

引用格式:单治彬,孔金玲,张永庭,等.面向对象的特色农作物种植遥感调查方法研究[J].地球信息科学学报,2018,20(10):1509-1519. [Shan Z B, Kong J L, Zhang Y T, et al. Remote sensing investigation method of object-oriented crops with special characteristics[J]. Journal of Geo-information Science, 2018,20(10):1509-1519.] DOI:10.12082/dqxxkx.2018.180116

面向对象的特色农作物种植遥感调查方法研究

单治彬¹,孔金玲^{2*},张永庭³,李欢³,关红³,胡永新²,李健锋¹,张文博¹

1. 长安大学地球科学与资源学院,西安 710054;2. 长安大学地质工程与测绘学院,西安 710054;
3. 宁夏回族自治区遥感测绘勘察院,银川 750021

Remote Sensing Investigation Method of Object-oriented Crops with Special Characteristics

SHAN Zhibin¹, KONG Jinling², ZHANG Yongting³, LI Huan³, GUAN Hong³, HU Yongxin²,
LI Jianfeng¹, ZHANG Wenbo¹

1. School of Earth Science and Resources, Chang'an University, Xi'an 710054, China; 2. School of geological engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China; 3. The remote sensing surveying and Mapping Institute of the Ningxia Hui Autonomous Region, yinchuan 750021, China

Abstract: The advantages of Ningxia Hui Autonomous Region is land, light energy, and irrigation of Yellow River, which provides an inherent condition for the growth of characteristic crops of Ningxia (e.g. watermelon, Chinese wolfberry and jujube). Accessing to planting structure information of characteristic crops quickly and accurately is not only an important basis for regional crop monitoring, yield estimation and disaster assessment, but also an important evidence for analyzing the spatial pattern changes of characteristic crop and assessing the impact of regional characteristics on agricultural production. In recent years, with the continuous development of space technology and remote sensing satellites, more and more scholars have applied remote sensing technology to the extraction of crop planting structure information. However, the traditional remote sensing survey model is only applicable to low resolution and medium resolution remote sensing data, and domestic and abroad scholars have relatively few studies on information extraction of similar Ningxia characteristic crops (e.g. watermelon, Chinese wolfberry and jujube), and the selection of classification models and strategies is difficult to meet the demand of rapid monitoring, accurate acquisition and real-time decision-making. Based on this, this paper calculate and analyze the spectral characteristics and texture features of the three types of specialty crops under the support of GF-2 remote sensing data, and establish an SVM of object-oriented classification model, the overall classification accuracy is 94.94% and the Kappa coefficient is 0.9174. And compare the classification results with the traditional SVM classification results, The study found that the SVM of object-oriented model established in this paper has the highest accuracy and best results, the texture information makes it easier to distinguish the Chinese wolfberry and jujube, which has the less difference in spectral characteristics, and the texture information effectively reducing the model error and missing error, and improving the model classification results.

收稿日期:2018-02-28;修回日期:2018-07-19.

基金项目:宁夏回族自治区重点研发计划项目(2016KJHM130)。[**Foundation item:** Key Research and Development Project of the Ningxia Hui Autonomous Region, No.2016KJHM130.]

作者简介:单治彬(1993-),男,陕西安康人,硕士生,主要从事遥感反演研究。E-mail: zbshan_chd@126.com

*通讯作者:孔金玲(1964-),女,甘肃兰州人,教授,博导,主要从事定量遥感研究。E-mail: jlkong@163.com

Key words: characteristic crops; support vector machine; object-oriented; feature extraction; GF-1 images

***Corresponding author:** KONG Jinling, E-mail: jlkong@163.com

摘要:宁夏回族自治区具有土地、光能、引黄灌溉等优势,为宁夏特色农作物(硒砂瓜、枸杞、大枣)的生长提供了先天条件。快速准确地获取特色农作物的种植信息不仅是宁夏特色农作物监测、估产和灾害评估的重要依据,同时也是分析特色农作物结构分布变化和评价区域特色农业生产影响的重要凭证。近年来,随着航天技术和卫星传感器的不断发展,越来越多的学者将遥感技术运用到农作物种植信息的提取研究中。但是传统的遥感调查模型都是基于中低分辨率遥感数据建立的,对于新的高分辨率数据没有完备的信息提取模型。此外,基于GF-1遥感影像对类似宁夏特色农作物(硒砂瓜、枸杞、大枣)的信息提取研究相对较少,决策条件和分类模型的选择也难以满足高分农业的需求。基于此,本文利用国产GF-1 PMS遥感影像,在分析3类特色农作物光谱特征和纹理特征的基础上,建立了面向对象的支持向量机(SVM)分类模型,总体分类精度达到94.94%,Kappa系数为0.9174。同时将分类结果与传统的SVM分类结果相比较,研究发现面向对象的SVM模型的精度更高,效果最好,纹理信息的引入使光谱特征差异较小的枸杞和大枣更容易区分,有效降低了模型错分和漏分误差,改善了模型分类结果。研究结果为实现宁夏特色农作物的快速自动化提取提供了有效途径,也为开展农作物承保和受灾定损评估体系建设提供技术支撑。

关键词:特色农作物;支持向量机;面向对象模型;特征提取;GF-1影像

1 引言

农作物种植结构是区域内农作物的空间布局和结构组成,快速精确地获取农作物种植结构不仅有利于区域农作物长势监测,也是研究区域经济平衡和预测农业资源综合生产能力的重要依据。硒砂瓜、枸杞、大枣作为宁夏回族自治区主要经济作物,及时准确地获取其种植结构信息有利于对种植结构的宏观调控和区域经济可持续发展。传统农作物种植信息的获取方法是通过逐级向上汇报,或者通过抽样的方法,推算区域作物信息。这2种方法耗费大量的人力物力,同时效率低下、数据滞后性严重。随着遥感技术的不断发展,利用高空间分辨率卫星可以快速准确的获取区域农作物种植结构信息,并且具有成本低、效率高、时效性强的特点。

与中低分辨率遥感影像相比,GF-1卫星影像更够突显一些中低分辨率无法探测到的新地物目标,但影像的光谱分辨率较低,波段较少,使得同类地物的光谱特性差异增大,异类地物的光谱特性相互重叠,“同物异谱”、“异物同谱”现象普遍。因此,建立在中低分辨率遥感影像上的地物提取方法,不适用于高时空分辨率的遥感影像上,需要发展新的数据处理方法和技术,研究和建立新的地物目标提取方法和模型。郭燕等^[1]基于高分一号卫星数据,采用支持向量机(SVM)的方法对许昌玉米进行识别和面积提取,研究发现16 m分辨率的WV3数据的作物识别精度最高,适用于秋季作物的识别;Castillejo-González等^[2]基于Quick Bird影像,通过构建灰度共生矩阵(GLCM)纹理特征,采用决策树实现

了对县级13种作物种植结构的自动提取。在农作物种植结构遥感提取的方法上,经历了从基于像素的分类方法到面向对象分类的过程^[3-4]。刘佳等^[5]利用16景30 m空间分辨率的HJ-1A/B卫星CCD影像月尺度的NDVI时间序列数据,采用决策树分类方法实现了对小麦、玉米、棉花等作物的种植面积提取;Kumar等^[6]利用Resourcesat-2卫星5.8 m空间分辨率的遥感数据,分别构建了神经网络模型、支持向量机(SVM)模型和光谱角填图(SAM)模型对印度瓦拉纳西部分地区农作物进行分类,比较了3种模型的分类精度,结果显示SVM模型的总体精度达到93%以上,具有更好的分类结果。周艳飞等^[7]对比分析了传统SVM分类、面向对象分类和最大似然分类在树冠提取上的应用,研究发现面向对象分类法精度最高,且该方法有效利用了对对象的光谱信息和空间信息,具有较好的稳定性和较高的精度。

虽然大量学者基于GF-1遥感影像建立了不同的农作物信息提取模型,但作物类型通常是比较普遍的作物,如玉米,小麦等粮食作物,对于硒砂瓜、枸杞、大枣等宁夏具有地方特色的作物种植信息提取模型研究较少。基于此,本文建立面向对象的SVM分类模型,探索研究利用高空间分辨率GF-1遥感影像提取宁夏特色农作物的可能性,为实现宁夏特色农作物种植结构信息的自动提取提供理论基础和技术支撑。

2 研究区概况

研究区位于宁夏回族自治区的中宁县、宁夏平

原南端,隶属中卫市管辖,地处 $37^{\circ}9' \sim 37^{\circ}50' N$, $105^{\circ}26' \sim 106^{\circ}7' E$ 之间。东临青铜峡市,西接中卫城区,南依同心县,北靠内蒙古阿拉善左旗,全县东西宽约50 km,南北长约60 km。总面积4226.5 km²。中宁县地处黄河两岸,为内蒙古高原和黄土高原过渡带,属北温带大陆性季风气候区。年平均气温9.5℃,年均降水量202.1 mm,6-8月的降水量占全年降水量的61%;年蒸发量1947.1 mm。中宁县整体地形由西向东、由南向北倾斜,境内海拔高度在1100~2955 m之间。县境四面环山,中部为低平盆地,黄河从中部自西向东北方向流过,两岸为引黄、扬黄灌区805.9 km²,分为河南老灌区、河北灌区和长山头扬灌区3个部分。中宁县土地、光能资源丰富,气温日较差大,引黄灌溉条件得天独厚,为宁夏特色农作物种植提供了先天优势。研究区地理位置如图1所示。

宁夏特色农作物主要包括硒砂瓜、枸杞和大枣。其中,硒砂瓜的种植范围主要在中宁县的东部地区,该地区海拔较高,多为山地,光照充足,昼夜温差大,适合硒砂瓜的生长和糖分的积累;枸杞和大枣主要沿流经县域内的黄河两岸分布,其区位条件优势明显,土地肥沃,水源充足,灌溉便捷。3类

宁夏特色农作物的物候特点分别为:硒砂瓜全生育期约80-85 d,一般在4-5月开始种植,经发芽期、幼苗期、伸蔓期等大约60-80 d,在7-9月下旬成熟结果并上市;枸杞一般于5月下旬开始发芽,经幼蕾期、开花期、青果期以及变色成熟期等大约120-130 d,并在6月下旬开始结果,7月下旬至10月为果实成熟期;大枣与4月中旬开始进入萌芽期,在7月开花直到8月进入幼果期,并于9月下旬进入成熟期。

3 数据及处理

3.1 遥感数据处理

高分一号(GF-1)卫星是中国第一颗低轨遥感的高分辨率对地观测系统卫星,具有高空间分辨率和高时间分辨率的特点。本文选用GF-1 PMS相机的8 m分辨率的多光谱影像和2 m空间分辨率的全色影像,其中,多光谱影像由4个波段组成,分别为蓝光波段(450~520 nm)、绿光波段(520~590 nm)、红光波段(630~690 nm)以及近红外波段(770~890 nm),全色影像波段范围为450~900 nm。根据研究区3类特色农作物(硒砂瓜、枸杞、大枣)的物候特征,选取农作物生长最为茂盛的时

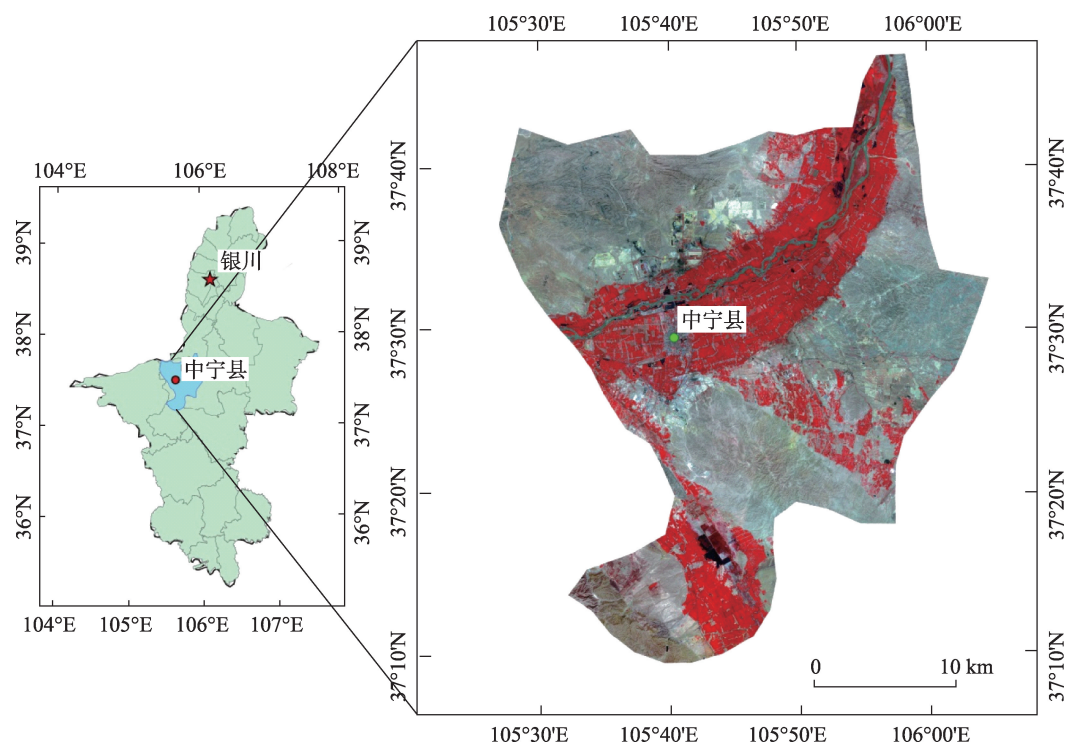


图1 研究区位置示意图(NIR-Red-Green假彩色合成)

Fig. 1 Study area location diagram

期,时间为2016年8月8日,共7景PMS卫星影像,影像范围覆盖整个研究区。

高分二号卫星传感器接收的是地物反射的无量纲电信号值,但在实际的接收过程中,往往受传感器敏感度、太阳辐射、大气等因素的影响,使接收的信号出现较大的误差,从而影响后期图像分析工作。为了降低这一系列的误差对后续图像分析工作的影响,使图像信息更加准确,在进行遥感分析前,需要对初始GF-2遥感影像进行预处理,以提高图像的质量和精确度。首先,利用ENVI软件对7景遥感影像进行辐射定标处理,将卫星传感器获取的观测值(电信号值)转化为被测地物的光谱反射率或者绝对辐亮度。其次,采用ENVI 5.3提供的FLAASH大气校正模块完成大气校正,消除大气和光照等对地物反射率的影响;通过Gram-Schmidt Pan Sharpening(GS)变换将8 m分辨率的多光谱影像与2 m分辨率全色影像进行融合处理,以提高数据的空间分辨率;利用30 m分辨率DEM数据,结合ENVI 5.3下的无控制点校正模块,进行正射校正,误差小于0.5个像元。通过Gram-Schmidt Pan Sharpening(GS)变换将8 m分辨率的多光谱影像与2 m分辨率全色影像进行融合处理,以提高数据的空间分辨率;最后将7景影像镶嵌并根据研究区范围进行裁剪处理,得到完备的遥感研究数据。

3.2 地面样方数据

地物类型样方数据是根据2015年目视解译结果,并于2017年6月经实地验证样本的正确性,以覆盖整个研究区为标准,分别选取不同数量的特色农作物地面样方作为训练数据样本和检验数据样本,其中训练数据占60%,检验数据占40%,如表1所示。

4 研究方法

4.1 光谱特征分析

光谱差异是区分影像上不同地物的最直接特

性,不同作物同一波段的反射率是不同的,同一作物不同波段的反射率也是不同的,分析不同作物之间光谱信息的差异是遥感影像信息提取的关键。本文选取绿波段反射率 $\text{ref}(G)$ 、红波段反射率 $\text{ref}(R)$ 、近红外波段反射率 $\text{ref}(NIR)$ 以及归一化的植被指数(NDVI)^[8-10]作为光谱特征,分析3类特色农作物的光谱特征差异。其中,NDVI可用于检测作物生长状态和植被覆盖情况,NDVI计算公式为:

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R} \tag{1}$$

式中: ρ_{NIR} 为近红外波段反射率; ρ_R 为红波段反射率。

根据硒砂瓜、枸杞和大枣的训练样方,基于预处理后的研究区影像,分别提取上述几种光谱特征,其方差、最小值、均值、最大值如图2所示。

图2显示,3类作物在绿波波段、红光波段和NDVI上具有较明显的差异,但在近红外波段上差异不明显。在绿波段和红波段的光谱特征上,硒砂瓜的最小值、最大值和均值都大于其他两类,枸杞次之,大枣在各项统计上均最小。在NDVI特征上,3类作物在均值上的差异十分明显,其中大枣的均值最大,范围集中在0.4-0.7之间且变化不大,枸杞和硒砂瓜NDVI值变化幅度较大,枸杞的NDVI均值为0.28,硒砂瓜的NDVI均值为0.05,由于8月属于硒砂瓜生长的伸蔓期,植被的覆盖度较小,部分样方甚至呈现裸土的状态,加之,地膜对反射率的影响,导致硒砂瓜的NDVI出现负值且最小。

4.2 纹理特征分析

纹理是一种不依赖地物颜色和亮度的反映图像灰度重复出现的部分形式和分布规则,它对区域内部灰度级变化的特征进行量化,是所有地物表面共有的内在特征^[11-12]。纹理分析是对地物空间分布特征的提取和分析^[13],定量的分析地物纹理特征差异,可以减少“同物异谱”和“异物同谱”的发生^[14-15]。

表1 地面样方数据统计
Tab. 1 Statistics of the ground quadrat data

作物类型	训练数据			检验数据		
	样方数	样方总面积/km ²	面积比/%	样方数	样方总面积/km ²	面积比/%
硒砂瓜	100	83.56	39.43	70	53.31	39.47
枸杞	100	69.38	32.74	70	46.95	34.76
大枣	60	58.99	27.83	40	34.82	25.77

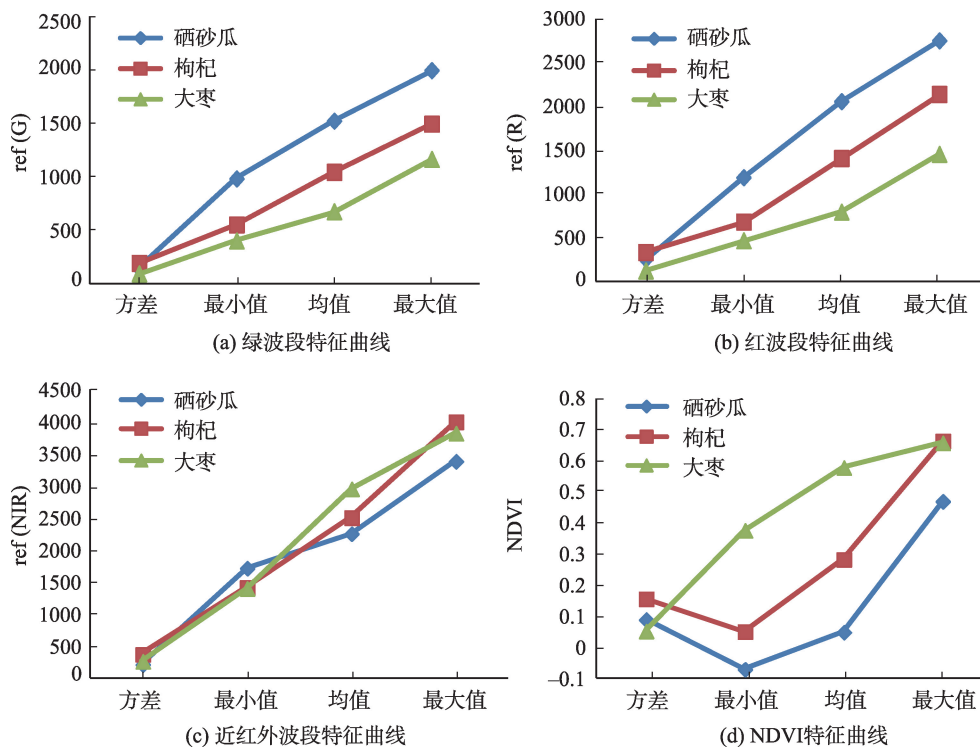


图2 特色农作物特征曲线

Fig. 2 Characteristic curve of crop characteristic

本文基于 Haralick^[16]提出的灰度共生矩阵 (Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM) 提取地物纹理信息,其原理是计算窗口范围内像元灰度级共同出现的频率,不同的空间关系和纹理会产生不同的共生矩阵,以此来表示地物的纹理特征^[17]。基于灰度共生矩阵提取地物的纹理特征的主要影响因素有:提取窗口的大小;纹理计算的基影像;所选用的特征量。GF-1 影像共有 4 个波段,若单独计算每一个波段的纹理特征量,会造成数据冗余,且计算耗时。通过实验发现,先对 GF-1 影像进行 PCA 主成分变换,变换后第一主成分的信息量占 92.39%,能够更好的代表原图像,基于 PCA 第一主成分的纹理特征量提取效果要优于利用 NDVI、 $ref(G)$ 、 $ref(R)$ 、 $ref(NIR)$ 等单波段影像。

通过灰度共生矩阵计算了 8 类纹理特征量,分别为均值、方差、协同性、对比度、相异性、熵、二阶矩以及相关性的。由于 8 类纹理特征数据量大,且存在数据冗余的现象,使分类器分类时负荷过大,耗费大量时间,效率低下,故利用最佳指数法 (OIF),对 8 类纹理特征影像进行筛选和剔除,选取信息量大,且数据交叉小的纹理特征作为后期分类依据。最终选择均值、方差、熵值以及二阶矩作为纹理特征。

由图 3 可得出,在纹理均值特征上,硒砂瓜的最小值、最大值、均值较其他 2 类都是最高的,枸杞的各项指标次之,大枣最小,3 类作物的差异较明显,能很好地区分硒砂瓜与其他 2 类作物;大枣的纹理方差特征、熵值特征以及二阶矩特征上与另外 2 类作物差异明显,能够很好的将它从 3 类作物中区分出来;枸杞的各项纹理特征不明显,只有在纹理二阶矩上均大于其他 2 类农作物,其最小值、均值和方差分别为 0.098、0.671、0.272。

本文分别选择 3×3 、 5×5 、 7×7 、 9×9 的窗口提取多种地物纹理特征,对比分析提取效果。其中,纹理均值、纹理方差、纹理熵、纹理二阶矩等特征如图 4 所示。

由图 4 可得出,以 3×3 窗口大小提取地物纹理信息时,图像能较好地反映地物内部的细微变化特征,但忽略了外部特征的粗纹理,地物边界较模糊; 7×7 和 9×9 窗口刚好相反,图像能够很好地表达地物的轮廓和外部特征,但地物内部细节变得模糊; 5×5 窗口能兼顾地物粗细 2 种纹理特征,既较好地反映了地物内部细节特征,又很好地描述了地物外部轮廓信息。因此, 5×5 的窗口大小提取纹理信息更适合本研究区的地物分类。

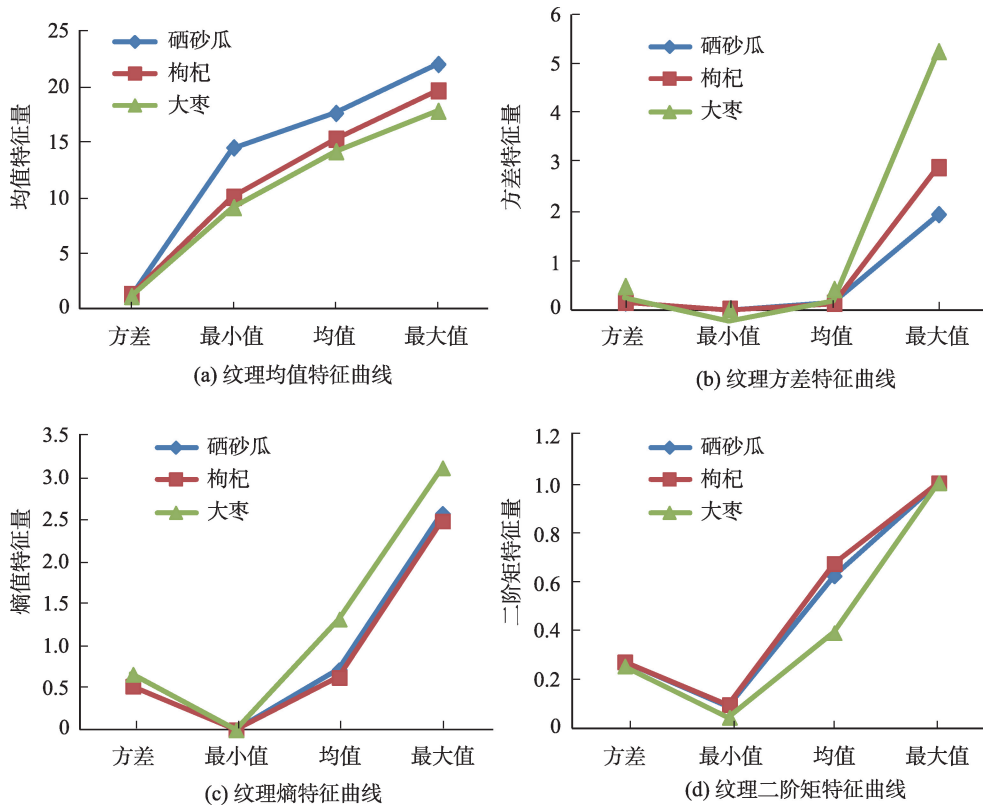


图3 特色农作物纹理特征曲线

Fig. 3 Characteristic curve of crop texture feature

4.3 分类方法

传统的图像分类算法都是基于像元级别的,但由于遥感数据分辨率的提升,图像噪声干扰增强,传统的图像分类模型不能很好地满足图像分割的需求。面向对象的图像分割技术根据不同对象区域之间的性质差异,不仅能够充分利用图像的光谱信息,同时也加入了图像的纹理、几何形状以及空间拓扑关系等特征,减少了像元的错分概率,一定程度上降低了单个像元内光谱信息混杂对图像分类的影响^[18]。基于此,本文根据对象特征构建了一种面向对象结合SVM分类模型,首先通过区域分割算法,设置合适的分割和合并尺度将图像分割为若干个“块”,在利用SVM分类器对“块”进行分类。该模型不仅能够充分利用高分影像的纹理特征,同时能结合对象的空间拓扑关系,弥补了低光谱分辨率的不足,实现对特色农作物的精确识别和快速分类提取。

4.3.1 图像分割

面向对象的图像分割技术是基于图像上对象区域的性质,不仅考虑图像的光谱信息,同时也加入了纹理、几何形状以及空间拓扑关系等特征,减

少了像元的错分概率,一定程度上降低了传统基于反射率分类中“同物异谱”和“异物同谱”现象对图像分类的影响。面向对象图像分割以单个像素为起点,对原始影像进行粗分割得到若干对象区域,然后以分割得到的对象区域为单元再次进行图像的分割和合并,并一直迭代下去,当分割和合并达到了设置的尺度参数时,退出循环,得到最终的图像分割单元。进行多尺度分割时,其分割尺度和合并尺度的选择十分重要,分割尺度和合并尺度的选择决定了分类图像上对象的个数,因此选择合适的分割合并尺度直接影响到图像分割的效果。在本研究中,参考类似农作物分割合并尺度^[7],分别选择(50, 80)、(50, 85)、(50, 90)、(55, 80)、(55, 85)、(55, 90)共6种组合形式,结果如图5所示。分割阈值设定过小,块越多,会导致“地物对象”破碎;合并阈值设定过大,被合并的块越多,会导致多种“地物对象”混杂现象;最终确定最优分割尺度为55.0,合并尺度为90。

4.3.2 分类器原理及参数确定

遥感影像完成图像分割后,需要引入分类器对分割后的对象进行分类,本文以支持向量机(SVM)

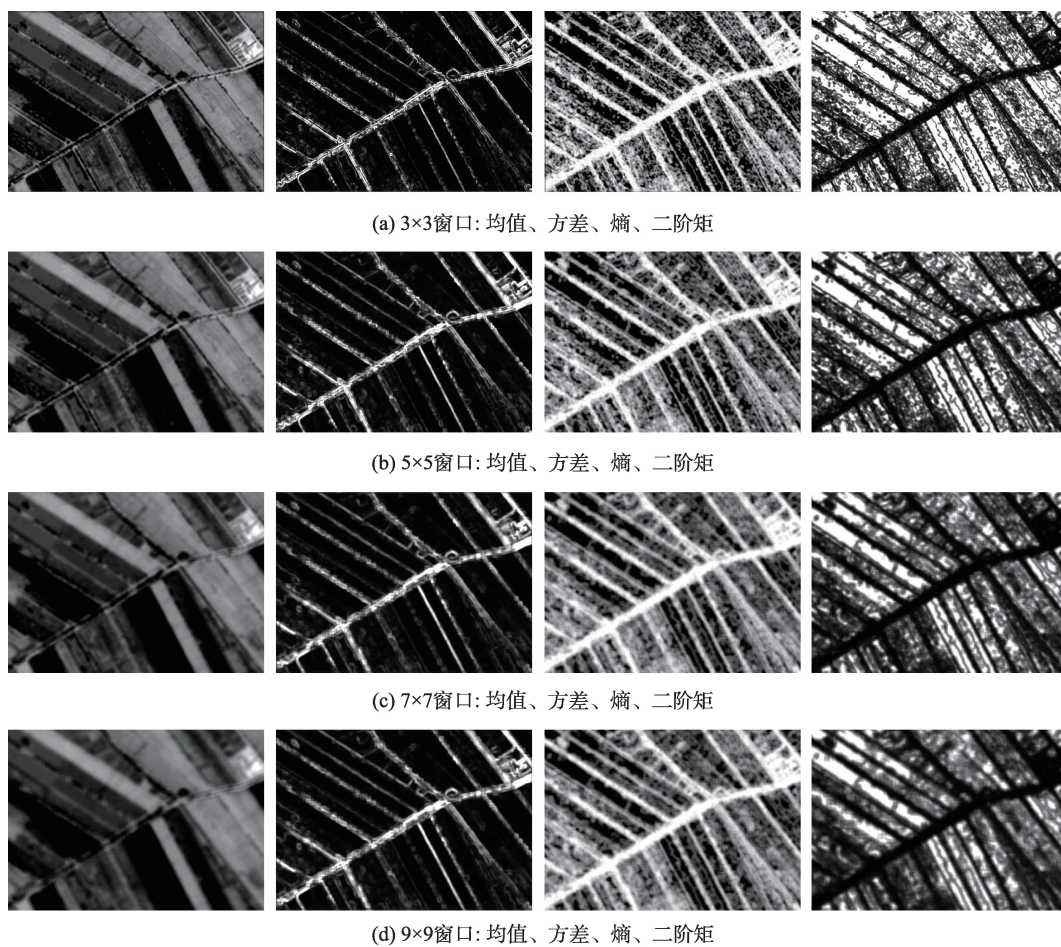


图4 不同窗口的纹理特征结果

Fig. 4 Texture feature results of different windows

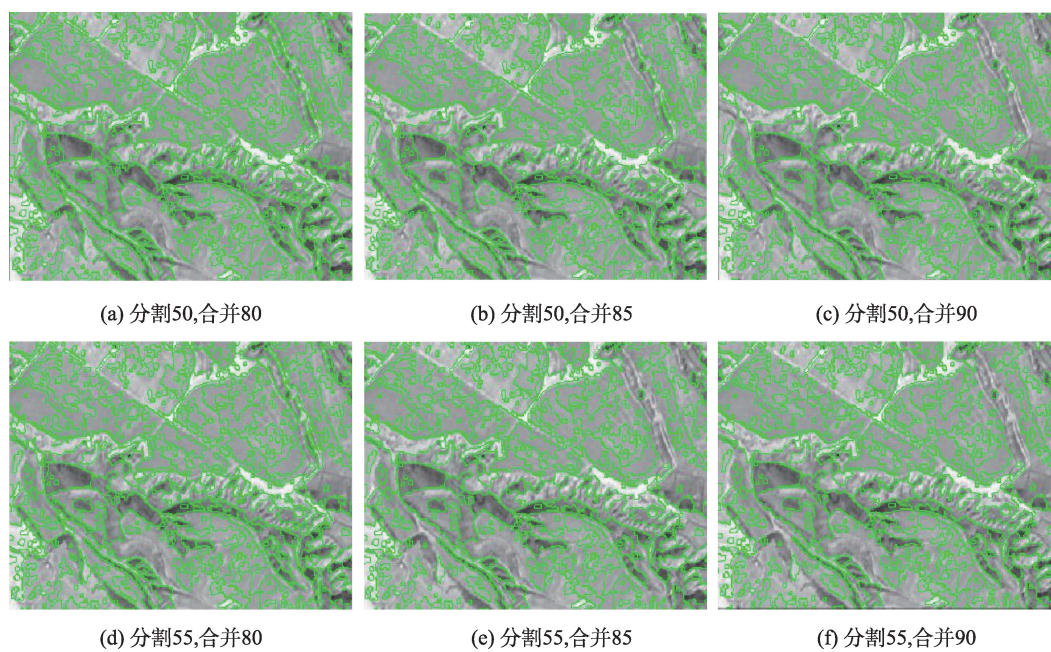


图5 不同分割合并阈值结果

Fig. 5 Different segmentation combined threshold results

为模型的分类器,实现宁夏特色农作物的分类和提取。SVM是由 Vapnik 和 Cortes 在 20 世纪 90 年代提出的一种具有数据分析、分类和回归功能的机器学习算法,它是基于统计学理论的 VC 维理论,并引入风险最小化原理,在小样本信息空间中寻找最优超平面^[19-21]。算法适用于样本个数较少,但对对象特征矢量较多、空间维数较高的分类问题,且一般有较高的精度。现今,支持向量机分类器已广泛应用于农作物种植信息提取和地表覆盖类型调查研究中^[22]。

支持向量机(SVM)算法如下:

给定一个样本集 (X_i, Y_i) , $i=1, 2, 3, \dots$, $X \in R^n$, $Y \in \{-1, 1\}$, 分类线为 $H = \omega x + b = 0$, 如果要求最优分类线使分类间隔最大,则两类样本之间的距离 $\frac{2}{\|\omega\|}$ 最大,即转化为求函数的最小值问题。

$$\varphi(\omega) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 = \frac{1}{2} (\omega \cdot \omega) \quad (2)$$

对于本文研究内容而言,基于 GF-1 影像的特色农作物信息提取是线性不可分的问题,对此,首先在式(3)中引入 松弛变量 ξ_i 和惩罚参数 C 。其中,核参数 γ 决定了样本数据在高维特征空间中的复杂程度;惩罚系数 C 控制分类器的错分容忍性, C 值越大,对样本错分的惩罚越大。

$$\begin{aligned} \min & \left[\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \right] \\ \text{s.t.} & \begin{cases} ((\omega \cdot x_i) + b - y_i) \leq \varepsilon + \xi_i \\ y_i - ((\omega \cdot x_i) + b) \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

将式(3)通过拉格朗日算子变换为对偶问题,最终得到 SVM 的表达式为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x_i, x) + b \quad (4)$$

式中: x_i 为训练样本向量; b 为线性函数的阈值。

其次, SVM 分类器是基于线性划分的,但本研究中利用 GF-1 数据实现农作物信息提取是非线性的问题,所以需要将非线性的问题通过相关核函数的线性变换,转换为高维特征空间中的线性求解问题。常用的核函数包括:线性核函数(Linear)、多项式核函数(Polynomial)、径向基核函数(Radial basis function, RBF)以及 Sigmoid 核函数。其中,径向基核函数(BRF)适用于线性不可分的问题,将输入的样本空间转换到高维特征空间中,且参数少,函数对不同大小和复杂性的样本都有较好的分类性

能。本研究中基于遥感的特色农作物种植结构信息提取是一个线性不可分的问题,且样本的数量远远大于特征的数量,故选择径向基核函数(BRF)作为 SVM 分类器的核函数。

5 结果与分析

5.1 分类结果

根据 4.3 节的思路,利用 ENVI 5.3 软件,对包含光谱和纹理的 7 个特征波段遥感影像进行分类,其中特征波段包括:绿波段、红波段、NDVI、以及 4 个纹理特征(均值、方差、二阶距和熵)。依据交叉对比算法遍历所有的参数点,确定 SVM 分类器最佳惩罚系数 C 为 128,核参数 Gamma 为 0.1,完成研究区特色农作物的分类提取,结果如图 6 所示。

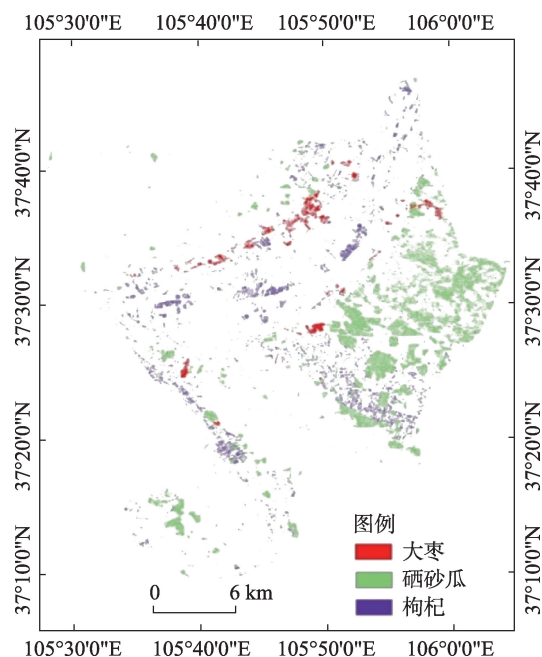


图 6 特色农作物种植结构遥感分类图

Fig. 6 Remote sensing classification map of special crop planting structure

5.2 精度评价

通过模型得到农作物种植结构信息后,需要对分类结果进行检验,作为对遥感信息提取模型优化改造的依据,同时对遥感信息提取模型的最终分类影像进行精度评价。本文通过计算混淆矩阵得到不同精度评价指标,是一种精度检验的标准格式,用于对比分析分类结果和真实地表信息的一致性和差异性。矩阵中的列表示数据对应真实地表信息中的地物类型,列的数值表示分类影像中对应真

实地物类型的像元总数;矩阵中的行表示数据被模型分类的地物类型,行的数值表示被模型归为对应地物类型的像元总数。混淆矩阵定义为:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \quad (5)$$

根据混淆矩阵,可以得到多种模型分类精度的评价指标。

(1) 总体精度

总体精度表示整个检验样本被模型正确分类的比例,即模型正确分类的样本数除以检验样本总数,公式为:

$$Accuracy = \frac{\sum_{i=1}^n a_{ii}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}} \quad (6)$$

式中: *Accuracy* 表示模型分类的总体精度。其值越大说明模型总体分类精度越高,结果也越可靠,反之说明模型总体分类精度低,结果不理想。

(2) Kappa 系数

Kappa 系数采用多元数据分析方法,不仅考虑到模型正确分类的样本数,而且兼顾了模型“错分”和“漏分”的样本,更加全面的描述了模型分类结果与检验样本间的吻合程度,是一个更加客观精确评价模型分类精度的指标,计算公式为:

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^n a_{ii} - \sum_{i=1}^n (a_{i+} \cdot a_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^n (a_{i+} \cdot a_{+i})} \quad (7)$$

式中: *K* 为 Kappa 系数的值; *N* 为检验样本个数; *a_{i+}* 表示第 *i* 行所有样本的总和; *a_{+i}* 表示第 *i* 列所有样本的总和。此外,还可以得到制图精度、用户精度、错分误差、漏分误差等多种精度评价指标。

基于野外 180 个验证样方数据,通过分析分类后图像的混淆矩阵,进一步得到面向对象的 SVM 分类模型的分类精度,通过总体精度、Kappa 系数等不同指标对模型进行精度评价。混淆矩阵结果和模型精度分别如表 2、3 所示。

从表 2、3 可看出,本文所建立的面向对象的支持向量机分类模型,总体精度达到了 94.94%, Kappa 系数为 0.9174, 分类结果良好,具有一定的可靠性。在分类结果中,硒砂瓜的制图精度和用户精度均大于 98%, 说明模型对硒砂瓜具有很好的识别能力和提取精度,只有少部分被错误分类为枸杞;大枣具有

表 2 混淆矩阵结果

Tab. 2 Confusion matrix results

地物类型	硒砂瓜	枸杞	大枣	合计
未分类	0	0	0	0
硒砂瓜	39 557	361	0	39 918
枸杞	439	13 190	116	13 745
大枣	0	2986	20 492	23 478
合计	39 996	16 537	20 608	77 141

表 3 精度评定结果

Tab. 3 Accuracy evaluation result

地物类型	硒砂瓜	枸杞	大枣
制图精度/%	98.90	79.76	99.44
用户精度/%	99.10	95.96	87.28
错分误差/%	0.90	4.04	12.72
漏分精度/%	1.10	20.24	0.56
总体精度/%	94.94		
Kappa 系数	0.917		

最高的制图精度,但同时用户精度仅为 87.28,这说明模型对大枣的在图像上的提取能力较好,但同时大枣的特征和大枣类似,易将大枣判别为枸杞,出现大枣错分的现象严重;枸杞的制图精度最低,仅为 79.76%,漏分现象严重,主要原因是枸杞的光谱特征不明显,易与其他作物类型混淆,难区分。

5.3 结果对比分析

为了深入探究本文所建立的面向对象的支持向量机分类模型在 GF-1 影像的宁夏特色农作物种植结构遥感调查中的优越性,分析面向对象分类思想和纹理特征对于特色农作物信息提取的影响,本节通过建立对照试验,从制图精度和用户精度两方面进行对比分析。建立的 2 组对照试验均为基于像素层面的支持向量机分类:一组的数据源仅为 4 波段(蓝、绿、红、近红外)的遥感影像;另一组数据源为 7 个特征波段的合成影像(绿、红、NDVI、以及均值、方差、二阶距和熵 4 个纹理特征)。精度对比结果如表 4 所示。

由表 4 可知,对同一模型而言,当引入纹理特征后,支持向量机分类模型的总体精度提高 4.35%,制图精度和用户精度均有一定程度的提升,特别是对于大枣的分类效果改善最大,其制图精度提高了 10.46%,这说明当不同类型的农作物光谱特征差异不明显时,纹理特征的加入能够降低像元光谱信息混淆带来的分类误差,从而提高模型精度,改善分类效果;从不同模型而言,面向对象的 SVM 分类模

表4 不同分类方法精度对比表

Tab. 4 Accuracy comparison results of different classification methods

类别	光谱单数据源SVM法		光谱结合纹理SVM法		面向对象的SVM法	
	制图精度/%	用户精度/%	制图精度/%	用户精度/%	制图精度/%	用户精度/%
晒砂瓜	90.02	95.84	92.3	99.58	98.90	99.10
枸杞	76.30	66.72	78.52	72.84	79.76	95.96
大枣	80.78	76.94	91.24	80.74	99.44	87.28
总体精度/%	84.82		89.17		94.94	
Kappa系数	0.769		0.815		0.917	

型对于特色农作物的识别精度总体最高,效果最好,分类器的分类质量和能力优于基于像素层面的SVM分类器,模型的总体精度提高了5.77%。因此,面向对象的思想能够提高模型的分类精度,减少模型的错分和漏分误差,适用于高空间分辨的宁夏特色农作物种植信息提取。

6 结论与展望

本文以宁夏特色农作物(晒砂瓜、枸杞、大枣、葡萄)为研究对象,选取具有典型代表性的宁夏中宁县东北部为研究区,利用GF-1遥感卫星影像数据,分析了3类特色农作物的光谱特征和纹理信息差异,构建了面向对象的持向量机(SVM)分类模型,对3类特色农作物进行遥感影像的种植信息提取,取得了较好的精度。同时,通过不同精度评价指标将分类结果与传统SVM分类结果相比较。研究内容有利于宁夏自治区农业的种植结构的宏观调控及其可持续发展,为该地区自动化遥感提取提供了技术支持。主要结论如下:

(1)3类特色农作物在绿波段反射率和红波段反射率的差异较为明显,晒砂瓜反射率最大,枸杞次之,大枣最小,但在近红外波段反射率上,3类作物没有明显的区别。晒砂瓜和枸杞的NDVI特征类似,波动范围广,但均值较小;大枣的NDVI整体大于其他2类,且变化幅度不大,集中在0.4-0.7之间。

(2)5×5窗口是最适合本地区作物提取研究的纹理提取窗口,既能反映作物的内部结构特征和细节信息,又能很好地顾及作物的外部轮廓特征。纹理均值是将晒砂瓜区分出来的有效纹理特征量,纹理方差和熵值能够突出大枣的差异,纹理二阶矩能够反映出枸杞的差异。综合这4种纹理特征量,能够有效的区分3类作物。

(3)本文构建的面向对象的持向量机(SVM)分

类模型,总体分类精度达到94.94%,Kappa系数达到0.9174,与传统的SVM分类器相比,模型总体精度提高了5.77%。同时,纹理特征的加入能够降低像元光谱信息混淆带来的分类误差,从而提高模型精度,改善分类效果,特别是对于大枣的分类效果最为显著,其制图精度提高了10.46%。

总体而言,面向对象结合SVM模型是适用于基于GF-1影像的宁夏特色农作物信息提取的有效算法,该模型为利用国产高分辨率遥感影像实现县域尺度的农作物分类提供了一种技术路线和思路。但本文对于3类特色农作物波谱特征的分析还不够深入,对图像分割尺度的方法和评价指标有待提高和改善。在今后的研究中,将进一步优化图像分割算法,引入图像分割效果的评价指标,科学合理的选择分割尺度。

参考文献(References):

[1] 郭燕,武喜红,程永政等.用高分一号数据提取玉米面积及精度分析[J].遥感信息,2015,30(6):31-36. [Guo Y, Wu X H, Chen Y Z, et al. Maize recognition and accuracy evaluation based on high resolution remote sensing (GF-1) data [J]. Remote Sensing Information, 2015,30(6):31-36.]

[2] Castillejo-González I L, López-Granados F, García-Ferrer A, et al. Object- and pixel-based analysis for mapping crops and their agro-environmental associated measures using QuickBird imagery[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009,68(2):207-215.

[3] Witharana C, Civco D L, Meyer T H. Evaluation of data fusion and image segmentation in earth observation based rapid mapping workflows[J]. Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2014,87(2014):1-18.

[4] Yang Shao, Ross S. Lunetta, Brandon Wheeler, et al. An evaluation of time-series smoothing algorithms for land-cover classifications using MODIS-NDVI multi-temporal data[J]. Remote Sensing of Environment, 2016,174:258-265.

[5] 刘佳,王利民,杨福刚,等.基于HJ时间序列数据的农作物

- 种植面积估算[J]. 农业工程学报, 2015, 31(3): 199-206. [Liu J, Wang L M, Yang F G, et al. Remote sensing estimation of crop planting area based on HJ time-series images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(3): 199-206.]
- [6] Kumar P, Gupta D K, Mishra V N, et al. Comparison of support vector machine, artificial neural network, and spectral angle mapper algorithms for crop classification using LISS IV data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2015, 36(6): 1604-1617.
- [7] 周艳飞, 张绘芳, 李霞, 等. 基于高分辨率遥感数据的胡杨与怪柳树冠提取[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(3): 510-517. [Zhou Y F, Zhang H F, Li X, et al. Extraction of tree-crown of populus euphratica and tamarix ramosissima based on high resolution remote sensing data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(3): 510-517.]
- [8] 朴世龙, 方精云, 贺金生, 等. 中国草地植被生物量及其空间分布格局[J]. 植物生态学报, 2004, 28(4): 491-498. [Piao S L, Fang J Y, He Jinsheng, et al. Spatial distribution of grassl and biomass in China[J]. Acta Phytocologica Sinica, 2004, 28(4): 491-498.]
- [9] 王正兴, 刘闯, 陈文波, 等. MODIS 增强型植被指数 EVI 与 NDVI 初步比较[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2006, 31(5): 407-410, 427. [Wang Z X, Liu C, Cheng W B, et al. Preliminary comparison of MODIS-NDVI and MODIS-EVI in Eastern Asia[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2006, 31(5): 407-410, 427.]
- [10] 江东, 王乃斌, 杨小唤, 等. NDVI 曲线与农作物长势的时序互动规律[J]. 生态学报, 2002, 22(2): 247-252. [Jiang D, Wang N B, Yang X H, et al. Principles of the interaction between NDVI profile and the growing situation of crops [J]. Acta Ecologica Sinica, 2002, 22(2): 247-252.]
- [11] 彭文, 石军南. 面向对象的 GEO 遥感影像分类与信息提取[J]. 绿色科技, 2011(6): 203-206. [Peng W, Shi J N. Sensing image classification and information extraction of object-oriented GEO remote[J]. Journal of Green Science and Technology, 2011(6): 203-206.]
- [12] Balaguer A, Ruiz L A, Hermosilla T, et al. Definition of a comprehensive set of texture semivariogram features and their evaluation for object-oriented image classification [J]. Computers & Geosciences, 2010(36): 231-240
- [13] 武维, 李玉霞, 童玲, 等. 基于共生矩阵的遥感图像面向对象分割[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(2): 596-598. [Wu W, Li Y X, Tong L, et al. Object-oriented segmentation of remote sensing image based on co-occurrence matrix[J]. Computer Engineering and Design, 2011, 32(2): 596-598.]
- [14] 过林. 基于纹理特征的典型遥感影像面状地物提取方法研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2011. [Guo L, Research on feature extraction method of typical remote sensing image based on texture features[D]. Zhengzhou: Information Engineering University, 2011.]
- [15] 林晓峰. 基于纹理特征的遥感图像分类算法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2007. [Lin X F. Classification algorithms based on texture features for remote sensing image [D]. DaLian: Dalian University of Technology, 2007.]
- [16] Haralick R. Statistical and structural approaches to texture [J]. Proceeding of the IEEE, 1979, 67(5): 786-804
- [17] 任国贞, 江涛. 基于灰度共生矩阵的纹理提取方法研究 [J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(11): 190-192, 325. [Ren G Z, Jiang T. Study on GLCM-based texture extraction methods[J]. Computer Applications and Software, 2014, 31(11): 190-192, 325.]
- [18] 李卫国, 蒋楠. 基于面向对象分类的冬小麦种植面积提取 [J]. 麦类作物学报, 2012, 32(4): 701-705. [Li W G, Jiang N. Extraction of winter wheat planting area by object-oriented classification method[J]. Journal of Triticeae Crops, 2012, 32(4): 701-705.]
- [19] 邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法—支持向量机[M]. 北京: 科学出版社, 2004. [Deng N Y, Tian Y J. New method in data mining[M]. Beijing: Beijing Science Press, 2004.]
- [20] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32-42. [Zhang X G. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. Acta Attom Atica Sinica, 2000, 26(1): 32-42.]
- [21] 李盼池, 许少华. 支持向量机在模式识别中的核函数特性分析[J]. 计算机工程与设计, 2005, 26(2): 302-304. [Li P C, Xu S H. Support vector machine and kernel function characteristic analysis in pattern recognition[J]. Computer Engineering and Design, 2005, 26(2): 302-304.]
- [22] Baumann M, Ozdogan M, Kuemmerle T, et al. Using the Landsat record to detect forest-cover changes during and after the collapse of the Soviet Union in the temperate zone of European Russia[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 124: 174-184.