

# 基于高分辨率遥感影像的青海湖沙柳河流域 土地覆盖监督分类方法对比

成淑艳<sup>1,2</sup>, 曹生奎<sup>1,2</sup>, 曹广超<sup>1,2</sup>, 韩建平<sup>3</sup>, 汉光昭<sup>1,2</sup>, 吴方涛<sup>1,2</sup>

(1. 青海师范大学 地理科学学院, 青海 西宁 810008; 2. 青海师范大学 青海省自然地理  
与环境过程重点实验室, 青海 西宁 810008; 3. 青海省第二测绘院, 青海 西宁 810008)

**摘要:** [目的] 研究高寒河源区土地覆盖的精准分类方法, 为地物分类提供参考, 分类结果可为青海湖流域土地资源与生态环境监管提供数据支撑。[方法] 运用高分辨率遥感影像, 通过 6 种监督分类器(平行六面体、最小距离、马氏距离、最大似然、神经网络和支持向量机)对青海湖沙柳河流域的土地覆盖进行分类, 最后通过最佳提取方法统计得出青海湖沙柳河流域土地覆被概况。[结果] 支持向量机、神经网络和最大似然的分类精度较高, 其总体分类精度均大于 96%, Kappa 系数均大于 0.95, 平行六面体的分类精度最低, 误差较大。综合各种分类精度及分类图像局部细节, 支持向量机分类效果最佳。通过解译可知沙柳河流域土地覆被以草地为主, 占流域总面积的 71.09%, 裸地和湿地分别占流域总面积的 16.26% 和 10.24%, 水体、农田和建筑用地面积较小, 共占流域总面积的 2.41%。[结论] 运用高分辨率遥感影像, 通过支持向量机分类器可实现对青海湖沙柳河流域土地覆被的良好分类。整个流域植被覆盖度高, 生态环境良好。

**关键词:** 监督分类; 分类精度; 高分辨率遥感影像; 青海湖沙柳河流域

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2018)05-0261-08

中图分类号: P23

**文献参数:** 成淑艳, 曹生奎, 曹广超, 等. 基于高分辨率遥感影像的青海湖沙柳河流域土地覆盖监督分类方法对比[J]. 水土保持通报, 2018, 38(5): 261-268. DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2018.05.042. Cheng Shuyan, Cao Shengkui, Cao Guangchao, et al. Comparisons of supervised classification methods for land cover based on high spatial resolution remote sensing images in Shaliu river basin of Qinghai Lake[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2018, 38(5): 261-268.

## Comparisons of Supervised Classification Methods for Land Cover Based on High Spatial Resolution Remote Sensing Images in Shaliu River Basin of Qinghai Lake

CHENG Shuyan<sup>1,2</sup>, CAO Shengkui<sup>1,2</sup>, CAO Guangchao<sup>1,2</sup>,

HAN Jianping<sup>3</sup>, HAN Guangzhao<sup>1,2</sup>, WU Fangtao<sup>1,2</sup>

(1. College of Geography Science, Qinghai Normal University, Xining, Qinghai 810008, China; 2. Qinghai Province Key Laboratory of Physical Geography and Environmental Process, Qinghai Normal University, Xining, Qinghai 810008, China;

3. Second Institute of Surveying and Mapping Qinghai Province, Xining, Qinghai 810008, China)

**Abstract:** [Objective] To study the precise classification method of land cover in the alpine river-source area in order to provide references for future land classification and provide data support for land resources and ecological environment supervision in the Qinghai Lake basin. [Methods] High spatial resolution remote sensing images were used to derive the land cover information through six different kinds of supervised classifiers (parallel hexahedron, minimum distance, Mahalanobis distance, maximum likelihood, neural network and support vector machine). And the land cover status of the Shaliu river basin in Qinghai Lake was statistically obtained through the best extraction method. [Results] The classification accuracy of support vector machine, neural network and maximum likelihood was high, the overall classification accuracy was greater

收稿日期: 2018-03-17

修回日期: 2018-04-19

资助项目: 青海省“高端创新人才千人计划”(青人才字[2016]11号); 青海省“135 高层次人才培养工程”; 高分专项青海高分遥感数据产业化应用项目(94-Y40G14-9001-15/18); 青海省重点实验室发展专项资助

第一作者: 成淑艳(1993—), 女(汉族), 甘肃省漳县人, 硕士研究生, 研究方向为生态水文与水资源学。E-mail: chengshuyjh@163.com。

通讯作者: 曹生奎(1979—), 男(汉族), 青海省西宁市人, 博士, 教授, 研究方向为生态水文与水资源学及陆地生态系统碳循环。E-mail: caoshengkui@163.com。

than 96%, and Kappa coefficient was greater than 0.95. The classification accuracy of the parallel hexahedron was the lowest, and the error was largest. Support vector machine showed the best classification effect by combining all kinds of classification accuracy and classification image local details. Through interpretation, it showed that the land cover of the Shaliu river basin was dominated by grassland, and accounted for 71.09% of the total area of the basin. Bare land and wetlands accounted for 16.26% and 10.24% of the total area of the basin, respectively. Water, farmland, and construction land was small, accounted for 2.41% of the total basin area. [Conclusion] By using high spatial resolution remote sensing images, a good classification of land cover in Shaliu river basin of Qinghai Lake was achieved by support vector machine classifier. The whole basin has a high vegetation coverage and good ecological environment.

**Keywords:** supervised classification; classification accuracy; high spatial resolution remote sensing images; Shaliu river basin of Qinghai Lake

土地是人类赖以生存和发展的物质基础,土地覆被信息是进行国土资源规划、土地资源评价、土地资产评估等的重要条件。随着全球变化研究的深入,土地覆被信息提取已经成为一个研究的热点<sup>[1]</sup>。遥感技术因为其可以快速准确地提取地物类别信息而被越来越多的应用于土地覆盖分类中。目前,随着遥感技术的快速发展,高分辨率遥感影像数据已经成为了一个重要和关键的信息来源,其在光谱特征、空间特征和纹理特征等方面比一般卫星影像更具有优势<sup>[2]</sup>,能够获取精度更高的地物信息。

区域土地覆盖分类信息是区域生态、经济可持续发展的基础数据支撑,科学地提取地表覆被信息,对地物精准分类,对于区域生态环境保护、生态和经济建设具有直接的影响<sup>[3]</sup>。目前对遥感影像分类最常规的计算机自动分类方法有监督分类和非监督分类法。很多研究表明监督分类精度要高于非监督分类,更适用于遥感图像的精确分类,因此目前大部分对地物的分类研究还是采用传统的监督分类方法。青藏高原高寒河源区自然环境独特,其土地覆被信息是青藏高原生态环境变化研究的重要组成部分<sup>[4]</sup>,对于青藏高原土地资源规划、生态系统功能评价、生态环境保护与建设等具有重要意义<sup>[5]</sup>。为此,本文拟以青海湖沙柳河流域为研究区,以高分辨率遥感影像为数据源,通过监督分类方法的 6 种监督分类器,对流域地表覆被信息进行提取,探讨青藏高原高寒河源区的土地覆盖分类方法,以期后续土地覆被信息提取提供技术支撑和相关参考评价标准。研究结果也可为青海湖流域土地资源现状评价、生态环境保护建设等提供数据来源。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

研究区位于沙柳河流域,属于青海湖的河源地区。沙柳河位于青海省刚察县城西侧 0.2 km 处,是

青海湖流域第二大河流,发源于大通山可可赛尼哈,整个流域海拔在 3 036~4 694 m,落差较大。河流全长 106 km,自北向南流入青海湖<sup>[6]</sup>。河源地区年降水量 500~600 mm,河口地区为 300 mm。每年 6—9 月为汛期,冰冻期 6 个月。整个流域植被类型以高寒草甸为主<sup>[7]</sup>。研究区属于高原大陆性气候,光照充足,日照强烈,冬严寒夏凉爽,天气多变,无明显的四季之分,气温年较差小而日较差大,雨热同期。

### 1.2 影像数据来源及预处理

本文以 2 景高分 1 号卫星影像和 3 景资源 3 号卫星影像为基础数据源。高分辨率影像数据来自于青海省第二测绘院。高分 1 号卫星是中国高分辨率对地观测系统重大专项天基系统中的首发星,搭载有 2 台 2 m 分辨率全色/8 m 分辨率多光谱高分相机和 4 台 16 m 分辨率多光谱宽幅相机。资源 3 号卫星是中国首颗自主的民用高分辨率立体测绘卫星,搭载有 1 台 2.1 m 分辨率正视全色相机,2 台 3.5 m 分辨率的前视和后视全色相机和 1 台 5.8 m 分辨率的正视多光谱相机。

由于植被生长季节地表信息丰富,不同地物反射的电磁波在影像上呈现的光谱和纹理特征不仅有利于提取植被覆盖信息,还易于区分其他的土地覆被类型,有利于影像的目视解译工作<sup>[8]</sup>,因此本文选择研究区 5—9 月的高分影像作为数据来源,其中包括 2017 年的 4 景影像与 2016 年的 1 景影像。2017 年高分影像受云层、季相等的限制,使得 2017 年影像在数量上不足以用于研究区地表覆盖分类。考虑到所缺影像地区为研究区边缘地带海拔较高的山区,土地覆被类型以裸地为主,植被较少,在短时间内土地覆被状况不会发生较大变化,因此采用相邻年份的影像对该区地物分类的影响不大,从而选择 2016 年的 1 景影像作为代替补充。表 1 列举了本文所用的 5 景高分分辨率遥感影像的具体信息。

表 1 本研究所用遥感影像具体信息

时间	卫星类型	有效载荷	空间分辨率/m	数据类型
20170527	高分 1 号	PMS2	8	多光谱
20170719				
20170813	资源 3 号	MUX	5.8	
20170813				
20160903				
20160903				

### 1.3 研究方法

1.3.1 土地覆被信息提取方法 本文运用监督分类方法对青海湖沙柳河流域的地表覆被信息进行提取。监督分类法常用的分类器有 6 种,每种分类器具有不同的判别函数和判别准则,因而具有不同的分类精度和分类结果。下文分别将 6 种监督分类器做如下介绍。

(1) 平行六面体(parallelepiped classification)。根据训练样本的亮度值形成一个  $n$  维平行六面体的数据空间,其他像元的光谱值如果落在任何一个训练样本所对应的区域,就被划为其中。其尺度由标准差阈值所确定,标准差阈值则根据所选类别的均值确定<sup>[9]</sup>。此种分类器分类标准简单,计算速度快。

(2) 最小距离(minimum distance classification)。通过训练样本数据去计算每种类别的均值向量和标准差向量,然后以均值向量作为该类在特征空间中的中心位置,计算输入图像中每个像元到各类中心的距离,将像元归入到距离中心最小的类别中<sup>[9]</sup>。此种分类器分类算法简单,适用性强,计算速度快。

(3) 马氏距离(Mahalanobis distance classification)。通过计算输入像元到各训练样本的马氏距离(计算 2 个未知样本集的相似度的方法),统计马氏距离最小的即为此类别<sup>[9]</sup>。马氏距离既考虑离散度,也考虑到各轴间总体分布的相关(协方差),能够考虑到分类类别的内在变化<sup>[10-11]</sup>。

(4) 最大似然(likelihood classification)。假设每个波段每一类统计都呈正态分布,计算像元属于某一训练样本的似然度,将像元归为似然度最大的一类中<sup>[9]</sup>。此种分类器应用较为广泛,发展也较为成熟。

(5) 神经网络(neural net classification)。用计算机模拟人脑的结构,用小的处理单元模拟大脑的神经元,用算法实现人脑的识别、记忆、思考过程并应用于图像的分类<sup>[9]</sup>。近年来此种分类器得到了广泛的应用。

(6) 支持向量机(support vector machine classification)。是一种基于统计学习理论的机器学习方法,可自动寻找对分类有较大区分功能的支持向量并构造分类器,最大化类别之间的间隔,分类准确率较高<sup>[9]</sup>。

### 1.3.2 土地覆被信息提取流程

(1) 训练样本选择及评价。监督分类的第一步是在影像上定义训练样本。训练样本的准确合理选择是监督分类的基础,也会直接影响分类精度的高低<sup>[12]</sup>。通过遥感影像的色调与亮度、纹理、形状与结构以及目标地物与成像时间的关系等特征,结合已有资料和野外工作的先知经验,对影像进行目视判读,确定地物的类别<sup>[13-14]</sup>。应用 ENVI 软件提供的 ROI Tool 工具创建感兴趣区,根据研究区范围大小,在影像范围内选取足够数量的覆盖各种地物的训练样本,以克服偶然因素的影响<sup>[15]</sup>,要保证训练样本具有代表性和典型性且在研究区内均衡分布<sup>[16]</sup>。选取训练样本后,通过 ENVI 软件的 compute ROI separability 工具,计算每个感兴趣区组合的 Jeffries-Matusita 距离和转换分离度,其值范围在 0~2.0 之间,若两值均大于 1.9 说明样本之间可分离性好,属于合格样本,小于 1.8 则需要重新选择样本,小于 1 就考虑将两类样本合成一类样本<sup>[17]</sup>。

(2) 执行监督分类。若训练样本合格,符合分类要求,则应选择一种监督分类器对研究区影像进行地物分类。若对分类结果不满意则需要重新选择分类器。本文的研究目的是探讨高寒河源区的土地覆盖分类方法,因此执行了 6 种监督分类器。

(3) 精度评价。对图像分类结果进行精度评价,一方面可以定量地检验分类结果是否理想,另一方面可以评价监督分类器的优缺点。ENVI 软件提供了混淆矩阵(confusion matrix)和 ROC 曲线(ROC curves)两种对分类结果精度进行评价的方法。本文选择混淆矩阵的方法来对分类结果进行精度评价。混淆矩阵是将每个地表真实像元的位置和分类类别与输出图像中的相应位置和分类类别相比较,列出基准图像上的  $i$  类像元在分类图像中被分到  $j$  类的像元总数或者百分比<sup>[18]</sup>。通过计算的混淆矩阵,可以进一步计算出不同的分类精度估量指标。在 ENVI 软件输出的混淆矩阵报表中,用于评价分类精度的估量指标主要包括总体分类精度、Kappa 系数、制图精度、用户精度等。总体分类精度等于被正确分类的像元总和除以总像元数,反映分类图中被正确分类像元占总像元数的比重,该值越大,表示分类效果越好,精度越高<sup>[9]</sup>。

Kappa 系数是通过把所有地表真实参考的像元总数乘以混淆矩阵对角线的和,再减去某一类中地表真实参考像元数与该类中被分类像元总数之积之后,再除以像元总数的平方减去某一类中地表真实参考像元总数与该类中被分类像元总数之积对所有类别

求和的结果<sup>[9]</sup>。Kappa 系数是由 Cohen 在 1960 年提出的用于评价遥感影像分类结果的一致性检验方法,用来测定两幅图像之间的吻合程度,能够较准确

地验证分类精度,现已发展成为遥感影像分类的主要精度评价方法<sup>[19-20]</sup>。Kappa 系数分类评价标准<sup>[21-22]</sup>现已普遍地运用于影像分类精度评价中(表 2)。

表 2 Kappa 系数分类评价标准

Kappa 系数	<0.0	0.0~0.2	0.2~0.4	0.4~0.6	0.6~0.8	0.8~1.0
一致性程度	很差	微弱	弱	适中	显著	最佳

制图精度指分类器将整个图像的像元正确分为某类的像元数与该类真实参考总数的比率,即分类结果符合实际地物的比率<sup>[9]</sup>。该指标可以反映地物是否被准确分类,同时可以用来比较各种分类方法的好坏,制图精度与漏分误差互补,制图精度越低,漏测误差越高<sup>[23-24]</sup>。

用户精度指正确分到某类的像元总数与分类器将整个图像的像元分为该类的像元总数的比率,即分类结果符合用户定义地物的比率<sup>[9]</sup>。该指标用来反映分类图中各类别的可信度,即分类图的可靠性,用户精度与错分误差互补,用户精度越低,多测误差越高<sup>[23-24]</sup>。

本文根据野外实地调查数据,对照原始影像,在 Google Earth 高分辨率图像上选择验证样本,生成用于混淆矩阵精度评价的地表真实感兴趣区,通过 ENVI 软件的 confusion matrix using ground truth ROIs 工具输出不同分类结果的混淆矩阵报表,并通过报表中的不同量化指标来进一步鉴别每一种分类结果和不同分类器分类精度的高低。

(4) 分类后处理。计算机监督分类后的结果只是初步的分类结果,一般无法直接应用,还需要进行后期的图像处理。分类后的图中不可避免地会产生很多小图斑,需要通过 majority/minority 分析、聚类处理(clump)和过滤处理(sieve)等方法对小图斑进行剔除或者重新归类,从而得到最理想理想的分类结果。若分类结果有错分和漏分现象,结合实地验证、先知经验和研究区其他高分辨率遥感影像对分类结果进行目视判读,通过 ENVI classic 对图像错分像元进行局部手动修改,以进一步提高分类结果质量。

## 2 结果与分析

### 2.1 训练样本可分离度

根据研究区遥感影像光谱、纹理等特征,通过目视判读并结合野外考察的先知经验,将该研究区的土地覆被分为草地、湿地、农田、裸地、水体、建筑 6 大类。计算了训练样本的可分离度,结果显示 Jeffries-Matusita 距离和转换分离度的值均大于 1.8,样本之间的可分离性好,符合分类的标准(表 3)。

表 3 研究区训练样本可分离度

项目	参数	草地	湿地	农田	裸地	水体	建筑
草地	J-M 距离		1.93	2.00	2.00	2.00	1.87
	转换分离度		2.00	2.00	2.00	2.00	1.99
湿地	J-M 距离	1.93		2.00	1.99	2.00	2.00
	转换分离度	2.00		2.00	2.00	2.00	2.00
农田	J-M 距离	2.00	2.00		2.00	2.00	2.00
	转换分离度	2.00	2.00		2.00	2.00	2.00
裸地	J-M 距离	2.00	1.99	2.00		1.90	2.00
	转换分离度	2.00	2.00	2.00		2.00	2.00
水体	J-M 距离	2.00	2.00	2.00	1.90		1.99
	转换分离度	2.00	2.00	2.00	2.00		2.00
建筑	J-M 距离	1.87	2.00	2.00	2.00	1.99	
	转换分离度	1.99	2.00	2.00	2.00	2.00	

### 2.2 分类结果

本文选择了监督分类的 6 种分类器对研究区影像进行计算机分类,目的是寻求最佳土地覆盖分类方法。为了从细节上更好地辨别分类结果的准确度和 6 种分类器的分类精度,将 6 种分类器的局部分类结果图进行对比。

结合野外考察的先验知识观察 6 种分类结果图可知,平行六面体分类器的分类效果最差,将很多裸地和草地错分为水体,与实际地表覆被相差甚远,这与其分类原理和分类准则密切相关。平行六面体的分类准则是像素落在任一类训练样本分布区域,则就属于哪一类,若同时落在多个区域,则将其归为最后一个匹配类别中,有时候在某些分类像素与训练像素光谱差异很大时也会被分为其中,因此存在较多错分现象<sup>[11]</sup>。最小距离分类器的最终分类结果将众多草地和裸地像元误分为湿地,也不符合实际。最小距离分类器的判别准则是首先根据训练区计算每个类别的平均值,以此作为类别中心,然后计算待判像素到每类别中心的距离,取距离最小的一类作为该像素的分类,因此在分类的过程中,真正影响分类结果的是各个类的均值,这是在若干先决条件下的简单分类,容易产生错误,因此分类结果精度较低<sup>[25]</sup>。马氏距离分类器对地表覆盖分类的局部结果,从结果中可

以发现,马氏距离分类器对湿地的错分现象较为严重。马氏距离与最小距离相似,但马氏距离考虑了样本间相关性的影响,因此比最小距离的精度相对较高。

目视分析可知,最大似然、神经网络和支持向量机分类器的分类效果较好,结果较为理想。最大似然是基于贝叶斯准则的分类错误概率最小的一种非线性分类,也是机器学习中较为稳健的典型分类方法<sup>[11,25]</sup>。神经网络具有非线性、容错性和鲁棒性、自学习、自适应和自我调节等显著优势,在分类过程中没有任何前提假设,直接进行迭代运算,且在每次迭代过程中动态调节决策区域,一直计算到结果与实际的差异满足要求后停止,因此该方法具有强大的稳定性和优越性,可获得比传统基于统计的分类方法更高精度的分类结果<sup>[11,25-27]</sup>。支持向量机基于统计学理论,利用现有样本信息在模型和学习能力间寻求最佳折中,获得最佳泛化能力,从而令样本的分类误差极小化,在统计样本较少时,也能获得较好的统计规律,因此是一种优良的机器学习分类方法<sup>[11,28]</sup>。很明显,最大似然、神经网络和支持向量机分类器均具有优良的内部算法和分类准则,对地物进行分类均能获得较好的效果,但是计算时间也相对较长。

6种监督分类器有好有坏,各有优缺点。在本文中,6种分类结果存在的共同的误差是,提取的湿地均比实际情况多,这原因是山体背阴面草地和湿地的光谱特征极为相似,分类器将背阴面草地误分为湿地的缘故,因此还需要细致的分类后处理。

### 2.3 精度评价

运用 ENVI 软件平台,通过一定的验证样本数据可以对影像分类结果进行精度评价。表 4—6 分别列举了不同分类器的分类精度估量指标,可以反映不同分类器的优劣及分类效果的好坏。

表 4 显示了不同分类器对不同地物的分类精度。平行六面体、最小距离、马氏距离、最大似然、神经网络和支持向量机的总体分类精度分别为 51.76%, 84.26%, 89.96%, 97.68%, 96.46%, 99.15%, Kappa 系数分别为 0.44, 0.79, 0.86, 0.97, 0.95, 0.99, 支持向量机的分类精度最高,其次为最大似然和神经网络,马氏距离和最小距离次之,分类精度最低的为平行六面体。在区分不同地物方面,最大似然、神经网络和支持向量机同时对草地达到最高的分类精度,对湿地和建筑的识别支持向量机精度可达最高,对于农田最大似然和支持向量机精度最高,而马氏距离和平行六面体分别对裸地和水体达到最高的分类精度。

表 4 各分类器对研究区不同地物分类精度对比

分类器	分类精度/%						总体分类精度/%	Kappa 系数
	草地	湿地	农田	裸地	水体	建筑		
平行六面体	17.17	2.14	98.89	3.84	99.86	1.26	51.76	0.44
最小距离	15.96	95.54	86.63	80.80	85.12	82.62	84.26	0.79
马氏距离	99.70	96.79	94.58	100.00	85.23	90.00	89.96	0.86
最大似然	100.00	97.50	100.00	98.16	99.45	95.29	97.68	0.97
神经网络	100.00	96.08	99.81	73.43	99.50	94.06	96.46	0.95
支持向量机	100.00	100.00	100.00	96.77	99.81	98.34	99.15	0.99

表 5 为各分类器制图精度对比结果,对比各种分类器的制图精度可发现,平行六面体对草地、湿地、裸地和建筑的制图精度均较低,表明对这几种地物漏测现象严重,而最小距离对草地的漏测现象严重,马氏

距离和最大似然对各种地物的制图精度较高,说明总体漏测误差较小,神经网络对裸地的漏测误差较大。支持向量机对各种地物的制图精度均较高,漏分现象较少。

表 5 各分类器对研究区不同地物制图精度

地物	分类器					
	平行六面体	最小距离	马氏距离	最大似然	神经网络	支持向量机
草地	17.17	15.96	99.70	100.00	100.00	100.00
湿地	2.14	95.54	96.79	97.50	96.08	100.00
农田	98.89	86.63	94.58	100.00	99.81	100.00
裸地	3.84	80.80	100.00	98.16	73.43	96.77
水体	99.86	85.12	85.23	99.45	99.50	99.81
建筑	1.26	82.62	90.00	95.29	94.06	98.34

从各种分类器的用户精度对比表(表 6)可知,平行六面体对草地和湿地分类的用户精度非常低,说明这两种地物的多测现象非常严重,最小距离和

最大似然对草地和裸地的多测误差较高,神经网络对湿地的多测误差较高,支持向量机对各种地物的多测误差均较小。

表 6 各分类器对研究区不同地物的用户精度

%

地类	分类器					
	平行六面体	最小距离	马氏距离	最大似然	神经网络	支持向量机
草地	0.88	6.30	50.69	43.46	91.21	95.95
湿地	2.52	64.04	99.45	99.09	75.70	99.82
农田	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
裸地	51.02	35.93	37.74	94.67	91.75	98.13
水体	85.91	96.89	92.85	99.95	99.62	99.45
建筑	98.33	98.11	97.81	99.61	99.81	99.99

## 2.4 制图及结果统计

本次分类结果中,支持向量机的总体分类精度和 Kappa 系数最高,制图精度和用户精度均较高,对地物的分类效果较好,分类精度满足应用的需求,但是也存在大量错分现象。以支持向量机分类器的结果作为分类的初步结果,在此基础上进行主要/次要分析、聚类和过滤处理。通过实地考察验证与先知经验,结合 Google Earth 的高分辨率影像,对上一步后处理结果图进行目视判读,将错分地物进行细致处理使其正确归类,最终得到研究区地表覆盖分类结果(附图 20,表 7)。

表 7 青海湖沙柳河流域地物信息

地类	面积/km <sup>2</sup>	百分比/%	总面积/km <sup>2</sup>
水体	19.03	1.13	1 679.24
建筑	6.04	0.36	
草地	1 193.76	71.09	
湿地	172.02	10.24	
裸地	273.03	16.26	
农田	15.36	0.91	

经遥感影像解译可得沙柳河流域的基本概况。沙柳河流域河流水体面积约 19.03 km<sup>2</sup>,约占流域总面积的 1.13%,干流偏流域右侧,左岸分布有较大支流,上游河道走向西北向东南,坡陡谷深,中游河道走向由北向南,河谷渐宽,水流分散,流经下游地势平坦区最终注入青海湖。整个流域内多为天然草场,其总面积约为 1193.76 km<sup>2</sup>,约占流域总面积的 71.09%,植被条件良好,覆盖度高。湿地主要分布在干支流两岸以及流域南部青海湖北岸,总面积约为 172.02 km<sup>2</sup>,约占流域面积的 10.24%。裸地主要分布在流域上游海拔较高的山区,总面积约为 273.03 km<sup>2</sup>,占流域总面积的 16.26%。刚察县城位于山体出口处,

其建筑总面积约 6.04 km<sup>2</sup>。山口以下为下游,地形开阔,广袤无垠,宽阔的冲积扇形成肥沃的草原,农田在其中零散分布,总面积约 15.36 km<sup>2</sup>,仅约占流域总面积的 0.91%。

## 3 讨论

### 3.1 基于高分辨率遥感影像的监督分类方法在土地覆盖分类中的适用性

高分辨率遥感影像区分地物的精度较高,满足了对各类地物的遥感监测需求。基于高分辨率遥感影像,采用支持向量机、最大似然和神经网络分类器对研究区地物实现了良好的分类,说明这 3 种分类器在地处高寒河源区的青海湖沙柳河流域具有良好的适用性。

从 3 种分类器的分类原理和判别准则来说,其分别采用了结构风险最小化原则<sup>[28]</sup>、贝叶斯判决准则<sup>[25]</sup>和迭代算法<sup>[27]</sup>,优越的分类准则和分类算法决定了它们高精度的分类结果,因此这 3 种分类器也被运用在诸多分类研究中。例如闫琰等<sup>[29]</sup>运用最大似然、神经网络和支持向量机 3 种监督分类器对某城市土地覆被进行分类,其中支持向量机的总体分类精度达到 97.25%,Kappa 系数达到 0.96,神经网络和最大似然总体分类精度分别达 96.91%和 96.69%,Kappa 系数均可达 0.96,对地物的分类效果较好。张杰等<sup>[12]</sup>通过本文中用到的 6 种监督分类器对鄱阳湖滨湖区土地覆被进行分类,结果表明支持向量机、神经网络、最大似然和最小距离 4 种分类器具有较高的分类精度。孙坤等<sup>[11]</sup>基于本文中的 6 种监督分类器对某山地丘陵地块进行分类,结果表明支持向量机、最大似然、神经网络的分类精度较高,最小距离和马氏距离次之,平行六面体的分类精度最低。诸多研究的结论和本研究结果是一致的,说明这是每种分

类器普遍存在的特点,对不同研究区的适用性较强。

青海湖沙柳河流域自然环境独特,受人类活动影响较小,整个流域土地覆被大类较为单一,上中游为山谷地形,下游地势较为平坦,采用高分辨率遥感影像进行分类,效果较好。孙小飞等<sup>[30]</sup>基于高分1号卫星影像对青藏高原深切割区土地覆被进行分类,该研究区以高山地貌为主,植被覆盖率较高,水体、草地、林地等地物类型分布明显,采用最大似然、神经网络和支持向量机分类器均取得了较高的分类精度,其中支持向量机分类精度最高,总体精度达到91.67%,Kappa系数为0.90,神经网络和最大似然的总体分类精度分别为87.50%和80.83%,Kappa系数分别为0.84和0.76。因此采用高分辨率遥感影像,选用精度较高的监督分类器在青藏高原土地覆被大类较为单一、地物分类明显的地区信息提取中具有优势。

### 3.2 基于高分辨率遥感影像的监督分类方法在土地覆盖分类中的不足

尽管支持向量机、最大似然和神经网络监督分类器可以达到较高的分类精度,但这并不代表分类结果一定理想。由于实际地表类型复杂多样,采用监督分类方法,计算机只会根据地物光谱特征进行分类,结果中势必会有错分和漏分的现象,与实际地表覆被信息有别。尤其是在有大量山体分布的地区,山体的阳坡和阴坡光谱响应有巨大差异<sup>[31]</sup>,而阴坡对分类结果的影响不可避免,即使训练区选择准确,但分类结果还是存在大量错分现象<sup>[32]</sup>。本文中阴坡草地和湿地的光谱特征极为相似,6种监督分类器均出现将阴坡草地错分为湿地的现象。冯琦胜等<sup>[33]</sup>对甘肃省玛曲县沼泽湿地的研究发现,监督分类和非监督分类的方法因为阴坡的影响,都会造成湿地的错分和漏分现象。该研究还提出,通过专家分类方法引入坡度和坡向数据,排除了山体阴影、阴坡对沼泽湿地分类的影响,但是也会存在部分漏分的情况<sup>[33]</sup>,因此仅仅依靠光谱特征来对地物分类存在误差。一些学者借助于其他方法显著提高了分类结果的可靠性,例如潘倩等<sup>[34]</sup>将康定县监督分类后的图像与高程、坡度、坡向等DEM辅助信息引入专家知识辅助决策分类中,显著提高了分类精度。常布辉等<sup>[35]</sup>采用监督分类方法和基于NDVI时间序列的决策树分类与监督分类相结合的方法对河套灌区乌尚灌域的耕地进行提取,结果显示,基于NDVI时间序列的决策树分类与监督分类相结合的方法比单纯监督分类方法的精度高13.42%。

本文结合原始影像、Google Earth的高分辨率遥感影像和实地考察验证,对初步分类结果进行目视修

改与处理,将错分像元正确归类,显著提高了分类准确度。陈超等<sup>[32]</sup>以Quick Bird为数据源,采用监督分类方法对山东科技大学及周边地区进行地物分类,初次分类总精度为71.33%,存在较多错分现象,在后期对图像目视修改后,总分类精度达到93%。因此监督分类和目视修改相结合可以显著提高分类图质量,但此过程会加大工作者的任务量,费时费力。在今后的地物分类实践操作中,还需要考虑DEM、植被指数等因素对遥感影像分类的影响,以尽量减少后期工作量,同时进一步提高分类精度。

## 4 结论

本文应用高分辨率遥感影像,使用监督分类方法的6种分类器对青海湖沙柳河流域的地表覆盖进行分类,得出以下结论:

(1) 通过高分辨率遥感影像,使用支持向量机分类器对地处高寒河源区的青海湖沙柳河流域的地表覆被信息提取效果最佳,但由于地表实际状况复杂,加上人工目视解译的误差和遥感影像本身“同物异谱”和“同谱异物”现象的存在,使得单纯依靠光谱特征进行分类后的图像存在一定的偏差,通过后期目视修改等分类后处理可以显著提高分类结果的准确度。

(2) 通过解译可知,流域内以天然草场分布最多,从上游到中游至下游全流域均有分布。裸地主要分布在上游海拔较高的山区。河流两岸地势较为平坦,湿地显著发育。流域下游地区水草丰茂,有农田分布于其中。整个流域植被覆盖度高,生态环境良好,适合于高寒农牧业的发展。

### [ 参 考 文 献 ]

- [1] Townshend J R, Masek J G, Huang C Q, et al. Global characterization and monitoring of forest cover using Landsat data: opportunities and challenges[J]. International Journal of Digital Earth, 2012, 5(5): 373-397.
- [2] 杨朝斌,张树文,卜坤,等. 高分辨率遥感影像在城市LUCC中的应用[J]. 中国科学院大学学报, 2016, 33(3): 289-297.
- [3] 郑晓,王乃昂,李卓仑,等. 1990-2005年疏勒河流域土地利用/覆盖变化分析[J]. 中国沙漠, 2010, 30(4): 857-861.
- [4] 祁威. 羌塘高原自然地理特征与寒旱核心区范围探讨[D]. 北京:中国科学院, 2015.
- [5] 张涛,曹广超,曹生奎,等. 2000-2012年青海湖流域NPP时空分布特征[J]. 中国沙漠, 2015, 35(4): 1072-1080.
- [6] 常华进,曹广超,陈克龙,等. 青海湖流域沙柳河下游沉积物中重金属污染风险评价[J]. 地理科学, 2017, 37(2): 259-265.

- [7] 李成秀,李小雁,杨太保,等. 青海湖流域沙柳河草甸群落结构与数量特征[J]. 干旱区研究, 2013, 30(6): 1028-1035.
- [8] 廖杰,王涛,薛娴. 近 55a 来黑河流域绿洲演变特征的初步研究[J]. 中国沙漠, 2012, 32(5): 1426-1441.
- [9] 邓书斌,陈秋锦,杜会建,等. ENVI 遥感图像处理方法[M]. 北京: 高等教育出版社, 2014.
- [10] 杨文波. 遥感数据在拒马河自然保护区科学考察中的应用研究[D]. 上海: 上海水产大学, 2005.
- [11] 孙坤,鲁铁定. 监督分类方法在遥感影像分类处理中的比较[J]. 江西科学, 2017, 35(3): 367-371.
- [12] 张杰,敖子强,吴永明,等. 鄱阳湖滨湖区多季相 Landsat 8 OLI 数据遴选及其土地利用/覆被遥感分类提取[J]. 江西科学, 2017, 35(1): 79-85.
- [13] 颜长珍,王一谋,冯毓菽,等. 在全数字方式下对宁夏草地覆盖的遥感宏观研究[J]. 中国沙漠, 2000, 20(3): 298-300.
- [14] 王金华,李森,李辉霞,等. 石漠化土地分级指征及其遥感影像特征分析: 以粤北岩溶山区为例[J]. 中国沙漠, 2007, 27(5): 765-770.
- [15] 曾群,殷宝库,蔡明祥,等. 多时相土地利用/覆盖遥感数据处理及其精度评定[J]. 华中师范大学学报: 自然科学版, 2009, 43(2): 314-318.
- [16] 宋军伟,张友静,李鑫川,等. 基于 GF-1 与 Landsat-8 影像的土地覆盖分类比较[J]. 地理科学进展, 2016, 35(2): 255-263.
- [17] 吴黎,张有智,解文欢,等. 基于 TM 的混合分解模型提取水稻种植面积研究[J]. 农机化研究, 2013, 35(2): 44-47.
- [18] 王延飞,温小荣,周蔚. 湿地覆被的几种遥感监督分类方法比较: 以江苏盐城湿地珍禽国家级自然保护区核心区为例[J]. 林业科技通讯, 2012(2): 62-64.
- [19] Cohen J. A coefficient of agreement for nominal scales [J]. Educational and Psychological Measurement, 1960, 20(1): 37-46.
- [20] Cohen J. Weighted Kappa: Nominal scale agreement with provision for scaled disagreement or partial credit [J]. Psychological Bulletin, 1968, 70(4): 213-220.
- [21] Cicchetti D V, Feinstein A R. High agreement but low Kappa(II): Resolving the paradoxes [J]. Journal of Clinical Epidemiology, 1990, 43(6): 551-558.
- [22] Feinstein A R, Cicchetti D V. High agreement but low Kappa(I): The problems of two paradoxes [J]. Journal of Clinical Epidemiology, 1990, 43(6): 543-549.
- [23] 梁继,王建,王建华. 基于光谱角分类器遥感影像的自动分类和精度分析研究[J]. 遥感技术与应用, 2002, 17(6): 299-304.
- [24] 夏文韬,王莺,冯琦胜,等. 甘南地区 MODIS 土地覆盖产品精度评价[J]. 草业科学, 2010, 27(9): 11-18.
- [25] 韦玉春,汤国安,杨昕,等. 遥感数字图像处理教程[M]. 北京: 科学出版社, 2007.
- [26] 刘静. “高分”遥感图像的植被分类与识别研究[D]. 石家庄: 河北科技大学, 2016.
- [27] 贾建峰. ENVI 遥感图像监督分类方法比较[J]. 西部资源, 2014(6): 133-136.
- [28] 邓乃扬. 支持向量机[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [29] 闫琰,董秀兰,李燕. 基于 ENVI 的遥感图像监督分类方法比较研究[J]. 北京测绘, 2011(3): 14-16.
- [30] 孙小飞,刘智,范敏,等. 青藏高原深切切割区 GF-1 土地利用分类精度研究[J]. 地理空间信息, 2017, 15(10): 13-15.
- [31] 李国清. 南方山地丘陵森林主要树种遥感信息提取研究[D]. 福州: 福建农林大学, 2009.
- [32] 陈超,江涛,岳远平. 监督分类和目视修改相结合在高分辨率遥感影像中的应用[J]. 国土资源信息化, 2009(5): 37-41.
- [33] 冯琦胜,尚占环,梁天刚,等. 甘肃省玛曲县沼泽湿地遥感监测与动态变化分析[J]. 湿地科学, 2008, 6(3): 379-385.
- [34] 潘倩,杨武年,邵怀勇. 川西高原土地利用/土地覆盖分类方法[J]. 地理空间信息, 2009, 7(4): 82-84.
- [35] 常布辉,王军涛,罗玉丽,等. 河套灌区沈乌灌域 GF-1/WFV 遥感耕地提取[J]. 农业工程学报, 2017, 33(23): 188-195.