

# 基于高光谱数据的农作物分类

王 雷, 耿哲森, 吴国雄, 卢廷玉\*

(黑龙江工程学院测绘工程学院, 哈尔滨 150050)

**摘 要:**利用高光谱数据进行农作物种植结构信息提取有利于农业的精细化管理。然而高光谱数据存在波段相关性强以及分类计算量大等问题,因此以雄安新区高光谱影像为数据源使用数据降维来解决此类问题,同时比较了主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)、最小噪声分离(Minimum Noise Fraction, MNF)和独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)这三种降维方法的分类精度,结果显示采用最小噪声分离总体精度最高,达到 81.56%。在分类方法上使用最大似然分类(Maximum Likelihood Classification, MLC)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)和随机森林(Random Forest, RF)三种分类方法,结果显示在高光谱农作物分类方法中,RF 的总体精度和 Kappa 系数最高,分别为 81.56%和 0.80。RF 分类图经过平滑去噪处理后,总体精度达到 90.53%,Kappa 系数为 0.90。最终得出基于 MNF 和 RF 结合的高光谱农作物分类方法的精度最优,使用平滑去噪可进一步提高精度。

**关键词:**高光谱;数据降维;机器学习;农作物分类;最小噪声分离

中图分类号:P237

文献标志码:A

文章编号:1672-2736(2025)06-0043-8

## 0 引言

高光谱数据因其波段数量多可以捕获不同地物之间的光谱细微差别,因此使用高光谱数据进行地物分类吸引学者关注。由于各类农作物在生物学属性以及形态结构上具有相似性,使得它们在遥感图像中展现的光谱特性和纹理特征区分度不高,使用可见光或多光谱数据无法进行精确分类。高光谱数据因其光谱分辨率高可以更好地对相似地物进行区分。

早期传统的高光谱分类方法,如基于统计分析的方法,由于计算复杂度较高且分类精度有限,难以有效应用于高光谱农作物分类任务。机器学习方法在面对小样本数据时表现出较强的适应性和稳健性。相较于传统方法,基于机器学习的高光谱农作物分类方法对计算机硬件的要求较低,同时在算法效率和分类精度方面表现优异。但是,高光谱数据波段多且计算量大会产生休斯现象(Hughes phenomenon),需要对其进行降维处理。胡会强<sup>[1]</sup>等使用主成分分析(Prin-

cipal Component Analysis, PCA)对高光谱数据进行降维;郑奕<sup>[2]</sup>等利用最小噪声分离(Minimum Noise Fraction, MNF)对高光谱数据进行降维;而梁亮<sup>[3]</sup>等则使用独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)对高光谱数据进行降维。然而,目前研究多聚焦于单一降维技术的运用,尚未对各类降维技术与机器学习算法的匹配性进行深入的分析。

考虑到算法选择对降维效果的重要影响,本研究运用控制变量法,对 PCA、MNF 及 ICA 三种常见降维技术,在机器学习算法中进行交叉验证,以量化分析它们性能上的优劣,最终得出降维方法与机器学习方法的最优组合。

本文以机载高光谱数据为数据源,以雄安新区马蹄湾村农田为研究区,该区域农作物种类繁多,为探讨各类作物光谱特性及分类研究提供了丰富的案例资源。首先,评估了 PCA、MNF 和 ICA 三种特征提取算法对高维数据的降维效果,并采用 RF(Random Forest, RF)、SVM(Support Vector Machine, SVM)和 MLC(Maximum Likeli-

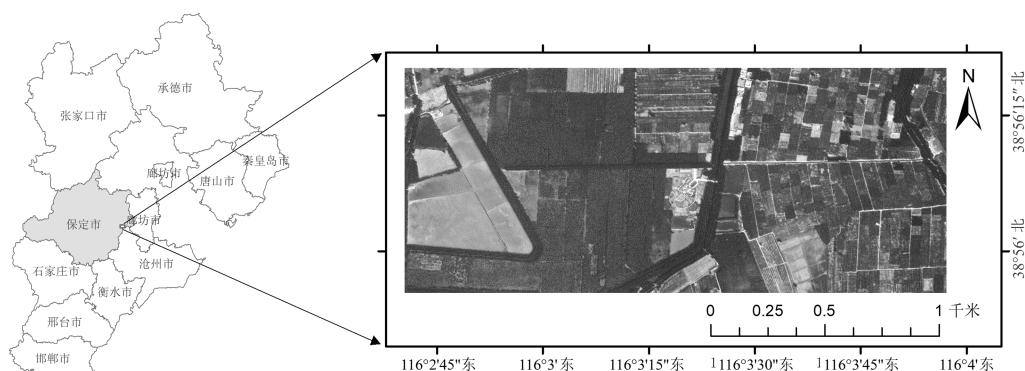


图 1 研究区

hood Classification, MLC) 三种分类器的识别精度作为评价标准,以确定最优降维方案。在此基础上,针对最优降维方法,通过构建混淆矩阵,定量分析各分类器在总体精度和 Kappa 系数上的表现,筛选出适用于区域作物类型多样的高光谱分类方法。最后,对分类结果图进行平滑去噪处理可进一步提升分类精度。本文通过比较多种算法,为高光谱数据降维及分类提供科学策略与实验支持,实现农作物精确识别,助力区域农业管理及规划决策制定。

## 1 研究区及数据

### 1.1 研究区概况

本文选取雄安新区(北纬  $38^{\circ}43' \sim 39^{\circ}10'$ , 东经  $115^{\circ}38' \sim 116^{\circ}20'$ ) 马蹄湾村为研究区(图 1)。马蹄湾村,位于雄县西南的雄州镇内,是雄安新区其中一个以农业为主要产业的村庄,该区域靠近白洋淀,梨树的种植面积较大,呈现一片“梨”花香里说丰年的景象。该地农作物种类繁多,以经济作物为主,主要作物有梨树、水稻、大豆、玉米、复叶槭、白蜡、刺槐、杨树、柳树和栾树等。

### 1.2 数据收集与处理

本研究选取雄安新区高光谱影像数据集作为数据源,数据集在中国科学院遥感与数字地球研究所官网(<http://www.hrs-cas.com/>)获取,由我国自主研发的高分航空光谱仪采集,具有较高的空间分辨率和光谱分辨率,能够全面反映研

究区内地物的光谱特征。该数据集涵盖了丰富的农作物种类,其中梨树的分布尤为显著,同时还包括房屋、水域等其他地物类型。具体而言,数据集中共包含 19 类地物,其中农作物类别多达 15 种,主要包括梨树、国槐、白蜡、水稻茬等典型作物<sup>[4]</sup>。本研究所采用的数据经过严格的辐射定标与几何校正处理,并结合大气校正模型进行精确调整,所有影像均实现空间配准。

## 2 研究方法

本文分别采用 PCA、MNF 和 ICA 对数据进行降维处理,并对比分析其有效性。选取最优的降维方法,进一步利用 MLC、SVM 和 RF 等多种机器学习方法进行分类实验,通过对比分析得出分类精度最优的分类方法,并对分类结果图进行平滑去噪后处理。研究流程如图 2 所示。

### 2.1 降维方法

特征提取是将高维数据通过数学理论,借助线性或非线形手段,映射至低维空间的转换过程。同时尽可能保留原始数据的关键信息与结构特征<sup>[5-7]</sup>。本文使用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)、最小噪声分离(Minimum Noise Fraction, MNF)以及独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)等特征提取方法。

大多时候噪声分布是不均匀的,即 PCA 在某些方面对噪声的考虑不足<sup>[8]</sup>。而 MNF 是在 PCA 的基础上按照信噪比而非基于方差的特征

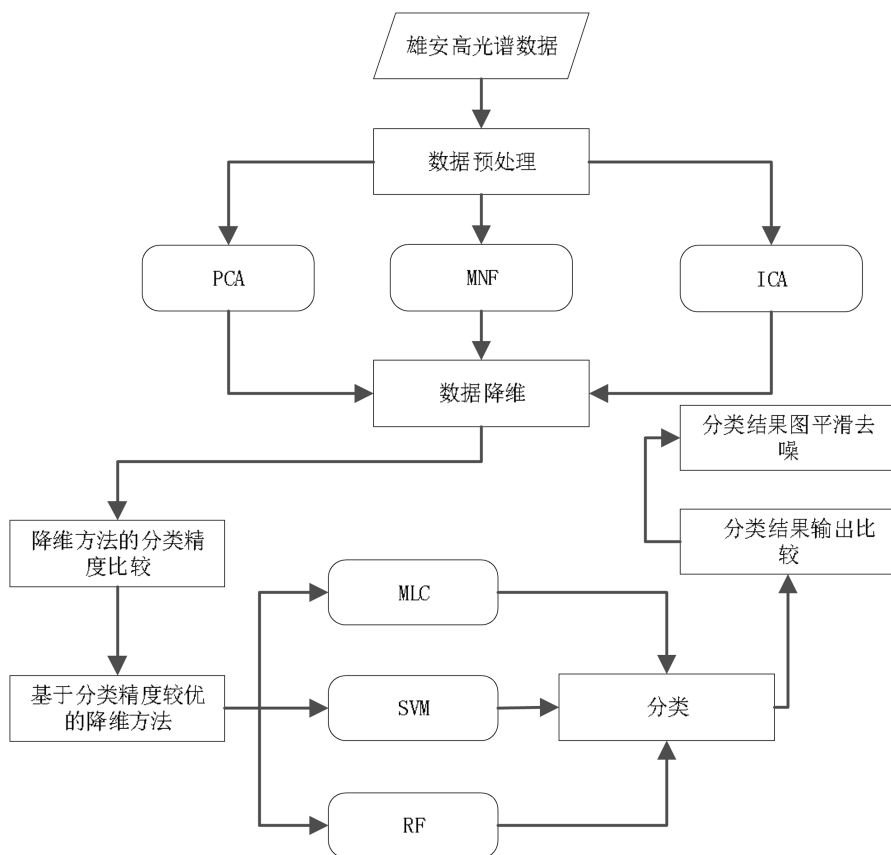


图2 研究流程

值大小进行排列,所以 MNF 在噪声分布不均匀的时候,更能分离数据的噪声<sup>[9]</sup>。ICA 则是一种具有改进 PCA 降噪不足的同时比 MNF 去相关能力更强的高阶去相关算法<sup>[10]</sup>。

## 2.2 基于机器学习的分类算法

由于机器学习算法具有较好的分类效果,因此本文采用最大似然分类(Maximum Likelihood Classification, MLC)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)以及随机森林<sup>[11]</sup>(Random Forest, RF)等算法。

MLC 运用贝叶斯概率理论进行影像分类,该算法首先预设各像元在各类别中呈正态分布特征。基于训练样本数据,系统计算先验概率与条件概率分布参数,继而通过贝叶斯公式推导后验概率值。最终,算法将最大后验概率对应的类别判定为像元的归属类别。后验概率与 MLC 决策函数分别为:

$$P(w_i | x) = \frac{P(x | w_i)P(w_i)}{P(x)} \quad (1)$$

$$g_i(x) = -\frac{1}{2}(x - \mu_i)^T Q_i^{-1}(x - \mu_i) - \frac{1}{2} \ln |Q_i| + \ln P(w_i) \quad (2)$$

其中: $x$  为样本的特征向量; $w_i$  为第  $i$  个类别标签; $\mu_i$  为类别  $w_i$  的均值向量; $Q_i$  为类别  $w_i$  的协方差矩阵; $P(w_i)$  则表示  $w_i$  的先验概率。

SVM 最早由 Vapnik 和 Chervonenkis 等人研究并提出的,是一个解决二分类问题的算法,具有精度高、运算速度快、泛化能力强的优点<sup>[12]</sup>。该方法采用核函数映射、惩罚机制及松弛变量等核心参数,有效解决了数据规模与维度差异带来的分类难题。对于非线性可分情况下的 SVM 公式如下:

$$\text{最优化目标: } \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (3)$$

$$\text{约束条件: } y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \quad (4)$$

其中: $w$  表示超平面法向量; $C$  表示惩罚参

数;  $\xi_i$  是松弛变量;  $n$  是样本数;  $y_i$  表示第  $i$  个样本类别标签;  $x_i$  指第  $i$  个样本的特征向量;  $b$  表示偏置项。

RF 是一种基于多决策树组合的集成学习策略,旨在通过融合众多树的预测结果以增强其预测的精确度。在决策树的构建环节,信息熵是核心。对于一个包含  $n$  个类别的数据集  $D = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ , 其信息熵公式为:

$$H(D) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \quad (5)$$

其中:  $p_i$  是类别  $c_i$  在数据集  $D$  中出现的概率。

### 2.3 数据后处理方法

针对作物分类图像中出现的杂点及细碎地块问题,本研究对图像进行了后期优化,运用了平滑去噪技术以增强分类的连贯性与一致性。平滑去噪方法多样,本研究主要应用了主次要分析(Majority Analysis)、聚类(Clump)和过滤(Sieve)三大策略。

### 2.4 分类精度评价指标

#### 2.4.1 总体精度

通过建立混淆矩阵,可以求出总体精度(Overall Accuracy, OA)。其公式如下:

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^n C_{ii}}{n} \times 100\% \quad (6)$$

其中:  $C_{ii}$  为混淆矩阵对角线元素,代表第  $i$  个类别正确预测的数量。

#### 2.4.2 Kappa 系数

Kappa 系数同样也是基于混淆矩阵计算的一个衡量监督分类精度的指标<sup>[13]</sup>,其公式如下:

$$\text{Kappa} = \frac{N \sum_{i=1}^n C_{ii} - \sum_{i=1}^n G_i C_i}{N^2 - \sum_{i=1}^n G_i C_i} \quad (7)$$

其中:  $C_{ii}$  为混淆矩阵对角线元素;  $N$  为混淆矩阵所有元素之和;  $C_i$  为被预测为第  $i$  类的数量值,  $G_i$  为实际属于第  $i$  类的总数。

## 3 实验

本研究聚焦于 19 类地表物体,涵盖经济作物如国槐、栾树等,及主要农作物大豆、玉米、水稻等,并构建了充足的样本集合。为保障实验的严谨性与准确度,该样本集随机分为训练与测试两部分,比例设定为 9:1。

### 3.1 不同降维方法的分类精度对比

为深入探究降维方法在分类精度提升方面的有效性,并进一步甄别不同降维方法的性能差异,本研究采用 RF、SVM 以及 MLC 三种主流分类算法构建实验框架。在此基础上,分别对原始影像数据以及分别经过 PCA、MNF 以及 ICA 三种降维技术处理后的影像数据进行分类实验。通过对比分析不同降维策略下的分类结果,旨在筛选出总体精度和 Kappa 系数表现最优的降维方法,从而确定最为有效的特征提取策略。

通过表 1 可以看出,使用降维方法比未降维的总体精度和 Kappa 系数高,说明了降维方法在分类实验中的有效性。三种降维方法在所有分类器的分类结果中,总体精度最高的是基于 MNF 的降维方法,达 81.56%; 总体精度最低的是 ICA 降维方法,为 70.10%。综合考虑 RF、SVM 与 MLC 这三个分类算法的分类结果,降维方法 MNF 的表现更优,其在这三种算法中都有较高的精度。因此优选 MNF 作为本次研究高光谱农作物分类的降维方法。

### 3.2 分类结果

由于上一部分已经说明 MNF 降维效果最佳,因此选择基于 MNF 降维后的数据,用 SVM、RF 和 MLC 三种分类方法来进行分类,通过混淆矩阵得出各分类算法的总体精度与 Kappa 系数,从而得出各分类方法精度对比,见表 2。

由表 2 中数据可以得出,三种分类算法的总体精度均高于 70%。其中分类精度最高的是 RF 算法<sup>[14]</sup>,总体精度为 81.56%, Kappa 系

表 1 不同降维方法的分类精度评价

	RF		SVM		MLC	
	OA(%)	Kappa	OA(%)	Kappa	OA(%)	Kappa
未降维	63.22	0.60	59.80	0.55	44.95	0.42
PCA 降维	79.92	0.78	70.31	0.67	73.99	0.72
MNF 降维	81.56	0.80	70.91	0.68	74.50	0.73
ICA 降维	77.29	0.75	70.10	0.67	74.52	0.73

表 2 不同分类方法的分类精度对比

	SVM	RF	MLC
OA(%)	70.91	81.56	74.50
Kappa	0.68	0.80	0.73

数为 0.80;其次是 MLC,总体精度为 74.50%, Kappa 系数为 0.73;而 SVM 的分类精度最低,总体精度与 Kappa 系数分别为 70.91%和 0.68。

### 3.3 分类结果的可视化

如图 3 所示,RF 分类图(b)和 MLC 分类图(c)整体的分类效果较好,其中非农作物方面房屋与水域分类效果较好,作物方面水稻、水稻茬、荷叶和榆树等分类情况也基本较好。观察图中的白色矩形区域,SVM 分类图(a)分类结果破碎现象较严重,且出现了较严重的噪声现象,而 RF 分类图(b)和 MLC 分类图(c)的程度较轻。观察图中的蓝色矩形区域,SVM 方法将玉米错判

为梨树,而 MLC 和 RF 则是存在不同程度的欠分类的情况,其中 RF 表现较好,MLC 表现较差,MLC 在该区域的梨树几乎都被漏分。经过以上分析可以得出,RF 的分类效果最好。

### 3.4 高光谱农作物分类图后处理

选取 RF 分类结果图,通过 ENVI 进行平滑去噪,按照以下过程进行。首先进行 Majority Analysis 去除大部分的噪声像素,主要有两个参数需要设置,将 Kernel Size(核半径)设置为 3×3,中心像元的权重设置为 1;其次进行 Sieve Class 过滤“孤岛”像元,将 Sieve Class 的参数 Pixel Connectivity 设置为 8-Connected(八邻接)的模式,8-Connected 模式对过滤条件较为宽松,会保留更多细节区域;最后进行 Clump<sup>[15]</sup>处理,聚类相邻的同类像素为单独区域,从而平滑边界。重复以上步骤,直到过滤了大部分的噪声点,

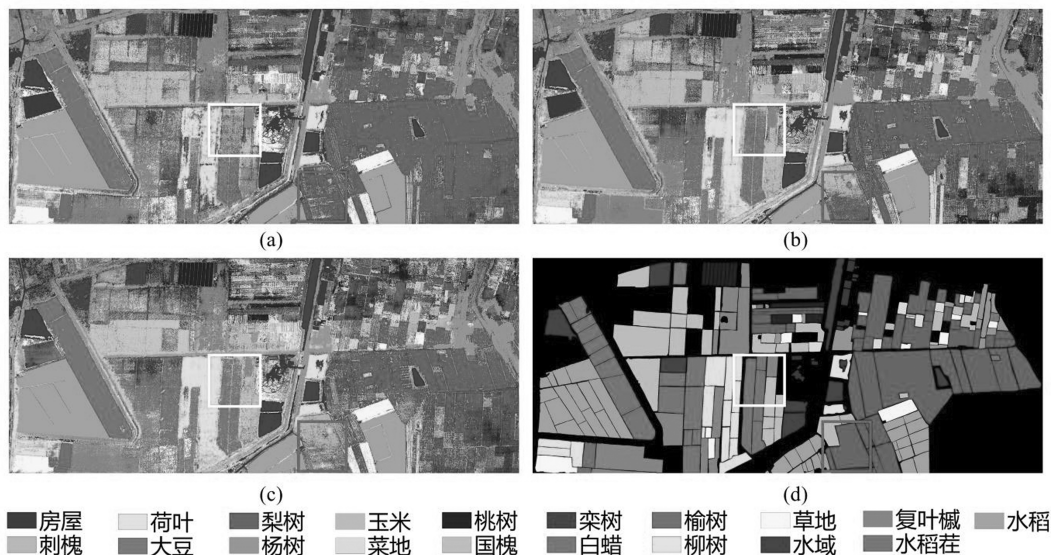


图 3 分类结果与地面真实样本对照图

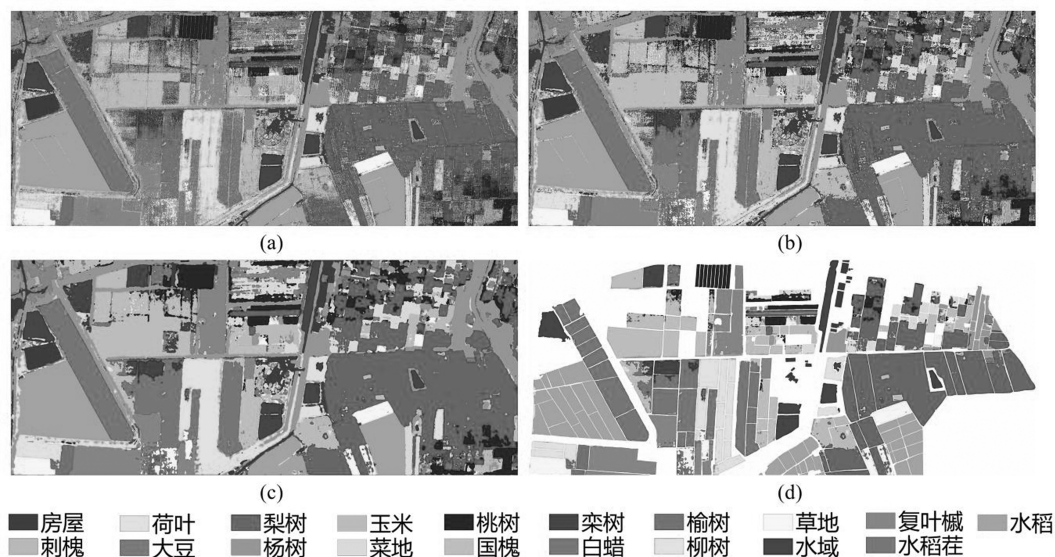


图 4 RF 分类图后处理结果

且达到预期。最后将平滑去噪完毕的图像进行裁剪,最终的分图如图 4 所示。

图 4 中(a)到(c)为分类图逐渐平滑的过程,最终剪裁得到结果(d)。从以上过程看出,特别是对比(a)和(c),分类图经过后处理后,图像的噪声得以减少,连续性和完整性得以提高。最后将平滑去噪后的图像与原始图像的分类精度进行了比较,发现分类图经过后处理总体精度为 90.53%,Kappa 系数为 0.90,而平滑去噪处理前的 RF 分类图总体精度和 Kappa 系数分别为 81.56%和 0.80。说明了进行分类图后处理有助于提高分类精度,总体至少提高了 8.97%的精度。

#### 4 结语

本文首先采用 PCA、MNF 和 ICA 三种降维方法对高光谱影像进行预处理,并基于降维后的数据开展农作物分类实验。实验结果表明,三种降维方法均显著提升了农作物的分类精度,其中 MNF 方法在分类精度提升方面表现最为突出,展现了其在特征提取中的高效性。以 MNF 降维后的高光谱影像为数据源,分别利用 MLC、RF 和 SVM 三种分类算法进行分类实验。通过对比分析,RF 算法在总体精度和 Kappa 系数方面均优于 MLC 和 SVM,表现出更高的分类性能。对

RF 分类图平滑去噪后处理后,精度得到提高。本研究得出基于 MNF 降维与 RF 分类相结合的高光谱农作物分类方法的精度最优,平滑去噪可以提升分类精度,为高光谱影像的农作物分类提供了有效的技术支撑。

#### 参考文献(References):

- [1] 胡会强,位云朋,徐华兴,等. 基于高光谱成像技术和主成分分析对粉葛年限的鉴别[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(06): 1953-1960.
- [2] 郑奕,王瑶,刘艳. 基于高光谱数据季相特征的山地草甸植被分类识别[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(06): 1939-1947.
- [3] 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, 30(10): 2724-2728.
- [4] 岑奕,张立福,张霞,等. 雄安新区马蹄湾村航空高光谱遥感影像分类数据集[J]. 遥感学报, 2020, 24(11): 1299-1306.
- [5] 王婷. 高光谱遥感图像数据降维和分类算法研究[D]. 银川:北方民族大学, 2017.
- [6] 李静. 高光谱遥感影像降维及分类方法研究[D]. 长沙:中南大学, 2012.
- [7] 魏峰. 高光谱遥感数据特征提取与特征选择方法研究[D]. 西安:西北工业大学, 2015.
- [8] Green A A, Berman M, Switzer P, et al. A transformat-

- ion for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1988, 26(01): 65-74.
- [9] 葛山运. 基于 MNF、PCA 与 ICA 结合的高光谱数据特征提取方法[J]. 城市勘测, 2013, 27(02): 103-106.
- [10] 赵慧洁, 李娜, 贾国瑞, 等. 改进独立成分分析在高光谱图像分类中的应用[J]. 北京航空航天大学学报, 2006, 51(11): 1333-1336.
- [11] 吴瑞姣. 结合面向对象卷积神经网络和随机森林的马尾松识别[J]. 测绘与空间地理信息, 2024, 47(10): 50-53+58.
- [12] 高晓健. 基于支持向量机的高光谱遥感图像分类方法研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2013.
- [13] 唐万, 胡俊, 张晖, 等. Kappa 系数: 一种衡量评估者间一致性的常用方法(英文)[J]. 上海精神医学, 2015, 27(01): 62-67.
- [14] 杨珺雯, 张锦水, 朱秀芳, 等. 随机森林在高光谱遥感数据中降维与分类的应用[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2015, 51(S1): 82-88.
- [15] 徐卫霄. 高光谱影像集成学习分类及后处理技术研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2011.

---

#### 作者简介:

第一作者:王雷,1983年生,男,黑龙江双鸭山人,硕士,黑龙江工程学院,副教授,主要研究方向为遥感语义分析。Email:wanglei@hljit.edu.cn;

通讯作者:卢廷玉,1979年生,男,黑龙江拜泉人,博士,黑龙江工程学院,副教授,主要研究方向为地理信息系统应用与开发、资源与环境遥感。Email:hrlblutingyu@163.com

---

## Crop Classification based on Hyperspectral Data

WANG Lei, GENG Zhesen, WU Guoxiong, LU Tingyu\*

(College of Surveying and Mapping Engineering, Heilongjiang Institute of Technology, Harbin 150050, China)

**Abstract:** The utilization of hyperspectral data for extracting crop planting structure information is conducive to the fine management of agriculture. Hyperspectral data faces challenges, such as strong band correlation and high computational complexity in classification task. Therefore, this paper uses hyperspectral images of Xiong'an New Area as the data source and applies data dimensionality reduction to solve such problems. Meanwhile the classification accuracies of three dimensionality reduction methods, namely Principal Component Analysis (PCA), Minimum Noise Fraction (MNF), and Independent Component Analysis (ICA), are compared. The results show that the overall accuracy of using the Minimum Noise Fraction is the highest, reaching 81.56%. In terms of classification methods, three classification methods, namely Maximum Likelihood Classification (MLC), Support Vector Machine (SVM), and Random Forest (RF), are used. The results show that in the hyperspectral crop classification methods, the RF has the highest overall accuracy and Kappa coefficient, which are 81.56% and 0.80 respectively. After the map is smoothed and denoised based on RF classification, the overall accuracy reaches 90.53%, and the Kappa coefficient is 0.90. It is finally concluded that the hyperspectral crop classification method has the optimal accuracy based on the combination of MNF and RF and the use of smoothing and noise reduction can further improve the accuracy.

**Key words:** hyperspectral; data dimensionality reduction; machine learning; crop classification; Minimum Noise Fraction