI_H、GVI_L 和 GVI_L - GVI_H 指标作为分类特征对研究区的红树林进行分类识别。

3.3 红树林遥感识别结果分析

基于本文低潮位图像成像时的地物分布特点,将研究区的分类系统定为:红树林、陆生植被、水体-陆生植被混合像元、裸地、近岸海水、远岸海水和人工建筑。以外业数据为基础,并通过目视判读方法从 TM 图像中分别随机选取各自的训练样本,像元数分别为 687、524、170、327、559、456、302 个,然后分别基于 3.2 节中选定的分类特征,采用最大似然分类法进行遥感分类。以同样的方法随机选取每种地物的验证样本来对识别结果进行验证,其像元数分别为 958、826、200、378、481、449、345 个。

由于本文充分利用了红树林的滨海湿地生境特点,通过结合低潮位和高潮位图像,且考虑了红树林像元的湿度、绿度及其随潮位变化特征,使红树林获得了较好的识别精度(其中制图精度和用户精度分别为 94.57%、98.8%)。从图 2 中可以发现:无论是

潮间带内滩的红树林,还是潮间带中外滩的红树林均得到有效的识别,且陆生植被以及水体-陆生植被混合像元也很少被误分成红树林。对于受海水浸淹时间较短,背景湿度相对较小的潮间带内滩的红树林,如果只采用低潮位遥感图像,则会容易同陆生植被误分,潮间带内滩密度较小的红树林则容易同水体-陆生植被混合像元发生误分现象。如果采用高潮位遥感图像,虽然可以提高潮间带内滩的红树林遥感识别精度,但也会使得处于潮间带中外滩的红树林同水体-陆生植被混合像元难于区分,甚至因地势过低完全被淹没,在图像上表现为水体特征,从而容易误分成水体。

4 结论与讨论

1) 红树林特殊的滨海湿地生境,使其光谱同时反映了植被和水体的特征,红树林像元光谱取决于植被覆盖度和潮位高低,且潮位对低矮稀疏红树林光谱影响程度大于高密红树林。对水分含量高度敏感的短波红外区域是区分红树林与陆生植被的有效波段,但是在低潮位时处于潮间带内滩的红树林难以同陆生植被区分。近红外区域是红树林同水体-陆生植被混合像元进行区分的有效波段,但是当潮位较高时,低矮稀疏红树林则难以区分。

2) 利用单一潮位遥感图像提取红树林存在较

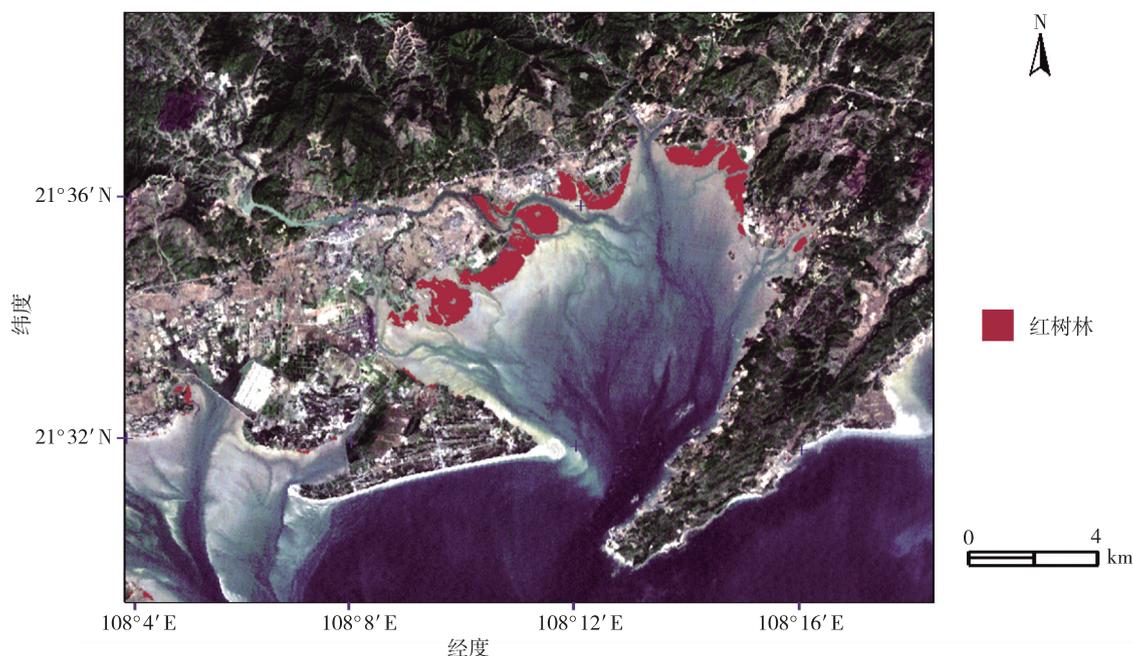


图2 红树林遥感识别结果

Fig. 2 Mangrove identified by remote sensing

大误差. 当使用潮位较低时的遥感图像,处于潮间带内滩的红树林难以同陆生植被区分,密度较小的红树林则容易同水体-陆生植被混合像元误分;当使用潮位较高时的遥感图像,由于受潮水的浸淹,使得处于潮间带中外滩的红树林同水体-陆生植被混合像元难于区分,甚至完全被淹没,在图像上表现为水体特征. 研究表明:通过充分利用红树林的特殊生境特点,基于缨帽变换提取的绿色指数和湿度指数,并结合潮差信息能显著提高红树林同陆生植被以及水体-陆生植被混合像元的识别精度. 红树林光谱特征随潮位发生显著变化,因此建议充分利用这一特点,结合多潮位图像来提取精确提取红树林,且尽量选取潮差较大的两个潮位,比如大潮高潮位和小潮高潮位.

3) 利用本文方法提取红树林时,潮差越大,红树林提取的精度则越高. 由于不同区域的红树林品种及冠层高度、潮汐规律存在差异,因此,还需通过在其他区域,尤其是潮差较小且红树林冠层覆盖度大而密的区域进一步评价本文提出的红树林识别方法的普适性.

致谢:中国科学院计算机网络信息中心国际科学数据镜像网站 (<http://datamirror.csdb.cn/>) 和中国科学院对地观测与数字地球科学中心的遥感数据共享网站 (<http://ids.ceode.ac.cn/>) 为本文研究免费提供 TM 图像数据,在此表示衷心感谢.

参考文献

References

- [1] Blasco F, Saemger P, Janodet E. Mangroves as indicators of coastal change[J]. *Catena*, 1996, 27(3): 167-178
- [2] Liu K, Li X, Shi X, Wang S G. Monitoring mangrove forest changes using remote sensing and GIS with decision-tree learning[J]. *Wetlands*, 2008, 28(2): 336-346
- [3] Giri C, Pengra B, Zhu Z L, et al. Monitoring mangrove forest dynamics of the Sunderbans in Bangladesh and India using multi-temporal satellite data from 1973 to 2000 [J]. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 2007, 73(1/2): 91-100
- [4] Chaudhury M U. Digital analysis of remote sensing data for monitoring the ecological status of the mangrove forests of Sunderbans in Bangladesh[C] // *Proceedings of the 23rd International Symposium on Remote Sensing of the Environment*, 1990, 1: 493-497
- [5] Aschbacher J, Ofren R S, Delsol J P, et al. An integrated comparative approach to mangrove vegetation mapping using advanced remote sensing and GIS technologies: Preliminary results[J]. *Hydrobiologia*, 1995, 295(1/2/3): 285-294
- [6] Green E P, Clark C D, Mumby P J, et al. Remote sensing techniques for mangrove mapping[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(5): 935-956
- [7] Ferreira M A, Andrade F, Bandeira S O, et al. Analysis of cover change (1995—2005) of Tanzania/Mozambique transboundary mangroves using Landsat imagery[J]. *Aquatic Conservation: Marine and Freshwater Ecosystems*, 2009, 19(sup1): 38-45
- [8] 黎夏, 刘凯, 王树功. 珠江口红树林湿地演变的遥感分析[J]. *地理学报*, 2006, 61(1): 26-34
LI Xia, LIU Kai, WANG Shugong. Mangrove wetland changes in the Pearl River estuary using remote sensing [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2006, 61(1): 26-34
- [9] 张雪红, 田庆久. 利用温湿度指数提高红树林遥感识别精度[J]. *国土资源遥感*, 2012, 24(3): 65-70
ZHANG Xuehong, TIAN Qingjiu. Application of the temperature-moisture index to the improvement of remote sensing identification accuracy of mangrove[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2012, 24(3): 65-70
- [10] 张雪红. 基于知识与规则的红树林遥感信息提取[J]. *南京信息工程大学学报: 自然科学版*, 2011, 3(4): 341-245
ZHANG Xuehong. Remote sensing information extraction of mangrove based on knowledge and rules[J]. *Journal of Nanjing University of Information Science & Technology: Natural Science Edition*, 2011, 3(4): 341-245
- [11] Jensen J R, Lin H Y, Yang X H, et al. The measurement of mangrove characteristics in south-west Florida using SPOT multispectral data[J]. *Geocartography International*, 1991, 6(2): 13-21
- [12] Vaiphasa C, Skidmore A K, de Boer W F. A post-classifier for mangrove mapping using ecological data[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2006, 61(1): 1-10
- [13] 李姗姗, 田庆久. 北部湾红树林的 HJ 星多光谱遥感提取模式[J]. *中国科学: 信息科学*, 2011, 41(增刊1): 153-165
LI Shanshan, TIAN Qingjiu. Mangrove extraction mode based on HJ multispectral remote sensing in Beibu Gulf [J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2011, 41(sup1): 153-165
- [14] Rogers D J, Hay S I, Packer M J, et al. Mapping land-cover over large areas using multispectral derived from the NOAA-AVHRR: A case study of Nigeria[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, 18(15): 3297-3303
- [15] Rowlinson L C, Summerton M, Ahmed F. Comparison of remote sensing data sources and techniques for identifying and classifying alien invasive vegetation in riparian zones[J]. *Water SA*, 1999, 25(4): 497-500
- [16] Rasolofoharino M, Blasco F, Bellan M F, et al. A remote sensing based methodology for mangrove studies in Madagascar [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(10): 1873-1886
- [17] Lee T M, Yeh H C. Applying remote sensing techniques to monitor shifting wetland vegetation: A case study of Danshui River estuary mangrove communities, Taiwan

- [J]. *Ecological Engineering*, 2009, 35(4): 487-496
- [18] Long B G, Skewes T D. GIS and remote sensing improves mangrove mapping[C]// Floreat W A. *Proceedings of the 7th Australasian Remote Sensing Conference*. Melbourne: Remote Sensing and Photogrammetry Association Australia Ltd, 1994, 1: 545-551
- [19] 林鹏, 傅勤. 中国红树林环境生态及经济利用[M]. 北京: 高等教育出版社, 1995
LIN Peng, FU Qin. *Environment, ecology and economic utilization of mangrove in China*[M]. Beijing: Higher Education Press, 1995
- [20] 张乔民, 隋淑珍. 中国红树林湿地资源及其保护[J]. *自然资源学报*, 2001, 16(1): 28-36
ZHANG Qiaomin, SUI Shuzhen. *The mangrove wetland resources and their conservation in China*[J]. *Journal of Natural Resources*, 2001, 16(1): 28-36
- [21] Chander G, Markham B L. Revised Landsat-5 TM radiometric calibration procedures and postcalibration dynamic ranges[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(11): 2674-2677
- [22] Vetmote E F, Tanre D, Deuze J L, et al. Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6s[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(3): 675-686
- [23] Crist E P, Cicone R C. Application of the Tasseled Cap concept to simulated Thematic Mapper data[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1984, 50: 343-352
- [24] Swain P H, Davis S M. *Remote sensing: The quantitative approach*[M]. New York: McGrawHill International Book Co, 1978

Remote sensing identification of mangrove forest combined tidal level information

ZHANG Xuehong¹ ZHOU Jie¹ WEI Yuanyuan¹ ZHU Ye¹

¹ School of Remote Sensing, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

Abstract It is difficult to distinguish mangrove from terrestrial vegetation or the mixed pixels of water and terrestrial vegetation due to the coastal wetland habit of mangrove. Moreover, the tide change also causes the change in spatial distribution characteristics of mangrove in remotely sensed imagery. Therefore, it is very difficult to precisely extract the spatial mangrove information by means of the remote sensing imagery of single tide, which was usually adopted yet. Nevertheless the mangrove resides in coastal wetland, where the tide level varies periodically. In order to solve the problem, it was attempted to make good use of the unique habit characteristics of mangrove based on Landsat TM remote sensing images of both high tide level and low tide level. The analysis results show that the separability between mangrove and the other objects are very good through $WI_L + WI_H$, GVI_L and $GVI_L - GVI_H$, which are developed by the tidal range information and tasseled cap transformation. Note that WI and GVI stand for wetness index and greenness vegetation index, respectively; while the subscripted L and H stand for low tide and high tide, respectively. The maximum likelihood classifier, an unsupervised classification method, was used to identify mangrove. The classification features based on the tidal range information, greenness index and wetness index can accurately map mangrove forest, and the producer's accuracy and user's accuracy of mangrove are 94.57% and 98.8%, respectively.

Key words mangrove; tide level; TM; remote sensing identification