

珠海一号

高光谱卫星在高密市农作物精细分类中的应用

文 | 张信耶¹ 李继旭²

1. 青岛科技大学 2. 珠海欧比特宇航科技股份有限公司

摘要：本文根据珠海一号的高光谱影像，针对山东省高密市的农作物进行精细农作物分类研究，通过分类结果进而提取小麦的种植分布实现小麦种植面积预估。采用端元波谱技术补充样本，使用神经网络进行农作物的精细分类。结果表明：高光谱数据在进行精细农作物分类上具有可行性，对比最大似然法和SVM方法，本文的方法可以获得较高的分类精度，在此基础上可以开展相关的农业遥感应用。

关键词：珠海一号；高光谱；农作物分类；农业遥感

一、引言

随着近几年大量遥感卫星发射和遥感技术快速发展，遥感技术已渗透到各个领域当中，作为一种探测技术，它的起源要追溯到20世纪60年代，根据电磁波理论，传感器通过收集对远距离的目标、地物反射的信息，生成的图像反映地表的特有特征。遥感技术可以实现快速大范围的检测，解决了以往需要通过大量实地调查的时间成本问题，通过遥感影像分类和识别，可以获得某个地区的农作物类型并对其进行产量预估，这对于农业生产具有重要意义^[1]。

农作物精细分类是农业估产、作物长势监测、面积预测以及农业灾情监测的关键。同时，也是国家制定粮食政策、调整农业产业结构的基础，对保障国家粮食安全具有重要的理论意义。提高分类精

度的同时减少实验时间是研究的重要内容。以高光谱卫星为代表的物理遥感技术已成为遥感技术发展的趋势之一。

高光谱数据量大、维度高和数据小样本的特点，需要遥感技术、图像处理、目标识别等多种知识和学科集成处理。高光谱数据除了上述特点外，还具有高空间分辨率和丰富的光谱波段，波段数达到几十甚至几百个，能够监测到不同农作物之间的微小差别并判别出不同的作物种类信息，有利于提高农作物的分类精度。

二、高光谱遥感影像技术发展

1. 高光谱数据

随着对地观测技术的发展，高光谱数据逐渐走入大家的视线中，高光谱图像的发展得益于成像

光谱技术的发展、成熟，成像光谱技术作为一项综合性技术与光谱探测技术结合，对空间像元的波段进行连续的光谱覆盖，形成的高光谱数据可以三维表示（见图1）。在遥感中的高光谱有以下几个特点。

1) 高光谱通常具有很高的光谱分辨率，由很窄的波段（10 ~ 20 nm）组成。高光谱图像可能有数百或数千个波段。

2) 和多光谱相比，在相同的空间分辨率下光谱覆盖范围更宽，可以探测到更多电磁波的响应特征。

3) 由于不同农作物具有相同的光谱信息，因此越多的波段所含信息越多，就越容易对其进行分类。

相比其他类型的遥感数据，高光谱具有多维度、



图1 高光谱数据三维表示

多尺度的特点，它综合地面目标的空间维、时间维、光谱维特征，获得地物多种维度的信息、状态，对于农作物来说通过人眼很难去判定纹理变化，这种多维度的地物信息有利于地物的精细分类与识别。但是由于高光谱波段数量多，所含的巨大信息量导致信息量冗余，使用时需要进行许多降维和去噪处理，增加了处理上的复杂程度，同时光谱分辨率的提升，导致空间分辨率的降低，因此需要借助光谱信息来进行农作物分类应用。

2. 高光谱研究现状

首先，高光谱特点决定了其有很高的研究价值，类似最大似然分类法（MLC）、光谱角制图（SAM）、最小距离等方法已经普遍应用到高光谱遥感影像分类实验中，骆剑承等人将MLC算法进行改进，通过最大期望算法（Expectation-Maximization algorithm）进行计算减少了估计偏移。张立朝^[2]等人使用改进的SAM算法对道路、植被、海水进行分类，相比传统的ISODATA算法准确率提高了10%。李明泽^[3]等人通过SAM算法对湿地植被进行分类，证明了光谱分析方法在植被分类上的可行性。其次高光谱的复杂性决定了传统的遥感分类方法不能满足高光谱分类的要求。近几年，机器学习、模式识别技术的发展例如支持向量机（SVM）^[4]、随机森林^[5]、神经网络^[6]等算法使准确率得到飞跃的提升。神经网络算法高精度依赖于大量的样本数据，在样本数据不足时，本研究通过端元波谱获取技术补充样本的可行性，以此提高农作物分类精度。

3. 技术路线

技术路线如图2所示，将高光谱卫星数据进行

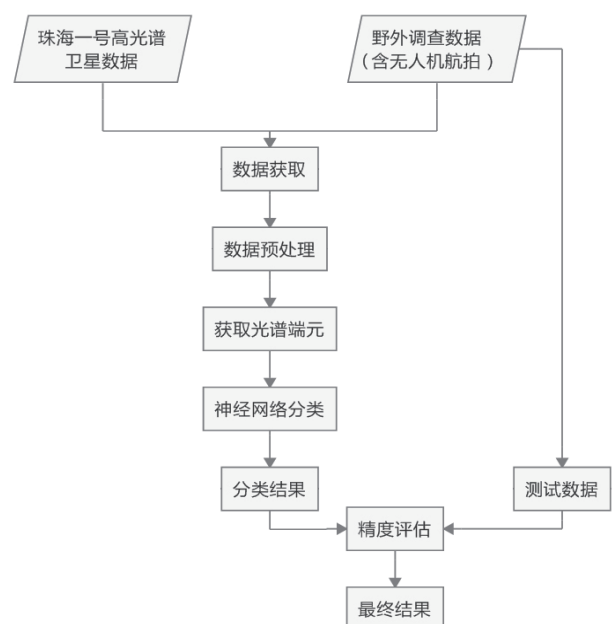


图2 技术路线

辐射定标、大气校正等预处理，采用端元波谱获取技术进行最小噪声分离变换和像元纯度指数计算，之后使用 n 维可视化技术获取纯净像元^[7]。采用神经网络的分类方法，通过不断迭代找到了合适的网络参数，分类结果和实地勘测数据进行对比，获得完整的精度评价。

三、珠海一号高光谱卫星在高密市农业遥感应用

1. 数据介绍

本文所研究数据是山东省高密市珠海一号高光谱数据，如图 3 所示，珠海一号高光谱卫星于 2018 年 4 月 26 日发射，波段数 256（有效成像波段数 32），空间分辨率 10m，宽幅 150km，重访周期 2 天，已在农作物精细分类、农作物长势（种植面积）预测、病虫害等方面广泛运用。



图 3 高密市高光谱遥感影像

本文用实地勘测的数据和高光谱影像制作数据集，按照 7: 3 的比例分成训练集和测试集，用于后面的分类训练，训练样本信息如表 1 所示。

表 1 高光谱图像各类别及样本信息

样本类型	训练样本数量	测试样本数量	总计
小麦	161	69	230
大棚	179	77	256
油菜花	66	28	94
裸地	155	66	221

2. 农作物精细分类

高密市农作物以小麦为主，因此针对高密市农作物种植特点，待分类类型为小麦、油菜花、大棚和裸地。预处理方面本文首先对高密市 2019 年 3 月 19 日的 5 景高光谱数据进行预处理、拼接，形成完整研究区域。由于高密市地物复杂，首先需要获取耕地区域，排除其他地物的干扰，高密市耕地分类结果如图 4 所示。

从图 4 可以看出，对于居住地、河流、村庄、耕地的分类有较高的精度，之后将耕地区域（红

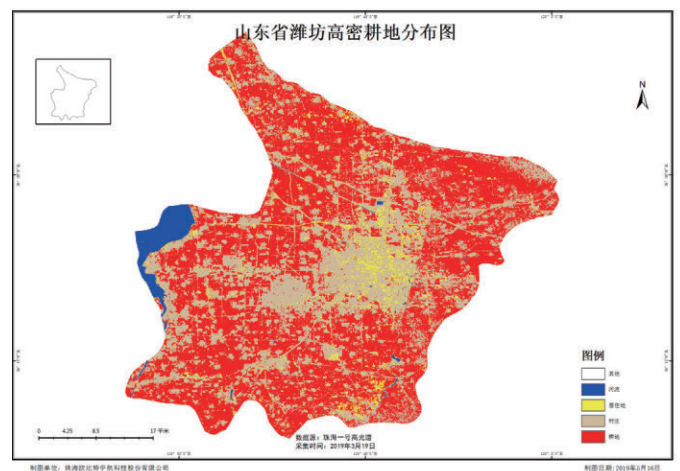
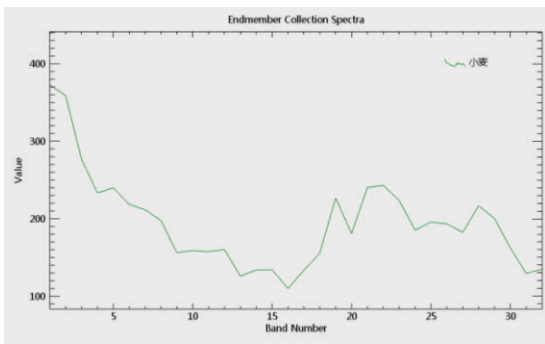


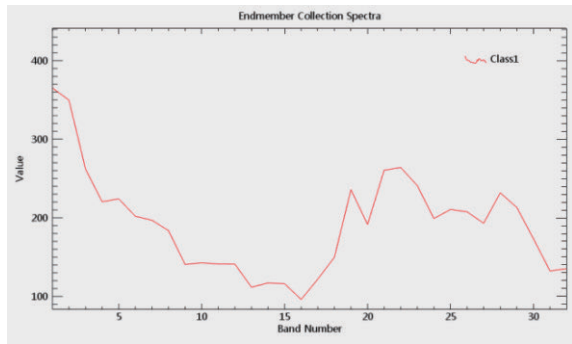
图 4 高密市耕地分类结果

色部分)进一步细分。样本选择方面通过实地数据和高分数据的辅助进行样本标注形成训练集,通过端元将获取的端元波谱与野外实测数据的光谱曲线进行比较,结果如图5(以小麦为例)所示。

图5(a)、(b)中光谱曲线横轴代表波段数,纵轴代表对应的像素值,可以看出通过端元提取的光谱曲线和实测数据基本吻合,但还是存在些许偏差,这与农作物容易受到外界因素影响而产生状态的变化有关。



(a) 端元提取的光谱曲线



(b) 实测数据光谱曲线

图5 小麦端元提取和实测数据光谱曲线对比

本文研究选择的分类算法是神经网络(NNL),分类的农作物主要有四种类型:小麦、油菜花、裸地、大棚(分类结果如图6所示)。可以看出高密市大面积种植小麦,将结果分类和实测数据作比较,选用混淆矩阵评估方法来计算分类精度,如表2所示。实验得出:高密农作物总体分类精度88.5%,小麦分类精度达到98%。

最后将本实验方法与最大似然分类法(MLC)、SVM方法作比较,结果如表3所示。

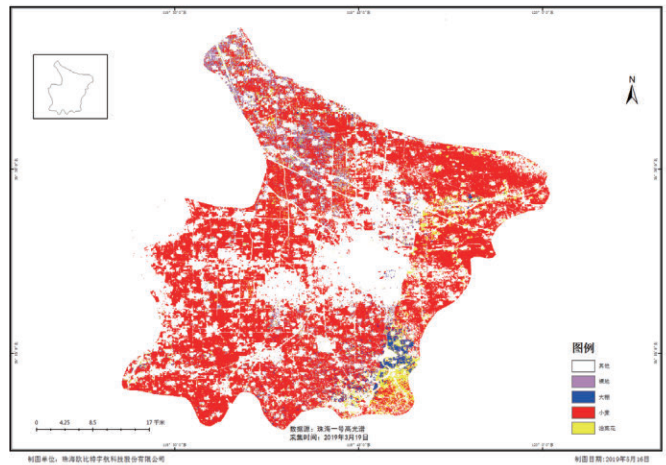


图6 高密市农作物精细分类结果

表2 高光谱分类混淆矩阵

类别	裸地 (%)	大棚 (%)	小麦 (%)	油菜花 (%)
裸地	81.28	0	0	4.01
大棚	0.49	83.21	1.02	0.02
小麦	14.68	11.16	97.52	2.26
油菜花	3.55	5.63	1.46	93.71

表3 各种分类方法对比结果

分类方法	总体精度 (%)	Kappa 指数
MLC	81.8306	0.8236
SVM	88.6837	0.9153
NNL+ 端元波谱技术	96.5814	0.9048

3. 小麦种植面积估算

种植面积估算是遥感监测的重要内容之一，根据农业局的记录统计，高密市 90% 的农田种植小麦农作物，小麦种植面积估算不仅可以提高粮食生产效益，还可以进行相应的农田管理，这对于指导农业生产、提高经济效益具有重要意义。

本文将农作物分类结果矢量化，使用 Arcgis10.1 进行小麦种植面积统计，小麦的分布范围由大小不一的多块图斑组成，将统计的图斑面积汇总即小麦的种植面积，统计获得高密地区小麦的种植面积为 680 万平方米，与高密市政府部门所给的小麦种植面积 594 万平方米相比较，面积精度为 86%，面积精度大于 85% 说明多分不严重，小麦种植受人为因素影响以及混合像元影响，结果可能有一定误差，因此本文研究的方法可以有效预测小麦种植面积。

未来通过预估多时期的面积，结合回归模型，从而实现小麦的面积预测，对于未来指导农业生产具有重要应用价值。

四、结论

结合端元波谱获取技术和人工智能算法可以有效解决高光谱农作物精细分类问题，相比其他分类方法，具有比较高的精度，未来对于人工智能算法的研究将助力农业遥感的发展。珠海一号卫星（星座）投入使用以来，已在农作物精细分类、农作物长势预测、农作物病虫害方面获得应用，未来通过构建智慧农险平台可实现农业保险“精

准承保、精准理赔”，提供移动承保、移动查勘、遥感影像验标定损等服务，协助保险企业规避道德风险，降低经营成本，打造业务新流程，以科技加遥感助力农险业务发展。

参考文献

- [1] 史飞飞, 高小红, 杨灵玉, 等. 基于 HJ-1A 高光谱遥感数据的湟水流域典型农作物分类研究 [J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(02): 206-217.
- [2] 张立朝, 王青山, 潘贞, 等. 改进的光谱角度制图分类方法研究 [J]. 测绘科学, 2008(02): 70-71.
- [3] 李明泽, 张培赢. 基于 SAM 算法的遥感影像湿地植被分类 [J]. 森林工程, 2015, 31(02): 8-13.
- [4] 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(02): 123-128.
- [5] 陈伟民, 张凌, 宋冬梅, 等. 基于 AdaBoost 改进随机森林的高光谱图像地物分类方法研究 [J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(04): 612-620.
- [6] 于君娜. 基于神经网络的高光谱遥感图像分类研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2007.
- [7] 丛浩, 张良培, 李平湘. 一种端元可变的混合像元分解方法 [J]. 中国图象图形学报, 2006(08): 1092-1096.