

## 基于反射光谱的江淮分水岭区域典型农作物识别

顾留碗<sup>1,2</sup>, 吴见<sup>1,2\*</sup>, 邓凯<sup>1,2</sup>, 王端端<sup>3</sup>

(1.滁州学院地理信息与旅游学院, 安徽 滁州 239000; 2.安徽省地理信息集成应用协同创新中心, 安徽 滁州 239000; 3.南京国图信息产业股份有限公司, 江苏 南京 210036)

**摘 要:**对江淮分水岭区域观测的 8 种农作物冠层光谱进行数据重采样和植被指数计算, 分析了 4 种常用指数和 6 种常用传感器对农作物的识别能力, 同时采用识别效率最高的数据变换形式构建了 BP 神经网络模型。结果表明: 8 种农作物的反射光谱曲线存在较大差异; 6 种传感器对农作物的识别能力由大到小依次为 ETM+、QUICKBIRD、IKONOS、MODIS、ASTER、HRG; 模拟得到的 ETM+和 QUICKBIRD 的近红外与红光波段反射率计算的归一化植被指数(NDVI)和简单比值植被指数(SR)对农作物的识别能力较强; 在不同的数据变换形式中, 对农作物识别精度最高的是—阶微分(FD, 波长间隔 6 nm), 识别精度达 87.3%; 以 FD(波长间隔 6 nm)为输入数据集构建 BP 神经网络模型, 当隐含层节点数为 15 时, 识别精度最高, 达 90.0%。

**关 键 词:** 高光谱; 农作物; 识别; 江淮分水岭区域

中图分类号: TP79

文献标志码: A

文章编号: 1007-1032(2015)05-0569-06

## Typical crop species identification based on the spectral reflectance in Jianghuai watershed area

Gu Liuwan<sup>1,2</sup>, Wu Jian<sup>1,2\*</sup>, Deng Kai<sup>1,2</sup>, Wang Duanduan<sup>3</sup>

(1.Geography Information and Tourism College, Chuzhou University, Chuzhou, Anhui 239000, China; 2.Anhui Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Integration and Application, Chuzhou, Anhui 239000, China; 3.Nanjing Guotu Information Industry Co. Ltd., Nanjing 210036, China)

**Abstract:** Data resample and vegetation index calculation were used to deal with the observed eight kinds of crop canopy spectra in Jianghuai watershed area, and the crop species recognition ability for four common indexes and six sensors was analyzed. At the same time, the data transformation form with the highest recognition efficiency was used to construct the BP neural network model. The results showed that eight kinds of crop spectral curves had large differences and the recognition ability of 6 sensors from big to small: ETM +, QUICKBIRD, IKONOS, MODIS, ASTER, HRG. Crops recognition ability of normalized difference vegetation index (NDVI) and simple ratio (SR) computed by near infrared and red band reflectance of ETM + and QUICKBIRD was stronger. First order differential (FD) (wavelength interval 6 nm) had the highest identification accuracy among different data transformation forms and the identification accuracy was 87.3%. The BP neural network model with 15 hidden layer nodes built by FD (wavelength interval 6 nm) had the highest recognition accuracy, up to 90.0%.

**Keywords:** hyperspectral; crop; recognition; Jianghuai watershed area

绿色植被在光谱特征上具有很多共性, 常规宽波段的遥感数据较难区分作物类型<sup>[1-5]</sup>。高光谱成

像技术的发展, 使得在更窄光谱范围内探测作物的细微差别成为可能, 可提高农作物的识别精度<sup>[6-8]</sup>。

收稿日期: 2014-06-24

修回日期: 2015-07-23

基金项目: 安徽省高校自然科学研究重点项目(KJ2015A261, KJ2015A265); 滁州学院科研项目(2014PY07); 滁州学院校级科研启动基金项目(2012qdl8)

作者简介: 顾留碗(1981—), 男, 江苏南通人, 硕士, 讲师, 主要从事 DEM 数字地形分析与 GIS 集成应用技术研究, Gladwin\_1981@126.com;

\*通信作者, 吴见, 博士, 讲师, 主要从事生态遥感研究, xiangfeidewujian@126.com

农作物的正确识别是作物长势、类型、分布范围等信息提取的前提和基础, 是进行灾害监测、作物估产、农业资源调查的保障<sup>[9-10]</sup>。高光谱遥感技术具有常规影像数据不具备的光谱优势, 对于精准农业的发展具有很重要的意义<sup>[11-14]</sup>。

笔者以江淮分水岭区域常见的 8 种农作物为对象, 通过对作物的高光谱反射特征的分析, 研究了常见卫星传感器以及 4 种常用植被指数对农作物的识别能力。在不同光谱变换形式分析的基础上, 选取最优光谱形式构建 BP 神经网络模型, 对 8 种农作物进行了识别。

## 1 数据获取及测试方法

2014 年 5—6 月, 于江淮分水岭部分地区, 选取小麦、玉米、大豆、油菜、棉花、芝麻、番茄、

辣椒 8 种典型农作物作为光谱测试对象, 每种作物选择 10 处测试点, 每个测试点选取 6 株测试植株, 采用 ASD FieldSpec Pro FR 光谱仪(光谱范围 350~2 500 nm, 光谱分辨率 3 nm@350~1 000 nm, 10 nm@1 000~2 500 nm), 每株光谱测试 3 次, 取平均值, 即每种作物共获取 60 个光谱样本。测定时间为 10: 00—14: 00, 天气晴朗, 无风, 探头距离植株冠层顶约 1.5 m, 向下垂直。

## 2 农作物种类识别

### 2.1 8 种农作物的反射光谱特征

对测得的 8 种农作物的异样光谱曲线进行筛选剔除, 对剩余的光谱曲线进行均值处理, 得到 8 种农作物的光谱均值曲线, 如图 1 所示。

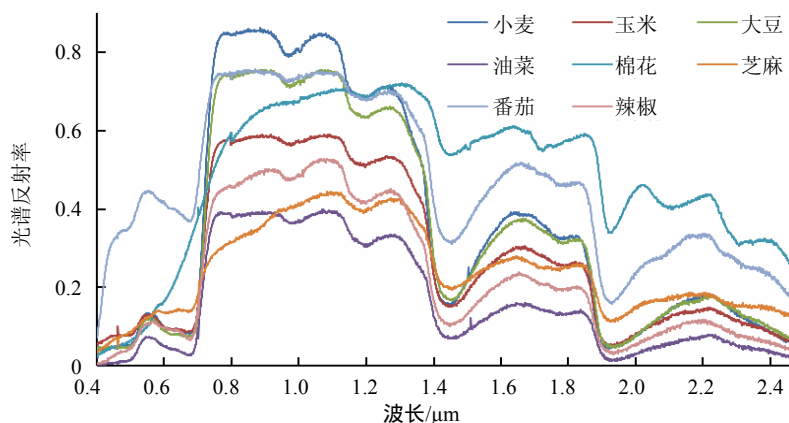


图 1 8 种农作物的光谱反射率曲线

Fig.1 Spectral curves of 8 kinds of crops

从图 1 可以看出, 在整个光谱区间范围内, 8 种农作物的反射光谱差异较大。在 0.35~0.8  $\mu\text{m}$  波长范围内, 番茄的反射率明显高于其他 7 种农作物; 在 0.6~0.8  $\mu\text{m}$  波长范围内, 棉花的反射率明显高于除番茄以外的其他 6 种农作物; 在 0.8~1.4  $\mu\text{m}$  波长范围内, 番茄和大豆的反射率非常接近, 而其他作物之间的反射率差异较大, 小麦的反射率最高, 油菜和芝麻的反射率相对较低; 在大于 1.4  $\mu\text{m}$  的波长范围内, 棉花的光谱反射率最高, 其次是番茄, 油菜的光谱反射率最低。考虑到系统误差会导致首尾两端的光谱曲线噪音较大, 为了去除部分噪声, 得到信噪比较高的信息, 参照文献<sup>[12]</sup>和<sup>[14]</sup>的光谱处理方法, 截取 0.40~0.90  $\mu\text{m}$  波长范围的光谱进行后续处理与分析。在 0.40~0.90  $\mu\text{m}$  波长范围内, 常见传感器将该范围的光谱分为红、绿、蓝、近红外 4

种光谱通道(其中 IKONOS、QUICKBIRD、ETM+、ASTER、HRG 在 0.40~0.90  $\mu\text{m}$  波长范围内仅包含表 1 所示的几个光谱通道, 即选取了这 5 种传感器在 0.40~0.90  $\mu\text{m}$  波长范围内的全部光谱通道), MODIS 在 0.40~0.90  $\mu\text{m}$  波长范围内包含了波段 1、2、3、4、8 至 16 共 13 波段, 选取了 1、2、3、4、15 这 5 个波段(8 至 14 波段多用于海洋水色、浮游生物、沉积物、大气和荧光等观测, 用于植被较少, 15 和 16 波段相近, 且 15 波段的信噪比为 586, 高于 16 波段的信噪比 516), 因而选取 15 波段更能代表 MODIS 传感器的优势。

### 2.2 常见卫星传感器对农作物识别的能力分析

使用 ENVI 软件中的 Spectral Library Resampling 选项可以对实测光谱数据构建的波谱库进行重采

样,使其与特定传感器的波长相匹配<sup>[13]</sup>。本研究采用 6 种不同的预定义滤波函数,通过 ENVI 软件,分别对 8 种农作物的反射光谱进行重采样,获取 IKONOS、QUICKBIRD、ETM+、ASTER、HRG、MODIS 6 种卫星传感器的各通道光谱。各传感器不

同通道对应的光谱区间如表 1 所示。对获取的数据进行分析处理,分别计算 8 种农作物在 6 种传感器各通道上的反射光谱值的标准差(结果见表 2)进而以此结果分析这 6 种传感器对农作物的识别能力。

表 1 不同传感器相应通道对应的波长范围

传感器	Table 1 Wavelength range of channels corresponding to different sensors				
	波长范围/ $\mu\text{m}$				
	CH1	CH2	CH3	CH4	CH15
IKONOS	0.45~0.52	0.520~0.600	0.630~0.690	0.760~0.900	
QUICKBIRD	0.45~0.52	0.520~0.600	0.630~0.690	0.760~0.900	
ETM+	0.45~0.52	0.520~0.600	0.630~0.690	0.760~0.900	
ASTER	0.52~0.60	0.630~0.690	0.760~0.860		
HRG	0.49~0.61	0.610~0.680	0.780~0.890		
MODIS	0.62~0.67	0.841~0.876	0.459~0.479	0.545~0.565	0.743~0.753

从表 2 可以看出,8 种农作物光谱在不同传感器对应的各通道中的标准差有差异。在同一种传感器中,近红外通道对应的标准差最大,其次是红光通道,蓝光和绿光通道相对较小。对比 6 种传感器各通道对应的标准差发现,尽管不同传感器相应通道波段范围的设置相近,但标准差的大小仍存在差

异。这说明各传感器对 8 种农作物的识别能力是不同的。通过对不同传感器各通道进行综合分析可知,6 种传感器对 8 种农作物的识别能力由大到小依次为 ETM+、QUICKBIRD、IKONOS、MODIS、ASTER、HRG。

表 2 不同传感器相应通道对应的 8 种农作物反射率的标准差

传感器	Table 2 Standard deviation of 8 kinds of crop spectral reflectance corresponding to different sensors channels				
	反射率标准差/ $\mu\text{m}$				
	CH1	CH2	CH3	CH4	CH15
IKONOS	0.124 58	0.104 67	0.145 68	0.172 35	
QUICKBIRD	0.136 52	0.105 89	0.145 93	0.159 83	
ETM+	0.137 99	0.116 57	0.158 75	0.185 64	
ASTER	0.063 57	0.085 23	0.135 60		
HRG	0.058 26	0.076 34	0.137 07		
MODIS	0.140 12	0.162 57	0.099 07	0.079 25	0.068 94

2.3 常用指数对农作物的识别能力

选取归一化植被指数  $NDVI$ (normalized difference vegetation index)、简单比值植被指数  $SR$  (simple ratio)、差值植被指数  $DVI$  (difference vegetation index)、土壤调节植被指数  $SAVI$  (soil adjustment vegetation index)对 8 种农作物进行识别,比较这 4 种植被指数对农作物的识别能力。分别采用 2 种方式对 4 种植被指数进行计算,一是根据近红外与绿光或者蓝光波段的反射率进行计算,二是根据近红外与红光波段的反射率进行计算。计算植被指数后,继续计算 8 种农作物在不同传感器的 2 种植被指数计算方式下的标准差,结果见表 3。

从表 3 可以看出,不同传感器、不同植被指数以及计算方式都会导致 8 种农作物之间的标准差不同,说明对农作物的识别能力不相同。根据近红外与红光波段反射率计算得到的植被指数标准差大于根据近红外与绿光或者蓝光波段反射率计算的植被指数,表明近红外与红光波段反射率计算得到的植被指数对农作物的识别能力强于近红外与绿光或者蓝光波段反射率计算的植被指数。对比 4 种植被指数可以看出,  $NDVI$  的标准差最大,识别能力最强,其次是简单比值植被指数,土壤调节植被指数和差值植被指数相对较弱。在  $NDVI$  对应的不同传感器中,采用 ETM+近红外与红光波段反射率

计算得到  $NDVI$  标准差最大, 达到 1.602 8。在  $SR$  对应的不同传感器中, 采用 QUICKBIRD 近红外与红光波段反射率计算得到  $SR$  标准差最大, 达到 1.267 9。这说明采用 ETM+、QUICKBIRD 近红外与红光波段反射率计算得到  $NDVI$  和  $SR$  对农作物的识别能力较强。

表 3 不同传感器中 2 种方式计算的 8 种农作物各植被指数的标准差

Table 3 Standard deviation of each vegetation index of 8 kinds of crops calculated by different sensors in two ways					
传感器	通道	标准差			
		$NDVI$	$SR$	$SAVI$	$DVI$
ETM +	CH4 , CH1	1.236 5	0.834 6	0.753 1	0.465 3
	CH4 , CH3	1.602 8	0.993 5	0.760 5	0.479 0
QUICKBIRD	CH4 , CH1	1.330 6	1.110 4	0.881 6	0.362 6
	CH4 , CH3	1.358 9	1.267 9	1.054 9	0.381 5
IKONOS	CH4 , CH1	1.412 5	0.673 1	0.675 0	0.201 3
	CH4 , CH3	1.436 6	0.774 3	0.713 4	0.264 9
MODIS	CH2 , CH1	1.523 6	1.056 4	0.846 3	0.560 1
	CH2 , CH3	1.264 1	0.564 1	0.716 2	0.4272
	CH2 , CH15	1.468 2	0.751 1	0.755 1	0.314 6
ASTER	CH3 , CH1	1.126 7	0.164 5	0.462 3	0.102 9
	CH3 , CH2	1.305 4	0.337 9	0.580 0	0.164 3
HRG	CH3 , CH1	1.380 7	0.467 2	0.359 7	0.225 0
	CH3 , CH2	1.458 3	0.501 6	0.668 2	0.267 1

2.4 基于 BP 神经网络模型的农作物识别

为了分析不同数据变换形式对农作物识别的能力, 对原始光谱反射率  $\lambda$  进行如下变换: 一阶微分  $FD$ (波长间隔为 2、4、6、8、10、15 nm)、倒数  $(1/\lambda)$ 、倒数的对数  $(\log(1/\lambda))$ 、倒数对数的一阶微分  $(FD(\log(1/\lambda)))$ 、波长间隔为 2、4、6、8、10、15 nm)、归一化变换  $(N_\lambda)$ 、归一化后倒数的对数变换  $(\log(1/N_\lambda))$ 。在测得的每种农作物的 60 条光谱中, 随机选取 30 条作为建模数据集, 再随机选取 20 条作为预

测数据集, 利用 BP 神经网络模型分别对不同数据变换形式的农作物识别精度进行测试。通过实测数据分析, 在测得的光谱中以 8 种农作物光谱差异最大为原则, 筛选出 25 个特征波长处的光谱作为 BP 网络模型的输入数据, 以 8 种农作物的编码(1~8 的 8 个整数)作物 BP 神经网络模型的输出变量, 最终选取识别精度最高的数据变换形式, 构建农作物种类的 BP 神经网络模型。原始反射光谱及其不同数据变换形式对 8 种农作物识别的精度如表 4 所示。

表 4 不同数据变换形式对 8 种农作物的识别精度

Table 4 Identification accuracy of 8 kinds of crops by different data transformation form								
数据形式	$FD_1$	$FD_2$	$FD_3$	$FD_4$	$FD_5$	$FD_6$	$1/\lambda$	$\log(1/\lambda)$
精度	83.9%	84.2%	87.3%	86.0%	83.7%	80.9%	70.1%	72.8%
数据形式	$FD_1(\log(1/\lambda))$	$FD_2(\log(1/\lambda))$	$FD_3(\log(1/\lambda))$	$FD_4(\log(1/\lambda))$	$FD_5(\log(1/\lambda))$	$FD_6(\log(1/\lambda))$	$N_\lambda$	$\log(1/N_\lambda)$
精度	83.0%	86.5%	84.7%	83.8%	81.2%	78.3%	71.5%	73.0%

$FD_1 \sim FD_6$  分别表示波长间隔分别为 2、4、6、8、10、15 nm 的光谱反射率的一阶微分;  $FD_1(\log(1/\lambda)) \sim FD_6(\log(1/\lambda))$  分别表示波长间隔分别为 2、4、6、8、10、15 nm 的光谱反射率的倒数对数的一阶微分。

从表 4 可以看出, 在不同的数据变换形式中, 对农作物识别精度最高的是  $FD$ (波长间隔 6 nm), 其对 8 种农作物的识别精度达 87.3%, 波型特征见图 2。 $FD(\log(1/\lambda))$ , 波长间隔 4 nm 的识别精度仅次于  $FD$ (波长间隔 6 nm), 达 86.5%。表 4 也反映出经

过一阶微分处理后的光谱对农作物的识别精度, 包括原始光谱一阶微分和倒数对数的一阶微分, 而其他光谱处理形式, 如倒数、倒数的对数、归一化变换、归一化后倒数的对数变换, 均不能明显提高农

作物的识别精度，因此，在构建 BP 神经网络对农  
作物进行识别时，应选择 FD(波长间隔 6 nm)的光  
谱数据变换形式。

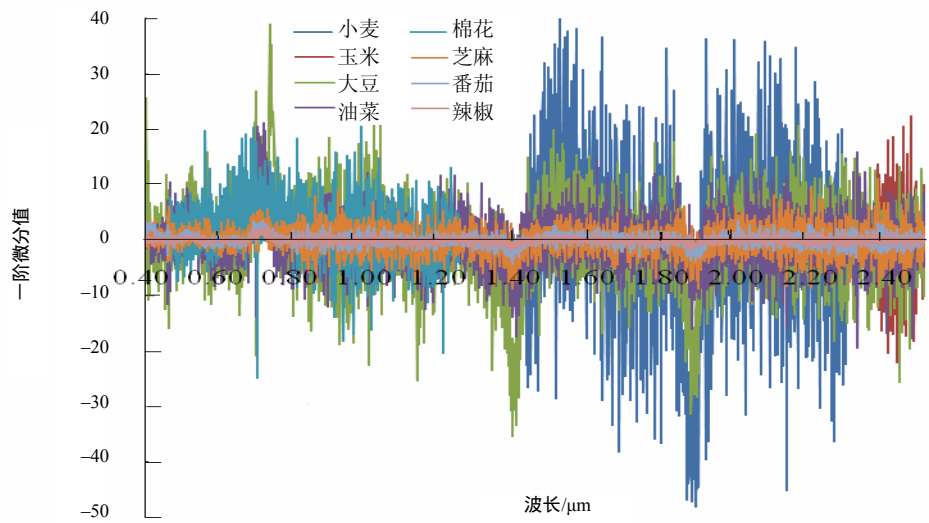


图 2 8 种农作物的 FD(波长间隔 6 nm)的变换光谱曲线

Fig.2 FD(wavelength interval 6 nm) transformation spectrum curves of 8 kinds of crops

在构建以 FD(波长间隔 6 nm)为输入数据集的 BP 神经网络模型时，根据方差最大的原则，选择 650~660、970~980、1 550~1 560、2 010~2 020、2 250~2 260 nm 5 个波长范围作为采样区间，对抽取的建模和预测样本进行采样 将采样结果作为 BP 网络模型的输入数据集。通过反复测试，将 BP 网络的具体参数设置为 迭代次数 1 500 动态参数 0.5，允许误差 0.00005，SIGMOID 参数 0.8，最小训练

速率 0.1，输出层节点数 1，输入层节点数 25。建模过程中，主要通过调整隐含层节点数对模型结构进行优化，直至拟合残差为最小值，结果见表 5。从表 5 可以看出，在隐含层节点数为 15 时，模型对 8 种农作物的识别精度最高，达 90.0%。该模型对芝麻的总体识别精度最高，各隐含层节点的平均精度达 91.1%，大豆次之，对小麦的总体识别精度最低，各隐含层节点的平均精度达 85.9%。

表 5 不同隐含层节点对 8 种农作物的识别精度

Table 5 Identification accuracy of 8 kinds of crops by different hidden layer nodes

隐含层 节点数	识别精度/%								总精度
	小麦	玉米	大豆	油菜	棉花	芝麻	番茄	辣椒	
9	84.6	85.3	88.6	88.9	89.1	90.5	85.7	86.2	87.4
11	85.8	85.5	89.2	89.1	89.5	90.6	85.7	87	87.8
13	86.6	87.2	89.9	90.3	90.3	91.0	87.3	87.1	88.7
15	87.5	88.7	91.1	91.5	90.6	91.8	88.9	89.6	90.0
17	86.4	88.1	90.3	90.4	88.5	91.9	88.3	90.3	89.3
19	84.3	86.5	88.7	86.8	88.2	90.8	86.4	88.3	87.5

3 结论

本研究以小麦、玉米、大豆、油菜、棉花、芝麻、番茄、辣椒 8 种农作物作为研究对象，通过反射光谱特征分析，发现 8 种农作物的反射光谱曲线差异较大，进而分别计算了 8 种农作物在 6 种传感器各通道上的反射光谱值标准差，发现 6 种传感器对农作物的识别能力由大到小依次为 ETM+、QUICKBIRD、IKONOS、MODIS、ASTER、HRG。

在不同传感器反射光谱值标准差差异分析的基础上，计算了归一化植被指数、简单比值植被指数、差值植被指数、土壤调节植被指数，通过分析得到 ETM+和 QUICKBIRD 的近红外与红光波段反射率计算得到 NDVI 和 SR 对农作物的识别能力较强的结论。在不同的数据变换形式中，对农作物识别精度最高的是 FD(波长间隔 6 nm)，其对 8 种农作物的识别精度达 87.3%，进而以 FD(波长间隔 6 nm)

为输入数据集构建 BP 神经网络模型,当隐含层节点数为 15 时,模型对 8 种农作物的识别精度最高,达 90.0%。

#### 参考文献:

- [1] 吴炳方,蒙继华,李强子,等.全球农情遥感速报系统(Crop Watch)新进展[J].地球科学进展,2010,25(10):1013-1022.
- [2] Wu B, Li Q. Crop planting and type proportion method for crop acreage estimation of complex agricultural landscapes[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2012, 16: 101-112.
- [3] 任建强,陈仲新,唐华俊,等.基于遥感信息与作物生长模型的区域作物单产模拟[J].农业工程学报,2011,27(8):257-264.
- [4] Wang D, Lin H, Chen J, et al. Application of multitemporal ENVISAT ASAR data to agricultural area mapping in the Pearl River Delta[J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31: 1555-1572.
- [5] 贾坤,李强子,田亦陈,等.遥感影像分类方法研究进展[J].光谱学与光谱分析,2011,31(10):2618-2623.
- [6] 刘占宇,石晶晶,王大成,等.稻干尖线虫病胁迫水稻叶片波谱响应特征及识别研究[J].光谱学与光谱分析,2010,30(3):710-713.
- [7] 丁娅萍.基于微波遥感的旱地作物识别及面积提取方法研究[D].北京:中国农业科学院,2013.
- [8] Yang C H, Everitt J H, Fernandes C J. Comparison of airborne multispectral and hyperspectral imagery for mapping cotton root rot[J]. Biosystems Engineering, 2010, 107(2): 131-139.
- [9] Balaguer A, Ruiz L A, Hermosill T, et al. Definition of a comprehensive set of texture semivariogram features and their evaluation for object-oriented image classification[J]. Computers and Geosciences, 2010, 36: 231-240.
- [10] Jia K, Wu B, Li Q. Crop classification using HJ satellite multispectral data in the North China Plain[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2013, 7: 073576.
- [11] 欧文浩,苏伟,薛文振,等.基于 HJ-1 卫星影像的三大农作物估产最佳时相选择[J].农业工程学报,2010,26(11):176-182.
- [12] 邵咏妮,何勇.可见/近红外光谱预测杨梅汁酸度的方法研究[J].红外与毫米波学报,2006,25(6):478-480.
- [13] 李小娟,刘晓萌,胡德勇,等.ENVISAT 遥感影像处理教程[M].北京:中国环境科学出版社,2008.
- [14] 邢东兴,常庆瑞.基于花期果树冠层光谱反射率的果树树种辨识研究[J].红外与毫米波学报,2009,28(3):207-211.

责任编辑: 罗慧敏

英文编辑: 吴志立