

滨海光谱混淆区面向对象的土地利用遥感分类

常春艳, 赵庚星^{*}, 王 凌, 朱西存, 高 泽

(山东农业大学资源与环境学院, 泰安 271018)

摘 要: 滨海光谱混淆区土地利用/覆盖信息获取是遥感信息提取的难点之一, 该研究选择黄河三角洲垦利县为研究区, 采用 2007 年 3 月 11 日陆地卫星 TM 遥感影像数据, 利用面向对象的土地利用遥感分类技术, 通过影像分割和采用支持向量机分类方法对研究区土地利用/覆盖信息进行提取, 并将分类结果与传统的基于像元的分类方法进行对比分析。结果表明: 面向对象支持向量机的分类精度达到 84.83%, 比基于像元的最大似然法和波谱角法分别提高了 5.94% 和 19.53%, 且有效避免了椒盐现象。说明面向对象的图像分类方法明显提高了遥感影像的分类精度和分类效率, 为滨海光谱混淆区土地利用信息的快速、准确提取提供了有效技术手段。

关键词: 遥感, 光谱分析, 影像分割, 影像融合, 支持向量机, 面向对象

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2012.05.038

中图分类号: S127, TP79

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2012)-05-0226-06

常春艳, 赵庚星, 王 凌, 等. 滨海光谱混淆区面向对象的土地利用遥感分类[J]. 农业工程学报, 2012, 28(5): 226-231.
Chang Chunyan, Zhao Gengxing, Wang Ling, et al. Land use classification based on RS object-oriented method in coastal spectral confusion region[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(5): 226-231. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

实时可靠的土地利用/覆盖信息是全球和区域尺度资源环境利用管理的重要依据^[1]。随着国民经济的快速发展, 土地利用状况变化的程度和速度都在加快, 迫切需要适合中国国情的快速准确的土地利用信息获取方法^[2]。遥感影像为土地利用/覆盖研究提供丰富详实及现势性的空间信息, 遥感技术已成为土地利用/覆盖研究重要的技术手段。

黄河三角洲是中国造陆面积最快的河口三角洲之一, 平均每年以 2~3 km 的速度向渤海推进, 形成大片的新增陆地^[3]。该区受海洋、陆地、河流等多种动力系统的作用, 是典型的海陆交错带, 土地利用状况变化频繁, 生态环境脆弱。当前, 在黄河三角洲国家级高效生态经济区建设大力推进的背景下, 及时准确掌握该区土地利用现状信息, 摸清土地利用动态变化, 对于合理配置和优化利用各种资源, 制定科学发展决策意义重大。

当前, 土地利用信息遥感提取多采用基于像元光谱信息的统计分类方法, 同时, 针对地类光谱混淆问题, 发展了基于知识与规则的分类、遥感与非遥感信息结合分类、神经网络分类等技术方法^[4-5], 取得了较好的效果。陆地卫星 TM 影像由于其兼具较高的光谱和空间分辨率,

成为中小尺度土地利用信息提取的重要数据源。黄河三角洲因其特殊的形成条件, 地物类型复杂多样, 各地类插花分布严重, 光谱特征混杂, 常规的监督和非监督分类方法难以达到较好的效果^[6]。李静等采用基于知识的分类方法, 借助 GIS 非遥感信息对该区 TM 影像进行土地利用/覆盖分类^[7]、秦元伟等利用 TM/ETM+ 和 CBERS 影像, 结合专家知识及决策树分类法提取该区土地利用信息, 确定冬小麦种植区域^[8], 均取得了优于监督/非监督分类的结果。面向对象的分类方法综合像元及其周边的光谱、空间特征, 可有效避免高空间分辨率图像破碎, 改善遥感影像的分类精度^[9-10]。同时, 在基于高光谱遥感数据的土地利用信息提取方面亦具有优势, 如彭海涛等基于 ALOS 数据, 利用多级分割的面向对象分类方法进行地类信息提取^[11]、M. E. Newman 等基于 TM 数据利用面向对象方法对森林信息进行提取, 并对研究区 1985—2008 年的森林破坏信息进行监测^[12]、A. M. Al Fugara 等基于 Landsat7 ETM+ 影像, 利用模糊推理与面向对象方法对土地信息提取^[13], 均取得了理想结果。但目前面向对象分类方法在黄河三角洲光谱混淆区的土地利用信息提取应用尚待探索。

据此, 本研究根据黄河三角洲区域特点, 试图利用面向对象支持向量机分类方法, 对该区 TM 影像进行信息提取, 探索滨海光谱混淆区土地类型信息遥感提取的有效技术方法, 同时为黄河三角洲土地资源合理利用与保护提供决策依据。

1 研究区及数据准备

1.1 研究区概况

选择黄河三角洲核心区域垦利县作为研究区。该县

收稿日期: 2011-05-31 修订日期: 2011-12-25

基金项目: 高等学校博士学科点专项科研基金(20103702110010)和国家“863”计划项目(2008AA10Z203)资助

作者简介: 常春艳(1985—), 女, 博士生, 从事土地资源利用研究。泰安 山东农业大学资源与环境学院, 271018。Email: chyan0103@163.com

*通信作者: 赵庚星(1964—), 男, 教授, 博士生导师, 从事土地(土壤)资源与信息技术研究。泰安 山东农业大学资源与环境学院, 271018。

Email: zhaogx@sdau.edu.cn

位于黄河最下游入海口，地处胜利油田腹地，其位置为 $N37^{\circ}24' \sim 38^{\circ}10'$ ， $E118^{\circ}15' \sim 119^{\circ}19'$ 之间，县域总面积 $2\,204\text{ km}^2$ ，总人口 22 万人。处暖温带季风气候区，虽濒临渤海，但大陆性季风影响明显。地势自西南至东北呈扇形微倾斜，地下水矿化度高，埋深浅，极易引起土壤盐渍化。土壤类型以盐化潮土为主，盐碱土面积占土壤总面积的 $2/3$ ，且与旱地、林草地等插花分布。主要种植作物为小麦、玉米、大豆、棉花等。

1.2 土地利用类型划分

目前土地利用/覆盖变化的遥感分类尚未有统一的标准，根据现行土地利用分类体系和采用的遥感数据，结合研究区土地利用/覆盖特点，本研究将该区土地利用与土地覆盖综合考虑，建立统一的分类系统^[4]。将研究区地类分为以下 10 大类型：旱地、水田、沙地、林草地、建设用地、水库、河流、坑塘、盐荒地、滩涂。

1.3 研究数据及处理

采用 2007 年 3 月 11 日 TM 数据，空间分辨率 30 m。同时收集同年的土地利用现状图、地形图等。选择 Gauss-Kruger 为影像校正的投影坐标系统，以 1:5 万地形图为基准，利用地图到图像的方式进行几何精校正，均方根 RMS 为 0.298。然后将精校正后的影像利用垦利县行政边界进行掩膜，得到研究区的遥感影像文件。在此基础上，对影像文件进行增强处理，并将剔除第 6 波段（热红外）后的原影像文件同主成分分析的第一主成份（信息量丰富）、NDVI 图像叠加成新的影像文件，可通过不同波段加载突出特定地物特征，便于目视解译。

2 面向对象的分类方法与流程

2.1 面向对象的分类方法

面向对象的影像分析（object-based image analysis, OBIA）自 20 世纪末发展以来，成为遥感技术研究的热点。该方法集合临近像元为对象，用来识别感兴趣的光谱要素，充分利用高分辨率的全色和多光谱数据的空间、纹理和光谱信息等特点来分割和分类，以高精度的分类结果或者矢量输出。影像对象主要通过影像的多尺度分割获得，分类是不仅依靠对象对应地物的光谱特征，更多的利用其几何信息和结构信息^[15-16]。

与传统的基于像元分类相比，面向对象方法具有以下几个优点：1) 充分利用光谱信息以及几何、纹理等空间信息，可获取更为丰富的信息，实现较高层次的遥感图像理解和分析^[17]，提高遥感信息分类的精度和可靠性，具有直观性和决策可视性；2) 光谱特征、空间特征丰富，减少了同类之间的光谱异质性和异类之间的光谱同质性，可在一定程度减少“同物异谱，同谱异物”对影像分类产生的影响以及光谱相互影响的现象，有效避免椒盐现象；3) 遥感影像是 GIS 数据库的重要来源，面向对象分类可将分类结果以矢量形式输出，有利于遥感栅格信息与矢量 GIS 之间的集成。

2.2 分类流程

本研究面向对象分类包括影像对象构建和对象分类 2 个基本步骤。首先对获取的影像数据进行预处理，然后

根据分类任务加载数据（波段）形成影像层，进行分割得出不同对象层，建立多边形对象，在此基础上，选择相应分类方法进行影像分类，并最终进行精度评价。目前常用的分类方法是监督分类和基于知识分类，而此方法中的监督分类与常规的光谱监督分类有显著不同，它分类时和样本的对比参数更多，不仅仅是光谱信息，还包括空间、纹理等信息，基于知识分类也是根据影像对象的特点设定规则进行分类。分类技术流程如图 1。

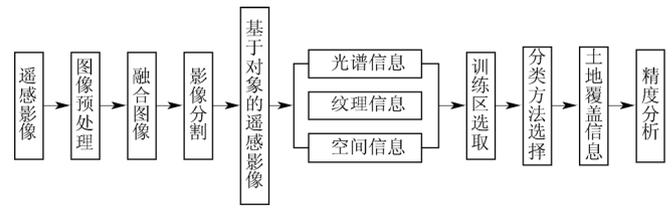


图 1 面向对象分类技术流程图

Fig.1 Object-oriented classification technology flow chart

3 分类过程

3.1 影像对象构建

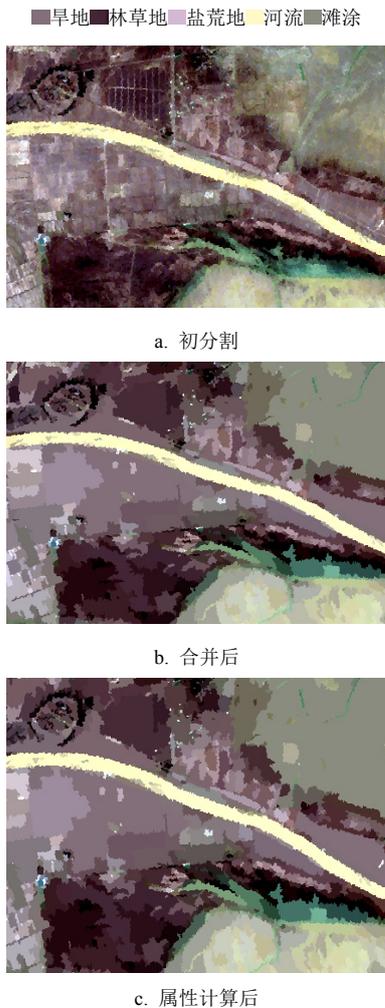
在进行面向对象的分类方法之前必须进行影像分割来获取对象。影像分割是面向对象信息提取和目标识别的前提和基础，能表达不同尺度上的景观特征和空间异质性，其质量的高低直接影响后续处理的精度^[18]。影像分割主要把影像分割成大小不一、包含多个像素的对象，这些对象不仅具有光谱统计特征，同时也具有形状、上下文关系、与邻近对象的距离、纹理参数等属性^[19]。研究区内光谱混杂，地物异质性强，其空间、纹理等属性信息的辅助使分割效果改善。

1) 初步分割：根据影像邻近像素亮度、纹理、颜色等对影像进行分割。ENVI Zoom 使用了基于边缘的分割算法，该算法可以产生多尺度分割结果，从细到粗分割，分割参数的选择通过反复尝试，以达到对不同地物的有效分割。实际操作过程中，阈值设置不可过高，否则地物边界将不会被划出，也就失去地物边界的特征，分割效果的好坏可通过预览影像功能查看，经过多次试验，采用 54% 的特征参数，可以较好地分割出边缘特征。

2) 合并：初步分割后得到的对象相对比较零碎，通过合并可将较小的影像对象合成较大的多边形对象，改善对地物界限的描绘，解决分割过度的问题。ENVI Zoom 利用了 Full Lambda-Schedule 算法，分割过程中多边形对象不断增长的异质性最小，可实现整幅影像在给定分割阈值的情况下所有影像对象的平均异质性最小。经试验将合并阈值设为 94%，可得到良好的合并效果。

3) 计算属性：通过计算对象的空间属性、光谱属性、纹理属性、HIS 及波段比率，确定最终分割对象。HIS 设置波段时选择了 NDVI、主成分和第四波段，NDVI 对图像中的绿色植被有很好的指示作用，通过计算研究区内的 NDVI 可对相应的植被增强；主成分波段占整幅图像全部信息的 94.85%，拥有丰富的信息量；第四波段（近红外）对水体有很强的吸收，同土壤和植被易于区分，可确定水体的位置和轮廓。

图 2a、b、c 分别为初次分割、合并、计算属性后的图像，三图相比较可见，图 2a 中分割结果不能很好的提取地物类型信息，多数目标地被分割成数目较多、面积极小的对象多边形，影像分割比较破碎，面积较大的类型斑块由于内部光谱存在一定异质性而造成过度分割，仅有草地、滩涂被分割成数目较少的对象多边形，其他地物类型分割较为零碎。图 2b、c 中的对象多边形则较为规整，边界显示较为清晰，各种地物类型具有较为一致的颜色，相互的区分较为明显。



注：颜色相近的对象基本为一类

图 2 影像分割过程图
Fig.2 Images of segmentation process

3.2 SVM 方法

支持向量机方法 (support vector machine, SVM) 的基本思想是通过泛化性理论控制超平面的间隔度量抑制过拟合，用最优化理论提供的数学技术找到优化这些度量的超平面，从而建立一个最优超平面^[20]。该方法根据结构风险最小化准则，不需要特定问题的先验知识，在实际应用中有限的训练样本情况下，尽量提高分类器的泛化推广能力，使错误概率的上界最小化，具有强大的非线性和高维处理能力，能较好解决小样本、非线性、局部极小点等实际问题，其算法复杂度与样本维数无关，只取决于支持向量的个数^[21-22]。

支持向量机分类方法中不同的内积核函数形成不同算法，ENVIZOOM 中提供了 4 种：

1) 线性 (Linear)

$$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$$

2) 多项式 (Polynomial) :

$$K(x_i, x_j) = (gx_i^T x_j + r)^d, g > 0$$

3) 径向基函数 (RBF) :

$$K(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|), g > 0$$

4) Sigmoid 函数 (Sigmoid) :

$$K(x_i, x_j) = \tanh(gx_i^T x_j + r)$$

式中， g 是除线性函数外其他函数的 γ 项， d 是多项式函数中的多项式的次方， r 是多项式函数和 Sigmoid 函数中的 bias 项， g 、 d 、 r 是用户控制的参数，这些参数设置可提高支持向量机的分类精度^[23]。线性核函数只能处理线性关系，而线性函数可以证明是径向基函数 (RBF) 的一个特例^[24]；Sigmoid 函数在某些参数上近似 RBF 的功能，RBF 取一定参数也可得到 Sigmoid 函数的性能^[25]；多项式函数参数较多，并且核函数对参数取值有一定限制，参数值超出范围会导致核函数无意义。因此，本研究选用 RBF，该函数与其他核函数相比，适用范围较宽，优势明显。

研究的具体步骤为：1) 结合垦利县矢量图及遥感影像图，从影像中选择训练区，每类地物赋予不同颜色，并将训练区数据保存；2) 选择计算对地物分类时所需的各种属性 (空间、光谱或纹理)；3) SVM 方法进行分类，在 Kernel Type 中选中 RBF 函数，设置 Gamma 参数及 Penalty 参数；4) 输出分类影像图及 10 种地类的矢量图；5) 精度评价及结果统计。

4 结果与分析

4.1 分类结果

利用面向对象支持向量机的方法对垦利县 2007 年 TM 图像进行土地利用分类信息提取，将输出的影像图及各地类 shp 图层进行叠加，经后处理得出研究区的土地利用分类图 (图 3)，统计研究区 10 种地类的面积及比例 (表 1)。

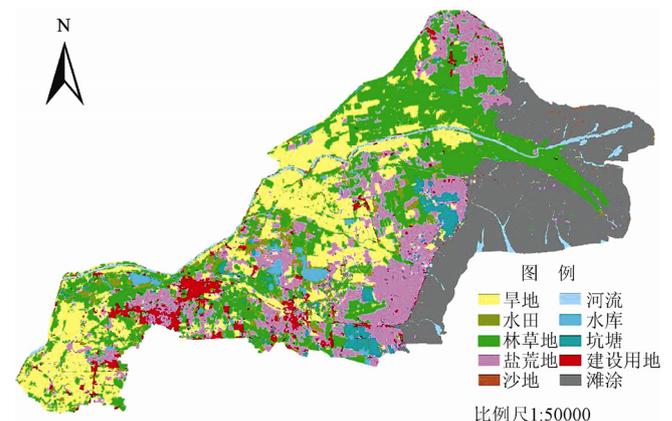


图 3 垦利县土地利用分类图
Fig.3 Land use classification map of Kenli county

表 1 垦利县 2007 年各地类面积统计
Table 1 Land area statistics of Kenli county in 2007

地类	面积/hm ²	比例/%
旱地	473.49	21.44
水田	91.09	4.12
林草	446.12	20.20
盐荒地	403.49	18.27
水库	30.82	1.40
河流	31.72	1.44
坑塘	70.29	3.18
建设用地	65.65	2.97
沙地	11.23	0.51
滩涂	584.93	26.48
合计	2 208.82	100.00

可以看出，垦利县土地利用结构以旱地、林草、盐荒地和滩涂为主，4 种地类分别占总面积的 21.44%、20.20%、18.27%和 26.48%，其中旱地主要分布在县域西南部和中、北部靠近黄河区域；林草地主要分布在东北部的黄河尾闾附近；盐荒地分布较为分散，与其他地类插花分布严重，东北部与中部靠近沿海地区分布较为集中；滩涂主要分布在东部沿海及河口区域。其余 6 种地类面积较少，仅占县域总面积的 13.61%，河流及沙地主要分布在黄河流域，其他地类分布比较零散，水田多在水库与坑塘周围分布。

4.2 精度分析

将面向对象 SVM 分类结果与同期的研究区土地利用现状图对比，建立混淆矩阵（百分比），进行精度分析（表 2），表中显示了每个地表真实分类中相应的分类结果所占的百分比。结果总分类精度为 84.83%，Kappa 系数 0.8211，除盐荒地和滩涂外，其他地类的制图精度和用户精度都达到 80%以上，其中旱地、水库、河流、坑塘的分类精度较高，其制图精度均在 90%左右；林草地、沙地、建设用地、水田次之，达 80%以上；盐荒地和滩涂的分类精度偏低，分别为 71.30%和 78.15%，主要是盐荒地分布范围广且同其他地类交错严重，图斑相对破碎，难以精确提取，滩涂精度偏低是因为靠近海边滩涂的光谱同水体相近，而沿岸滩涂又容易同盐荒地混杂。

表 2 面向对象信息提取结果的混淆矩阵和精度评价
Table 2 Confusion matrix and accuracy assessment of object-oriented information extraction technology

	旱地	水田	林草	盐荒地	水库	河流	坑塘	沙地	滩涂	建筑	User/%
旱地	91.13	0.32	5.32	0.24	0.43	0.23	0	0.10	0	2.29	94.34
水田	4.03	81.19	2.56	0.34	2.58	3.21	0.30	1.68	0	2.47	82.55
林草	1.71	5.45	86.47	1.35	2.53	0	2.77	0.32	0	0.50	85.53
盐荒地	2.47	4.93	2.50	71.30	0.29	0.07	0	3.39	5.95	7.79	77.61
水库	0	1.04	0	0	87.50	0	8.72	0	5.00	2.90	88.28
河流	0	0.96	0	0	0	90.85	0	5.21	5.17	0	90.58
坑塘	0	0.30	3.15	0.11	5.85	0	88.21	0	0	0	89.44
沙地	0.06	0	0	0	0	4.47	0	82.91	4.20	0	87.67
滩涂	0	5.35	0	20.74	0	1.17	0	6.39	72.68	0.16	78.74
建筑	0.60	0.46	0	5.92	0.82	0	0	0	0	83.89	86.38
Prod/%	91.13	81.19	86.47	71.30	87.50	90.85	88.21	82.91	78.15	83.89	

注：Prod、User 分别为制图精度、用户精度。

为进一步评价面向对象方法的优劣，将其与其他几种常用的基于像元的传统监督分类方法进行比较。分别采用最大似然法、最小距离法、马氏距离法、光谱角法对研究区进行监督分类，分类过程中对所有分类方法均使用同样的训练样本，以避免人工选取监督样本的影响，通过计算其混淆矩阵得到各方法分类结果精度（表 3）。

表 3 不同遥感分类方法的总体分类精度
Table 3 Final classification results of different classification methods

分类方法	总精度/%	Kappa 系数
最大似然法	78.89	0.75
最小距离法	69.96	0.65
马氏距离法	72.05	0.68
波谱角法	65.30	0.61
面向对象法	84.83	0.82

结果显示，传统的监督分类方法以最大似然法最优，总分类精度达 78.89%，其他几种分类精度普遍偏低，总分类精度均低于 80%。比较而言，面向对象分类方法比最大似然法总分类精度提高了 5.94%，Kappa 系数提高 0.07。传统监督分类方法仅依赖于像元的光谱亮度值，在简单均一的地表易取得较高的分类精度，而研究区内地类复杂，光谱混淆严重，传统监督分类方法难以取得好的分类结果。而且，从目视效果看，基于像元的传统监督分类方法的分类结果图像有大量的细碎图斑，存在所谓的椒盐现象，而面向对象方法的分类结果图则具有良好的视觉效果。因此，与传统监督分类方法相比，面向对象方法可以利用分割对象的光谱、形状、纹理等多种特征信息，充分挖掘像元之间信息，为图像分类提供了更多的依据，空间异质性小，有较强的抗噪能力，从而明显提高了地物提取精度，且较好避免了椒盐现象。

5 结论与讨论

本研究应用面向对象的分类方法对黄河三角洲滨海光谱混淆区土地利用/覆盖信息进行遥感提取，取得了较好的信息提取准确性和精度，通过同其他分类方法进行比较，得出如下结论：

1) 面向对象分类方法不仅利用地物本身的光谱信息，而且还利用其几何信息和结构信息，包括形状、纹理、面积、大小等要素，从而提高了影像信息量的利用，有较强的抗噪声能力，使分类精度明显提高。本研究面向对象分类方法的分类精度比常规最大似然法和波谱角法分别提高了 5.94%和 19.53%。

2) 面向对象分类方法的基本处理单元是经过分割后具有较好的完整性和单一性的影像对象，比像元更稳定、更准确、更具有代表性，便于解译和理解，在较大程度上避免了基于像元分类产生的椒盐现象，有效减弱了像元光谱混淆现象。同时可产生总分类或单个地类属性的地理实体专题图，可直接存入 GIS 数据库，实现了图像分类结果与 GIS 的更好结合。

3) 结果显示，研究区内土地利用结构以旱地、林草、

盐荒地和滩涂为主, 占县域总土地面积的 86.39%, 盐荒地分布广且交错分布严重, 旱地、林草、滩涂分布较为集中, 其他 6 种地类所占面积小, 分布零乱无规律。

影像分割是面向对象分类方法中对象提取的基础, 其分割结果直接影响信息提取的准确性和可靠性。本研究影像分割效果的评价主要依靠分类人员经验和专业知识确定, 尚无统一的分割精度评价标准, 需要进行多次试验才能获得较好的结果。另外, 考虑影像分辨率对分割结果的影响, 不同空间分辨率图像的影像分割与分类效果有待进一步探索。

[参 考 文 献]

- [1] 张春晓, 侯伟, 刘翔, 等. 基于面向对象和影像认知的遥感影像分类方法—以都江堰向峨乡区域为例[J]. 测绘通报, 2010(4): 11—14.
Zhang Chunxiao, Hou Wei, Liu Xiang, et al. Remote sensing image classification based on object-oriented and image cognition: a case study in Xiang'e, Dujiangyan[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2010(4): 11—14. (in Chinese with English abstract)
- [2] 赵庚星, 李玉环, 徐春达. 遥感和 GIS 支持的土地利用动态监测研究—以黄河三角洲垦利县为例[J]. 应用生态学报, 2000, 11(4): 573—576.
Zhao Gengxing, Li Yuhuan, Xu Chunda. Land use dynamic monitoring supported by remote sensing and GISA case study in kenli county of yellow river delta[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2000, 11(4): 573—576. (in Chinese with English abstract)
- [3] 樊辉. 黄河口泥沙输移及三角洲的近期演变[D]. 中国科学院海洋研究所, 2005.
Fan Hui. Sediment Transport in the Huanghe River Mouth and the Recent Deltaic Evolution[D]. Institute of Oceanology, Chinese Academy of Sciences, 2005. (in Chinese with English abstract)
- [4] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [5] 毛建旭, 王耀南, 孙炜. 基于模糊小脑模型神经网络的遥感影像分类算法[J]. 测绘学报, 2002, 31(4): 327—332.
Mao Jianxu, Wang Yaonan, Sun Wei. Remote sensing image classification algorithm based on fuzzy CMAC neural network[J]. Acta Geodaetica Et Cartographica Sinica, 2002, 31(4): 327—332. (in Chinese with English abstract)
- [6] 李百红, 赵庚星, 秦元伟, 等. 黄河三角洲滨海盐碱退化土地变化遥感监测研究[J]. 江西农业大学学报, 2009(12): 1166—1171.
Li Baihong, Zhao Gengxing, Qin Yuanwei, et al. A study of remote sensing detection of salt-affected coastal land degradation in the yellow river delta[J]. Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis, 2009(12): 1166—1171. (in Chinese with English abstract)
- [7] 李静, 赵庚星, 杨佩国. 基于知识的垦利县土地利用/覆被遥感信息提取技术研究[J]. 科学通报, 2006, 51(2): 183—188.
Li Jing, Zhao Gengxing, Yang Peiguo. RS information extraction techniques of land use and land cover based on knowledge in kenli county[J]. Chinese Science Bulletin, 2006, 51(2): 183—188. (in Chinese with English abstract)
- [8] 秦元伟, 赵庚星, 姜曙千, 等. 基于中高分辨率卫星遥感数据的县域冬小麦估产[J]. 农业工程学报, 2009, 25(7): 118—123.
Qin Yuanwei, Zhao Gengxing, Jiang Shuqian, et al. Winter wheat yield estimation based on high and moderate resolution remote sensing data at county level[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2009, 25 (7): 118—123. (in Chinese with English abstract)
- [9] 杨长保, 丁继红. 面向对象的遥感图像分类方法研究[J]. 吉林大学学报: 地球科学版, 2006, 36(4): 642—646.
Yang Changbao, Ding Jihong. Study of object-oriented based remote sensing image classification[J]. Journal of Jilin University: Earth Science Edition, 2006, 36(4): 642—646. (in Chinese with English abstract)
- [10] Geneletti D, Gorte B G H. A method for object-oriented land cover classification combining Landsat TM data and aerial photographs[J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(6): 1273—1286.
- [11] 彭海涛, 柯长青. 基于多层分割的面向对象遥感影像分类方法研究[J]. 遥感技术与应用, 2010, 25(1): 149—154.
Peng Haitao, Ke Changqing. Study on object-oriented remote sensing image classification based on multi-levels segmentation[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2010, 25(1): 149—154. (in Chinese with English abstract)
- [12] Newman M E, McLaren K P, Wilson B S. Use of object-oriented classification and fragmentation analysis (1985-2008) to identify important areas for conservation in Cockpit Country, Jamaica[J]. Environ Monit Assess, 2011, 172 (1/4): 391—406.
- [13] Robert C Frohn, Molly Reif, Charles Lane, et al. Satellite remote sensing of isolated wetlands using object-oriented classification of Landsat-7 data[J]. Wetlands, 2009, 29(3): 931—941.
- [14] 骆剑承, 周成虎, 杨艳. 遥感地学智能图解模型支持下的土地覆盖/土地利用分类[J]. 自然资源学报, 2001, 16(2): 179—183.
Luo Jiancheng, Zhou Chenghu, Yang Yan. Land-cover and land-use classification based on remote sensing intelligent Geo- interpreting model[J]. Journal of Natural resources, 2001, 16(2): 179—183. (in Chinese with English abstract)
- [15] 杜凤兰, 田庆久, 夏学齐, 等. 面向对象的地物分类法分析与评价[J]. 遥感技术与应用, 2004, 19(1): 20—23.
Du Fenglan, Tian Qingjiu, Xia Xueqi, et al. Object-oriented image classification analysis and evaluation[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2004, 19(1): 20—23. (in Chinese with English abstract)
- [16] Zhongping Sun, Wenming Shen, Bin Wei, et al. Object-oriented land cover classification using HJ-1 remote sensing imagery[J]. Science China Earth Sciences, 2010, 53 (Supp 1): 34—44.
- [17] Jensen J R. Introductory Digital Image Processing: A Remote

- Sensing Perspective, Third Edition[M]. London: Prentice Hall, 2004.
- [18] 仇江啸, 王效科. 基于高光谱分辨率遥感影像的面向对象城市土地覆被分类比较研究[J]. 遥感技术与应用, 2010, 25(5): 653—661.
Qiu Jiangxiao, Wang Xiaoke. A comparative study of object-based land cover classification in high spatial resolution remote sensing imagery of urban areas[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2010, 25(5): 653—661. (in Chinese with English abstract)
- [19] Zutao Ouyang, Moqian Zhang, Xiao Xie, et al. A comparison of pixel-based and object-oriented approaches to VHR imagery for mapping salt marsh plants[J]. Ecological Informatics, 2011, 6 (2): 136—146.
- [20] 肖奥, 赵文吉, 胡德勇, 等. 利用对象和支持向量机的遥感信息提取方法探讨[J]. 测绘科学, 2010, 35(5): 154—157.
Xiao Ao, Zhao Wenji, Hu Deyong, et al. Remote sensing information extraction based on object-oriented and support vector machines[J]. Science of Surveying and Mapping, 2010, 35(5): 154—157. (in Chinese with English abstract)
- [21] 纪娜, 李锐, 李静. MNF 和 SVM 在遥感影像计算机分类中的应用[J]. 水土保持通报, 2009, 29(6): 153—158.
Ji Na, Li Rui, Li Jing. Application of MNF and SVM in classification of remote sensed image[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2009, 29(6): 153—158. (in Chinese with English abstract)
- [22] 李平, 吴曼乔, 曾联明. 支持向量机技术在土地利用监测的应用研究[J]. 测绘通报, 2010(8): 28—30.
Li Ping, Wu Manqiao, Zeng Lianming. On application of support vector machine technology to land use monitoring[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2010(8): 28—30. (in Chinese with English abstract)
- [23] Keerthi S S, Lin C J. Asymptotic behaviors of support vector machines with gaussian kernel[J]. Neural Computation, 2003, 15(7): 1667—1689.
- [24] Lin H T, Lin C J. A study on sigmoid kernels for SVM and the training of non-PSD kernels by SMO-type methods, Technical report[R]. Department of Computer Science, National Taiwan University, 2003.
- [25] 张锦水, 何春阳, 潘耀忠, 等. 基于 SVM 的多源信息复合的高空间分辨率遥感数据分类研究[J]. 遥感学报, 2006, 10(1): 49—57.
Zhang Jinshui, He Chunyang, Pan Yaozhong, et al. The high spatial resolution RS image classification based on SVM method with the multi-source data[J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 10(1): 49—57. (in Chinese with English abstract)

Land use classification based on RS object-oriented method in coastal spectral confusion region

Chang Chunyan, Zhao Gengxing*, Wang Ling, Zhu Xicun, Gao Ze

(College of Resources and Environment, Shandong Agricultural University, Tai'an 271018, China)

Abstract: Land use and land cover information acquisition in coastal spectral confusion region is one of the difficulties for remote sensing information extraction. In this paper, image segmentation and support vector machine classification method were used in order to extract the information of land use/cover with object-oriented technology, based on TM image of March 11, 2007 in Kenli County. The results were compared with that of traditional pixel-based classification. Our results showed that the precision of classification reached 84.83% basing on object-oriented method, which increased by 5.94% and 19.53% respectively in comparison with maximum likelihood method and spectral angle mapper method. It also avoided the “salt and pepper” problem effectively. This study indicated that classification accuracy and efficiency of remote sensing image were improved with object-oriented method, which also provided an effective technological means for fast and accurate information extraction of Land use/cover in coastal spectral confusion region.

Key words: remote sensing, spectrum analysis, image segmentation, image fusion, support vector machine, object-oriented