

综合研究

## 基于高光谱遥感的农作物分类研究进展\*

张影<sup>1</sup>, 赵小娟<sup>2</sup>, 王迪<sup>1\*</sup>

(1. 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所 / 农业农村部农业遥感重点实验室, 北京 100081;  
2. 青海省农牧业遥感中心, 西宁 810008)

**摘要:**【目的】农作物类型识别是农作物面积、长势监测与产量预测的重要前提。及时、准确地获取农作物类型、空间分布以及种植面积对制定农业政策、促进社会经济发展和保障国家粮食安全具有重要意义。近年来, 高光谱遥感凭借光谱分辨率高、光谱信息丰富等优点, 已广泛应用于农作物制图中。【方法】文章归纳了高光谱遥感应用于农作物分类的研究进展, 总结了国内外农作物分类常用的高光谱数据源, 并分析了各种数据源的适用范围。梳理了农作物高光谱遥感分类方法, 讨论了各种分类方法的优缺点。【结果】现有农作物高光谱遥感分类研究存在一些不足: (1) 机载高光谱影像光谱分辨率高, 但影像监测面积小, 不适合大区域农作物面积提取研究; (2) 星载高光谱影像监测面积较大, 但空间分辨率较低, 某些农作物面积提取实际应用中精度较低; (3) 由于缺乏对农作物高光谱特征的研究, 导致分类算法机理性不足, 普适性较差。【结论】农作物高光谱遥感分类未来研究方向是: (1) 丰富高光谱遥感监测的农作物类型; (2) 提高高光谱影像的空间分辨率, 实现农作物种植结构复杂、地块破碎地区的农作物分类研究; (3) 进一步研究利用高光谱遥感进行农作物分类的机理和多源数据融合的方法。

**关键词:** 高光谱; 农作物; 遥感; 分类

DOI: 10.12105/j.issn.1672-0423.20190501

## 0 引言

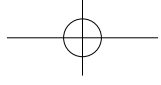
我国是农业大国, 农作物播种面积和产量信息是保障粮食安全、农业供给侧结构性改革的重要依据<sup>[1-2]</sup>。及时、准确地获取农作物种植面积及产量信息对优化农作物种植结构、科学制定农业政策、国家经济发展具有重要意义<sup>[3-4]</sup>。农作物种植面积是影响农作物产量的关键信息, 而农作物分类与识别则是获取农作物种植面积和产量信息的核心问题<sup>[5]</sup>。传统获取农作物种植面积和产量信息的方法多以地面调查统计为主, 该方法耗费大量的人力、物力、财力且调查时间过长<sup>[6-7]</sup>。遥感技术作为一门快速发展的新兴科学技术, 凭借其精确、及时、宏观等优点已广泛应用于农作物类型识别中<sup>[8]</sup>。国内外学者

收稿日期: 2019-10-09

第一作者简介: 张影 (1996—), 硕士研究生。研究方向: 农业遥感。Email: 18326650134@163.com

\* 通信作者简介: 王迪 (1977—), 博士、副研究员。研究方向: 农业遥感。Email: wangdicaas@126.com

\* 基金项目: 国家自然科学基金项目 (41531179); 中国农业科学院科技创新工程项目



开展了基于 MODIS<sup>[9]</sup>、Landsat/TM<sup>[10]</sup>、SPOT/HRV<sup>[11]</sup>、GF-1/WFV<sup>[12]</sup>等多光谱遥感影像进行农作物空间分布和面积提取的研究<sup>[13]</sup>。随着传感器的发展，多光谱影像的空间分辨率越来越高，但是光谱分辨率依然较低，在农作物种植结构复杂、地块破碎地区分类精度不高，且难以实现对农作物品种的分类研究<sup>[14]</sup>。而高光谱数据凭借光谱分辨率高，可以更为全面、细致地获取地物光谱特征及其差异性等优点，为农作物类型识别提供新的技术手段<sup>[15]</sup>。高光谱遥感是指电磁波谱在可见光、近红外、中红外和热红外波段范围内，利用成像光谱仪获得数十至数百个非常窄的波段信息，它们组成一条完整而连续的光谱曲线<sup>[16-17]</sup>。近年来，随着成像光谱技术的发展，利用高光谱遥感进行农作物分类研究，获取农作物种植面积信息已经成为农业遥感的重要研究领域<sup>[18]</sup>。

文章总结了国内外高光谱遥感农作物分类研究进展，分别从机载高光谱遥感农作物分类、星载高光谱遥感农作物分类、联合多源遥感数据农作物分类以及高光谱农作物分类算法进行总结，同时指出了高光谱遥感农作物分类研究中存在的问题，并提出了未来的发展方向。

## 1 基于单一高光谱影像的农作物分类

### 1.1 机载高光谱遥感的农作物分类研究

高光谱遥感用于农作物分类研究初期，大多使用单一的机载高光谱影像作为数据源，包括美国的 AVIRIS、德国的 ROSIS、加拿大的 CASI、中国的 PHI 等。机载高光谱农作物分类研究中使用的数据源、研究对象等参见表 1<sup>[19-28]</sup>。如张丰<sup>[19]</sup>等在 2002 年根据 PHI 高光谱图像上水稻生长期的光谱特征，采用混合决策树分类方法对江苏省常州市金坛良种场的水稻品种进行了精细分类，总体分类精度达到 94.9%。刘亮<sup>[20]</sup>等以北京顺义区为研究区，使用成像光谱数据和实测地物光谱数据，通过逐级分层分类方法进行农作物分类研究，该方法首先通过 NDVI 指数将研究区分为植被区和非植被区，然后在不同层次上的图像分类使用不同的分类方法，各种农作物的分类精度均为 95% 以上。Melgani<sup>[22]</sup>等利用两种不同的支持向量机：无核变换的线性支持向量机和基于高斯径向基核函数 (SVM-RBF) 的非线性支持向量机，以 AVIRIS 数据为数据源，对玉米、大豆等农作物进行分类识别，分类精度分别为 87.1% 和 93.42%。Tarabalka<sup>[23]</sup>等将 SVM 和马尔科夫随机场 (MRF) 结合对 AVIRIS 数据上的小麦、大豆、燕麦、玉米等农作物进行精细分类，该方法首先应用概率支持向量机对 AVIRIS 数据进行像素级分类，然后通过马尔科夫随机场正则化，利用空间上下文信息来精炼第一步得到的分类结果，分类精度为 92.05%。余铭<sup>[28]</sup>等以 AVIRIS 高光谱数据为数据源，对美国加利福尼亚州南部萨利纳斯山谷的西兰花、玉米等农作物采用条件随机场进行分类研究。该方法利用支持向量机 (SVM) 分类器计算各类地物的概率，并定义为条件随机场的一元势函数以融合空间特征信息；将空间平滑项和局部类别标签成本项加入到二元势函数中，以考虑空间背景信息，并保留各类别中的详细信息，多数农作物分类精度为 94% 以上，总体分类精度为 90.4%。机载高光谱遥感农作物分类的研究对象多为水稻、玉米、大豆等大宗粮食作物，其中还涉及对小麦

2019年10月

品种、水稻品种的精分类，而对一些经济作物的研究较少。虽然机载高光谱影像覆盖的面积较小，进行大面积的农作物分类研究比较困难，但是其空间分辨率较高，在高光谱农作物分类研究中仍占有重要地位。

表 1 2002—2018 年基于机载高光谱数据的农作物分类进展  
Table 1 Advances in crop classification based on aerial hyperspectral data from 2002 to 2018

年份	作者	研究对象	使用数据	精度 (%)
2002	张丰等 <sup>[19]</sup>	水稻品种	PHI	94.9
2006	刘亮等 <sup>[20]</sup>	小麦、玉米、果园、水稻	机载高光谱数据	95
2006	Kazuo 等 <sup>[21]</sup>	玉米、西瓜、树林、万寿菊	AISA	91.2
2010	Melgani 等 <sup>[22]</sup>	玉米、大豆、燕麦	AVIRIS	93.4
2010	Tarabalka 等 <sup>[23]</sup>	玉米、小麦、大豆、草地	AVIRIS	92.1
2015	张春森 <sup>[24]</sup>	玉米、大豆、小麦	AVIRIS	96.6
2016	Chen 等 <sup>[25]</sup>	玉米、大豆、小麦、燕麦、苜蓿	AVIRIS	84
2017	Xue 等 <sup>[26]</sup>	小麦、土豆、韭菜、菜花、甜椒、西瓜	CASI	87.8
2017	崔宾阁等 <sup>[27]</sup>	玉米、大豆、小麦、燕麦、苜蓿	AVIRIS	86.6
2018	余铭等 <sup>[28]</sup>	西兰花、葡萄园、玉米、生菜、芹菜	AVIRIS	90.4

## 1.2 星载高光谱遥感的农作物分类研究

20 世纪 90 年代末，高光谱遥感进入航天遥感阶段，各个国家开始研究发射载有成像光谱仪的卫星。美国发射了 Terra、Hyperion 等高光谱卫星，日本发射了 ADEOS-1 和 ADEOS-2 高光谱卫星，我国于 2008 年发射了搭载了超光谱成像仪 (HSI) 的环境与灾害监测预报小卫星 A 星 (HJ-1A)<sup>[29-30]</sup>。随着 1999 年美国 AM-1 卫星发射，星载高光谱数据开始应用于各个领域，其中在农作物分类中常见的星载高光谱影像包括美国的 Hyperion 数据、中国的 HJ-1A 数据<sup>[31]</sup>。星载高光谱农作物分类研究中使用的数据源、研究对象等参见表 2<sup>[32-40]</sup>。Galvão<sup>[32]</sup>等利用 EO-1 卫星上获取的高光谱数据，通过逐步回归分析法建立判别模型，对巴西东南部地区的 5 种甘蔗品种进行识别分类，分类精度为 87.5%。李丹<sup>[33]</sup>等利用 Hyperion 数据，采取线性光谱混合模型和支持向量机方法提取广州市北部的荔枝种植面积，研究结果表明线性光谱混合像元分解和支持向量机结合的方法充分利用了 Hyperion 影像的高光谱特点，可以对地物类型繁多、地块破碎、训练样本获取不易的研究区进行农作物面积提取研究，其中荔枝的提取精度为 85.3%。Bhojaraja<sup>[36]</sup>等采用光谱角匹配 (SAM) 分类方法在 Hyperion 高光谱数据上对印度卡纳塔卡地区的槟榔面积进行提取，精度为 73.68%。为了提高分类精度，有学者在 SAM 的基础上引入新的技术进行新分类方法研究，如杨可明<sup>[37]</sup>等将谐波分析 (HA) 技术引入到 SAM 中，提出一种基于谐波分析的光谱角制图 (HA-SAM) 高光谱影像分类算法。该方法先利用 HA 技术将 Hyperion 影像的光谱曲线进行分解，提取低次谐波中的光谱能量特征，然后采用 SAM 方法进行分类，研究结果表明当分解次数为 30 次时，分类精度最高，且该方法的分类精度

比直接使用 SAM 的分类精度提高了 10.1%。星载高光谱数据已经走向实际应用，研究对象除了玉米、大豆等，还包括果园。由于星载高光谱影像的空间分辨率较低，导致在有些农作物分类实际应用中，星载高光谱影像的分类精度往往比机载高光谱影像分类精度低。因此通过提高星载高光谱影像的空间分辨率来提高农作物分类精度将是高光谱农作物分类研究中的重点。

表 2 2005—2019 年基于星载高光谱数据的农作物分类进展

Table 2 Advances in crop classification based on spaceflight hyperspectral data from 2005 to 2019

年份	作者	研究对象	使用数据	精度 (%)
2005	Galvão 等 <sup>[32]</sup>	甘蔗品种	Hyperion	87.5
2010	李丹等 <sup>[33]</sup>	荔枝	Hyperion	85.3
2012	Du 等 <sup>[34]</sup>	农作物、水体	Hyperion	90
2012	吴见等 <sup>[35]</sup>	植被	Hyperion	90.3
2015	Bhojaraja 等 <sup>[36]</sup>	槟榔	Hyperion	73.7
2017	杨可明等 <sup>[37]</sup>	建筑物、植被、道路	Hyperion	85.6
2018	魏宇 <sup>[38]</sup>	果园	HJ-1A HSI	81.5
2018	Aneece 等 <sup>[39]</sup>	小麦、大豆、玉米、大豆、棉花	Hyperion	90
2019	于成龙 <sup>[40]</sup>	玉米、大豆、水稻、水田	HJ-1A HSI	88.7

## 2 联合多源遥感数据的农作物分类研究

高光谱遥感成像属于光学遥感成像的范畴，因此高光谱影像会受到云雨天气的影响，而雷达成像穿透力强、不受云雨天气的影响并且激光雷达测量 (LiDAR) 能够快速获取地面三维坐标，生成数字高程模型 (DEM)，将其与高光谱遥感结合起来，可以发挥各自的优势，提高农作物分类精度<sup>[41]</sup>。联合多源遥感数据农作物分类研究中使用的数据源、研究对象等参见表 3<sup>[42-47]</sup>。如 Liu<sup>[43]</sup> 等利用基于对象的图像分析 (OBIA) 范式，结合 CASI 高光谱数据和 LiDAR 数据对玉米、胡椒、土豆等农作物进行了精细分类，分类精度为 90.33%。为了解决由于星载高光谱数据源较少、空间分辨率较低而使一些地形复杂、地块破碎地区分类效果达不到要求的问题，一些学者将高光谱数据和高空间分辨率、高时间分辨率的多光谱影像相结合进行农作物分类，以提高农作物分类精度。如史飞飞<sup>[44]</sup> 等以 HJ-1A HSI 高光谱数据提取的 7 个光谱特征变量和高分一号 (GF-1) 高空间分辨率遥感数据提取的 NDVI 时间序列为多源数据，对青海省西宁市的农作物采用分类决策回归树 (CART) 和 SVM 方法进行分类，研究结果表明，采用多源遥感数据的总体分类精度高于单一数据源的分类精度，农作物总体分类精度分别为 88.2% 和 84.5%。杨思睿<sup>[47]</sup> 等将航拍 HSI 影像和 LiDAR 数据生成的数字表面模型 (DSM) 作为初始影像，对从初始影像中提取的空间特征、光谱特征以及高程信息进行融合，借助稀疏多项式逻辑回归分类器 (SMLR) 进行黑河流域的小麦、青稞等农作物分类，分类精度可达 94.5%。

2019年10月

高光谱、雷达和多光谱数据各有优缺点,利用多源遥感数据进行农作物分类研究,可以充分利用各种遥感影像的优点,弥补其不足,提高农作物遥感分类和识别精度。因此,利用多源遥感数据融合和深层次挖掘进行农作物的分类和识别值得进一步研究。

表3 2014—2018年基于多源遥感数据的农作物分类进展

Table 3 Advances in crop classification based on multi-source remote sensing data from 2014 to 2018

年份	作者	研究对象	使用数据	精度 (%)
2014	Kussul 等 <sup>[42]</sup>	大豆、小麦、甜菜、玉米、油菜、谷类植物	RADARSAT-2、Hyperion	80.4
2015	Liu 等 <sup>[43]</sup>	玉米、果园、韭菜、甜椒、生菜、菜花	CASI、LiDAR	90.3
2017	史飞飞等 <sup>[44]</sup>	油菜、青稞、小麦	HJ-1A、GF-1	88.8
2018	史飞飞等 <sup>[45]</sup>	油菜、小麦、青稞、土豆	HJ-1A、OLI	88.2、84.5
2018	Han 等 <sup>[46]</sup>	水稻、西瓜、莲藕	GF-3、Sentinel-2A	85.3
2018	杨思睿等 <sup>[47]</sup>	玉米、土豆、韭菜、菜花、青笋、西瓜	HIS、LiDAR	94.5

### 3 农作物高光谱分类算法

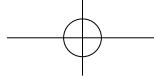
合适的分类方法可以准确地识别农作物。设计合适的高光谱遥感农作物分类方法是国内外学者研究的重点。该文根据采用的分类信息特征将高光谱遥感农作物分类方法分为基于地物光谱信息分类、基于多维特征分类、基于数据降维分类以及多分类器集成分类<sup>[48-49]</sup>。

#### 3.1 基于地物光谱信息分类

常用的基于统计特征农作物分类方法存在计算量较大的问题,且分类精度有时会受到训练样本数量的影响,因此国内外学者在图像的光谱特征上进行了农作物分类研究,即基于光谱信息分类<sup>[50]</sup>。基于光谱信息的高光谱遥感农作物分类主要是通过分析农作物间微小的光谱差异,结合适合的光谱匹配技术来实现农作物分类<sup>[51]</sup>。常用方法有光谱角匹配法、光谱信息散度、计算未知光谱和已知光谱距离并进行最小距离匹配等<sup>[52-53]</sup>。Rao<sup>[54]</sup>以高光谱数据在冠层尺度和像素尺度建立的2个光谱库为参考,对印度安得拉邦地区的水稻、甘蔗、辣椒和棉花等作物进行光谱角分类,参考冠层尺度建立光谱库的总体分类精度为86.5%,参考像素尺度建立光谱库的总体分类精度为88.8%。

#### 3.2 基于多维特征分类

基于光谱信息分类没有考虑高光谱数据的空间信息特征,导致分类结果可能出现“椒盐现象”。因此,有学者将空间特征和光谱信息相结合应用于高光谱图像农作物分类中,该方法也是当前高光谱影像农作物分类研究的热点之一<sup>[55-57]</sup>。如Chen<sup>[58]</sup>等通过最小噪声分离变换(MNF)提取图像的光谱特征并和提取的空间信息(形态特征、纹理特征等)形成光谱—空间融合特征向量,采用SSF-CRF分类方法对油菜、白菜等农作物进行分类,结果表明,在小样本训练条件下,该方法的分类精度优于传统分类器,且分



类精度达到了 97.9%。Li<sup>[59]</sup>等提出了一种基于多特征融合策略的高光谱影像分类方法，在 AVIRIS 影像中对玉米、大豆等进行了精细分类，该方法首先利用光谱空间特征学习 (SSFL) 提取光谱空间特征，其次应用局部二进制模式 (LBP) 提取图像的纹理特征，将纹理特征与光谱空间特征融合，通过基于核极端学习机 (KELM) 的方法对高光谱图像进行农作物分类，分类精度达到 90% 以上。

### 3.3 基于数据降维分类

高光谱影像有几十甚至上百个波段，利用高光谱数据开展农作物分类时，若所有波段均参与分类，会带来计算量过大的问题。基于数据降维农作物分类方法就是先对获取的高光谱影像进行波段选择或特征提取，然后根据一定的规则选择降维后的分量作为分类依据<sup>[16, 49]</sup>。

波段选择是指从原始波段数据中选择出若干个波段，组合成一个新的子集用于分类，其特点是保留了原始波段的物理信息<sup>[60]</sup>。国内外学者对高光谱影像波段选择方法进行了大量的研究，早期较为成熟的波段选择方法主要有 2 种：(1) 基于信息量的方法，即所选择的波段或波段组合的信息量最大<sup>[61]</sup>，主要包括协方差矩阵特征值法、最佳指数因子法 (OIF)、自适应波段选择法 (ABS) 等，如刘春红<sup>[62]</sup>等采用 ABS 方法计算了波段间的指数，根据指数的大小，选择了去掉噪声后 180 个波段中的 50 个波段，这 50 个波段主要集中在“绿峰”、“红谷”、“红边”区域，并分别在原始数据和波段选择后的 AVIRIS 数据上，对玉米、大豆等农作物进行贝叶斯监督分类，结果表明降维后数据计算量极大地减少了，分类精度比原始数据的分类精度提高了 3.7%；(2) 基于类间可分性的波段选择方法，即通过计算已知训练样本间的最大统计距离来获得最优波段组合<sup>[61]</sup>，包括离散度、J-M 距离、光谱角度、光谱相关系数等。随着波段选择方法的深入研究，张悦<sup>[63]</sup>等将 K-means 聚类法和 ABS 方法结合进行高光谱数据波段选择，选取了 AVIRIS 数据中的 18 个波段，采用支持向量机对实验区内玉米、草地等进行分类，结果表明，该研究提出的方法分类效果优于 ABS 方法，分类精度为 83.64%。Bajcsy<sup>[64]</sup>等根据是否需要训练样本将波段选择方法分为监督波段选择和非监督波段选择，非监督波段选择不需要训练样本，只需要根据特定的算法即可获得最优波段组合，监督波段选择方法有基于类间可分性波段选择方法等，非监督波段选择方法包括层次聚类方法、K-means 聚类方法等。

特征提取是指依据严格的数学理论，基于变换并按照一定的准则，将高光谱数据由高维空间映射到低维空间的方法<sup>[65]</sup>。特征提取在一定程度上虽然降低了数据维数，但是同时也改变了原始数据的信息，甚至会导致原始波段信息的丢失<sup>[66-67]</sup>。经典的特征提取方法有主成分分析<sup>[68-69]</sup> (PCA)、最小噪声分离变换<sup>[70]</sup>、线性判别分析<sup>[71]</sup> (LDA) 等。此外，国内外学者还采用其他高光谱数据特征提取方法开展了农作物分类识别研究。Jia<sup>[72]</sup>等采用离散小波变换从 AVIRIS 数据中进行特征提取，应用 AP 聚类算法从获取的特征中选取最具代表性的特征，再采用最近邻 (KNN) 分类法对实验区内的小麦、玉米等进行分类，结果表明当特征提取个数为 13 个时，分类精度最高为 89%。夏道平<sup>[73]</sup>等采用改进分散矩阵特征提取方法，基于支持向量机对实验区内玉米、小麦等进行分类识别，并

2019年10月

将该方法和常规特征提取方法的分类效果进行比较, 研究表明, 采用改进分散矩阵特征提取方法的分类效果最好, 分类精度为 90.1%。

### 3.4 多分类器集成分类

高光谱图像存在数据量大、数据维度高的问题, 有时采用单一的分类器对高光谱图像进行分类时会受到各种条件的限制, 分类精度难以达到满意效果<sup>[74]</sup>。随着集成学习引入遥感领域, 在高光谱图像分类中出现一种新的分类方法即多分类器集成系统, 该方法可以将多个单分类器的结果进行综合后得到较满意的分类结果<sup>[75]</sup>。多分类器集成系统的构成包括系统结构确定、基分类器选择和组合策略选择等 3 个部分, 其中最主要的部分为基分类器的选择<sup>[76]</sup>, 共有 3 种构造方式。第一种基分类器构造方式是基于不同样本的, 即在相同的训练集中, 采用不同的抽样方法得到输入的训练样本, 经典算法有 adaboost 算法和 bagging 算法<sup>[77]</sup>。Kumar<sup>[78]</sup> 等利用 adaboost 和 bagging 算法和基于 SVM 的多分类器模型结合, 在 AVIRIS 高光谱数据上对卷心菜、包菜等进行分类识别, 分类精度达到了 96.8%。第二种基分类器构造方式是基于不同特征集构造基分类器, 该方式表达的是同一训练集的不同特征<sup>[49]</sup>。Ceamanos<sup>[79]</sup> 等提出了一种基于支持向量机的分类器集合对 AVIRIS 数据的玉米、大豆、小麦等进行精细分类, 该方法首先将波段划分成若干组, 对每一组利用 SVM 进行分类, 然后所有的输出采用额外的支持向量机分类器进行最终决策融合, 该方法分类精度达到了 90.8%。第三种基分类器构造方式是基于不同数量的分类器构造, 典型算法有动态分类器选择<sup>[80]</sup>、基于光谱和空间信息的动态分类器选择<sup>[81]</sup> 等。苏红军<sup>[82]</sup> 等提出一种由支持向量机等 5 个基分类器构建的多分类器动态集成算法, 应用于 AVIRIS 高光谱影像上对玉米、大豆等农作物进行分类识别, 结果表明多分类器动态集成算法可以保持较高的分类精度 (优于 90%), 但是由于该算法主要利用的是邻近像元的空间信息, 导致了算法的运行时间较长。表 4 对高光谱农作物分类方法进行了总结。

表 4 2008—2017 年高光谱遥感农作物分类方法进展  
Table 4 Advances in crop classification by hyperspectral remote sensing from 2008 to 2017

年份	作者	方法
2008	Rao <sup>[54]</sup>	参考地物光谱库的光谱角分类
2014	Chen 等 <sup>[58]</sup>	基于光谱、形态、纹理特征的 SSF-CRF 分类方法
2019	Li 等 <sup>[59]</sup>	基于纹理、光谱特征的极限学习机分类
2005	刘春红等 <sup>[62]</sup>	对自适应波段选择后的波段进行贝叶斯监督分类
2018	张悦等 <sup>[63]</sup>	K-means 聚类和 ABS 方法结合选择波段, SVM 分类
2010	Jia 等 <sup>[72]</sup>	离散小波变换特征提取, KNN 分类
2016	夏道平等 <sup>[73]</sup>	改进分散矩阵特征提取, SVM 分类
2002	Kumar 等 <sup>[78]</sup>	集成 adaboost 算法、bagging 算法、SVM 算法分类
2010	Ceamanos 等 <sup>[79]</sup>	基于支持向量机的分类器集合分类
2017	苏红军等 <sup>[82]</sup>	利用空间和光谱信息的多分类器动态集成算法 (DCS-SSI)

## 4 结论与展望

农作物高光谱遥感分类研究在数据源的使用方面,由单一的高光谱影像向多源遥感影像发展;研究对象由机载高光谱数据的大豆、玉米等大宗粮食作物到星载高光谱数据中的果园;在高光谱遥感农作物分类算法研究方面,由最初的基于统计特征分类和基于光谱信息分类过渡到基于光谱—空间特征分类和分类器集成系统,高光谱遥感农作物分类已经取得了一定的成果,但仍存在不足,需要进一步研究。

(1) 星载高光谱影像数据源较少,而机载高光谱影像的研究范围较小,在进行大面积农作物分类和面积提取方面,数据源受到了限制。

(2) 星载高光谱影像光谱分辨率高,可以识别作物间微小的差异,但是空间分辨率较低,在有些实际应用中分类精度较低。因此需要研究将高空间分辨率的多光谱影像与高光谱影像融合,提高高光谱影像的空间分辨率,以便提高高光谱遥感农作物分类精度。

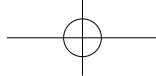
(3) 高光谱数据具有维数高、数据冗余量大、波段间相关性强、数据处理工作量大等问题,找到一种能够加快高光谱数据处理速度的降维方法和分类器,以提高高光谱数据处理速度和分类精度,是今后高光谱数据的研究重点之一。

(4) 扩大高光谱遥感农作物监测对象的范围,提高星载高光谱影像的空间分辨率,提高分类器的普适性和稳定性,进一步研究高光谱农作物分类识别的机理和多源数据融合方法。

### 参考文献

- [1] 胡琼, 吴文斌, 宋茜, 等. 农作物种植结构遥感提取研究进展. *中国农业科学*, 2015, 48 (10): 1900~1914.
- [2] 陈仲新, 任建强, 唐华俊, 等. 农业遥感研究应用进展与展望. *遥感学报*, 2016, 20 (5): 748~767.
- [3] 王崇, 吴见. 农作物种类高光谱遥感识别研究. *地理与地理信息科学*, 2015, 31 (2): 29~33.
- [4] Wardlow B. D., Egbert S. L., Kastens J. H.. Analysis of time-series MODIS 250 m vegetation index data for crop classification in the US Central Great Plains. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 108 (3): 290~310.
- [5] 贾坤, 李强子. 农作物遥感分类特征变量选择研究现状与展望. *资源科学*, 2013, 35 (12): 2507~2516.
- [6] 陈水森, 柳钦火, 陈良富, 等. 粮食作物播种面积遥感监测研究进展. *农业工程学报*, 2005, 21 (6): 166~171.
- [7] 唐华俊, 吴文斌, 杨鹏, 等. 农作物空间格局遥感监测研究进展. *中国农业科学*, 2010, 43 (14): 2879~2888.
- [8] Shibayama M., Akiyama T.. Seasonal visible, near-infrared and mid-infrared spectra of rice canopies in relation to LAI and above-ground dry phytomass. *Remote Sensing of Environment*, 1989, 27 (2): 119~127.
- [9] Satoshi U. Discrimination of agricultural land use using multi temporal NDVI data. *The 22nd Asian Conference on Remote Sensing*, 2001.
- [10] 马丽, 徐新刚, 贾建华, 等. 利用多时相 TM 影像进行作物分类方法. *农业工程学报*, 2008, 24 (S2): 191~195.
- [11] Yang C. H., Everitt J. H., Murden D.. Evaluating high resolution SPOT5 satellite imagery for crop identification. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011 (75): 347~354.
- [12] 杨闫君, 占玉林, 田庆久, 等. 基于 GF-1/WFVNDVI 时间序列数据的作物分类. *农业工程学报*, 2015, 31 (24): 155~161.
- [13] McNairn H., Ellis J.. Providing crop information using RADARSAT-1 land satellite optical imagery. *Remote Sensing*, 2002, 23 (5): 851~870.
- [14] Ulfarsson M. O., Benediktsson J. A., Sveinsson J. R.. Data fusion and feature extraction in the wavelet domain. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24 (20): 3933~3945.
- [15] Liu X. L., Bo Y. C.. Object-based crop species classification based on the combination of airborne hyperspectral images and LiDAR data. *Remote Sensing*, 2015 (7): 922~950.





2019年10月

- [16] 童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 高光谱遥感—原理、技术与应用. 北京: 高等教育出版社, 2006.
- [17] 周延刚, 等. 遥感原理与应用. 北京: 科学出版社, 2015.
- [18] (美) 普拉萨德, (美) 约翰, (美) 阿尔弗雷德; 刘海启, 李君良译. 高光谱植被遥感. 北京: 中国农业科学技术出版社, 2015.
- [19] 张丰, 熊桢, 寇宁. 高光谱遥感数据用于水稻精细分类研究. 武汉理工大学学报, 2002, 24 (10): 36~39.
- [20] 刘亮, 姜小光, 李显彬, 等. 利用高光谱遥感数据进行农作物分类方法研究. 中国科学院研究生院学报, 2006 (4): 484~488.
- [21] Kazuo O., Lu S., Takuya S., et al. Evaluation of supervised classification algorithms for identifying crops using airborne hyperspectral data. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27 (10): 1993~2002.
- [22] Melgani F., Bruzzone L. Classification of hyperspectral remote sensing images with Support Vector Machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42 (8): 1778~1790.
- [23] Tarabalka Y., Fauvel M., Chanussot J., et al. SVM- and MRF-based method for accurate classification of hyperspectral images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2010, 7 (4): 736~740.
- [24] 张春森, 郑艺惟, 黄小兵, 等. 高光谱影像光谱—空间多特征加权概率融合分类. 测绘学报, 2015, 44 (8): 909~918.
- [25] Chen J., Xia J. S., Du P. J., et al. Kernel supervised ensemble classifier for the classification of hyperspectral data using few labeled samples. *Remote Sensing*, 2016, 8 (7): 2~20.
- [26] Xue Z. H., Du P. J., Li J., et al. Sparse graph regularization for robust crop mapping using hyperspectral remotely sensed imagery with very few in situ data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017 (124): 1~15.
- [27] 崔宾阁, 马秀丹, 谢小云. 小样本的高光谱图像降噪与分类. 遥感学报, 2017, 21 (5): 728~738.
- [28] 余铭, 魏立飞, 尹峰, 等. 基于条件随机场的高光谱遥感影像农作物精细分类. 中国农业信息, 2018, 30 (3): 74~82.
- [29] Xia J., Chanussot J., Du P., et al. (Semi-)supervised probabilistic principal component analysis for hyperspectral remote sensing image classification. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2014, 7 (6): 2224~2236.
- [30] 童庆禧, 张兵, 张立福. 中国高光谱遥感的前沿进展. 遥感学报, 2016, 20 (5): 689~707.
- [31] Mianji F. A., Zhang Y.. Robust hyperspectral classification using relevance vector machine. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2011, 49 (6Part 1): 2100~2112.
- [32] Galvão L. S., Formaggio A. R., Tisot D. A.. Discrimination of sugarcane varieties in Southeastern Brazil with EO-1 Hyperion data. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 94 (4): 523~534.
- [33] 李丹, 陈水森, 陈修治. 高光谱遥感数据植被信息提取方法. 农业工程学报, 2010, 26 (7): 181~185, 386.
- [34] Du P. J., Tan K., Xing X. S.. A novel binary tree support vector machine for hyperspectral remote sensing image classification. *Optics Communications*, 2012, 285 (13): 3054~3060.
- [35] 吴见, 彭道黎. 基于空间信息的高光谱遥感植被分类技术. 农业工程学报, 2012, 28 (5): 150~153.
- [36] Bhojaraja B. E., Hegde G.. Mapping agewise discrimination of arecanut crop water requirement using hyperspectral remote sensing. *International Conference on Water Resources, Coastal and Ocean Engineering*, 2015 (4): 1437~1444.
- [37] 杨可明, 刘飞, 孙阳阳, 等. 谐波分析光谱角制图高光谱影像分类. 中国图象图形学报, 2015, 20 (6): 836~844.
- [38] 魏宇. 基于 HJ1A-HSI 高光谱遥感影像的果园识别研究. 泰安: 山东农业大学, 2018.
- [39] Aneece I., Thenkabail P.. Accuracies achieved in classifying five leading world crop types and their growth stages using optimal earth observing-1 Hyperion hyperspectral narrowbands on Google Earth engine. *Remote Sensing*, 2018, 10 (12): 2027~2056.
- [40] 于成龙. 基于高光谱数据的主要农作物类型信息提取. 东北农业科学, 2019, 44 (3): 45~51.
- [41] Michele D., Lorenzo B., Damiano G.. Fusion of hyperspectral and LiDAR remote sensing data for classification of complex forest areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46 (5): 1416~1427.
- [42] Kussul N., Lavreniuk I. M., Shelestov A., et al. Along the season crop classification in Ukraine based on time series of optical and SAR images using ensemble of Neural Network Classifiers. *The International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2016, IEEE*, 2016: 7145~7148.
- [43] Liu X. L., Bo Y. C.. Object-based crop species classification based on the combination of airborne hyperspectral images and LiDAR data. *Remote Sensing*, 2015, 7 (1): 922~950.
- [44] 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. 遥感技术与应用, 2017, 32 (2): 206~217.
- [45] 史飞飞, 雷春苗, 肖建设, 等. 基于多源遥感数据的复杂地形区农作物分类. 地理与地理信息科学, 2018, 34 (5):

- 49~55, 2.
- [46] Han G., Chang C. W., Guan Y. W., et al. A crop classification method integrating GF-3 PolSAR and Sentinel-2A optical data in the Dongting Lake basin. *Sensors*, 2018, 18 (9): 3139~3158.
- [47] 杨思睿, 薛朝辉, 张玲, 等. 高光谱与 LiDAR 数据融合研究——以黑河中游张掖绿洲农业区精细作物分类为例. *国土资源遥感*, 2018, 30 (4): 33~40.
- [48] 王迪, 周清波, 陈仲新, 等. 基于合成孔径雷达的农作物识别研究进展. *农业工程学报*, 2014, 30 (16): 203~212.
- [49] 杜培军, 夏俊士, 薛朝辉, 等. 高光谱遥感影像分类研究进展. *遥感学报*, 2016, 20 (2): 236~256.
- [50] Manolakis D.. Overview of algorithms for hyperspectral imaging application: a signal processing perspective. *IEEE Proceedings of Workshop on Advances in Techniques for Analysis of Remotely Sensed Data*, 2003: 378~384.
- [51] 郭辉, 杨可明, 张文文, 等. 小波包信息熵特征矢量光谱角高光谱影像分类. *中国图象图形学报*, 2017, 22 (2): 205~211.
- [52] Youngsinn S., Sanjay R. N.. Supervised and unsupervised spectral angle classifiers. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2002, 68 (12): 1271~1280.
- [53] 罗政. 基于 HJ-1A 高光谱遥感影像植被类型识别——以格尔木市为例. 北京: 中国地质大学, 2018.
- [54] RAO N. R.. Development of a crop-specific library and discrimination of various agricultural crop varieties using hyperspectral imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29 (1): 131~144.
- [55] Fauvel M., Tarabalka Y., Benediktsson J. A., et al. Advances in spectral-spatial classification of hyperspectral images. *Proceeding of the IEEE*, 2013, 101 (3): 652~675.
- [56] Plaza A., Benediktsson J. A., Boardman J. W., et al. Recent advances in techniques for hyperspectral image processing. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113 (1): S110~S122.
- [57] 王俊淑, 江南, 张国明, 等. 融合光谱-空间信息的高光谱遥感影像增量分类算法. *测绘学报*, 2015, 44 (9): 1003~1013.
- [58] Chen C., Li W., Su H. J., et al. Spectral-spatial classification of hyperspectral image based on kernel extreme learning machine. *Remote Sensing*, 2014 (6): 5795~5814.
- [59] Li F., Wang J., Lan R. S., et al. Hyperspectral image classification using multi-feature fusion. *Optics and Laser Technology*, 2019 (110): 176~183.
- [60] Yao H., Tian L., Kaleita A.. Hyperspectral image feature extraction nad classification for soil nutrient mapping. *Social Science Electronic Publishing*, 2003: 751~757.
- [61] Chavez P. S., Berlin G. L., Sowers L. B.. Statistical method for selecting Landsat MSS ratio. *Journal of Applied Photographic Engineering*, 1982, 1 (8): 23~30.
- [62] 刘春红, 赵春晖, 张凌雁. 一种新的高光谱遥感图像降维方法. *中国图象图形学报*, 2005, 10 (2): 218~222.
- [63] 张悦, 官云兰. 聚类与自适应波段选择结合的高光谱图像降维. *遥感信息*, 2018, 33 (2): 66~70.
- [64] Bajcsy P., Groves P.. Methodology for hyperspectral band selection. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2004, 70 (7): 793~802.
- [65] 葛亮, 王斌, 张立明. 基于波段聚类的高光谱图像波段选择. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2012, 24 (11): 1447~1454.
- [66] 苏红军, 杜培军, 盛业华. 高光谱遥感数据光谱特征提取算法与分类研究. *计算机应用研究*. 2008, 25 (2): 390~394.
- [67] 倪国强, 沈渊婷, 徐大琦. 一种基于小波 PCA 的高光谱图像特征提取新方法. *北京理工大学学报*, 2007, 27 (7): 621~624.
- [68] Xia J., Chanussot J., Du P., et al. Semi-supervised probabilistic principal component analysis for hyperspectral remote sensing image classification. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2014, 7 (6): 2224~2236.
- [69] Good R. P., Kost D., Cherry G. A.. Introducing a unified PCA algorithm for model size reduction. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 2010, 23 (2): 201~209.
- [70] 白璘, 惠萌. 基于改进最小噪声分离变换的特征提取与分类. *计算机工程与科学*, 2015, 37 (7): 1344~1348.
- [71] Bandos T. V., Bruzzone L., Camps-Valls G.. Classification of hyperspectral images with regularized linear discriminant analysis. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2009, 47 (3): 862~873.
- [72] Jia S., Qian Y., Li J., et al. Feature extraction and selection hybrid algorithm for hyperspectral imagery classification. *Geoscience and Remote Sensing Symposium IEEE*, 2010: 72~75.
- [73] 夏道平, 付元元, 王纪华, 等. 分散矩阵特征选择方法改进及在高光谱影像植被分类中的应用. *农业工程学报*, 2016, 32 (21): 196~201.

2019年10月

- [ 74 ] 樊利恒, 吕俊伟, 邓江生. 基于分类器集成的高光谱遥感图像分类方法. *光学学报*, 2014, 34 (9): 1~11.
- [ 75 ] Krogh A., Sollich P.. Statistical mechanics of ensemble learning. *Physical Review E Statistical Physics Plasmas Fluids & Related Interdisciplinary Topics*, 1997, 55 (1): 811~825.
- [ 76 ] Woźniak M., Graña M., Corchado E.. A survey of multiple classifier systems as hybrid systems. *Information Fusion*, 2014 (16): 3~17.
- [ 77 ] Chan J. C. W., Paelinckx D.. Evaluation of Random Forest and adaboost tree-based ensemble classification and spectral band selection for ecotope mapping using airborne hyperspectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112 (6): 2999~3011.
- [ 78 ] Kumar S., Ghosh J., Crawford M. M.. Hierarchical fusion of Multiple classifiers for hyperspectral data analysis. *Pattern Analysis & Applications*, 2002 (5): 210~220.
- [ 79 ] Ceamanos X., Waske B., Benediktsson J. A., et al. A classifier ensemble based on fusion of Support Vector Machines for classifying hyperspectral data. *International Journal of Image and Data Fusion*, 2010, 1 (4): 293~307.
- [ 80 ] Smits P. C.. Multiple classifier systems for supervised remote sensing image classification based on dynamic classifier selection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40 (4): 801~813.
- [ 81 ] Su H. J., Yong B., Du P. J., et al. Dynamic classifier selection using spectral-spatial information for hyperspectral image classification. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2014, 8 (1): 085095.
- [ 82 ] 苏红军, 刘浩. 一种利用空间和光谱信息的高光谱遥感多分类器动态集成算法. *国土资源遥感*, 2017, 29 (2): 15~21.

## Research advances on crop identification using hyperspectral remote sensing

Zhang Ying<sup>1</sup>, Zhao Xiaojuan<sup>2</sup>, Wang Di<sup>1\*</sup>

( 1. Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences/ Key Laboratory of Agricultural Remote Sensing, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100081, China; 2. Qinghai Agriculture and Animal Husbandry Remote Sensing Center, Xining 810008, China )

**Abstract:** [ **Purpose** ] Crop type identification is an important prerequisite for crop area, growth monitoring and yield forecasting. Timely and accurate access to crop types, spatial distribution and acreage is important for developing agricultural policies, promoting social and economic development, and ensuring national food security. In recent years, hyperspectral remote sensing has been widely used in crop mapping due to its high spectral resolution and rich spectral information. [ **Method** ] This paper reviews the research progress of hyperspectral remote sensing applied to crop classification, summarizes the hyperspectral data sources commonly used in crop classification at home and abroad, and analyzes the applicable range of various data sources. The method of hyperspectral remote sensing classification of crops was sorted out, and the advantages and disadvantages of various classification methods were discussed. [ **Result** ] There are some shortcomings in the classification of existing crop hyperspectral remote sensing. ( 1 ) The spectral resolution of airborne hyperspectral imagery is high, but the image monitoring area is small, which is not suitable for large area crop area extraction research. ( 2 ) The spaceborne hyperspectral imagery has a large monitoring area, but the spatial resolution

is low, and the precision of some crop area extraction is lower in practical applications. (3) Due to the lack of research on the hyperspectral characteristics of crops, the classification algorithm is not systematic and the universality is poor. [ **Conclusion** ] Future research direction of crop hyperspectral remote sensing classification. (1) Enriching crop types monitored by Hyperspectral Remote Sensing. (2) Improving the spatial resolution of hyperspectral images, and realize the classification of crops with complex crop planting structures and broken areas. (3) Further research on the mechanism of crop classification and multi-source data fusion using hyperspectral remote sensing.

**Key words:** hyperspectral; crops; remote sensing; classification

## 欢迎订阅《中国农业信息》

《中国农业信息》(双月刊)由农业农村部主管,中国农学会农业信息分会、中国农业科学院农业资源与农业区划研究所共同主办,是我国目前全方位传播和刊载国内外农业遥感/农业信息科学领域的信息获取、处理、分析和应用服务的理论、技术、系统集成、标准规范等方面最新进展和成果,促进学术交流以及农业信息学科关键技术与产品的创新研发、集成推广和应用示范的综合性科学技术期刊。

主要刊登农业遥感、农业传感器、农业信息智能处理、精准农业/智慧农业、农业监测预警与信息服务系统、农业物联网、智能装备与控制、虚拟农业、人工智能、信息技术标准等方向学科热点领域的最新、最重要的理论研究和应用成果。主要栏目有:农业遥感、智慧农业、综合研究、农业信息技术、农业物联网、专题报道等。目前被中国知网(CNKI)、万方数据、中文科技期刊数据库、中国核心期刊(遴选)数据库等多家数据库收录。

《中国农业信息》为国内外公开发行的刊物,开本为16开,彩色四封,读者范围广,影响面大,全国各地邮局均有订阅。每双月25号出版,定价为25.00元/册,150元/年。

### 邮局汇款

收 款 人:《中国农业信息》编辑部

地 址:北京市海淀区中关村南大街12号中国农科院资源所区划楼319

邮 编:100081

### 银行汇款

开 户 行:农行北京北下关支行

行 号:103100005063

账 号:11050601040011896

单位名称:中国农业科学院农业资源与农业区划研究所

电 话:(010)82109632

传 真:(010)82109632

E m a i l : nyxxbjb@caas.cn

邮发代号:2-733

投稿网址:www.cjarrp.com