

喻俊,李晓敏,张权,等. 基于实测高光谱数据的大湖湖滨带典型植被分类[J]. 江苏农业科学,2017,45(5):240-244.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2017.05.065

基于实测高光谱数据的太湖湖滨带典型植被分类

喻俊¹, 李晓敏¹, 张权¹, 侍昊², 薛建辉³, 褚军³

(1. 江西省林业调查规划研究院, 江西南昌 330046; 2. 江苏省环境监测中心, 江苏南京 210036; 3. 南京林业大学, 江苏南京 210037)

摘要: 湖滨带是湖泊生态系统与陆地生态系统的连接枢纽, 对陆地生态环境的稳定有着积极的作用, 利用植被高光谱特征识别湖滨带植被生长与分布状况对滨岸生态系统的管理和研究具有十分重要的意义。以太湖湖滨带(宜兴段)为研究区域, 利用 FieldSpec® 3 Hi-Res 便携式地物光谱仪测量 5 类典型植被冠层光谱; 在利用 S Golay 滤波对异常光谱数据进行剔除的基础上, 采用光谱微分法与植被指数法构建光谱特征; 应用人工神经网络法结合因子分析法对典型植被进行分类提取。结果表明: (1) 利用 S Golay 滤波方法能够较好地平滑噪声, 保留其真实光谱特征; (2) 在利用原始反射率、植被指数、一阶光谱微分、二阶光谱微分的 4 种分类组合中, 二阶微分数据的神经网络分类精度最高, 原始分辨率分类精度最低; (3) 在不同植被类型的分类中, 4 类分类组合方法对夹竹桃的分类效果最好, 对柳杉的分类效果最差。

关键词: 高光谱; 光谱特征变换; 因子分析; 神经网络; 湖滨带; 植被分类

中图分类号: S184; S127 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2017)05-0240-05

高光谱遥感技术始于 20 世纪 80 年代, 依靠连续分布的窄波段描述地物的光谱特征, 识别与诊断不同的植被类型^[1]。高光谱遥感有波段多、信息量大的特点, 依靠连续分布的纳米级波段对植被进行光谱反射率描述, 能最大限度地反映同类型植被不同生长状况和不同植被之间的差别, 为精确地进行植被分类提供依据。与传统的宽波段遥感数据相比, 高光谱数据不限于一般性的红光吸收特征和近红外的反射特征以及中红外水吸收特征, 不受到波段宽度、波段数的限制, 对土地覆盖类型识别和植被长势等反应较为敏感^[2]。

近年来, 一些学者通过采集植被光谱, 分析不同植被的光谱特征差异, 探索用于植被分类的方法, 并获得了一些高光谱植被分类的成果。如万余庆等以延河流域优势物种为研究对象, 描述了优势物种的光谱特征, 总结出了用于识别优势物种的光谱鉴别方法^[3]; 范文义等对内蒙古科尔沁沙地地区地物光谱信息进行采集, 通过对光谱微分和归一化处理对地物光谱进行分析^[4]; 王志辉等利用高光谱技术, 通过分析树种一阶微分、二阶微分曲线, 对南方 4 种常见树木进行分类, 并选择出差较大的 1 657~1 666 nm、1 868~1 877 nm 作为识别树种的敏感波段^[5]; 李娜等采用因子分析方法对高光谱数据进行降维处理, 解决了高光谱数据波段多、波段间相关性大的

问题, 并采用航空推扫型成像光谱仪 (PHI) 数据进行试验分析, 表明因子分析不仅能最大程度保留波段原始信息, 而且能有效消除波段间的相关性, 增强类别可分性^[6]。

目前, 已有学者利用多光谱遥感技术对湖滨带植被信息进行提取, 但是利用植被高光谱特征对湖滨带植被进行分类鲜有报道。此外, 与传统多光谱相比, 高光谱多波段、高信息量在湖滨带植被分类研究上的优势也需要进一步探讨。因此, 本研究以太湖湖滨带(宜兴段)为研究区, 采集区域内 5 种典型植被高光谱数据, 在利用光谱微分法与植被指数法进行数据运算的基础上, 运用人工神经网络法进行植被分类, 并比较识别湖滨带不同植被, 获取分类结果, 以期以太湖湖滨带植被的分类与监测研究提供有效的技术方法补充。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

太湖位于江苏省南部, 南邻浙江省湖州市, 横跨苏州市、无锡市、常州市与宜兴市 4 市域, 全部水域位于江苏省境内, 是我国五大淡水湖之一。本研究所选湖滨带研究区位于宜兴市境内, 宜兴市地理位置为 31°07'~31°37'N, 119°31'~120°03'E, 地区内气候常年温暖湿润, 年均气温 15.7℃, 降水量 1 177 mm, 全年平均降水日 136.6 d, 地面与地下水含量非常丰富。

20 世纪以来, 太湖流域经济快速发展, 造成农田、湿地和林地建设用地大量侵占, 尤其是太湖湖滨植被带被逐步蚕食。由于缺少完整的植被缓冲带, 导致湖面的富营养化明显高于其他区域。因此, 从 2009 年初开始, 各级林业以及环保部门建立了环太湖的生态防护林及植被恢复林带, 当地的生态环境开始得到改善。本研究选择的湖滨带主要植被有水杉、芦苇、香樟、重阳木、夹竹桃、柳杉等, 并按照离湖堤的近远呈现水杉—芦苇—灌木—小乔—农田的分布结构。区域内乔木一般高度为 4~5 m, 树龄为 5~10 年, 研究区位置见图 1。

收稿日期: 2016-08-25

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 41501431); 林业公益性行业科研专项(编号: 201404305); 江苏省普通高校自然科学研究计划(编号: 15KJB420001); 江苏省研究生培养创新工程(编号: CXZZ12_0523)。

作者简介: 喻俊(1981—), 男, 江西南昌人, 工程师, 主要从事林业遥感与地理信息系统研究。Tel: (0791) 86207662; E-mail: 27680596@qq.com。

通信作者: 侍昊, 博士, 工程师, 主要从事生态环境遥感监测。Tel: (025) 86575231; E-mail: shihao_752@163.com。

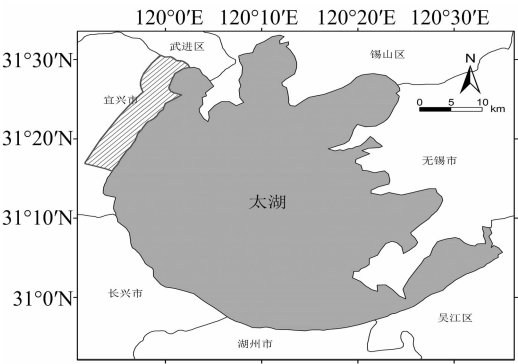


图1 研究区位置示意

1.2 研究方法

1.2.1 高光谱数据采集 依据均匀布点原则,在研究区内(主要距太湖大堤 500 m 范围内)设置 100 个调查样方(大小为 10 m×10 m),开展光谱数据采集工作。依据植被分布状况,在距离大堤 50~100 m 范围主要采集芦苇光谱;距离大堤 100~500 m 范围内采集小乔木、灌木光谱数据。植被光谱采集在无风晴朗天气进行,为了达到较好的光照度,采样时间定为每天 10:00—15:00。为了降低光谱采集过程中人体光照反射对植被光谱采集的影响,所有采集光谱人员均着深色服装,站立于植被和太阳连线之间。每个样方在植被向阳冠层面采集 3~5 株同类型植被,每次采集 10 条光谱。为了使光谱仪视场内目标唯一,置光谱探头于目标顶部 1.3 m 处。采集的植物属性如表 1 所示。采样设备选用美国 ASD 公司 FieldSpec® 3 Hi-Res 便携式地物光谱仪,该光谱仪采用 512 阵元阵列 PDA 探测器和 2 个独立的 InGaAs 探测器,具有高信噪比、高可靠性、高重复性的特征。其中 350~1 000 nm 光谱分辨率率为 3 nm,光谱采样间隔为 1.377 nm;1 000~2 500 nm 光谱分辨率为 10 nm,光谱采样间隔为 2 nm;最快可以得到 10 条/s 光谱曲线的速度。

表 1 研究区域采集光谱的植被统计

编号	植物类型	植物名	拉丁名	数量(株)
1	乔木	重阳木	<i>Bischofia polycarpa</i>	22
2	乔木	柳杉	<i>Cryptomeria fortunei</i>	15
3	乔木	香樟	<i>Cinnamomum camphora</i>	26
4	灌木	芦苇	<i>Phragmites australis</i>	21
5	灌木	夹竹桃	<i>Nerium indicum</i>	13

1.2.2 高光谱数据预处理 受到环境因素以及仪器自身影响,采集的光谱中不可避免地会出现低频噪音;因此,对光谱信息作滤波处理以还原植被真实光谱信息尤为重要。S Golay 滤波是 1 种成熟且可靠的高光谱滤波手段,通过移动窗口的加权平均计算得出该窗口内的滤波值,其中加权系数通过高阶多项式的最小二乘拟合得出^[7]。S Golay 方法具体如下:

$$Y_j^* = \frac{\sum_{i=-m}^m C_i Y_{j+i}}{N} \quad (1)$$

式中: Y_j^* 为滤波后高光谱数据; Y_{j+i} 为原始光谱数据; C_i 为滤波系数; N 为滑动窗口包含的数据点($2m+1$)。

需要注意的是,研究所采用光谱仪波段范围为 350~2 500 nm,由于受到空气中水汽的影响,光谱曲线在 1 350~1 450、1 800~2 000、2 350~2 500 nm 间产生了很大的波动,形成了噪音,对于植被光谱识别分类极为不利,因此在原始光谱中将该 3 波段范围的反射率值进行剔除^[8]。

1.2.3 高光谱特征变换

1.2.3.1 光谱植被指数构建 植被指数以波段差分或者比值计算的方式,增强植被的特定光谱特性和植被间的可分性,从而将不同植被进行分类。有关研究表明:在可见光和近红外波段,植被指数可以有效地区分不同植被^[9]。在该光谱波段范围内,植被冠层结构、叶片结构、水分含量等理化特征均能得到有效体现^[10]。笔者通过整理相关研究^[11-15],采用 23 种植被指数作为研究对象,详见表 2。

表 2 23 种植被指数

序号	光谱指数	定义
1	PBI	R_{810}/R_{560}
2	SRWI	R_{860}/R_{1240}
3	WI	R_{900}/R_{970}
4	RVlhyp	R_{1088}/R_{1148}
5	LAIDI	R_{1250}/R_{1050}
6	MSI	R_{1600}/R_{819}
7	RVSI	$[(R_{712} + R_{752})/2] - R_{732}$
8	SIPI	$(R_{800} - R_{445})/(R_{800} - R_{680})$
9	PSNDA	$(R_{800} - R_{680})/(R_{800} + R_{680})$
10	mSR750	$(R_{750} - R_{445})/(R_{705} - R_{445})$
11	VOG2	$(R_{743} - R_{747})/(R_{715} + R_{720})$
12	LCI	$(R_{850} - R_{710})/(R_{850} + R_{680})$
13	NDWI	$(R_{860} - R_{1240})/(R_{860} + R_{1240})$
14	DD	$(R_{750} - R_{720}) - (R_{700} - R_{670})$
15	DSWI	$(R_{820} + R_{547})/(R_{1657} + R_{682})$
16	LWVI-1	$(R_{1094} - R_{893})/(R_{1094} + R_{893})$
17	NPII	$(R_{819} - R_{1600})/(R_{819} + R_{1600})$
18	NPCI	$(R_{680} - R_{430})/(R_{680} + R_{430})$
19	mNDVI705	$(R_{750} - R_{705})/(R_{750} + R_{705} - 2R_{445})$
20	sLAIDI	$S(R_{1050} - R_{1250})/(R_{1050} + R_{1250}), S = 5$
21	MTVII	$1.2[1.2(R_{800} - R_{550}) - 2.5(R_{670} - R_{550})]$
22	TVI	$0.5[120(R_{750} - R_{550}) - 200(R_{670} - R_{550})]$
23	TCARI	$3[(R_{700} - R_{670}) - 0.2(R_{700} - R_{550})(R_{700}/R_{670})]$

1.2.3.2 光谱反射率微分处理 光谱微分法是一种常用的光谱处理方法,它通过增强光谱曲线在坡度上的细微变化,而且可以消除背景信息对于光谱反射率的影响,降低大气辐射、散射作用^[16]。对于植被而言,光谱曲线的细微变化与植被的生物化学吸收特征有关^[17]。光谱一阶微分、二阶微分的计算公式如下:

$$\rho'(\lambda_i) = \frac{\rho(\lambda_{i+1}) - \rho(\lambda_{i-1})}{2\Delta\lambda} \quad (2)$$

$$\rho''(\lambda_i) = \frac{\rho'(\lambda_{i+1}) - \rho'(\lambda_{i-1})}{2\Delta\lambda} = \frac{\rho(\lambda_{i+1}) - 2\rho(\lambda_i) + \rho(\lambda_{i-1}))}{\Delta\lambda^2} \quad (3)$$

式中: λ_i 为每个波段的波长; $\rho'(\lambda_i)$ 、 $\rho''(\lambda_i)$ 分别为波长的一阶微分、二阶微分光谱值; $\Delta\lambda$ 为波长 λ_{i-1} 到 λ_i 的间隔。

1.2.4 植被信息提取

1.2.4.1 光谱数据降维 高光谱数据波段多、数据量大,数

据间易形成较大的冗余,因此对数据进行降维处理有利于不同植被的辨识分类^[18]。因子分析模型是 1 种基于降维的数据分析方法,它将变量群中有共性的变量进行分析,找出隐藏在众多数据中具有代表性的因子,将同质性的因子归为 1 类,使同组内的变量之间相关性较高,不同组间的相关性较低,以较少的新变量来代替之前繁多的变量,以起到降维的作用^[19]。本研究采用植被原始反射率 350 ~ 1 349、1 451 ~ 1 799、2 001 ~ 2 349 nm 波段作为因子分析变量,植被一阶微分采用 500 ~ 1 000 nm 波段为输入变量进行因子分析,植被二阶微分采用 500 ~ 800 nm 波段为输入变量进行因子分析,23 种植被指数不作因子分析。对 3 种光谱数据作因子分析,得到各自方差解释以及方差最大化正交因子旋转后的贡献度。

1.2.4.2 神经网络分类 人工神经网络模型通过模拟大量相互连接的简单处理单元工作,将处理单元按层排列。一般在人工神经网络中通常有 3 个部分:1 个输入层(input layer),1 个或者更多的隐藏层(hidden layers),1 个输出层(output layer)。这些单元间通过不断变化的连接强度或权值连接^[20]。本研究利用人工神经网络对夹竹桃、柳杉、芦苇、香樟、重阳木 5 类植被进行分类,其中神经网络输入层由植被反射率光谱、一阶微分光谱、二阶微分光谱因子分析得到的主因子以及 23 种植被指数组成;隐藏层在模型训练过程开始前给予默认起始数值,在训练过程中再对其进行调整;输出层由植被类型 1(夹竹桃)、2(柳杉)、3(芦苇)、4(香樟)、5(重阳木)组成。

在因子分析的基础上,将提取的因子变量作为输入层输入 Clementine 数据源节点中并读取数据;将 5 类植被类型(1,夹竹桃;2,柳杉;3,芦苇;4,香樟;5,重阳木)作为输出层;为了确保分类的准确性将输入数据进行分区处理,50% 用于训练模型,50% 用于模型验证,建立神经网络模型。采用动态方

法进行神经网络模型训练,为了使分类训练达到最优模式,对测试数据进行多次试验。为保证模型的精确再现性,设置随机种子为 1。选用 Accuracy(99.8%)作为训练停止标志,以保证每次训练模型网络达到最佳状态。选取 67 条光谱作为训练数据,30 条光谱作为预测数据。

2 结果与分析

2.1 典型植被光谱滤波分析

利用 S-Golay 滤波方法对原始的高光谱曲线进行去噪处理,植被光谱反射率滤波前后的变化见图 2。S-G 滤波结果表明,在 750 ~ 1 000 nm 之间存在的较大噪声被有效地平滑了,基本保留了其真实光谱特征。

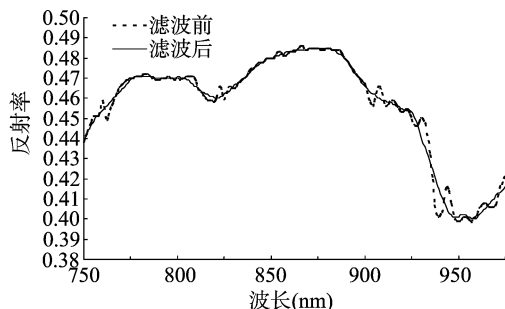
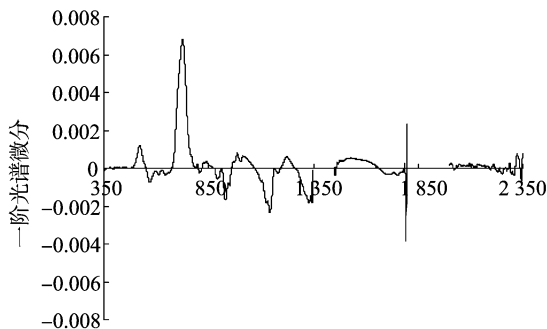


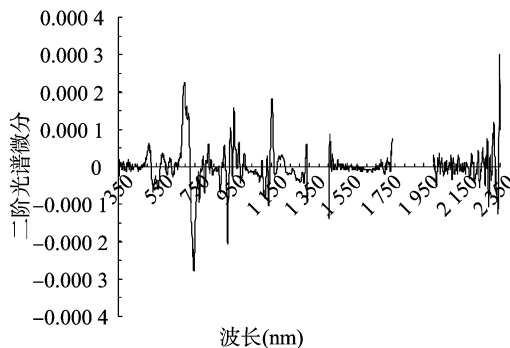
图2 光谱去噪平滑结果(以香樟为例)

2.2 典型植被高光谱数据导数变换

对香樟光谱做一阶微分、二阶微分变换,得到剔除水汽波段的光谱微分曲线(图 3),植被光谱特征变化被很清晰地展示出来。植被一阶微分光谱中,在 520、570 nm 附近出现明显的波峰、波谷;在 680 ~ 750 nm 范围内出现极为明显的峰值,最大值达到 0.007(图 3-a)。植被二阶微分光谱中,在 510 nm 附近出现第 1 个明显峰值,在 690 nm 附近值最大(图 3-b)。



a. 一阶微分变换



b. 二阶微分变换

图3 植被光谱反射率一、二阶微分变换结果(以香樟为例)

2.3 典型植被光谱反射率分析

湖滨带 5 种典型植被高光谱特征见图 4,其光谱曲线反映不同植被独特的生理特性:在可见光波段范围内(380 ~ 760 nm),各种色素支配着植物的光谱响应,其中叶绿素所起的作用最重要^[21];在中心波长 450 nm(蓝色)、650 nm(红色)的 2 个谱带内,叶绿素吸收大部分入射能量,导致该段光谱反射率较低;在 540 nm(绿色)附近植被吸收作用较小,该处光谱曲线形成 1 个反射峰;在可见光波段和近红外波段之间 760 nm 附近光谱反射率急剧上升,从而形成了植被光谱最显

著的特征,称为“红边”现象;在光谱中红外波段,植被光谱曲线受到体内水分含量影响,于 1 650、2 000 nm 附近形成反射峰(图 4)。

在可见光范围内,水体反射光谱特征主要受到水体表面、水体悬浮物、水底部物质和水体叶绿素浓度的影响^[22]。在近红外与中红外波段范围内,水体几乎能够完全吸收入射的电磁波能量,使光谱反射率接近零。沥青路的光谱反射特征主要受石子尺寸、沥青及混合比例的影响^[23],沥青路光谱反射率始终低于 0.1,基本不随着波长变化而波动。土壤是种复

杂的混合物,由物理、化学性质不同的各种物质组成,这些物质将影响土壤光谱反射特征。有关研究表明,土壤光谱特征主要受到土壤矿物、有机质、含水量和质地的影响^[24]。此外,

裸土的光谱反射率与波长呈现一定的正相关性,而这与土壤中的水分、有机质含量有关。

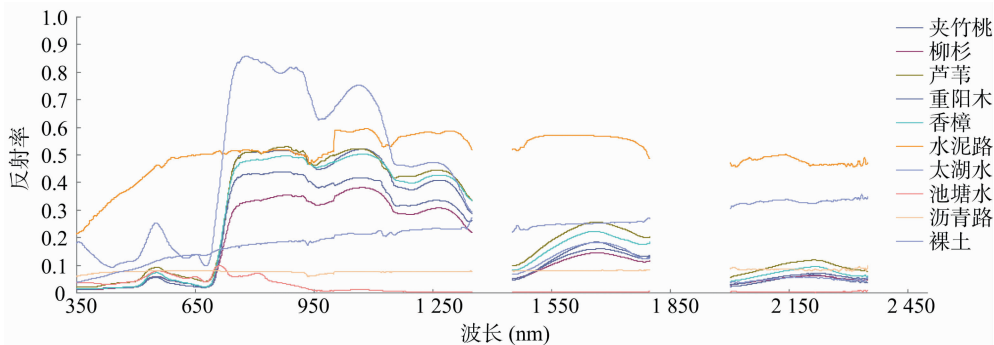


图4 湖滨带地物光谱反射率曲线

2.4 典型植被光谱因子分析

对滨岸带 5 类典型植被光谱进行因子分析表明,旋转后 3 类因子累积贡献度,植被原始反射率光谱 11 个因子的累积贡献度已经达到 99%,植被 500 ~ 1 000 nm 光谱一阶微分 7 个因子的累积贡献度达到 93%,植被 500 ~ 800 nm 光谱二阶微分 10 个因子的累积贡献度达到 86%。该 3 类数据处理方法所得公共因子均能有效描述植被信息。

2.5 典型植被神经网络分类分析

2.5.1 不同光谱特征的分类方法结果分析 采用人工神经网络模型分别对以上 3 类光谱处理方法提取的公共因子和 23 种植被指数进行分类。结果发现,3 种光谱处理法、植被指数法对于湖滨带典型植被分类效果并不一致(表 3)。采用植

被光谱原始反射率并不能对 5 类植被进行准确分类,5 类均出现了错分现象。对典型植被原始光谱所得公共因子进行神经网络分类训练,结果表明,训练精度达到 99.8%,利用预测数据集进行模型验证,验证分类精度为 70%。原始反射率光谱用于柳杉、芦苇、香樟三者间的分类出现较大偏差。值得注意的是,通过光谱曲线分布可以清晰地发现柳杉光谱反射率曲线整体低于芦苇、香樟;芦苇光谱反射率曲线分布范围与香樟相似,且最大反射率曲线均大于柳杉最大者,并且最小反射率曲线均小于柳杉最小者,三者原始光谱可分性不强。

对 23 种植被指数进行神经网络分类训练,结果表明,训练精度达到 99.9%,利用预测数据集进行模型验证,结果表明,验证精度达到 83.33%。23 种植被指数只能将夹竹桃正

表 3 人工神经网络分类结果

预测分类	实际分类						分类精度 (%)	Kappa 系数
	夹竹桃	柳杉	芦苇	香樟	重阳木	合计		
原始反射率							70.00	0.62
夹竹桃	4	1	0	0	0	5		
柳杉	0	3	1	2	0	6		
芦苇	0	2	1	2	0	5		
香樟	0	0	0	6	0	6		
重阳木	0	0	0	1	7	8		
合计	4	6	2	11	7	30		
植被指数							83.33	0.79
夹竹桃	5	0	0	0	0	5		
柳杉	1	4	1	0	0	6		
芦苇	0	0	4	1	0	5		
香樟	0	0	0	5	1	6		
重阳木	0	0	0	1	7	8		
合计	6	4	5	7	8	30		
一阶微分							86.67	0.83
夹竹桃	5	0	0	0	0	5		
柳杉	0	4	1	1	0	6		
芦苇	0	0	5	0	0	5		
香樟	0	0	0	5	1	6		
重阳木	0	0	0	1	7	8		
合计	5	4	6	7	8	30		
二阶微分							93.30	0.92
夹竹桃	5	0	0	0	0	5		
柳杉	0	6	0	0	0	6		
芦苇	0	0	5	0	0	5		
香樟	0	1	0	5	0	6		
重阳木	0	0	0	1	7	8		
合计	5	7	5	6	7	30		

确分类,其他 4 类植被均出现错分。对典型植被光谱一阶微分法所得公共因子进行神经网络分类训练,训练精度达到 99.6%,利用预测数据集进行模型验证,验证精度达到 86.67%。光谱一阶微分法对夹竹桃、芦苇能有效区分,准确度达到 100%;柳杉、香樟、重阳木间出现错分现象。对典型植被光谱二阶微分法所得公共因子进行神经网络分类训练,训练精度达到 99.8%,利用预测数据集进行模型验证,验证精度达到 93.3%。光谱二阶微分法对于夹竹桃、柳杉、芦苇三种植被间能有效的区分,没有出现错分现象;香樟与重阳木间出现错分现象。

2.5.2 不同光谱特征的植被类型分类结果比较 5 类典型植被分类结果中,对于夹竹桃的分类预测,除了利用原始光谱反射率,植被指数、一阶微分、二阶微分均能 100% 正确地进行分类。对于柳杉的分类预测,只有二阶微分能实现 100% 的精度分类。对于芦苇的分类预测,一阶微分、二阶微分能实现 100% 精度的分类。对于香樟的分类预测,只有原始光谱反射率实现了 100% 精度的分类。对于重阳木的分类预测,4 类处理方法得出的分类精度均为 87.5%,都未实现 100% 分类精度。4 类研究方法对于夹竹桃的分类效果最好,对柳杉的分类效果最差。

光谱二阶微分法植被分类 Kappa 系数达到 0.92;原始光谱分类 Kappa 系数 0.62。综合分析可知,二阶微分法对于 5 类典型植被的分类效果最好,原始光谱反射率的分类效果最差。

3 结论

基于实测高光谱数据对太湖湖滨带典型植被开展遥感分类研究,不仅能有效地克服传统遥感影像基于像元分类带来的“同谱异物”“同物异谱”现象,而且能够精确地区分不同地物类型,描绘出地区植被分布状况,为精确地分析与评价湖滨带生态系统提供了技术支撑。研究结果表明:(1)采集的湖滨带 5 种典型植被中,通过 S Golay 滤波方法,较好地平滑了光谱中的噪声,保留了其真实光谱特征;(2)在利用原始反射率、植被指数、一阶光谱微分和二阶光谱微分的 4 种分类组合中,二阶微分数据的神经网络分类精度最高,原始分辨率分类精度最低;(3)在不同植被类型的分类中,4 类研究组合的预测分类结果略有差异,其中对夹竹桃的分类效果最好,对柳杉的分类效果最差。

尽管本研究对太湖湖滨带典型植被分类开展了较为详细的研究,但以下几个方面还需要在后续研究中进一步探讨:(1)本研究中的乔木冠层光谱采样是否规范,是否最真实地反映植被光谱;(2)湖滨带 5 种典型植被的分类所采用的数据处理模式是否具有较好的普适性,是否适用于其他地区。

参考文献:

- [1] 吴 见,彭道黎. 基于空间信息的高光谱遥感植被分类技术[J]. 农业工程学报,2012,28(5):150-153.
- [2] 潘佩芬,杨武军,戴晓爱,等. 不同森林植被的高光谱特征分析[J]. 遥感技术与应用,2013,28(6):1000-1005.
- [3] 万余庆,阎永忠,张凤丽. 延河流域植物光谱特征分析[J]. 国土资源遥感,2001(3):15-20.

- [4] 范文义,杜华强,刘 哲. 科尔沁沙地地物光谱数据分析[J]. 东北林业大学学报,2004,32(2):45-48.
- [5] 王志辉,丁丽霞. 基于叶片高光谱特性分析的树种识别[J]. 光谱学与光谱分析,2010,30(7):1825-1829.
- [6] 李 娜,赵慧洁,贾国瑞. 因子分析模型的高光谱数据降维方法[J]. 中国图象图形学报,2011,16(11):2030-2035.
- [7] 周 辉,王卫东,李星敏,等. 基于长时间序列 NDVI 的陕西省耕地复种指数遥感监测分析[J]. 干旱地区农业研究,2014(3):189-195.
- [8] 林文鹏,李厚增,黄敬峰,等. 上海城市植被光谱反射特征分析[J]. 光谱学与光谱分析,2010,30(11):3111-3114.
- [9] 高 林,李长春,王宝山,等. 基于多源遥感数据的大豆叶面积指数估测精度对比[J]. 应用生态学报,2016,27(1):191-200.
- [10] 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[J]. 生态学报,2011,31(22):6645-6658.
- [11] Peñuelas J, Filella I, Gamon J A, et al. Assessment of photosynthetic radiation - use efficiency with spectral reflectance [J]. New Phytologist, 1995, 131(3):291-296.
- [12] Blackburn G A. Quantifying chlorophylls and carotenoids at leaf and canopy scales: an evaluation of some hyperspectral approaches [J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 66(3):273-285.
- [13] Peñuelas J, Gamon J A, Fredeen A L. Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen - and water - limited sunflower leaves [J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 48(2):135-146.
- [14] Sims D A, Gamon J A. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages [J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(2/3):337-354.
- [15] Haboudane D, Miller J R, Pattey E, et al. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture [J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 90(3):337-352.
- [16] Gny M L, Miao Y X, Yuan F, et al. Hyperspectral canopy sensing of paddy rice aboveground biomass at different growth stages [J]. Field Crops Research, 2014, 155(155):42-55.
- [17] 尚 坤,张 霞,孙艳丽,等. 基于植被特征库的高光谱植被精细分类[J]. 光谱学与光谱分析,2015,35(6):1669-1676.
- [18] 刘雪华,孙 岩,吴 燕. 光谱信息降维及判别模型建立用于识别湿地植物物种[J]. 光谱学与光谱分析,2012,32(2):459-464.
- [19] 肖艳芳,宫辉力,周德民. 基于因子分析的苜蓿叶片叶绿素高光谱反演研究[J]. 生态学报,2012,32(10):3098-3106.
- [20] 官 莉,刘 畅,张雪慧. 人工神经网络算法在红外高光谱资料反演大气温度廓线中的应用[J]. 大气科学学报,2010,33(3):341-346.
- [21] 林文鹏,李厚增,黄敬峰,等. 上海城市植被光谱反射特征分析[J]. 光谱学与光谱分析,2010,30(11):3111-3114.
- [22] 柴 颖,阮仁宗,傅巧妮. 高光谱数据湿地植被类型信息提取[J]. 南京林业大学学报(自然科学版),2015,39(1):181-184.
- [23] 赵 斌,吴桂芳,郝培文. 应用红外光谱进行不同性状沥青的判别[J]. 化工进展,2012,31(12):2753-2755,2760.
- [24] 刘 磊,沈润平,丁国香. 基于高光谱的土壤有机质含量估算研究[J]. 光谱学与光谱分析,2011,31(3):762-766.