

冯刚, 马云龙, 王宇. 集成多种分类器的投票思想在地物分类的应用[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(3): 198-202. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.24030702

## 集成多种分类器的投票思想在地物分类的应用

冯刚, 马云龙, 王宇

(中国电建集团贵阳勘测设计研究院有限公司, 贵阳 550081)

**摘要:** 为了探究投票思想在地物分类中的可行性,以郑州市龙湖公园及其周边为研究区,选择8种分类器的分类结果进行简单和加权两种情境下的投票,最后计算和分析了所有分类结果的精度。结果表明:从整体上看,应用投票思想得到的4种分类结果的精度均高于前面8种简单分类结果;8种分类器中,表现较好的算法是支持向量机和随机森林算法,总体的分类精度都超过了80%, $Kappa$ 系数均超过了0.7;加权投票可以在原有分类结果的基础上将精度提升至85%左右,但简单投票对于精度的提升非常有限。综上可知,将加权投票思想应用到分类算法中可以在一定程度上提高模型精度,可将其应用到地物分类中。

**关键词:** 投票思想; 土地利用; 集成应用; 分类算法

中图分类号: S127; S641.3

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)03-0198-05

## The application of the voting thought of integrating multiple classifiers in the classification of ground objects

FENG Gang, MA Yunlong, WANG Yu

(Power China Guiyang Engineering Corporation Limited, Guiyang 550081, China)

**Abstract:** In order to explore the feasibility of the idea of voting in the classification of ground objects, the longhu Park in Zhengzhou and its surrounding areas are taken as the research area, and the results of 8 classifiers are selected for simple and weighted voting under two scenarios. Finally, the accuracy of all the classification results is calculated and analyzed. The results show that the accuracy of the four results is higher than that of the eight simple ones, with the Support Vector Machine and Random Forests performing best, the overall classification accuracy exceeded 80% and  $Kappa$  coefficient exceeded 0.7, and the accuracy improvement of weighted voting can be improved to about 85% on the basis of the original classification results, but the accuracy improvement of simple voting is very limited. It is proved that the method of weighted voting can improve the precision of the model to a certain extent, and can be applied to the classification of ground features.

**Key words:** voting thought; land use; integrated application; classification algorithm

### 0 引言

土地覆盖类型是能够直接反映环境变化的最直观因素,也是许多遥感应用研究中重要的基础性数据,其不仅直接关系到人类的生产生活,也是制定相关土地利用决策的重要依据。基于此,地物分类研究一直是遥感研究的热门领域<sup>[1-3]</sup>。

随着遥感技术的逐步发展,以及影像时间、空间、光谱分辨率的不断提升,多种影像分类算法也陆续得以研发和使用。李前景等学者<sup>[4]</sup>以GF-6 WFV 遥感影像为基础,提出了基于面向对象和深度学习的卷积神经网络(RE-CNN)影像作物分类方法,实验表明,此类方法可以很好地对地物进行识别。胡显伟等学

者<sup>[5]</sup>以多时相资源一号04星多光谱影像为基础,对海南西北部地区进行了土地利用分类,对比分析了最大似然法和决策树分类方法,结果表明基于单景的最大似然法可获得相对理想的分类精度。李玉等学者<sup>[6]</sup>针对Salinas地区,以AVIRIS影像数据为基础,提出一种融合波段加权的高光谱影像分类算法,此方法将特征加权思想引入到K均值算法中,结果表明,该算法的总精度比传统的K均值算法的数值高。曹林林等学者<sup>[7]</sup>提出卷积神经网络在高分辨率遥感影像分类中具有明显的精度优势,对遥感图像处理领域等相关工作提供了参考价值。江涛等学者<sup>[8]</sup>提出CNN能够在利用高分影像光谱特征的同时充分挖掘影像的空间特征,从而提高分类精度,同时在利用

作者简介: 冯刚(1988—),男,高级工程师,主要研究方向:摄影测量。Email:2029807592@qq.com。

收稿日期: 2024-03-07

哈尔滨工业大学主办 ◆ 科技创新与应用

CNN对遥感影像分类时,根据数据源以及地物的特点选择合适的图像斑块大小作为输入是提高分类精度与分类效果的关键措施。张蕾等学者<sup>[9]</sup>提出利用随机森林方法在可见光近红外或短波红外数据均能很好地对目标物进行分类。刘燕君等学者<sup>[10]</sup>以珠江口滨海湿地的高光谱影像为数据源,提出XGBoost算法可以很好地对影像进行分类。姜雯等学者<sup>[11]</sup>以江苏科技大学东校区的遥感影像为实验数据,选用改进粒子群算法去优化支持向量机,提出自适应权重粒子群算法优化的SVM和引入模拟退火算法的粒子群算法优化的SVM可以提高影像分类的精度。从早期的最大似然、K-均值分类法等到卷积神经网络、随机森林等、再到后来的针对单个算法进行改进的分类方法,地物分类的精度也在不断的提高。

但是,不同类型的算法在处理同一区域的表现有所不同,对于不同地物的提取精度也有一定的差异,如何能够综合不同算法的优势<sup>[12]</sup>进一步提高地物分类的精度,是一个值得研究的方向。为此本文提出一种新的分类方法即投票表决—少数服从多数<sup>[12]</sup>,这是一种能够解决分歧,快速统一所有意见的方法。接下来,则会尝试将这种方法应用于遥感影像地物分类方面,探究其可行性和实用效果。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况与实验设计

实验数据为2021年5月2日郑州市龙湖公园及其周边的sentinel-2A影像,该影像包含13个波段,其中R\G\B\NIR波段的分辨率为10m。经过大气校正、辐射定标等预处理后,将欧空局STEP第三方插件Sen2Res安装到SNAP软件中,使用该插件提供的超分辨率合成(Sentinel-2 Super Resolution)功能将所有的波段重采样至10m。

在研究区域内,共采集实验数据500个点,每一个点为一个样本,随机选取其中300个点对于8种分类器的分类精度进行验证,利用采样点中剩余的200个点计算投票分类结果的分类精度。

### 1.2 数据处理方法

#### 1.2.1 平行六面体

平行六面体是一个几何概念,是由向量构成的多样性空间体积,可用于表示物与物之间的相似性和相关性,而且体积越大,其相关性越低<sup>[13]</sup>。

#### 1.2.2 最大似然法

最大似然法是一种统计推断方法,用于估计参数的值,使得观察到的数据在给定模型下出现的概

率最大化。最大似然法通常用于从样本数据中划分出概率最大的类别<sup>[14]</sup>。

#### 1.2.3 最小距离

最小距离是一种分类方法,是基于样本之间的距离来确定未知样本的类别。最小距离分类器将未知样本分配给与其距离最近的已知样本所属的类别<sup>[15]</sup>。

#### 1.2.4 马氏距离

马氏距离是一种用于衡量2个样本之间相关性的距离度量。不仅考虑了各个特征之间的相关性,并且可以消除不同特征尺度带来的影响。马氏距离越小,表示2个样本越相似<sup>[16]</sup>。

#### 1.2.5 CART决策树

CART决策树是一种基于特征选择和分裂准则构建的二叉树模型。通过递归地将数据集划分为更小的子集,并根据特征的值进行判断,最终生成一棵决策树。CART决策树可以用于分类和回归问题<sup>[17]</sup>。

#### 1.2.6 神经网络

神经网络是一种模拟人脑神经元网络结构的计算模型。是由多个神经元组成的层次结构,每个神经元通过激活函数将输入信号转换为输出信号。神经网络可以用于模式识别、分类、回归等任务<sup>[18]</sup>。

#### 1.2.7 支持向量机

支持向量机统计学习理论采用结构风险最小化(Structural Risk Minimization, SRM)准则,在最小化样本点误差的同时,最小化结构风险,提高了模型的泛化能力,且没有数据维数的限制。在进行线性分类时,将分类面取在离两类样本距离较大的地方;进行非线性分类时通过高维空间变换,将非线性分类变成高维空间的线性分类问题<sup>[19]</sup>。

#### 1.2.8 随机森林

随机森林分类法是一种基于决策树的集成学习方法。可通过随机选择特征和样本,构建多个决策树,并通过投票或平均预测结果来进行分类。随机森林具有较高的准确性和鲁棒性,适用于处理大规模数据和高维特征的分类问题<sup>[20]</sup>。

#### 1.2.9 投票思想

投票思想在遥感影像地物分类中的应用,就是对于研究区范围内的每一个像元,均由不同分类器在该像元上的分类结果进行投票,以票数最高者为该像元最终的分类结果。投票方式设定为2类情景:一类是在不能预知不同分类结果精度的情况下的简单投票,即一人一票制,如图1(a)所示;另外一类是以不同分类结果的精度为权重的加权投票,精度越高,权重越大,如图1(b)所示。

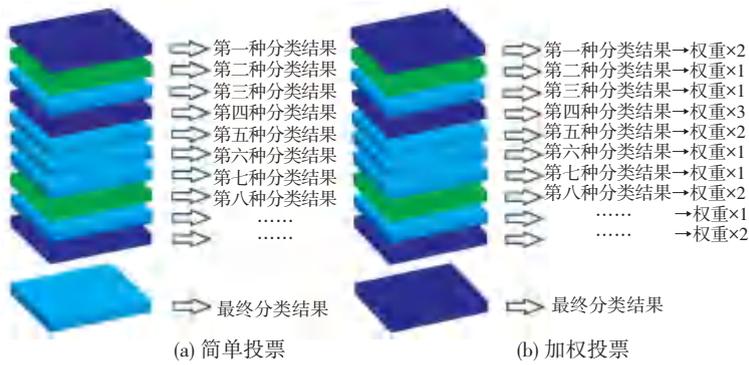


图 1 应用投票思想的 2 类场景

Fig. 1 Two types of scenarios in which voting ideas are applied

其中,简单投票分为 2 种实现方式。一是直接投票;二是对多种分类器得到的分类结果进行简单的目视判读,剔除明显精度较差的分类结果,使用剩下的进行简单投票。

类似地,加权投票同样分为 2 种实现方式。一是所有分类结果全部参与加权投票;二是设定一个阈值,剔除精度低于该阈值的分类结果,使用剩下的进行加权投票。

不同分类算法需要不同的代码,而 ENVI 软件平台提供了多种监督分类器可供直接使用,而且还具有灵活的扩展功能,能够支持用户自主开发或使用已开发完成的插件。基于此,本文在 ENVI 5.3 中选择的分类器有平行六面体(Parallelepiped)、最小距离(Minimum Distance)、马氏距离(Mahalanobis Distance)、最大似然(Maximum Likelihood Classification)、神经网络(Neural Net Classification)、支持向量机(Support Vector Machine

Classification)、CART 决策树(Classification And Regression Tree)和随机森林(Random Forest)<sup>[21]</sup> 8 种分类器,其中前六种分类器为软件自带<sup>[22]</sup>,后两种为插件,下载于 ENVI - IDL 中国官方微博—ENVI - IDL 技术殿堂(<http://blog.sina.com.cn/enviidl>)。

投票思想的实现是基于数学软件 Matlab,将多种分类器的分类结果栅格图像转换为矩阵,根据分类精度分别赋予不同分类结果以不同的权重,计算并返回在各个位置上出现频率最多的数值,作为该位置的最终分类结果。

## 2 仿真实验分析

### 2.1 结果与分析

分别对研究区的建筑用地、水体、未利用地、农业用地、林业用地、草地进行分类,不同分类器得到的分类结果如图 2 所示。

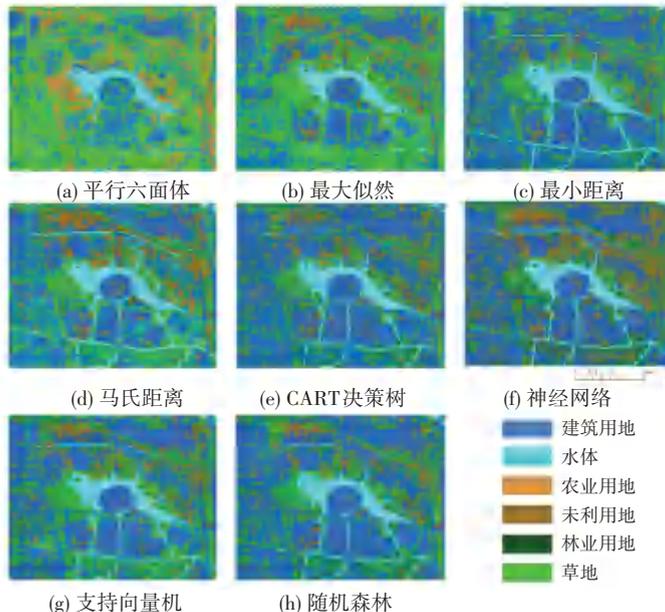


图 2 分类器分类结果

Fig. 2 Classification results of classifiers

在研究区范围内随机创建 500 个点,采用研究区 2020 年月 2 日的 Google Earth 高分辨率影像,以百度地图 2019 年 4 月全景地图数据作为辅助资料,

对 500 个随机点的实际地物类型进行采样,随机选取其中 300 个点对 8 种分类器的分类精度进行验证,结果见表 1。

表 1 不同分类器的分类精度

Table 1 Classification accuracy of different classifiers

分类器	总体分类精度/%	Kappa 系数	分类器	总体分类精度/%	Kappa 系数
平行六面体	31.4	0.155 6	CART 决策树	74.2	0.624 3
最大似然	65.8	0.532 2	神经网络	76.0	0.657 1
最小距离	66.4	0.520 6	支持向量机	81.4	0.730 7
马氏距离	69.0	0.567 0	随机森林	82.0	0.736 9

从表 1 中可以看出,不同分类器对应的分类结果精度之间存在相当大的差距,分类精度最低的是平行六面体的分类结果,其对应的总体分类精度和 Kappa 系数仅有 31.4% 和 0.155 6,而精度最高的随机森林法的总体分类精度和 Kappa 系数则分别为 82.0% 和 0.736 9,已经达到了不错的效果。

目视判读可以发现,在平行六面体法的分类结果中,由绿色代表的植被和橙色代表的植被存在明显的错分现象,将其剔除后,使用剩下 7 种分类结果进行简单投票。在进行加权投票的第 2 种实现方式时,将阈值设定为总体分类精度 70%,即使用 CART 决策树、神经网络、随机森林和支持向量机 4 种分类结果进行加权投票,最终得到投票分类的 4 种结果如图 3 所示。

按前文所述,分别进行简单投票和加权投票。在进行简单投票的第 2 种实现方式时,经过简单的

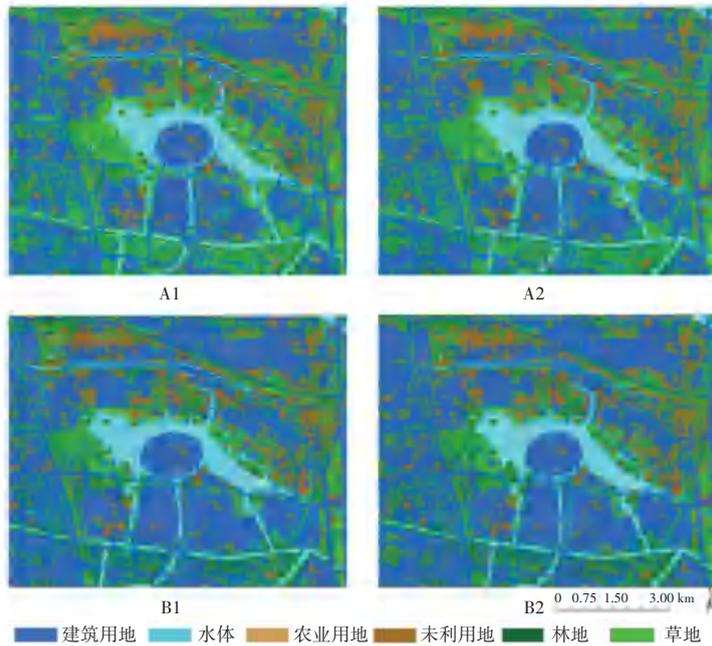


图 3 4 种投票分类结果

Fig. 3 The results of the four types of voting classification

利用采样点中剩余的 200 个点计算投票分类结果的分类精度,结果见表 2。

表 2 投票分类结果的精度

Table 2 Accuracy of voting classification results

投票分类	分类类别	总体分类精度/%	Kappa 系数
简单投票	A1	82.8	0.750 2
	A2	84.8	0.777 7
加权投票	B1	85.6	0.782 0
	B2	85.2	0.776 8

### 2.2 讨论

首先,在选用的几种分类器中,CART 决策树、神经网络、随机森林和支持向量机这 4 种分类器都表现出了较高的分类精度,可以适用于精度要求并不严格的情境。与前面几种传统的算法相比,前述 4 种分类器也是机器学习在地物分类的应用中较为前沿的分类算法,这也从侧面说明了机器学习技术的进步对于遥感影像地物分类领域的重要价值。

其次,从整体上看,应用投票思想得到的 4 种分

类结果的精度均高于前面8种分类结果。在简单投票情景中,A1的精度虽然高于8种分类器的分类结果,但相对于其中精度最高的随机森林而言,A1的精度仅提升了有限的0.8%,而在剔除精度较低的平行六面体分类结果后,简单投票的精度提升明显,A2的Kappa系数达到了0.7820,对应的总体分类精度为84.8%,相对A1提升了2%,说明即使是有数量投票者参与投票,投“错票”的单个投票者仍然可能会对投票结果产生影响。

加权投票的2种分类结果精度都高于85%,相对加权投票的精度都得到了进一步的提升。B1的总体分类精度为85.6%,是所有分类结果中最高的,B2的总体分类精度为85.2%。

严格来说,A1的第二种场景属于加权投票,相当于已知其中精度较差的分类结果,并将其权重设置为零进行投票。因此,从前面的实验结果来看,简单投票几乎没能提高分类精度,而在根据部分或全部投票者的精度设定权重进行投票时,研究得到的A2、B1和B2的分类精度均达到了85%左右。

最后,需要强调的是,虽然上述实验结果与分析能够表明应用投票思想可以在原有分类结果的基础上进一步提升分类精度,但是2种情景下的4种分类结果均未能达到显著提升的效果,也就是说存在一定比例的像元,被参与投票的大部分、或是少部分占据高权重的分类器所误判,进而限制了投票法的效果。投票思路只能在一定程度上提高分类精度,想要从根本上实现性能大幅提升,还是需要进一步发展原有的技术(如机器学习等),或是研究新的分类算法。

### 3 结束语

该研究以郑州市龙湖公园为研究对象,拍摄了研究区及其周边的 sentinel-2A 影像,实验采用8种简单分类器对其影像进行分类处理,并将投票思想应用到原有分类方法上进一步优化模型,通过对比实验结果可知,将投票思想应用到分类中,综合了不同算法的优势,进一步提高地物分类的精度,主要结论如下:

(1)8种分类器中,CART决策树、神经网络、随机森林和支持向量机这4种分类器都表现出色,可满足日常的分类需求;其中,表现最好的是随机森林算法,总体分类精度为82%,Kappa系数为0.74。

(2)从分类结果来看,应用了投票思想的4种分类结果的精度普遍高于前面8种简单分类法。

(3)应用了加权投票的2种分类结果精度都高于85%,Kappa系数均大于0.7,将投票思想应用到

分类中,可以很好地对研究区进行分类。

### 参考文献

- [1] 杜培军, 夏俊士, 薛朝辉, 等. 高光谱遥感影像分类研究进展[J]. 遥感学报, 2016, 20(2): 236-256.
- [2] 刘亚岚, 阎守邕, 王涛, 等. 遥感图像分区自动分类方法研究[J]. 遥感学报, 2002, 6(5): 357-363.
- [3] 闫守邕. 在GIS支持下的遥感影像分类, 判读与制图系统[J]. 遥感信息, 1995(1): 7-14.
- [4] 李前景, 刘珺, 米晓飞, 等. 面向对象与卷积神经网络模型的GF-6 WFV 影像作物分类[J]. 遥感学报, 2021, 25(2): 549-558.
- [5] 胡显伟, 汪彪. 基于多时相资源一号04星多光谱影像的土地利用分类:以海南西北部地区为例[J]. 南方农业学报, 2016, 47(10): 1807-1813.
- [6] 李玉, 甄畅, 石雪, 等. 基于波段加权K均值聚类的高光谱影像分类[J]. 无线电工程, 2020, 50(11): 911-916.
- [7] 曹林林, 李海涛, 韩颜顺, 等. 卷积神经网络在高分遥感影像分类中的应用[J]. 测绘科学, 2016, 41(9): 170-175.
- [8] 江涛, 王新杰. 基于卷积神经网络的高分二号影像林分类型分类[J]. 北京林业大学学报, 2019, 41(9): 20-29.
- [9] 张蕾, 邱昱斐, 乔凯, 等. 基于随机森林方法的卫星高光谱影像道路提取与分析[J]. 航天器工程, 2023, 32(4): 121-129.
- [10] 刘燕君, 刘凯, 曹晶晶. 结合珠海一号高光谱影像和XGBoost算法的珠江口滨海湿地分类[J]. 测绘通报, 2023(12): 136-141.
- [11] 姜雯, 吴陈. 基于改进粒子群算法的支持向量机遥感影像分类[J]. 江苏科技大学学报(自然科学版), 2020, 34(5): 66-72.
- [12] 夏俊士, 杜培军, 张伟. 遥感影像多分类器集成的关键技术与系统实现[J]. 科技导报, 2011, 21: 22-26.
- [13] PERAKIS K, KYRIMIS K, KUNGOLOS A. Monitoring land cover change detection with remote sensing methods in magnesia prefecture in Greece[J]. Fresenius Environmental Bulletin, 2000, 9(9): 659-666.
- [14] ADEL S, RYUTARO T. Remote sensing and GIS for mapping and monitoring land cover and land - use changes in the Northwestern coastal zone of Egypt [J]. Applied Geography, 2007, 27(1): 28-41.
- [15] DWIVEDI R S, KANDRIKA S, RAMANA K V. Comparison of classifiers of remote - sensing data for land - use/land - cover mapping[J]. Current Science, 2004, 86(2): 328-335.
- [16] DEER P J, EKLUND P. A study of parameter values for a Mahalanobis distance fuzzy classifier [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2003, 137(2): 191-213.
- [17] 罗信, 闫奇奇, 宋思涵, 等. 遥感影像中辫状河道提取的CART决策树分类方法研究[J]. 计算机时代, 2022(8): 6-9.
- [18] KAVZOGLU T, MATHER P M. The use of backpropagating artificial neural networks in land cover classification[J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(23): 4907-4938.
- [19] 梅佳成, 刘磊, 尹春涛, 等. 基于光谱-空间特征的ASTER影像岩性分类研究:以甘肃北山白峡尼山地区为例[J]. 地质论评, 2024, 70(1): 239-250.
- [20] 郑煜, 陈圣波, 陈彦冰, 等. 基于 Sentinel-1A 雷达数据和 Sentinel-2A 多光谱数据特征融合的地物分类[J]. 世界地质, 2021, 40(2): 438-444.
- [21] LINDEN S V D, RABE A, HELD M, et al. The EnMAP-Box—A toolbox and application programming interface for EnMAP data processing[J]. Remote Sensing, 2015, 7(9): 11249-11266.
- [22] 邓书斌. ENVI 遥感图像处理方法[M]. 北京: 高等教育出版社, 2014.