

# 一种基于众数赋值的高光谱图像地物分类方法

初佳兰<sup>1,3</sup>, 张 杰<sup>2</sup>, 任广波<sup>2</sup>, 梁 建<sup>2</sup>

(1. 国家海洋环境监测中心, 辽宁 大连 116023; 2. 国家海洋局 第一海洋研究所, 山东 青岛 266061; 3. 国家海洋局 海域管理技术重点实验室, 辽宁 大连 116023)

**摘要:** 提出了一种融合监督分类与非监督分类结果的高光谱遥感影像分类新方法——众数赋值分类法。采用 ISODATA 非监督分类方法对高光谱遥感影像进行分类, 并对非监督分类结果的图斑进行标记, 同时用最大似然法(ML)和支持向量机(SVM)法进行监督分类, 然后以监督分类结果对非监督分类后各图斑进行类别赋值。方法是: 统计每个非监督分类图斑中由监督分类所获得的各类别像元数及所占比例, 将非监督分类图斑的类别赋予所占比例最高的监督分类结果的类别, 最终获得高光谱图像分类结果。研究表明: (1)非监督分类类别数量大于 10 时, 其与 ML 分类结果融合的总分类精度和 Kappa 系数均较监督分类法的分类结果好; (2)ML 和 20 个类别的 ISODATA 分类结果融合的总精度最高, 为 87.35%, 比单独 ML 的总精度高约 2 个百分点; (3)SVM 和 10 个类别的 ISODATA 分类结果融合的总精度提高最大, 较 SVM 的总精度提高近 3 个百分点; (4)随着非监督分类类别数量的增多, 分类结果的总精度呈现由低到高再到低的变化过程。

**关键词:** 高光谱图像; 黄河口湿地; 监督分类; 非监督分类; 众数赋值

中图分类号: TP75, X87 文献标识码: A 文章编号: 1000-3096(2015)02-0072-07

doi: 10.11759/hyxx20141011009

高光谱遥感技术自 20 世纪 80 年代起, 伴随着成像光谱仪研制开发, 取得了令人瞩目的发展。因其获取的地物光谱信息连续完整, 使地物目标的信息探测能力大大提高。在环境监测、海洋遥感、生态调查、精准农业、大气研究等各个领域受到了广泛的关注<sup>[1-5]</sup>。高光谱影像蕴含了极其丰富的地物细节信息, 传统的处理方法是进行降维和特征选择之后, 再通过监督分类方法分类<sup>[6-8]</sup>。监督分类可以充分利用分类地区的先验知识, 预先确定分类的类别, 可通过控制训练样本的选择, 提高分类精度, 可以避免非监督分类中对光谱集群组的重新归类。但缺点也是显而易见的, 人为主观因素较强, 训练样本的选择与评估降低工作效率。在图像分类中经典的分类方法, 即非监督分类法。非监督分类无需对分类区域有较多的了解, 仅需要一定的知识来解释分类出的图斑; 产生误差的几率减少, 需要输入的初始参数也少, 即便是独特的、覆盖量小的类别也能够被识别; 但其结果需要大量的分析与后处理。由于高光谱遥感数据的波段数多、光谱分辨率高、信息冗余度增加, 一定程度上加剧同物异谱现象的存在, 因而采取单一的分类法对高光谱影像进行判别分类其结果精度不高, 局限了实际应用的范围。在面向业

务化需求的工作中, 要求在保证分类精度的同时, 实现对遥感数据的简单化、方便化操作。因此, 作者尝试将监督分类与非监督分类结合, 提出一种众数赋值的分类方法, 能够更快捷的获取高精度的分类结果。

## 1 数据与方法

### 1.1 实验数据

选择 CHRIS 高光谱图像为数据源, 它可以获取同一地点 5 个不同角度(0°、+36°、-36°、+55°和-55°)的图像。本文应用的实验数据是 2012 年 6 月获取的黄河口滨海湿地 CHRIS 0°图像, 如图 1 所示, 其光谱为 406~1035 nm, 波段的光谱分辨率为 5.9~44.1 nm, 地面分辨率 17 m。采用欧空局提供的 HDF clean 软件对其进行预处理, 包括去除 CHRIS 影像的条带噪声、缺失像元填充和大气校正等。

收稿日期: 2014-10-11; 修回日期: 2014-12-10

基金项目: 国家海洋局国家海域管理技术重点实验室开放基金项目(201205); 国家海洋公益性行业科研专项资助项目(201005011-3)

作者简介: 初佳兰(1980-)女, 吉林长春人, 助理研究员, 硕士, 主要从事海域使用、海岛海岸带卫星遥感应用技术与业务化监测, 电话: 0411-84783335, E-mail: jlchu@nmemc.org.cn

研究区域位于黄河现行入海口处,该区域湿地资源丰富,如芦苇、碱蓬、柽柳、养殖水面、水库和坑塘等。为了准确评价 CHRIS 图像的地物分类精度,根据现场踏勘结果,采用人机交互解译方法,提取生成 CHRIS 图像覆盖区域的地物解译图,该区域主要地物类型包括芦苇、河道、水体、滩涂、碱蓬、柽柳等类型,分布图见图 2。



图 1 CHRIS 图像  
Fig.1 CHRIS Image

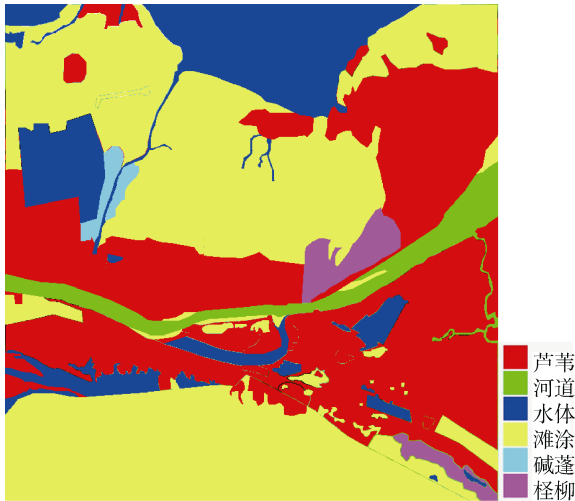


图 2 结合现场踏勘的地物解译结果

Fig.2 The interpretation result of features combined with spot survey

## 1.2 非监督分类

非监督分类(Unsupervised Classification)也称聚类分析<sup>[9]</sup>。是指不事先进行人为干预的分类过程,仅凭图像数据本身的特征,探索统计数据样本的相似性和差异性,进行“盲目”分类,从而使得图像上具有不同特征的像元得以归集区分;非监督分类能

把图像划分为若干图斑,但不能给出图斑代表的地物类型;其类别的属性是通过分类结束后的目视判读或实地调查来确定。常用的聚类方法包括层次聚类和非层次聚类,考虑到高光谱图像数据量大且属于连续变量,可以使用比较成熟且运算效率较高的一种非层次聚类法 K-means。同时,为了确保分类精度与类别数量可控性,本文选择采用迭代自组织数据分析算法(ISODATA),该算法是在 K-means 基础上加入“合并”和“分裂”操作,通过设定初始参数控制运算量与类型数量,得到相对理想的分类结果。

## 1.3 监督分类

监督分类(Supervised Classification)又称训练场地法,是以建立统计识别函数为理论基础,依据典型样本训练方法进行分类的技术,即根据已知训练区提供的样本,通过选择特征参数,得到决策规则,建立判别函数后对分类影像进行的图像分类,是模式识别的一种方法<sup>[10]</sup>。要求训练区域具有典型性和代表性。常用算法有:最大似然法(ML)、马氏距离法(Mahalanobis Distance)、最小距离法(Minimum Distance)和支持向量机(SVM)等。作者选择采用应用最为广泛的 ML 和 SVM。

ML 分类,又称为贝叶斯分类法。该方法是一种非线性的分类方法,以归属某类的概率最大或最小错分为原则进行判别<sup>[11]</sup>。最大似然法假定训练区地物的光谱特征近似服从正态分布,利用训练区分析获得均值、方差和协方差等特征参数,从而求出总体先验概率密度函数。

SVM 分类是统计学习理论中最实用的部分,是一种广义的线性分类器,是在线性分类器的基础上,通过引入结构风险最小化原则、最优化理论和核函数演化而成的<sup>[12]</sup>。支持向量机通过非线性变换将向量映射到一个更高维的空间里,在这个空间里建立一个有最大间隔的超平面,这里非线性变换一般通过定义适当的内积函数实现<sup>[13]</sup>。SVM 分类方法在解决小样本、非线性、高维数的分类问题上,具有明显优势。

## 1.4 精度分析方法

作者采用误差矩阵精度评价方法,将分类结果与结合现场踏勘的地物解译结果进行比较。主要采用总体精度、用户精度和制图精度对分类结果进行评价。计算公式如下<sup>[14]</sup>:

(1) 总体分类精度:它表示分类图的分类结果

与地面对应区域的实际类型相一致的概率。

$$p_c = \sum_{k=1}^n p_{kk} / p \quad (1)$$

(2) 用户精度(对于第  $i$  类): 它表示分类结果图中任一随机样本, 其所属的类型与地面实际类型相同的条件概率。它反映分类图中各类别的可信度, 即分类结果的可靠性。

$$p_{u_i} = p_{ii} / p_{i+} \quad (2)$$

(3) 制图精度(对于第  $j$  类): 表示参考图的任意一个随机样本, 与分类图上同一地点的分类结果相一致的条件概率。反映用于生产这张分类图方法的好坏。

$$p_{A_j} = p_{ij} / p_{+j} \quad (3)$$

其中:  $p_{ij}$  是参考数据类型中第  $i$  类和分类类型第  $j$  类所占的组成成份;  $p_{i+} = \sum_{j=1}^n p_{ij}$  为参考数据的第  $i$  类的总数量;  $p_{+j} = \sum_{i=1}^n p_{ij}$  为分类所得到的第  $j$  类的总数量;  $P$  为样本总数。

(4) Kappa 系数: 说明两种方法测定结果的实际一致率与随机一致率之间的差别是否具有显著性意义。需要计算反映两法一致性程度高低的系数, 叫做 Kappa 统计量。具体公式如下:

$$K = \frac{p_o - p_c}{p_p - p_c}, \quad p_o \text{ 为观测值, } p_c \text{ 为期望值, } p_p \text{ 为真实值率。}$$

### 1.5 众数赋值分类方法

作者选择了采用应用最为广泛的 ML 和 SVM, 分别进行分类。为方便后续的比较工作, 选择相同的样本数据, 监督分类的参数为 ENVI 默认的参数, 进行监督分类。非监督分类中, 随着斑块数目的增加, 分类结果会有所变化。作者采用 ISODATA 的非监督

分类方法进行试验, 尝试将非监督分类的类别数定为 6、10、20、40、60、80、100 类进行实验, 其他参数采用相同的设置, 如迭代次数为 100, 最小类别像元数为 1, 最大类别标准差为 1, 类均值之间的最小距离为 5。

在众数赋值分类环节中, 统计每个非监督分类斑块中由监督分类所获得的各类别像元数及所占比例, 将非监督分类斑块的类别赋予所占比例最高的监督分类结果的类别, 若比例相同, 则保留监督分类结果, 最终获得高光谱图像分类结果。具体方法流程如下:

(1) 对高光谱数据进行非监督分类, 获取分割图像  $S$ (图 3 a),  $S = S_1, S_2, \dots, S_i$ ;

(2) 对高光谱数据进行监督分类, 获取类别图像  $C1$ (图 3 b),  $C1 = N_1, N_2, \dots, N_i$ ;

(3) 对非监督分类结果图中的斑块进行赋值。空间位置相同分割图像  $S$  与类别图像  $C1$  作比较, 进行众数赋值, 赋值原则为: 与类别图像  $C1$  作比较, 统计斑块  $S_1$  中, 像元数所属类别  $N_1, N_2$  所占斑块中像元比例相同, 则将保留监督分类的类别赋值结果;

统计斑块  $S_2$  中, 像元所属类别  $N_1$  所占斑块中像元总数比例最大的类别, 即将此斑块  $S_2$  赋予类别  $N_1$ ; 通过众数赋值法得到最终结果如图 3 c 所示。

## 2 结果与分析

在不同类别数量的非监督分类结果基础上, 利用众数赋值法, 对最大似然和支持向量机两种监督分类结果进行属性赋值, 图 4 为非监督分类与 ML 结合后众数赋值的分类结果; 图 5 为 SVM 结合后众数赋值的分类结果与 SVM 法的结果图; 分类结果的精度评估如表 1, 表 2, 表 3 所示。其中, ID\_N( $N=6, 10, 20, 40, 60, 80, 100$ )代表与相应监督分类方法结合后的众数赋值后的分类结果。

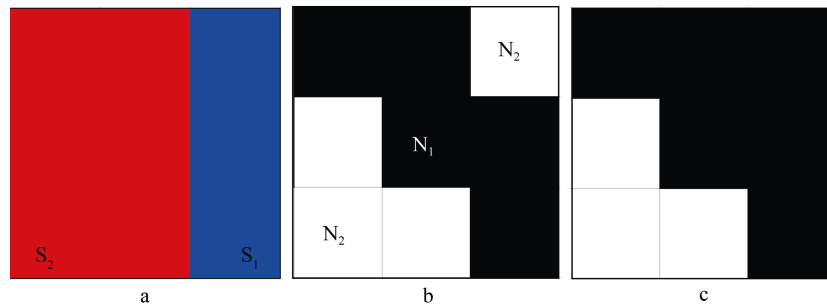


图 3 流程示意图

Fig.3 Flow chart;

a. 非监督分类图像 S; b. 监督分类结果 C1; c. 最终结果

a. Unsupervised image classification S; b. Supervised classification results C1; c. end result

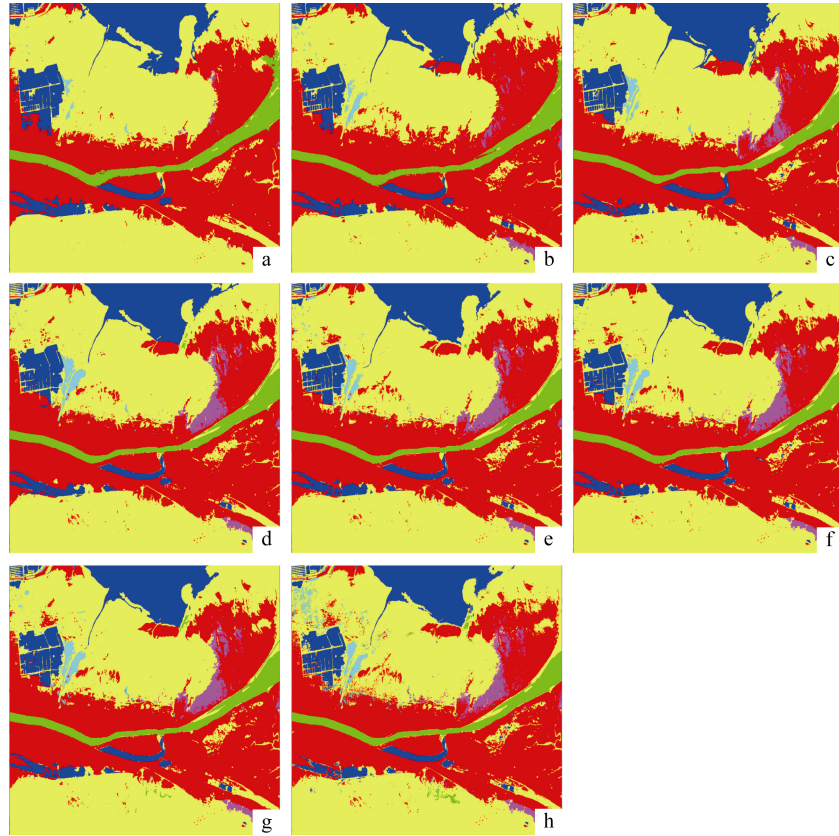


图 4 与 ML 结合后众数赋值的分类结果和 ML 的结果

Fig.4 The classification results after combined with ML and the ML results

a. ID\_ML\_6; b. ID\_ML\_10; c. ID\_ML\_20; d. ID\_ML\_40; e. ID\_ML\_60; f. ID\_ML\_80; g. ID\_ML\_100; h. ML

表 1 本方法与监督分类算法总体精度和 kappa 系数比较

Tab.1 The comparison of overall accuracy and kappa coefficient between the proposed method and the supervised classification

	项目	监督分	ID_6	ID_10	ID_20	ID_40	ID_60	ID_80	ID_100
ML	总体精度	85.27%	84.89%	86.58%	87.35%	87.26%	86.49%	86.65%	86.63%
	kappa	0.7756	0.7684	0.7958	0.8067	0.8059	0.7935	0.7961	0.7963
SVM	总体精度	83.19%	84.65%	85.97%	84.72%	84.58%	83.90%	84.21%	84.03%
	kappa	0.7524	0.7661	0.7887	0.7703	0.7712	0.7615	0.7659	0.7637

表 2 本方法与监督分类算法制图精度的比较

Tab.2 The comparison of mapping accuracy between the proposed method and the supervised classification

	地物	监督分类	ID_6	ID_10	ID_20	ID_40	ID_60	ID_80	ID_100
最大似然	芦苇	89.72%	87.04%	92.74%	89.84%	89.72%	89.50%	90.18%	89.74%
	河道	73.70%	82.67%	81.98%	77.98%	78.28%	76.71%	77.00%	76.69%
	水体	69.25%	71.36%	75.57%	74.45%	73.09%	69.71%	69.86%	71.82%
	滩涂	90.50%	93.63%	89.76%	93.57%	92.88%	92.56%	92.43%	92.12%
	碱蓬	49.09%	13.65%	34.01%	35.53%	61.79%	47.83%	54.72%	58.70%
支持向量机	柽柳	55.53%	3.37%	30.37%	51.43%	60.09%	65.17%	60.17%	58.83%
	芦苇	85.78%	86.21%	91.27%	87.19%	86.01%	86.15%	85.96%	85.78%
	河道	77.18%	82.72%	82.07%	79.79%	79.29%	78.01%	78.30%	77.96%
	水体	75.54%	74.06%	78.44%	72.12%	78.11%	74.30%	76.23%	76.29%
	滩涂	86.45%	93.00%	88.63%	90.48%	88.70%	87.87%	88.55%	87.90%
	碱蓬	50.23%	4.06%	32.54%	21.15%	26.50%	51.10%	32.16%	44.14%
	柽柳	54.43%	3.89%	30.02%	50.77%	58.41%	58.81%	57.15%	60.27%

表 3 本方法与监督分类算法用户精度的比较

Tab.3 The comparison of user accuracy between the proposed method and the supervised classification

	地物	监督分类	ID_6	ID_10	ID_20	ID_40	ID_60	ID_80	ID_100
最大似然	芦苇	85.40%	86.24%	83.15%	87.31%	86.83%	86.75%	86.44%	86.32%
	河道	94.10%	80.43%	89.23%	97.35%	96.95%	98.11%	97.90%	96.02%
	水体	96.93%	86.11%	92.12%	95.28%	96.64%	96.60%	96.91%	96.69%
	滩涂	84.43%	84.33%	88.35%	85.58%	86.07%	84.47%	85.18%	85.46%
	碱蓬	34.69%	60.06%	71.84%	66.42%	65.59%	64.83%	63.97%	58.65%
	柽柳	59.03%	39.36%	72.85%	69.16%	64.03%	65.69%	62.28%	62.45%
支持向量机	芦苇	88.95%	87.17%	84.30%	89.49%	89.26%	89.58%	89.43%	89.61%
	河道	77.31%	80.09%	87.79%	79.32%	83.55%	80.67%	82.31%	80.34%
	水体	92.72%	85.77%	91.16%	91.07%	90.65%	92.56%	92.84%	92.64%
	滩涂	87.15%	84.70%	89.08%	85.06%	87.24%	86.36%	86.93%	86.72%
	碱蓬	10.86%	5.05%	19.96%	9.65%	8.49%	12.44%	8.63%	11.39%
	柽柳	36.31%	21.05%	50.12%	48.99%	41.23%	42.24%	39.73%	40.56%

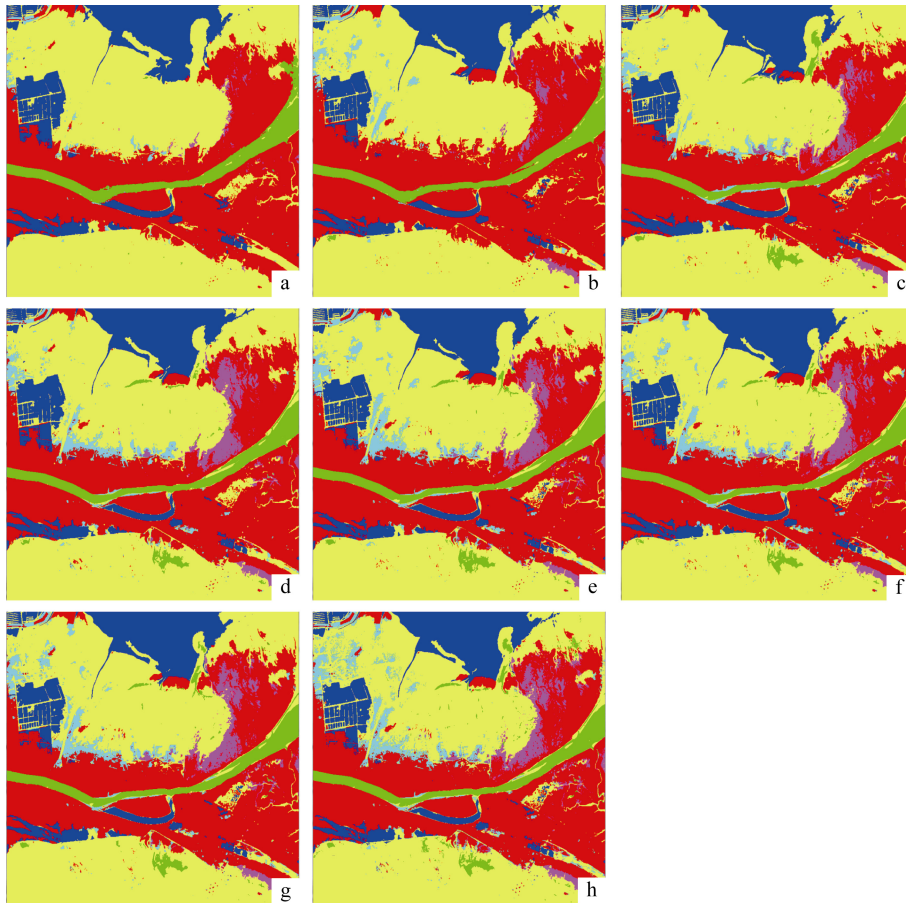


图 5 与 SVM 结合后众数赋值的分类结果和 SVM 的结果图

Fig.5 The classification results after combined with SVM and The SVM results

a. ID\_SVM\_6; b. ID\_SVM\_10; c. ID\_SVM\_20; d. ID\_SVM\_40; e. ID\_SVM\_60; f. ID\_SVM\_80; g. ID\_SVM\_100; h. SVM

由精度统计表 1 可以看出, 除 ML 与 ID\_6 结合的结果以外, 其他总体分类精度和 Kappa 系数均有提高; ML 与非监督分类结合的分类结果中, ML 和 ID\_20 的总体精度提高最大, 比监督分类的总体精

度高 2.08 %; SVM 与非监督分类结合的分类结果中, SVM 和 ID\_10 的总体精度最大, 为 85.97%, 比 SVM 的总体精度高 2.78 %; 两类结果都表现为, 随着非监督分类的类别数由少到多, 分类结果的总体

精度呈现的是由低到高再到低的变化。

从表 2、图 4 和图 5 来看, ML 与非监督分类结合的分类结果中, 面积较大的地物类型, 在非监督分类的类别数小于 40 类时, 众数赋值法分类结果会有显著提高, 如河道制图精度提高最多的是 ID\_ML\_6, 为 82.67%, 提高了 8.97%; 芦苇、水体制图精度提高最多的是 ID\_ML\_10, 分别提高了 3.02% 和 6.32%; 滩涂制图精度提高最多的是 ID\_ML\_20, 为 93.57%, 提高了 3.07%; 面积较小的地物类型, 非监督分类的类别在 40 类以上的情况下, 制图精度显著提高, 如碱蓬制图精度中, 提高最多的是 ID\_ML\_40, 为 61.79%, 提高了 12.7%; 柽柳制图精度提高最多的是 ID\_ML\_60, 为 65.17%, 提高了 9.64%。碱蓬、柽柳分类时, 非监督分类的类别数小, 众数赋值法制图精度低于单一的 ML 分类制图精度, 最低的为 ID\_ML\_6 的, 制图精度仅为 13.65%、3.41%。

SVM 与非监督分类结合的分类结果中, (1)面积较大的地物, 非监督分类的类别数小于 20 类, 与 SVM 结合的分类结果就会有显著提高, 如芦苇、水体制图精度提高最多的是 ID\_SVM\_10, 提高了 5.49%、2.9%; 河道、滩涂制图精度提高最多的是 ID\_SVM\_6, 提高了 5.54%、6.55%; (2)面积较小的地物, 非监督分类的类别数大于 60, 制图精度有所提高, 如碱蓬制图精度提高最多的是 ID\_SVM\_60, 提高了 0.87%; 柽柳制图精度提高最多的是 ID\_SVM\_100, 提高了 5.84%。(3) 碱蓬、柽柳分类时, 非监督分类的类别数小, 众数赋值法制图精度低于单一的 SVM 分类制图精度, 最低的为 ID\_ML\_6 的, 制图精度仅为 4.06%、3.89%。

综上, 对于大面积存在的地物, 如芦苇、水体、河道、滩涂等, 一般采用较少的非监督分类数与监督分类结合, 即可得到较好制图精度, 且较单一监督分类法的分类精度也会有 3~5 个百分点的提高; 对于小面积存在的地物类型, 如柽柳、碱蓬等, 较多的非监督分类数与监督分类结合, 制图精度会有明显提高, 这里提高最为显著的碱蓬制图精度, 在 ML 与非监督分类结合的结果中制图精度提高最多的超过 10 个百分点; 柽柳、碱蓬等小面积存在的地物类型分类时, 非监督分类数少, 其分类制图精度也显著降低。ML 与非监督分类结合的分类制图精度优于 SVM 非监督分类结合的分类制图精度。

从 6 类地物的用户精度上看, ML 与非监督分类

结合的分类结果中, 滩涂、碱蓬、柽柳用户精度最高的是 ID\_10, 分别提高了 3.92%、37.15%、13.82%; 芦苇的用户精度最高的是 ID\_20, 提高了 1.91%; 河道用户精度最高的是 ID\_60, 提高了 4.01%; 水体用户精度除 ID\_6 降低了 10%, 其他都是略有下降但幅度不大; SVM 与非监督分类结合的分类结果中, 河道、滩涂、碱蓬、柽柳用户精度最高的是 ID\_20, 分别提高了 10.48%、1.93%、9.1%、13.81%; 芦苇的用户精度最高的是 ID\_100, 提高了 0.66%; 水体的用户精度最高的是 ID\_80, 提高了 0.12%。从上述分析可以看出, 碱蓬和柽柳这些面积小的类别, 分类结果的用户精度有明显提高。

### 3 结论与讨论

作者应用黄河口 CHRIS 高光谱图像开展实验研究, 提出一种融合监督分类与非监督分类结果的高光谱遥感影像分类新方法——众数赋值分类法。采用 ISODATA 非监督分类方法对高光谱遥感影像进行分类, 并对非监督分类结果的图斑进行标记, 同时用最大似然法(ML)和支持向量机(SVM)法进行监督分类, 然后以监督分类结果对非监督分类后各斑块进行分类, 统计每个非监督分类斑块中由监督分类所获得的各类别像元数及所占比例, 将非监督分类斑块的类别赋予所占比例最高的监督分类结果的类别, 最终获得高光谱图像分类结果。提出的众数赋值法可将监督分类与非监督分类结合, 能有效提升高光谱影像的分类精度。

需要说明的是, 遥感影像的监督分类和非监督分类的理论方法不同, 分类过程又因是否有人为介入而存在显著差异, 这也决定其各自在实践应用中有不同的适用对象及分类效果。分析它们的特征后, 在实际分类过程中将两者互为结合, 可显著提高高光谱影像的分类精度。本文中非监督分类的类别数是随机选取的由少到多, 若要在实践应用中采取众数赋值法中提高工作效率, 还需在最优的非监督分类数目的选择上加以研究和总结。

致谢: 感谢 ESA 提供 CHRIS 高光谱影像数据。感谢撰写本文时国家海洋局第一海洋研究所遥感室老师和同学及毕喆给予的帮助与支持。

参考文献:

- [1] 童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 高光谱遥感原理、技术与应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006.

- [2] 浦瑞良, 宫鹏. 高光谱遥感及应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2000.
- [3] 张良培, 张立福. 高光谱遥感[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2005.
- [4] 万余庆, 谭克龙, 周日平. 高光谱遥感应用研究[M]. 北京: 科学出版社, 2006.
- [5] 梁亮, 杨敏华, 李英芳. 基于ICA与SVM算法的高光谱遥感影像分类[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 10: 2724-2728.
- [6] 李娜, 李咏洁, 赵慧洁, 等. 基于光谱与空间特征结合的改进高光谱数据分类算法[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 2: 526-531.
- [7] 杜培军, 林卉, 孙敦新. 基于支持向量机的高光谱遥感分类进展[J]. 测绘通报, 2006, 12: 37-40, 50.
- [8] 张倩倩. 基于Hyperion高光谱影像土地利用分类[D]. 宁波: 浙江农林大学, 2013.
- [9] 赵春霞, 钱乐祥. 遥感影像监督分类与非监督分类的比较[J]. 河南大学学报(自然科学版), 2004, 3: 90-93.
- [10] 刘桂生, 葛根旺. 基于遥感影像的土地利用监督分类探讨[J]. 城市勘测, 2008, 3: 43-46.
- [11] 杨希明. 高光谱遥感图像分类方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2007.
- [12] 辛宪会, 郭建星, 解志刚, 等. 一种基于支持向量机的纹理图像分类法[J]. 海洋测绘, 2005, 2: 41-43, 47.
- [13] 谭琨, 杜培军. 基于支持向量机的高光谱遥感图像分类[J]. 红外与毫米波学报, 2008, 2: 123-128.
- [14] 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, 6: 299-303, 405.

## A hyperspectral image classification method based on maximum assignment

CHU Jia-lan<sup>1, 3</sup>, ZHANG Jie<sup>2</sup>, REN Guang-bo<sup>2</sup>, LIANG Jian<sup>2</sup>

(1. National Marine Environmental Monitoring Center, Dalian 116023, China; 2. First Institute of Oceanography, State Oceanic Administration, Qingdao 266061, China; 3. State Key Laboratory of ocean waters Technology Management Bureau, Dalian 116023, China)

**Received:** Oct., 11, 2014

**Key words:** hyperspectral remote sensing image; wetland of the Yellow River Delta; supervised classification; unsupervised classification; maximum assignment

**Abstract:** In this paper, a new image classification method of hyperspectral remote sensing, named maximum assignment classification was proposed using the advantages of unsupervised classification to improve the classification results of supervised classification. Firstly, the unsupervised classification (ISODATA) was used to classify the hyperspectral remote sensing images, and the map spot was marked on the classification result. Then the maximum likelihood algorithm (ML) or support vector machine (SVM) algorithm was used to supervise classification. Finally the supervised classification results were used for the unsupervised classification map spot type assignment: by counting the pixels number and proportion of various categories in each map spot, the map spot was assigned by the highest proportion of categories, eventually getting the hyperspectral image classification map. It was found that (1) when the unsupervised classification number was higher than 10, the overall accuracy and Kappa coefficient of the fusion result with ML were better; (2) when the ML and ISODATA with 20 kinds of classifications were combined, the overall accuracy reached the maximum value of 87.35%, which was about 2% higher than the result obtained by ML alone; (3) when SVM and 10 kinds of classifications were combined, the overall accuracy increased to the maximum value, compared with the overall accuracy of SVM increased by nearly 3%; (4) with the increasing number of unsupervised classification, the overall accuracy of classification results changed from low to high and then to low.

(本文编辑: 梁德海)