

基于 TM 影像的崇明东滩湿地植被分类研究

杨立君^{1,2}, 马明栋², 唐立军³

(1. 河海大学 水文水资源学院, 南京 210098; 2. 南京邮电大学

地理与生物信息学院, 南京 210003; 3. 上海祥阳水利勘测有限公司, 上海 202156)

摘 要: 湿地植被遥感分类对于湿地生态环境的保护与管理具有重要意义, 遥感湿地植被分类的难点是湿地环境复杂, 植被光谱相似。以崇明东滩湿地为研究对象, 利用 FieldSpec 3 Hi-Res 光谱仪和 Landsat 5 卫星影像, 分析了湿地植被实测和遥感影像反射光谱曲线。在分析的基础上, 采用基于知识发现的信息提取方法对湿地植被进行分类。首先将潮滩植被从遥感影像中提取出来; 然后计算 NDVI、DVI 等植被指数, 并进行典型植被可区分性植被指数评价; 最后将最优植被指数(KT1, TRVI 和 DVI)作为辅助信息, 对潮滩植被进行神经网络监督分类。研究结果显示, 该方法的分类总精度较高达 86.5%, 具有一定的适用性。研究结果可为实现自动、半自动化植被分类与识别提供理论依据和技术支持。

关键词: 植被分类; 知识发现; 植被指数; 水体指数; 神经网络

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2013)01-0126-05

Research on Wetland Vegetation Classification of Chongming Eastern Tidal Flat Based on TM Image

YANG Li-jun^{1,2}, MA Ming-dong², TANG Li-jun³

(1. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China;

2. College of Geographical and Biological Information, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China; 3. Shanghai Xiangyang Water Conservancy Survey and Design Co., Ltd., Shanghai, 202156, China)

Abstract: Remote sensing classification of wetland vegetation is of great importance to wetland ecosystem conservation and management. The classification of wetland vegetation are difficult because of the intricate environment and the similar vegetation spectrum. Taking Chongming eastern tidal flat wetland as the study site, the spectral curves of on-the-spot survey and remote sense of wetland vegetation was analyzed by spectrometers and Landsat 5 Image. Based on the spectral curves, wetland vegetation was classified by methods of knowledge discovery-based information extracting. Firstly, information of wetland vegetation was extracted from remote images; then vegetation index such as NDVI and DVI was calculated and evaluated about the distinguishability of typical vegetation; and finally, taking the best vegetation index as auxiliary information, wetland vegetation was classified by neural network supervised method. The classification accuracy of this method was high, and it reached 86.5%, indicating that this method was universality, and can provide theoretical basis and technical way of automatic or semi-automatic vegetation classification and identification.

Key words: vegetation classification; knowledge discovery; vegetation index; water index; neural network

湿地、森林与海洋一起并称为全球三大生态系统, 其中湿地植被是湿地生态系统的主要组成部分。湿地植被是湿地生态系统中能量的固定者和有机营养物质的最初生产者, 是最重要的营养级, 能综合反映湿地的生境特征, 并在湿地水分、物质、能量循环中起重要作用^[1-2]。湿地植被的动态变化能够反映湿地

的生态环境变化, 被认为是一个反映生态环境变化的敏感指示器, 已成为研究热点, 其中植被分类是进行植被覆盖状况和动态变化规律研究的基础^[3]。

遥感技术具有宏观、同步、动态的优势, 可以应用于大规模、大尺度的湿地植被调查中。潮滩湿地处于海陆交汇的特殊地带, 土壤背景受潮汐影响, 变化非

常复杂,可达性差,利用遥感植被分类这是难点^[4-5]。针对湿地复杂环境下植被信息提取,国内外学者展开了大量研究。Hugo Coops 等^[6]2008 年利用 Landsat-5 TM 数据源研究了多瑙河三角洲湖泊湿地水生植物,该分类方法以大量的野外工作为基础,通过主成分分析法提取了 10 种湿地植被,分类效果较好。Dogan 等^[7]利用 QuickBird 影像对浅湖的湿地植被进行了分类,该分类方法使用了水体掩膜和非监督分类法,人工干预少,但分类精度低。在高光谱湿地植被分类中国外学者对水稻的研究较多,并建立了水稻产量的高光谱估算模型^[8]。我国学者在对湿地植被分类中,主要是通过光谱特征分析及波段变换采用决策树分类方法^[9-11],该方法需要一定专业知识,在确定决策树阈值时,往往需要大量的试验,在分类时分类依据较少且完全靠人为制定。上海崇明东滩是我国重要的河口湿地,它为亚太地区迁徙鸟类提供了重要的越冬生境和中途停歇点,是我国濒海湿地生物多样性关键地区。1992 年崇明东滩湿地被列入《中国保护湿地名录》,2002 年被湿地国际组织接纳为“国际重要湿地”(编号 1144),2005 年被国家林业局批准为国家级鸟类自然保护区。

本文以崇明东滩为例,以 Landsat-5 TM 影像为数据源,在波谱特征分析的基础上,基于知识发现探索水体、淤泥、植被等信息的自动提取方法,探讨将光谱特征变量作为辅助信息进行植被分类的方法,以期为滩涂地区植被动态监测及覆盖状况提供参考,并为进一步研究植被群落生态系统稳定性和植被恢复提供科学依据。

1 研究区概况及数据预处理

1.1 研究区概况

崇明东滩是长江口规模最大、发育最完善的河口型潮汐湿地,位于崇明岛最东端(东经 121°53′—122°10′,北纬 31°26′—31°35′),是由长江径流携带的泥沙沉积而成,目前仍以每年 150~200 m 的淤涨速度向东海推进。崇明东滩地势平坦,滩地以 0.05% 的和缓坡度向海倾斜,滩高为 3.6~4.2 m,土壤盐度为 3~6,多由粉砂组成且有机质含量高。崇明东滩属于北亚热带海洋性气候,温和湿润,年平均气温为 15~16℃,这些自然环境为潮滩植被的生长、发育和繁殖提供了良好条件,植被生长旺盛。崇明东滩植被主要以挺水型植物为主,由低潮区的海三棱藨草,包括糙叶苔草和藨草群落带、内侧高潮区的芦苇群落和中、高潮区交错混生的互花米草群落 3 大类,伴以碱蓬或白茅为主的盐土植被,主要植被群落具有高程梯度分

布的特征。遥感影像主要地物包含内陆、植被潮滩及浑浊水体。本文主要针对潮滩中的主要植被群落芦苇、互花米草和海三棱藨草进行植被分类研究。

1.2 遥感影像预处理

本文选用获取时间为 2007 年 7 月 28 日 10:19 的 Landsat-5 TM 影像数据为数据源,该影像成像时天空无云,质量较好,水边线未淹没潮滩植被。成像时间潮滩植被覆盖度高、信息丰富、特征明显,易于解译。对遥感影像的预处理主要包括辐射定标、大气校正、几何校正和影像增强等。本文辐射定标利用 Chander、Markham 和 Helder 的研究成果,选用 NLAPS 处理产品的对应定标参数完成辐射定标,采用 MODTRAN 4+辐射传输模型完成大气校正^[12-13]。利用上海滩涂 1:5 万地形图对大气校正后的遥感影像进行几何校正,在海堤上及海堤内侧选择共 15 个校正点,采用一次多项式,最邻近重采样的方法插值。最后的几何校正误差为 0.333,小于 0.5 个像元。对于几何校正后的遥感影像,通过 2% 裁剪拉伸进行增强。

2 基于知识发现的植被分类方法

2.1 地物光谱特征采集

地物的光谱特征研究是现代遥感技术的重要组成部分,是遥感应应用分析的基础。光谱特征研究的总体方法包括:(1) 用光谱仪测定实际光谱;(2) 用理论公式推导地物理想光谱值;(3) 通过影像分析确定波段对应值。本文中对研究区典型地物的波谱分析采用两种方法:一是采用 ENVI 软件直接从 TM 影像上采集研究区内典型地物在不同波段上的光谱响应值(图 1)。二是利用美国 ASD 公司生产的 FieldSpecR 3 Hi-Res 便携式地物光谱仪采集研究区内典型地物的光谱值(图 2)。由于淤泥、水体光谱与植被光谱区分性强,且实地采集困难大,因此本文没有实测淤泥与水体光谱。

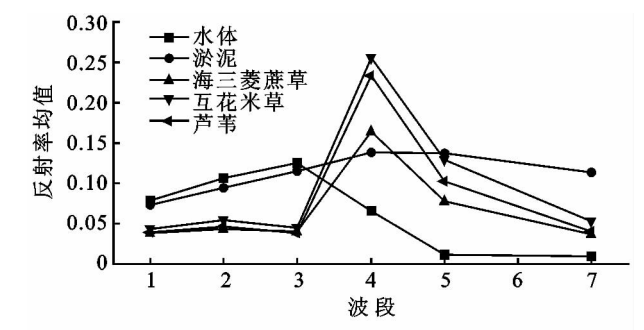


图 1 TM 典型地物光谱曲线

2.2 典型地物光谱特征分析

(1) 通过植被光谱曲线可以看出,两种方法获得的地物光谱曲线具有很强的相似性,预处理后的遥感

影像能够真实地记录地表信息。

(2) 植被与非植被的光谱特征差异较大。在可见光波段非植被类型地物反射率较植被反射率高;在红外波段浑浊水体由于水的吸收作用,其反射率明显低于其它地物类型;淤泥的光谱曲线没有明显的峰谷特征。

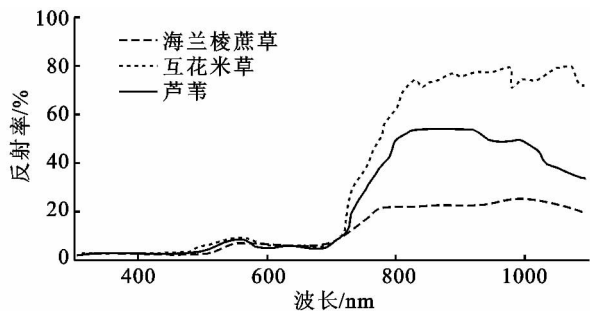


图2 实测典型地物光谱曲线

(3) 典型绿色植被光谱特征明显,在可见光波段大部分被吸收只有绿光波段被少量反射,在近红外波段光穿透叶绿素,被绿色植物的叶片细胞反射,形成强反射。

(4) 从实测的3种类型植被的光谱曲线(图2)可以看出,3种典型地物的光谱曲线特征相似,区分难度大,但在近红外波段,互花米草反射率最高,其次是芦苇,海三棱藨草为最低,这与遥感影像典型地物反射率均值一致。

2.3 植被潮滩提取

由以上分析可得,潮滩植被光谱特征相似,淤泥与水体光谱特征差异明显且容易提取。潮滩地区的遥感影像主要包含内陆、植被潮滩、淤泥及浑浊水体,为了减少“同物异谱”和“异谱同物”,本文将植被潮滩从遥感影像中单独提取出来。

2.3.1 内陆分离 内陆分离是以海堤为界将内陆分离出去。本文利用 ENVI 软件以手动建立掩膜的方式将内陆分离。

2.3.2 水体分离 归一化差异水体指数[NDWI = (Green - NIR)/(Green + NIR)]和改进的归一化差异水体指数[MNDWI = (Green - MIR)/(Green + MIR)]是水体信息提取最常用的方法。水体指数法通过波段间的比值运算能够增强某些地物的反差,是水体信息提取的典型方法^[14]。归一化差异水体指数最先由 Mcfeeters 提出,后由徐涵秋提出了改进归一化差异水体指数^[15]。从计算公式可以看出两个水体指数只是参与计算的波段不同,为了寻找增强水体与淤泥(背景)反差的最优方法,本文按照归一化水体指数的思想,计算了 TM1、TM2、TM3 和 TM4、TM5 的波段组合值。通过计算水体与淤泥样本均值距离

来评价增强反差效果,在计算结果中,(TM1 - TM5)/(TM1 + TM5)最大,其次是(TM3 - TM5)/(TM3 + TM5)。考虑到研究区水体与淤泥在空间上临近,在水体提取中本文采用(TM1 - TM5)/(TM1 + TM5)波段组合,将两个类别的概率密度曲线相交点(0.4)作为分割阈值对水体进行分离^[16-17]。

2.3.3 植被提取 归一化植被指数[NDVI = (TM3 - TM4)/(TM3 + TM4)]是植被状态和植被覆盖度的最佳检测指标^[18],因此,本文通过 NDVI 将植被潮滩提取出来。

2.4 植被指数计算

植被指数是指由多光谱数据,经线性或非线性组合构成的对植被有一定指示意义的各种数值。它与单波段影像数据相比,能更好地指示植被特性,减少植被信息提取的不确定性,增加植被信息特征提取的精确性。植被指数的影响因子众多,主要包括植被覆盖状态、土壤背景、传感器观测条件等。人们从不同的应用需要出发,提出了各种各样的植被指数。潮滩湿地处于海陆交汇的特殊地带,土壤背景的变化非常复杂,目前针对湿地的植被指数仍然比较少见^[19]。为了寻找适合潮滩植被分类的植被指数,本文计算了比值植被指数(RVI = TM4/TM3)、三波段比值植被指数(TRVI = (TM4 + TM2 - TM3)/(TM4 + TM2 + TM3)(TM4 - TM3))、归一化植被指数(NDVI = (TM3 - TM4)/(TM3 + TM4))、土壤调节植被指数(SAVI = (TM4 - TM3)(1 + L)/(TM4 + TM3 + L),其中 L 为常数本文取值 0.5)、差值植被指数(DVI = TM4 - TM3)、大气阻抗植被指数(ARVI = (TM4 - (2TM4 - TM2))/(TM4 + (2TM4 - TM2)))、修正土壤调整植被指数(MSAVI = (2TM4 + 1 - ((2TM4 + 1)^(1/2) - 8(TM4 - TM3)))^(1/2)、重归一植被指数(RDVI = $\sqrt{NDVI + DVI}$)、主成分变换(PC)、缨帽变换(KT)、独立主成分变换(IC)等典型植被指数。

2.5 最佳植被指数选择

不同植被指数的波段选择和计算方式存在差异,对不同地物的区分效果也不尽相同。为了评价植被指数在潮滩植被调查中的效果,本文选用均值间标准化距离(d)来反映两个地物密度函数的可分性^[20],其公式为:

$$d = |\mu_1 - \mu_2| / (\delta_1 + \delta_2) \quad (1)$$

其中: μ_1, μ_2 ——两类样本的光谱均值; δ_1, δ_2 为两类样本的标准方差。按公式(1)对典型地物芦苇、互花米草、海三棱藨草进行标准化距离计算,为了使计算结果具有可比性,在计算之前将各植被指数在

[0,255]进行线性拉伸,计算结果如表 1 所示。受篇幅限制,在 IC、PC 及 KT 变换中,仅列出标准化距离较大值分量。

为了总体评价植被指数在潮滩植被分类中的可分性,本文通过典型植被间的标准化距离和值来进行评价。距离和值越大可分性越好,反之则差,将距离和值从高到低排序,结果如表 1 所示。表 1 表明,对于潮滩优势植被,海三菱蘆草和芦苇、海三菱蘆草和互花米草可分性较强,芦苇和互花米草可分性较差,只有 KT1、KT2、DVI 植被指数具有较好的可分性,但距离值也较小。

表 1 均值间标准化距离统计

植被指数	LW—HH	HS—LW	HS—HH	距离和
TRVI	0.090	0.840	0.794	1.725
KT1	0.102	0.751	0.819	1.673
MSAVI	0.017	0.819	0.835	1.671
NDVI	0.023	0.798	0.820	1.641
SAVI	0.023	0.798	0.820	1.641
ARVI	0.013	0.796	0.813	1.623
KT2	0.097	0.704	0.776	1.576
DVI	0.095	0.698	0.770	1.563
RVI	0.027	0.721	0.754	1.502
IC2	0.068	0.646	0.695	1.410
RDVI	0.024	0.322	0.363	0.708

注:LW—芦苇;HS—海三菱蘆草;HH—互花米草。

2.6 神经网络分类

神经网络在对多光谱数据进行分类时,不需要概率分布模型,可以方便地将地理辅助数据及光谱派生

数据加入到多光谱数据的分类中去,它通过对训练样本学习获得网络的权值,形成分类器,且在一定程度上可以消除传统遥感影像分类所带来的模糊性和不确定性^[21-22]。研究表明,利用神经网络进行遥感监督分类的精度比传统分类高 10%~30%。综合考虑标准化距离和值最大及芦苇和互花米草的可分性,本文将 KT1、TRVI 和 DVI 植被指数加入到原始影像,采用神经网络分类方法对潮滩植被进行监督分类。

3 结果与分析

采用神经网络方法分别对预处理后的原始影像、最佳植被指数组合影像及原始影像加最优植被指数的遥感影像通过 ENVI 4.8 软件进行神经网络监督分类,并对分类精度进行评价。在分类精度评价中,将实地调勘察与上海市边滩资源遥感调查结合,分别选取了 827 个芦苇样本、572 个互花米草样本和 620 个海三菱蘆草样本,建立混淆矩阵,并计算相关指标,得表 2。

由表 2 可知,在去除了水体、淤泥后,仅针对植被潮滩进行植被分类的精度较高。从总体分类精度和 Kappa 系数上看,由于原始影像加上指数影像后增加了植被的可区分信息,该影像分类精度最高;由于植被指数绝大多数是由 TM3、TM4 波段经过线性和非线性组合而成,忽略了其它波段的光谱信息,因此,由最佳植被指数组合的影像分类精度较低。从用户精度上看,海三菱蘆草精度最高,互花米草最低,这和互花米草与芦苇之间标准化距离最小可分性最差相一致。

表 2 不同影像的混淆矩阵及分类精度比较

影像	分类类别	地物类别				用户精度/ %	总精度/ %	Kappa 系数
		LW	HH	HS	合计			
原始影像	LW	637	116	61	814	78	80.0	0.72
	HH	108	454	35	597	76		
	HS	82	2	524	608	86		
	合计	827	572	620	2019			
最佳指数	LW	362	425	54	841	43	51.8	0.26
	HH	242	145	27	414	35		
	HS	223	2	539	764	70		
	合计	827	572	620	2019			
原始 & 最佳指数	LW	702	84	52	838	84	86.5	0.81
	HH	105	486	10	601	80		
	HS	20	2	558	580	96		
	合计	827	572	620	2019			

注:LW——芦苇;HS——海三菱蘆草;HH——互花米草。

4 结论

本文分析了研究区典型地物的实测反射光谱曲

线和遥感影像光谱曲线,通过编程自动比较了植被指数和水体指数在崇明东滩典型地物信息提取中的优劣。在此基础上,用密度分割方法对研究区域水体和

淤泥进行信息提取,手动方式对内陆进行分离。最后对植被潮滩中的典型植被进行神经网络监督分类。在植被分类过程中得到以下结论:利用水体指数和植被指数将植被从遥感影像中提取出来,可以提高典型地物的统计精度,较好地克服“同物异谱”和“同谱异物”现象。在预处理后的遥感影像中加入了最佳植被指数后,分类精度提高至 86.5%。基于知识发现的潮滩植被分类,在水体和淤泥提取、感兴趣选择和最佳指数确定中,通过编程实现。该分类方法所需专业知识少,分类速度快,可以快速、准确地掌握湿地优势地物的分布状况及动态变化趋势。崇明东滩互花米草与海三菱蓼草纹理特征、光谱曲线特征相似,且受环境背景影响大,分类精度还不是特别理想。

参考文献:

- [1] 孟宪民. 湿地与全球环境变化[J]. 地理科学, 1999, 19(5): 385-391.
- [2] 孙广友. 中国湿地科学的进展与展望[J]. 地球科学进展, 2000, 15(6): 666-669.
- [3] 李晓兵, 史培军. 基于 NOAA/AVHRR 数据的中国主要植被类型 NDVI 变化规律研究[J]. 植物学报, 1999, 41(3): 314-324.
- [4] 刘瑜, 韩震. 基于遥感的长江口南汇潮滩植被群落时空动态变化[J]. 上海海洋大学学报, 2009, 18(5): 579-585.
- [5] 刘瑜, 韩震, 李睿. 基于主成分分析和植被指数的潮滩植被信息提取研究[J]. 遥感应用, 2010(4): 44-50.
- [6] Coops H, Hanganu J, Thdor M, et al. Classification of Danube Delta lakes based on aquatic vegetation and turbidity[J]. Hydrobiologia, 1999, 415: 187-191.
- [7] Dogan O K, Akyurek Z, Beklioglu M. Identification and mapping of submerged plants in a shallow lake using quickbird satellite data[J]. Environmental Magagement, 2009, 90(7): 2138-2143.
- [8] Lacapra V C, Melack J M, Gastil M, et al. Remote sensing of foliar chemistry of inundated rice with imaging spectrometry[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(1): 50-58.
- [9] 张策, 臧淑英, 金竺, 等. 基于支持向量机的扎龙湿地遥感分类研究[J]. 湿地科学, 2011, 9(3): 263-270.
- [10] 阿也提古丽·斯迪克, 赵书河, 左平, 等. 基于知识工程师的崇明岛东滩自然保护区盐沼植被分类研究[J]. 国土资源遥感, 2010(1): 123-126.
- [11] 刘瑜, 韩震. 植被指数在长江口潮滩湿地植被信息提取中的应用研究[J]. 遥感技术与应用, 2009, 24(6): 777-783.
- [12] 姚薇, 李志军. Landsat 卫星遥感影像的大气校正方法研究[J]. 大气科学学报, 2011, 34(2): 251-256.
- [13] 侯东, 宋国宝, 董燕生, 等. TM 传感器辐射定标参数精度分析[J]. 国土资源遥感, 2010(4): 14-18.
- [14] 席晓燕, 沈楠, 李小娟. ETM+ 影像水体提取方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2009, 30(4): 993-996.
- [15] 曹荣龙, 李存军, 刘良云, 等. 基于水体指数的密云水库面积提取及变化监测[J]. 测绘科学, 2008, 33(2): 158-160.
- [16] 李庆海, 陶本藻. 概率统计原理和在测量中的应用[M]. 北京: 测绘出版社, 1990.
- [17] 李均力, 盛永伟, 骆剑承. 喜马拉雅山地区冰湖信息的遥感自动化提取[J]. 遥感学报, 2011, 15(1): 36-43.
- [18] 田庆久, 闵祥军. 植被指数研究进展[J]. 地球科学进展, 1998, 13(4): 327-333.
- [19] Zhao Bin, Yan Yaner, Guo Haiqiang, et al. Monitoring rapid vegetation succession in estuarine wetland using time series MODIS-based indicators: an application in the Yangtze River Delta Area[J]. Ecological Indicators, 2009, 9(2): 346-356.
- [20] Aronoff S, Goodfellow W. Effective analysis of image processing to regional geochemical data[J]. Advanced Technology for Monitoring and Processing Global Environmental Data, 1985, 7: 220-234.
- [21] 张友水, 冯学智, 阮仁宗, 等. Kohonen 神经网络在遥感影像分类中的应用[J]. 遥感学报, 2004, 8(2): 178-184.
- [22] 张金屯, 杨洪晓. 自组织特征人工神经网络在庞泉沟自然保护区植物群落分类中的应用[J]. 生态学报, 2007, 27(3): 1005-1010.