

基于决策级数据融合的 CHRIS 高光谱图像分类方法研究

马毅, 张杰, 任广波, 崔廷伟

(国家海洋局 第一海洋研究所, 山东 青岛 266061)

摘要: 本文选取 8 种常用的遥感图像监督分类方法, 综合利用多数投票方法与先验分类概率信息, 设计了 3 组决策级融合分类策略, 在应用地物丰富的黄河口湿地 CHRIS 高光谱图像数据进行分类实验的基础上, 开展了不同融合策略决策分类结果的比较研究, 分析了融合策略对高光谱图像总体分类精度以及不同地物分类精度的影响。结果表明: (1) 3 组决策级融合策略总体分类精度均大于 85%, Kappa 系数都优于 0.77, 较 8 种单分类器均有提高, 表明决策级融合是利用已有分类器资源、提升高光谱图像分类精度的一种途径; (2) 策略 3 的分类表现最好, 即维持最小虚警率的前提下降低错分可以提高分类精度, 其中芦苇、滩涂地物同时保持了很高的生产者精度和用户精度, 均接近 90%, 水体在保持较高用户精度的情形下生产者精度有大幅提升, 增幅达 11%; (3) 每组策略综合考虑生产者精度和用户精度的情形下分类精度最高, 较仅考虑生产者精度或用户精度的情形提升了 1~2 个百分点, 表明设计算法时应同时考虑减少错分和漏分的情况。

关键词: 图像分类; CHRIS; 决策级数据融合

中图分类号: TP181

文献标识码: A

文章编号: 1000-3096(2015)02-0008-07

doi: 10.11759/hyxx20141011006

在遥感影像分类应用中, 不同分类器的分类精度各异, 同一分类器对不同地物的分类精度也不一样。决策级数据融合就是应用各种分类器之间的互补性, 通过融合策略发挥不同分类器的优势, 使最终的分类精度得到提高。高光谱图像数据具有图谱合一的特点, 可以提供丰富的光谱及其导出信息, 然而对于多种地物的分类问题, 受地物特征混叠以及相邻波段间相关性高的限制, 使得单一分类器往往得不到满意的分类结果。

决策级数据融合源于模式识别领域^[1-4], 近年来已成功地应用于遥感分类研究中, 常见的融合策略包括简单投票法^[5-8]、加权投票法^[9]、模糊隶属度法^[10-11]、最大概率类别法^[12]和 Adaboost 算法^[13-14]等。然而, 基于决策级数据融合分类研究多集中于多光谱遥感图像, 针对高光谱遥感图像的成果较少^[15-18], 且研究工作主要侧重探讨简单投票法和加权投票法融合策略的分类效果。这种情况产生的主要原因是高光谱遥感一般是通过挖掘光谱及其导出特征来提高分类精度, 对综合多分类器优势的决策级融合分类方法关注不够。事实上, 决策级数据融合是在目前已有单分类器资源的前提下, 提升高光谱图像数据分类精度的一种重要手段。

将单分类器进行有效组合, 根据不同分类器的

优缺点, 进行取长补短, 即决策融合策略的设计是研究多分类器组合的关键。作者选取 8 种常用的遥感图像监督分类方法, 综合利用多数投票与先验识别概率信息, 设计多种决策级融合策略, 在应用地物丰富的黄河口湿地 CHRIS 高光谱图像数据进行分类实验的基础上, 开展不同融合策略决策分类结果的比较研究, 分析融合策略对高光谱图像总体分类精度以及不同地物分类精度的影响。

1 数据与方法

1.1 数据与处理

CHRIS(Compact High Resolution Imaging Spectrometer)是搭载于欧洲空间局(European Space Agency, ESA)小卫星 PROBA 上的遥感器, 全称为紧凑型高分辨率成像光谱仪, 具有 5 种成像模式(表 1), 可获取 0°、+36°、-36°、+55°和-55°等 5 种角度的高光谱图像。作者应用的实验数据是 2012 年 6 月获

收稿日期: 2014-10-11; 修回日期: 2014-11-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(41206172); 中欧国际合作龙计划项目(ID: 10470)

作者简介: 马毅(1973-), 男, 内蒙古锡林郭勒人, 研究员, 博士, 主要从事海岛海岸带遥感与应用研究, 电话: 0532-88967094, E-mail: mayimail@fio.org.cn

取的黄河口滨海湿地 CHRIS 工作模式 2 的 0° 图像, 假彩色合成图像见图 1, 其共有 18 个波段, 光谱为 406~1035 nm, 波段宽度从 10.8 nm 到 44.1 nm 不等,

地面空间分辨率 17 m。采用 ESA 提供的 HDFclean 软件去除 CHRIS 影像的噪声, 包括缺失像元填充、条带噪声去除。

表 1 CHRIS 传感器成像参数
Tab.1 Imaging parameters of CHRIS

成像模式	光谱(nm)	波段数	空间分辨率(m)	幅宽(km ²)	应用领域
模式 1	406~1003	62	34	14×14	陆地与水
模式 2	406~1036	18	17	14×14	水
模式 3	438~1035	18	17	14×14	陆地
模式 4	486~796	18	17	14×14	植被
模式 5	438~1036	37	17	14×7	陆地

CHRIS 图像覆盖区域位于黄河入海口新老入海径流清八汉和清水沟的交界处。该区域分布有天然湿地和人工湿地, 其中天然湿地包括芦苇、碱蓬、柽柳、海水、河流和滩涂等类型, 人工湿地包括养殖水面、水库和坑塘等。为了准确评价 CHRIS 图像地物分类精度, 需要得到图像覆盖区域的地物解译图。为此, 利用 2012 年秋季、2013 年春季和秋季 3 次现场踏勘资料, 采用典型样区和路线记录的方法采集现场地物类型, 应用人机交互解译, 生成 CHRIS 图像覆盖区域的地物解译结果, 地物解译图见图 2。



图 1 CHRIS 图像
Fig.1 CHRIS image

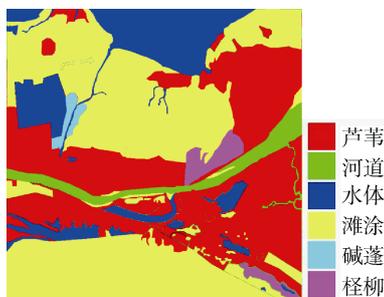


图 2 结合现场踏勘的地物解译结果

Fig.2 Object interpretation map combined with field survey

1.2 决策融合方法

作者选用了 8 种常用的遥感图像监督分类算法: 最大似然(ML)、最小距离(MD)、马氏距离(Mad)、光谱角度(SAM)、光谱信息散度(SID)、二进制编码(BE)、神经网络(ANN)和支持向量机(SVM), 上述算法的分类结果作为决策级数据融合的输入。作者综合利用分类器分类结果多数投票与先验分类概率信息, 给出如下 4 个原则来综合各分类器的优势: (1)全体投票通过的原则, 即所有算法分类结果一致时, 采用共识的结果; (2)加权投票通过的原则, 即总体分类精度(OA)最高和次高的算法结果一致时, 采用共识的结果; (3)减少错分和漏分的原则, 即选用生产者精度(PA)、用户精度(UA)或者 PA+UA 最高的结果; (4)利用先验识别概率知识的原则, 采用总体分类精度、PA、UA 或 PA+UA 最高的分类器结果。通过上述原则的级联组合, 设计了如下 3 组决策融合策略。

策略 1: 所有的算法分类结果一致的, 采用共识的结果; 分类结果不一致, 选用地物分类精度(PA、UA 或 PA+UA)最高的, 空穴和缝隙采用 OA 最高的。

假设 C_i 是第 i 个分类算法在遥感影像上某一像素的类别, C 是决策融合分类结果, 其中 $f=PA、UA$ 或 $PA+UA$, g_i 是第 i 个分类算法的 OA, 于是策略 1 的融合规则可表达为:

- (1) 若 $C_1=C_2=C_3=C_4=C_5=C_6=C_7=C_8$, 则 $C=C_1$
- (2) 若 $f(C_k)=\max(f(C_i)), i=1, 2, \dots, 8$, 则 $C=C_k$
- (3) 若 $g_k=\max(g_i), i=1, 2, \dots, 8$, 则 $C=C_k$

策略 2: 最优和次优的算法分类结果一致的, 采用共识; 分类结果不一致, 选用地物分类精度(PA、UA 或 PA+UA)最高的, 空穴和缝隙采用 OA 最高的。融合规则可表达为:

- (1) 若 $C_1=C_2$, 则 $C=C_1$
- (2) 若 $f(C_k)=\max(f(C_i)), i=1, 2, \dots, 8$, 则 $C=C_k$
- (3) 若 $g_k=\max(g_i), i=1, 2, \dots, 8$, 则 $C=C_k$

策略 3: 最优和次优的算法分类结果一致的, 采用共识; 分类结果不一致, 在保持一定 UA 的前提下, 选用地物分类精度(PA、UA 或 PA+UA)最高的, 空穴和缝隙采用 OA 最高的。融合规则可表达为:

- (1) 若 $C_1=C_2$, 则 $C=C_1$
- (2) 若 $UA(C_k)>m$ 且 $f(C_k)=\max(f(C_i)), i=1, 2, \dots, 8$, 则 $C=C_k$
- (3) 若 $g_k=\max(g_i), i=1, 2, \dots, 8$, 则 $C=C_k$

需要指出的是, 上述 f 有 PA、UA 和 PA+UA 共 3 种选项, 即每组策略对应应有 3 种决策级融合算法。

2 结果与分析

8 种监督分类算法的分类结果和分类采用的训

练区如图 3, 分类精度如表 2 和表 3 所示。8 种分类器 OA 和 Kappa 系数(KC)参差不齐, 以 ML、SVM 和 ANN 为高, Mad 和 BE 居中, MD、SAM 和 SID 表现较差; 同一分类器对不同类别分类精度存在较大差异, 如 ANN 的 PA 以芦苇最高、碱蓬最低; 8 种分类器对同一类别分类精度具有差异性, 如滩涂的 PA 差异达 45 个百分点; 上述差异性带来的互补性是决策级融合数据的重要基础。3 组决策融合策略的分类结果如图 4、图 5 和图 6 所示, 分类精度见表 4 和表 5。总体来看, 3 组策略的分类结果有如下表现: (1)3 组策略的 OA 和 KC 都有提高; (2)策略 3 分类表现最好, 即维持最小虚警率的前提下降低错分可以提高分类精度; (3)每组策略中 PA+UA 算法的分类表现最好, 即综合考虑生产者精度和用户精度时分类精度最高; (4)部分地物目标的分类精度有提高, 且较单一分类器消除了碎斑, 即减少了不同地物相邻处的混分情况。

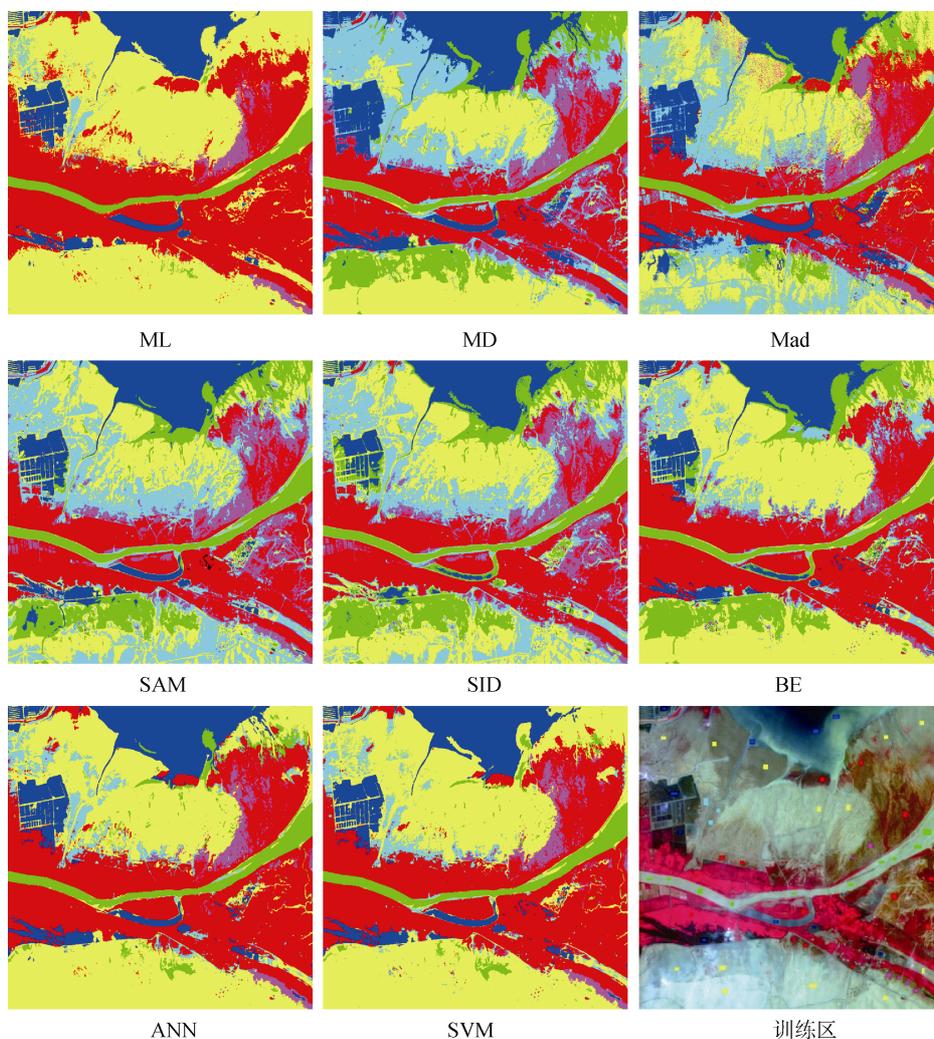


图 3 监督分类算法的分类结果和分类 ROI

Fig.3 Classification results and ROI of supervised classification algorithms

表 2 监督分类算法的 PA 和 OA

Tab.2 PA and OA of the supervised classification algorithms

分类器	芦苇	河道	水体	滩涂	碱蓬	怪柳	OA
ML	89.62	73.55	69.33	90.20	48.90	55.23	85.10
MD	62.09	76.59	82.39	47.29	85.21	69.22	59.66
Mad	75.08	80.36	79.59	55.32	88.65	72.88	67.54
SAM	62.54	76.65	76.87	44.37	77.06	69.65	57.72
SID	61.39	76.01	59.35	51.34	73.55	63.78	57.62
BE	78.43	73.66	65.99	67.85	48.27	45.04	70.87
SVM	85.75	76.98	75.88	86.17	49.68	53.86	83.08
ANN	87.25	77.43	81.12	83.16	57.54	55.91	83.19

表 3 监督分类算法的 UA 和 KC

Tab.3 UA and KC of the supervised classification algorithms

分类器	芦苇	河道	水体	滩涂	碱蓬	怪柳	Kappa
ML	85.17	94.42	96.96	84.60	30.48	57.76	0.77
MD	94.55	27.85	80.44	95.40	3.77	17.52	0.49
Mad	94.17	42.95	84.82	91.18	4.18	28.51	0.58
SAM	95.08	28.68	91.28	84.66	3.23	16.58	0.47
SID	94.61	23.79	96.56	85.17	3.44	15.28	0.46
BE	88.97	26.10	95.12	89.42	4.32	25.70	0.60
SVM	89.11	74.79	92.14	87.31	10.22	37.92	0.75
ANN	88.27	62.71	89.96	90.87	10.63	44.35	0.76

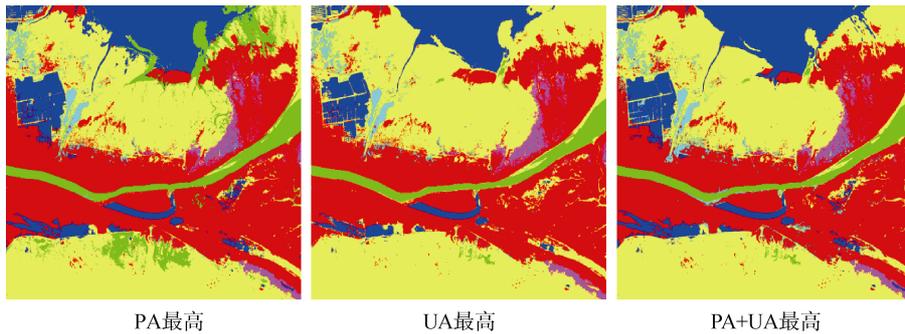


图 4 策略 1 的分类结果

Fig.4 Classification results of strategy I

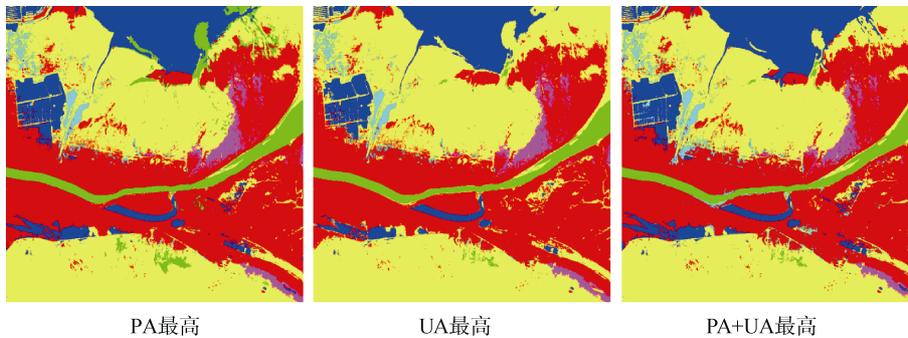


图 5 策略 2 的分类结果

Fig.5 Classification results of strategy II

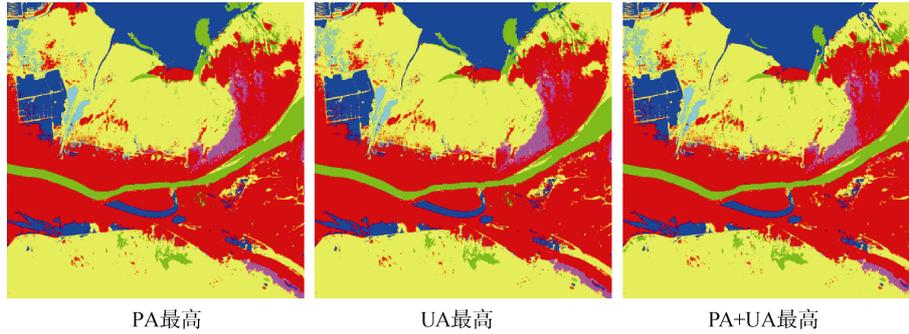


图 6 策略 3 的分类结果

Fig.6 Classification results of strategy III

表 4 决策融合与 ML 的 OA 和 KC 比较

Tab.4 OA and KC comparison between decision-level data fusion algorithm and ML

策略	精度	PA	UA	PA+UA	ML
1	OA	85.20	85.86	86.41	85.10
	KC	0.78	0.78	0.80	0.77
2	OA	85.20	85.96	86.41	85.10
	KC	0.78	0.79	0.80	0.77
3	OA	88.13	87.37	88.81	85.10
	KC	0.80	0.81	0.82	0.77

表 5 3 组决策融合分类策略中表现最佳算法的 PA 和 UA

Tab.5 PA and UA of optimal algorithm in three decision-level data fusion classification strategy

策略	精度	芦苇	河道	水体	滩涂	碱蓬	怪柳
1	PA	89.51	73.55	81.68	88.60	49.47	49.06
	UA	86.04	94.42	89.86	88.94	17.97	59.99
2	PA	89.51	73.55	81.68	88.60	49.47	51.01
	UA	86.04	94.42	89.86	88.94	18.49	60.25
3	PA	89.62	77.28	80.74	86.26	48.90	55.10
	UA	85.17	63.59	91.48	89.53	30.24	57.93

策略 1 三种算法中, 综合考虑生产者精度和用户精度的算法最优, 其 OA 和 KC 较 8 种单分类器均有提升, OA 达到 86.41%, 较单分类器的提升幅度为 1.3%~28.8%, Kappa 系数为 0.80, 提升了 0.03~0.31; 与 8 种单分类器中表现最优的 ML 相比, 策略 1 采用 PA+UA 的融合分类结果部分消除了分类结果的碎斑, 尤其是芦苇和滩涂以及水体和滩涂的交界处, 如图 7; 但是对于碱蓬地物, 在没有提升 PA 的情形下 UA

有明显下降。

策略 2 三种算法的表现与策略 1 相似, 除策略 2 采用 UA 算法的 OA 和 KC 略有提升外, 其他的表现与策略 1 相同。

策略 3 三种算法的 OA 分别为 88.13%、87.37% 和 88.81%, KC 分别为 0.80、0.81 和 0.82, 其中综合考虑 PA 和 UA 的算法最优, OA 提升幅度达 3.7%~31.2%; 同时, 策略 3 的算法也消除了图像的

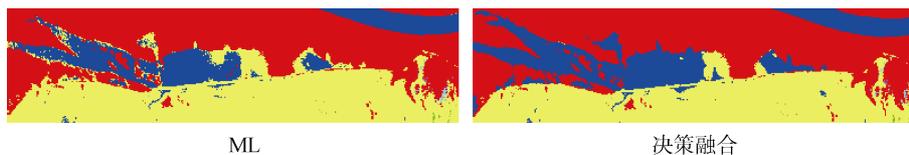


图 7 决策融合算法消除了边界处的碎斑

Fig.7 Breaking speckle removed by decision-level data fusion algorithm

碎斑,尤其是芦苇和滩涂以及水体和滩涂的交界处。对于策略3中表现最优的算法,与ML相比,芦苇、滩涂保持了很高的精度,PA和UA都优于85%;水体在保持较高UA的情形下PA有大幅提升,增加了11%;河道在PA增加的情况下,UA有下降;碱蓬和柽柳的分类精度变化不大,克服了策略1和策略2的算法结果碱蓬UA有明显下降的问题。因此,该算法不仅增加或保持了较高的精度,且做到了地物分类性能的均衡。

3 结论与讨论

作者选取8种常用的遥感图像监督分类方法——最大似然、最小距离、马氏距离、光谱角度、光谱信息散度、二进制编码、神经网络和支持向量机,综合利用多数投票与先验分类概率信息,设计了3组决策级融合分类策略,在应用地物丰富的黄河口湿地CHRIS高光谱图像数据进行分类实验的基础上,开展了不同融合策略决策分类结果的比较研究,分析了融合策略对高光谱图像总体分类精度以及不同地物分类精度的影响。主要结论如下:(1)3组决策融合策略总体分类精度大于85%,Kappa系数大于0.77,较单分类器均有提高,表明决策融合是利用已有分类器资源、提高高光谱图像分类精度的一种途径;(2)策略3的分类表现最好,即维持最小虚警率的前提下降低错分可以提高分类精度,芦苇、滩涂地物同时保持了很高的生产者精度和用户精度,均接近90%,且水体在保持较高用户精度的情形下生产者精度有大幅提升,增幅达11%;(3)每组策略综合考虑生产者精度和用户精度的情形下分类精度最高,较仅考虑生产者精度或用户精度的情形提升了1~2个百分点,表明设计算法时应同时考虑减少错分和漏分的情况。

需要指出的是,上述决策融合算法对于碱蓬和柽柳地物的分类精度没有提升,这与两种地物生长稀疏,混合像元导致光谱特征不明显相关,使得所有单分类器的分类精度都不高。另外,决策级数据融合分类的精度与分类样本的选择、单分类器的选择以及单分类器的分类能力等密切相关,而这些又与从事分类工作的专家知识以及所选图像和区域关联。

致谢:感谢ESA提供CHRIS高光谱影像数据。

参考文献:

[1] Xu L, Krzyzak A, Suen C Y. Methods of combining

multiple classifiers and their applications to handwriting recognition[J]. IEEE Transaction on Systems, Man, Cybernetics, 1992, 22(3): 418-435.

[2] Freund Y. Boosting a weak learning algorithm by majority[J]. Information and Computation, 1995, 121(2): 256-285.

[3] Breiman L. Bagging predictor[J]. Machine Learning, 1996, 24(2): 123-140.

[4] Kittler J, Hatef M, Duin R, et al. On combining classifiers[J]. IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20 (3): 226-239.

[5] Lin X F, Yacou B, Sherif B J, et al. Performance analysis of pattern classifier combination by plurality voting[J]. Pattern Recognition Letter, 2003, 24(12): 1959-1969.

[6] 柏延臣,王劲峰.结合多分类器的遥感数据专题分类方法研究[J].遥感学报,2005,9(5):554-563.

[7] 张秀英,冯学智,刘伟.基于多分类器结合的IKONOS影像城市植被类型识别[J].东南大学学报(自然科学版),2007,37(3):399-403.

[8] 张丹,杨斌,张瑞禹.多种分类器融合的遥感影像分类[J].遥感信息,2009,5:41-43.

[9] 孙灏,杜培军,赵卫常.基于多分类器组合的高分辨率遥感影像目标识别[J].地理与地理信息科学,2009,25(1):33-35.

[10] 贾永红,李德仁.多源遥感影像像素级融合分类与决策级分类融合的研究[J].武汉大学学报(信息科学版),2001,26(5):431-434.

[11] Fauvel M, Chanussot J, Benediktsson J A. Decision fusion for the classification of urban remote sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(10): 2828-2838.

[12] 彭正林,毛先成,刘文毅,等.基于多分类器组合的遥感影像分类方法研究[J].国土资源遥感,2011,2:19-25.

[13] Briem G J, Benediktsson J A, Sveinsson J R. Boosting, bagging, and consensus based classification of multisource remote sensing data[C]//The Second International Workshop on Multiple Classifier Systems, Cambridge, 2001.

[14] 许凯,秦昆,杜鹤.利用决策级融合进行遥感影像分类[J].武汉大学学报(信息科学版),2009,34(7):

- 826-829.
- [15] 宫大鹏, 李之歆, 韩建峰, 杨哲海, 张雅争. 高光谱影像分类及组合分类器的应用[J]. 海洋测绘, 2006, 26(5): 20-23.
- [16] Licciardi G, Pacifici F, Tuia D, et al. Decision fusion for the classification of hyperspectral data: Outcome of the 2008 GRS-S data fusion contest[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(11): 3857-3865.
- [17] Hemanth R K, Lori M B. Decision-Level fusion of spectral reflectance and derivative information for robust hyperspectral land cover classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(11): 4047-4058.
- [18] He Y, Qian D, Ben M. Decision fusion on supervised and unsupervised classifiers for hyperspectral imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010, 7(4): 875-879.

Research on decision-level data fusion classification method for CHRIS hyperspectral imagery

MA Yi, ZHANG Jie, REN Guang-bo, CUI Ting-wei

(First Institute of Oceanography, State Oceanic Administration, Qingdao 266061, China)

Received: Oct., 11, 2014

Key words: image classification; CHRIS; decision-level data fusion

Abstract: In this paper, three groups of strategies of decision-level data fusion classification are designed using eight classical remote sensing image supervised classification algorithms and the dint of vote method and priori classification probability information. On the base of classification experiment of CHRIS hyperspectral image locating in Yellow River Estuary wetland, the influence on the overall accuracy or the accuracy of each object with different decision-level data fusion classification algorithm for hyperspectral image are analyzed, and the main conclusions are given below: (1) All the overall accuracies and Kappa coefficients of three groups strategies of decision-level data fusion classification are greater than 85% and 0.77, respectively, and they are superior to eight classical supervised classifiers. It shows that decision-level data fusion is an effective method for improving hyperspectral image classification accuracy base on the existing resources of classifier. (2) Classification accuracy of strategy III has the best performance, and the producer accuracy and user accuracy of phragmites australis and tidal flat are both close to 90%, while those of water are improved significantly with an increase of 11%. It indicates that reducing commission error can improve classification accuracy in maintaining minimum false alarm rate. (3) For all strategies of decision-level data fusion classification, the classification accuracy is maximal in the case of considering producer accuracy and user accuracy simultaneously. Compared with the cases of considering producer or user accuracy only, the overall accuracies increase 1%~2%. It shows that reducing commission error and omission error should be emphasized all together when the decision-level data fusion algorithm is designed.

(本文编辑: 梁德海)