

基于多光谱融合影像的降解膜分类与降解率估算研究

陈茂光¹ 印彩霞¹ 习斌² 靳拓² 刘立杨¹ 林涛^{3,4} 蒋平安¹
邵亚杰¹ 汤秋香¹

(1. 新疆农业大学农学院, 乌鲁木齐 830052; 2. 农业农村部农业生态与资源保护总站, 北京 100125;

3. 新疆农业科学院经济作物研究所, 乌鲁木齐 830091;

4. 农业农村部荒漠绿洲作物生理生态与耕作重点实验室, 乌鲁木齐 830091)

摘要:为解决传统残膜污染调研,人工判别地膜耗时久、用工强度大和人为误差影响大等难题,基于无人机多光谱融合影像,采用监督分类中最大似然(Maximum likelihood classification, ML)、最小距离(Minimum distance classification, MD)和光谱角映射分类器(Spectral angle mapper classification, SAM)对棉田4种降解膜的残膜影像进行分类,并结合贝叶斯岭回归(BRR)、支持向量回归(SVR)和K近邻回归(KNNR)建模方法构建降解率估算模型,从而实现了对棉田降解膜降解情况的快速调研。结果表明:ML较MD和SAM对降解膜分类效果更好,平均误差低于0.023,与实测结果相关系数均高于0.9。结合不同机器学习算法构建模型,ML-BRR降解率估算模型拟合效果和泛化能力最佳,训练集和测试集 R^2 分别为0.756~0.966和0.823~0.921, RMSE分别不高于2.698%和3.098%。基于无人机多光谱融合影像,采用最大似然分类器进行残膜与土壤分类,并结合BRR算法构建降解率估算模型,实现对棉田降解膜降解情况快速诊断是可行的,可为残膜污染治理措施改进提供参考。

关键词:降解膜; 无人机; 多光谱影像; 最大似然分类器

中图分类号: S252

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2025)03-0345-09

OSID:



Classification of Degradation Films and Estimation of Degradation Rate Based on Multispectral Fusion Images

CHEN Maoguang¹ YIN Caixia¹ XI Bin² JIN Tuo² LIU Liyang¹ LIN Tao^{3,4}
JIANG Ping'an¹ SHAO Yajie¹ TANG Qiuxiang¹

(1. College of Agriculture, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, China

2. Agricultural Ecology and Resource Protection Station, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100125, China

3. Institute of Cash Crops, Xinjiang Academy of Agricultural Sciences, Urumqi 830091, China

4. Key Laboratory of Crop Physiology, Ecology and Farming in Desert Oasis,
Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Urumqi 830091, China)

Abstract: In order to solve the problems of traditional residual film pollution investigation, such as time-consuming manual identification of mulch film, high labor intensity and larger human error, based on UAV multispectral fusion imagery, using maximum likelihood classification (ML), minimum distance classification (MD) and spectral angle mapper classification (SAM) in supervised classification, the residual film images of four degradation films in cotton field were classified, and the degradation rate estimation model was constructed by combining Bayesian ridge regression (BRR), support vector regression (SVR) and K nearest neighbor regression (KNNR) modeling methods, so as to realize the rapid investigation of the degradation of degradation film in cotton field. The results showed that ML had a better effect on the classification of degradable films than MD and SAM, with an average error of less than 0.023 and a correlation coefficient higher than 0.9 with the measured results. Combined with

收稿日期: 2024-02-05 修回日期: 2024-03-26

基金项目:新疆维吾尔自治区重大科技专项(2020A01002-4-4)、新疆维吾尔自治区重点研发专项(2022B02033-1)、农业农村部农业生态与资源保护总站技术服务项目和国家自然科学基金项目(31960386)

作者简介:陈茂光(1998—),男,博士生,主要从事农业遥感研究,E-mail: chenmaoguang@163.com

通信作者:汤秋香(1981—),女,教授,主要从事农田生态环境与耕作制度研究,E-mail: 790058828@qq.com

different machine learning algorithms to construct the model, the ML - BRR degradation rate estimation model had the best fitting effect and generalization ability, and the R^2 of the training set and testing set were 0.756 ~ 0.966 and 0.823 ~ 0.921, respectively, and RMSE were not more than 2.698% and 3.098%, respectively. Based on UAV multispectral fusion images, the maximum likelihood classifier was used to classify residual film and soil, and the degradation rate estimation model was constructed in combination with BRR algorithm, which was feasible to realize the rapid diagnosis of degradation of degradable film in cotton field, so as to provide an idea for the rapid investigation of residual film and provide reference materials for the improvement of residual film pollution control measures.

Key words: degradable film; unmanned air vehicle (UAV); multispectral image; maximum likelihood classification

0 引言

地膜覆盖技术给干旱地区农业发展带来了极大便利^[1-2],但随着地膜的使用,对农田生态环境的污染也越发严重^[3]。残膜在土壤中的大量囤积,不仅破坏土壤结构,影响农作物出苗和生长,而且对农田周边环境造成严重污染,农田生态环境治理问题极其严峻,亟待解决^[4]。有学者从残膜回收方面进行研究,但残膜回收机回收效率不高、机器易出故障,有待进一步改进,且回收后的地膜大多堆积农田垄上或填埋、焚烧处理^[5],残膜污染问题仍未解决。降解膜的研发为残膜污染带来新的解决之道,有研究表明降解膜在保证产量的情况下能有效解决残膜污染问题^[6]。不同配方降解膜在不同生态环境条件下,降解情况对作物产量的影响不一致^[7]。降解膜自身降解速率不同^[8],传统人工调研降解膜降解情况,存在用工强度大、时效低、误差大等诸多弊端。因此探究出一种快速精准监测降解膜降解情况的技术具有重要实际意义。

随着科技的发展,无人机以灵活、适应性强等优点,为农业遥感领域提供新的研究平台^[9-10]。众多学者基于无人机遥感技术对农作物进行定性定量分析,主要集中于作物布局分类^[11]、作物生理生化指标及产量估算^[12-13]、农情灾害等级评估^[14]等领域。也有学者采用间接方法,将遥感影像分类技术运用在影响作物产量的地膜等因素上^[15-20]。

已有研究集中于利用遥感影像判别不规则碎片地膜的分布状态及面积损失比。实际作物收获后残留地膜一般呈现拉伸或卷缩状态,质量指标较面积在一定程度上更可靠,且传统地膜残留污染评估指标残留量、回收率和降解率均以残膜质量计算^[21],而有关遥感技术快速评估地膜残留或降解情况的研究较少。针对无人机仅计算地膜面积损失比现状,本文提出一种基于遥感影像的降解膜分类及质量估算模型,以期实现基于无人机多光谱影像的棉田降解膜分类及降解率估算,为地膜污染快速精准调研

提供方法和参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于新疆维吾尔自治区阿克苏市沙雅县(41°17'N,82°42'E),属温带大陆性干旱气候,年均气温 10.7℃,年均降水量约 47.3 mm,年均蒸发量约 2 000.7 mm。研究区域如图 1 所示,采用新疆利华股份有限公司提供的 4 类降解膜,分别为 A1、A2、B1 和 B2 4 个处理,降解膜具体参数如表 1 所示。按播种方向覆膜,各类地膜处理均覆盖 3 幅,A2 覆盖 2 幅。于 2021 年 4 月 15 日棉花播种时同步覆膜,棉花品种为 J206-5,采用一膜六行种植模式,株距为 11.5 cm,其他日常管理措施参照当地统一标准。

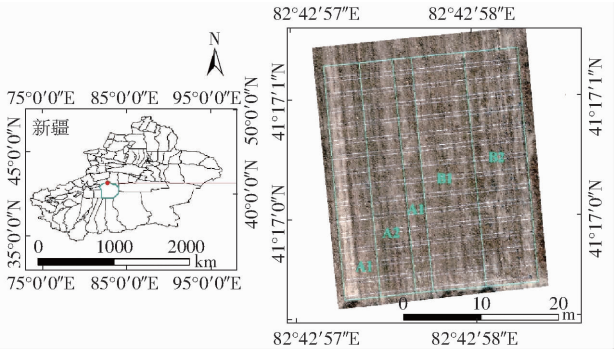


图 1 研究区域

Fig. 1 Study area

表 1 地膜参数

Tab. 1 Mulch films information

处理	颜色	厚度/ cm	单位面积		主要成分
			初始质量/ (g·m ⁻²)		
A1	透明	0.008	6.61		聚乙烯,生物降解助剂
A2	透明	0.008	6.90		聚乙烯,生物降解助剂
B1	黑色	0.01	16.22		聚己二酸/对苯二甲酸丁二酯,聚甲基乙撑碳酸酯
B2	透明	0.01	8.21		聚丁二酸丁二醇酯,聚己二酸/对苯二甲酸丁二酯

1.2 无人机图像采集及预处理

1.2.1 图像采集

于11月23日棉花收获和棉秆收割后,对降解膜进行航拍作业。图像采集使用经纬 M210 型大疆无人机(机身展开尺寸为 887 mm × 880 mm × 378 mm,机身净质量 2 955 g,载物质量 2 300 g,空载续航时间 27 min) 遥感平台(图 2)搭载传感器完成,传感器为 MicaSense RedEdge - MX 型相机,尺寸为 8.7 cm × 5.9 cm × 4.54 cm,空间分辨率 8 cm,像素尺寸 6.7 cm,包含蓝(中心波长 475 nm)、绿(中心波长 560 nm)、红(中心波长 668 nm)、红边(中心波长 717 nm)和近红外(中心波长 840 nm)5 个波段,带宽分别为 20、20、10、10、40 nm。为减少云阴影影响影像质量和后期图像处理工作,选择在晴朗无云日,13:00—15:00,获取棉田残膜正射影像。航拍作业前先对无人机进行地磁校准,再手动拍摄一组多光谱反射板,用于影像辐射校正。飞行参数设定,高度 15 m,速度 1 m/s,采用等间距拍照,航向和旁向重叠率为 75%。



图2 M210 型无人机和图像传感器
Fig.2 M210 UAV and sensor

1.2.2 图像预处理

图像获取后,采用软件 Pix4Dmapper 进行拼接,配准地理位置,使用 Ag Multispectral 农业多光谱模板,选择噪波过滤和尖锐平滑处理,再进行辐射定标和大气校正,输出 5 个波段的反射率正射灰度图像。使用软件 ENVI 5.3 的 Image Registration Workflow 工具进行图像配准。

1.2.3 图像融合与分类

将地理配准好的 5 幅反射率灰度影像导入软件 ENVI 中,打开波段融合工具(Layer Stacking),加载影像,并按蓝、绿、红、红边、近红外波段顺序进行波段融合。对融合后的图像进行几何校正去除图像四周的黑边,输出 1 幅波段融合后的图像。使用软件 ArcGIS 10.6 中 ArcMap 程序对图像进行样本裁剪和编号,并使用空间分析工具(Spatial Analyst)进行掩膜提取,输出图像样本。使用软件 ENVI 5.3 中监督分类工具的最大似然分类器^[22](Maximum likelihood classification, ML)、最小距离分类器^[23](Minimum distance classification, MD)和光谱角映射分类器^[24](Spectral angle mapper classification, SAM)对棉田表

层残膜进行土壤与残膜的分类,各类参数均默认,查看各地物的像元数,得到样本面积降解膜类像元数占比,计算单位面积降解膜残留面积。

1.3 地面数据获取及分析

1.3.1 地面数据获取

不同降解膜主要成分不同,其质量各异,故于覆膜前分别对 4 种降解膜测量单位面积质量,取 5 次测量的均值为该降解膜初始质量。在棉花收获及无人机多光谱影像获取后,按棋盘采样法回收表层残留地膜。每类地膜 90 个样本,其中 B1 处理 60 个样本,样本面积为 0.5 m × 1.15 m。将回收的残膜清洗晾干、称量,记录残留质量,并换算成单位面积残留质量(单位:g/m²)和降解率。降解率为已降解质量占初始质量的百分比。

1.3.2 地面数据分析

降解膜因主要成分不同,降解速率和降解时间不同,造成残留量和降解率不同^[25]。本研究 4 种降解膜降解率样本剔除异常值后如表 2 所示,最终降解率均达 80%。A1 降解率为 61.9% ~ 99.0%,平均为 83.3%;A2 降解率为 65.4% ~ 98.9%,平均为 85.8%;B1 平均降解率较高,为 90.8%,样本数据为 78.0% ~ 99.0%;B2 降解率为 65.9% ~ 98.6%,平均为 85.1%;各处理标准差和变异系数分别在 10% 和 0.120 以下,同种降解膜在相同面积内降解率差异不大,降解较均匀。

表 2 降解率统计分析

Tab.2 Statistical analysis of degradation rate

处理	样本数	最大值/ %	最小 值/%	平均 值/%	标准 差/%	变异 系数
A1	89	99.0	61.9	83.3	9.7	0.117
A2	59	98.9	65.4	85.8	7.9	0.093
B1	79	99.0	78.0	90.8	5.5	0.060
B2	84	98.6	65.9	85.1	7.4	0.087

1.4 模型构建与评价

1.4.1 模型构建

样本数据按比例 4:6 划分为训练集和测试集,构建降解膜降解率估算模型。采用 Python 代码实现,使用 3 种机器学习算法构建模型,分别是贝叶斯岭回归^[26](Bayesian ridge regression, BRR)、支持向量回归^[27](Support vector regression, SVR)和 K 近邻回归^[28](K nearest neighbor regression, KNNR)。模型构建过程中,模型最优参数采用网格搜索法,使用 5 折交叉验证进行确定,即从训练集数据中随机平均划分 5 份,按顺序依次采用其中 4 份进行建模,最后一份进行验证,循环 5 次确定模型最优参数。将训练集数据使用模型最优参数进行建模,再用测

试集数据评价模型的泛化能力。

1.4.2 模型评价

选取决定系数（Coefficient of determination, R^2 ）和均方根误差（Root mean square error, RMSE）作为估算模型评价指标。估算模型 R^2 越接近 1, RMSE 越小,表明模型拟合度越高,适应性越强。

2 结果与分析

2.1 不同分类器对降解膜残留影像的分类结果

不同分类器分类结果面积比和实测结果质量比差值如图 3 所示。A1 处理中 3 种分类器分类效果较好,分类结果与实测结果差值较小,普遍在 0.2 以下,其中以 ML 分类结果与实测结果较为接近,平均误差为 0.020。A2 处理中分类结果与实测结果差

值基本在 0.1 以下,3 种分类器对 A2 处理分类效果水平基本一致,ML 分类结果平均误差为 0.023。B1 处理为黑色降解膜,ML 分类效果最佳,分类结果与实测结果差值基本在 0.1 以下,平均误差为 0.012; MD 和 SAM 分类效果较差,易将其他类地物分类成地膜,造成分类精度不高,SAM 较 MD 分类精度略低。B2 处理中 ML 分类结果与实测结果差值较小,平均误差为 0.004,分类效果较好;MD 在整个样本位点范围内分类结果面积比普遍略低,较实测结果质量比低;SAM 在整个样本位点分类结果同 MD,在样本位点两端较实测结果略高。3 种 ENVI 分类器对 4 种降解膜残留影像的分类结果,同地面实测残留质量比在整个取样范围内水平基本一致,分类效果呈现出 ML 较佳,MD 次之,SAM 较差。

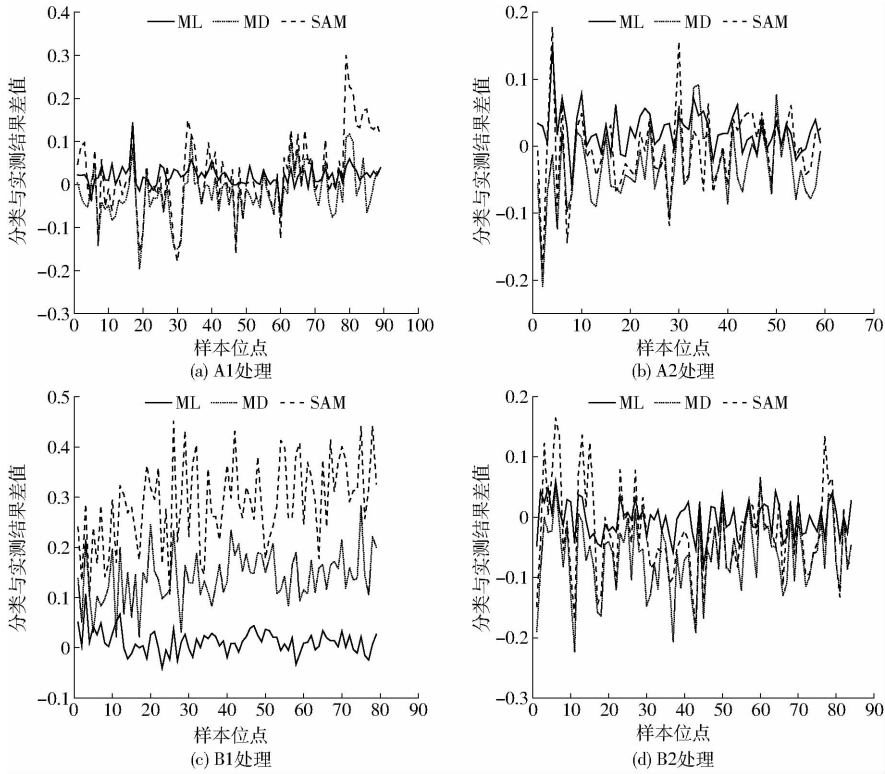


图 3 不同分类器分类结果与实测结果差值

Fig. 3 Difference between classification results and measured results of different classifiers

2.2 分类结果与实测降解率相关性分析

由图 4 可知,不同分类器分类结果面积比与实测降解率相关性不同,降解膜残留量越多其降解率越低,分类器分类面积比与实测降解率呈负相关。A1 处理实测降解率,与 ML 分类结果相关性较高,相关系数为 -0.971,其次是 MD,为 -0.818,与 SAM 分类结果相关系数略低,为 -0.724。A2 处理实测降解率与 ML 分类结果相关性较好,与 MD 相关性次之,与 SAM 相关性略低;同一分类器中,实测降解率与 A2 处理分类结果相关系数较 A1 处理略低,分别为 -0.935、-0.781 和 -0.706。同种分类器中,B1 处

理实测降解率与分类结果相关系数在 4 种处理中最低,与 MD 和 SAM 分类结果相关系数分别为 -0.539 和 -0.294,与 ML 分类结果相关系数达 -0.908。B2 处理实测降解率与分类结果相关系数较其他处理略低,与 ML 分类结果相关系数较高,为 -0.927,与 MD 和 SAM 分类结果相关系数较低,分别为 -0.575 和 -0.420。不同材质降解膜,采用不同分类器进行分类,实测降解率与分类结果相关性各不相同,其中与 A1 和 A2 处理相关系数绝对值均在 0.7 以上;各处理实测降解率与分类器分类结果面积比相关性,均表现为 ML 较高,MD 次之,SAM 最低。

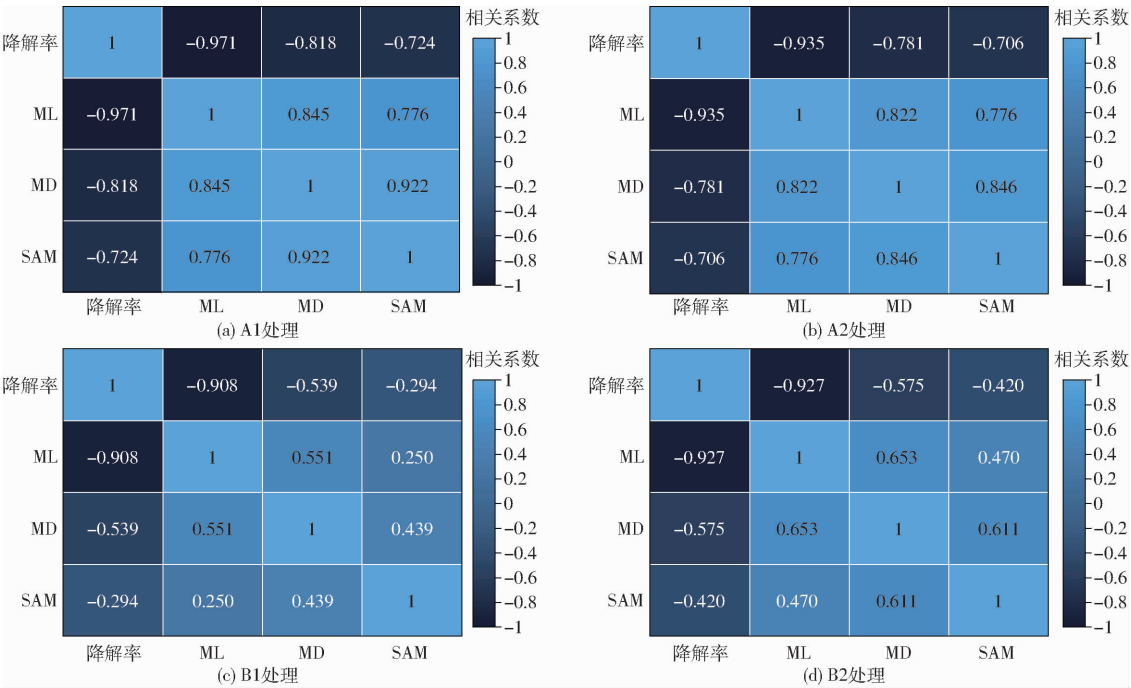


图 4 分类结果与实测降解率相关性分析

Fig.4 Correlation analysis between classification results and measured degradation rate

2.3 基于不同分类结果的降解膜降解率估算模型

基于不同分类器分类结果采用线性回归 (Linear regression, LR) 构建降解膜降解率估算模型,模型精度结果如表 3 所示。3 种分类器的分类结果对不同降解膜降解率的估算效果不同,总体表现出对 A1 处理构建的估算模型精度最高,A2 处理次之,B2 处理略低,B1 处理最低。ML 模型对 4 种处理降解率估算训练集和测试集 R^2 较 MD 模型和 SAM 模型更高, RMSE 更低; ML - A1 模型精度最佳,训练集和测试集 R^2 分别为 0.966 和 0.921, RMSE 分别为 1.890% 和 2.585%。MD 模型构建的降解率估算模型效果远低于 ML 模型,但略高于 SAM 模型,训练集和测试集 RMSE 为 5% 左右。SAM 模型在 3 种分类器中对降解率估算效果较差,对不同处理的估算精度差异较大,对 SAM - A1 模型精度最高,训练集和测试集 R^2 分别为 0.577 和 0.475, RMSE 分别为 6.685% 和 6.671%; SAM - B1 模型精度最低,训练集和测试集 R^2 分别为 0.074 和 0.084, RMSE 分别为 5.261% 和 5.170%。综上, ML 模型对各处理降解率估算精度最高, R^2 均高于 0.75, RMSE 均低于 3.100%, MD 模型精度略低, SAM 模型估算精度最差。

2.4 建模方法对降解膜降解率估算模型精度的影响

上述结果可知, ML 分类结果面积比与实测结果质量比差异最小,分类结果与实测降解率相关性较高,进一步对 ML 分类结果采用 3 种机器学习算法构建降解率估算模型,模型精度如表 4 所示,各模

表 3 基于不同分类结果的降解率估算模型精度

Tab.3 Accuracy of degradation rate estimation model

处理	分类器	训练集		测试集	
		R^2	RMSE/%	R^2	RMSE/%
A1	ML	0.966	1.890	0.921	2.585
	MD	0.754	5.104	0.589	5.899
	SAM	0.577	6.685	0.475	6.671
A2	ML	0.874	2.422	0.859	3.058
	MD	0.349	5.515	0.678	4.616
	SAM	0.310	5.675	0.461	5.975
B1	ML	0.756	2.698	0.816	2.315
	MD	0.207	4.866	0.331	4.418
	SAM	0.074	5.261	0.084	5.170
B2	ML	0.865	2.341	0.848	3.092
	MD	0.350	5.128	0.275	6.755
	SAM	0.258	5.480	0.139	7.363

型拟合效果如图 5 所示。3 种建模方法中,KNNR 对降解膜降解率估算效果不佳,尤其对 A2 处理模型泛化能力不足,估算 A2 处理降解率精度较低,其中 BRR 和 SVR 构建的降解率估算模型拟合效果和适用性均较高。A1 处理中,3 种建模方法效果均较好,SVR - A1、BRR - A1 和 KNNR - A1 估算模型训练集和测试集 R^2 均在 0.91 以上,且训练集精度高于测试集;其中 BRR - A1 估算模型拟合效果和泛化能力最好,模型训练集和测试集决定系数和均方根误差分别为 0.966、1.890% 和 0.921、2.585%。A2 处理中, KNNR - A2 估算模型精度低于 BRR 和 SVR, 测试集决定系数为 0.616, BRR 和 SVR 算法

表 4 建模方法对降解率估算模型精度的影响

Tab.4 Influence of modeling methods on accuracy of degradation rate of estimation model

处理	算法	训练集		测试集	
		R^2	RMSE/%	R^2	RMSE/%
A1	SVR	0.968	1.838	0.913	2.712
	BRR	0.966	1.890	0.921	2.585
	KNNR	0.968	1.838	0.918	2.636
A2	SVR	0.784	3.175	0.803	3.614
	BRR	0.874	2.422	0.860	3.045
	KNNR	0.763	3.324	0.616	5.042
B1	SVR	0.751	2.728	0.870	1.949
	BRR	0.756	2.698	0.823	2.273
	KNNR	0.746	2.756	0.821	2.287
B2	SVR	0.874	2.260	0.784	3.686
	BRR	0.865	2.341	0.848	3.098
	KNNR	0.875	2.248	0.708	4.290

模型测试集 R^2 均在 0.8 以上;其中 BRR 建模方法对 A2 降解率估算精度最高,训练集 R^2 和 RMSE 分别为 0.874 和 2.422%,测试集分别为 0.860 和 3.045%。B1 处理中,采用 3 种机器学习算法构建的模型 R^2 训练集和测试集分别均在 0.74 和 0.82 以上;其中 SVR-B1 模型较其他建模方法降解率估算模型精度更高,训练集和测试集 R^2 分别为 0.751 和 0.870,RMSE 分别为 2.728% 和 1.949%。B2 处理中,其中 BRR-B2 估算模型效果较其他建模方法更佳,训练集和测试集 R^2 分别为 0.865 和 0.848,RMSE 分别为 2.341% 和 3.098%,在具有一定程度的模型拟合能力下,提升了模型泛化能力。综上,采用 BRR 建模方法构建降解膜降解率估算模型效果均较好,SVR 次之,KNNR 效果较差。

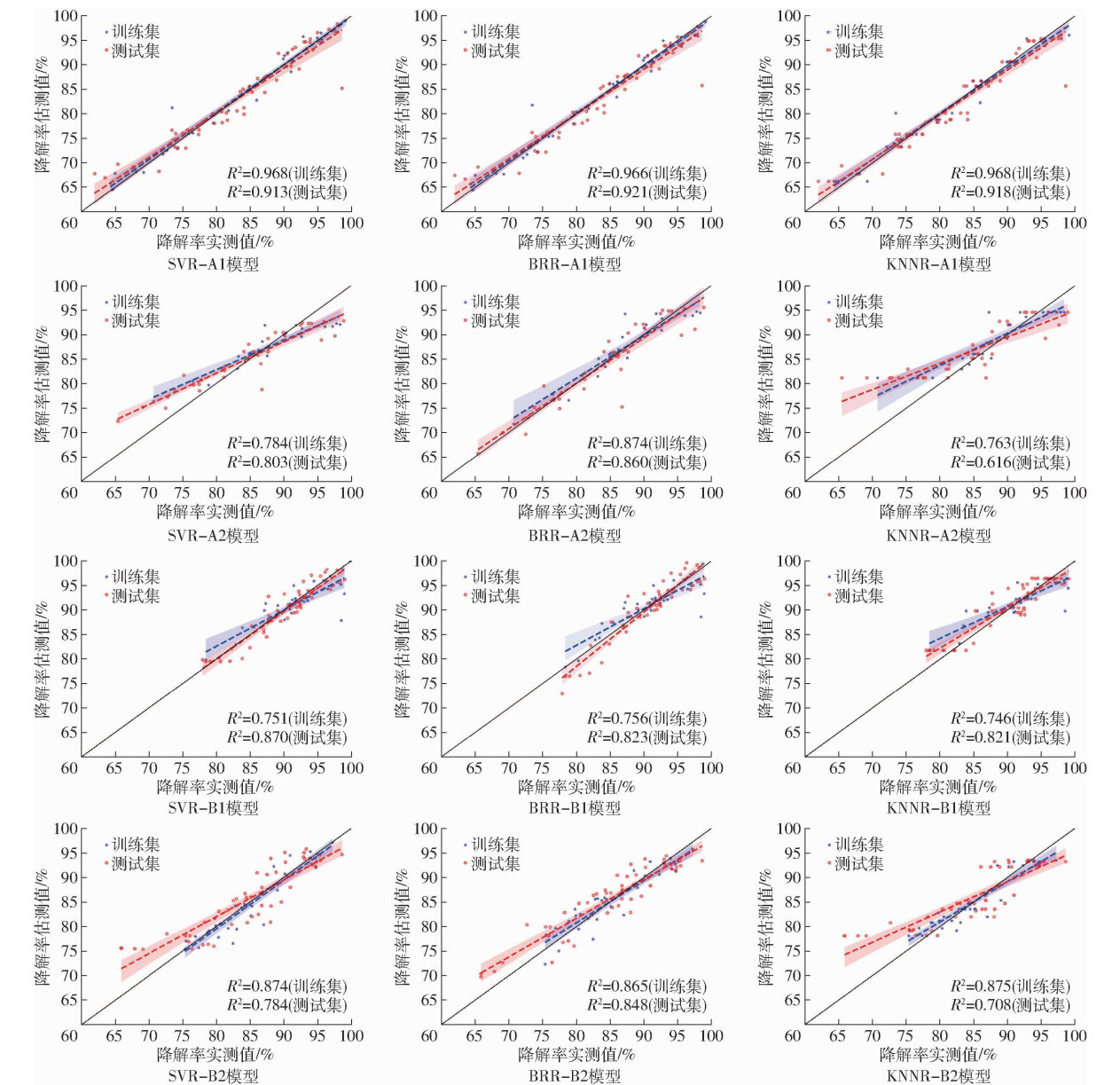


图 5 降解膜降解率估算模型精度评价

Fig.5 Accuracy evaluation of degradation rate of estimation model of degradation film

3 讨论

3.1 残膜的分类研究

地膜覆盖是干旱地区农作物种植重要技术之一,但随之而来的白色污染日益严重,众多学者对残膜进行深入研究。LEVIN 等^[16]发现不同颜色地膜对光谱波段敏感度不同。本研究采用无人机获取多光谱影像,分别对不同材质降解膜构建降解率估算模型。朱秀芳等^[29]融合监督分类和图像形态学算法,再通过面积阈值分割法可以快速获取大田地膜覆盖情况,对复杂区和简单区地膜覆盖面积识别的总体精度为 94.84% 和 96.74%,Kappa 系数为 0.89 和 0.93,产品精度为 92.48% 和 97.39%,用户精度分别为 93.39% 和 94.63%,面积误差低至 0.38% 和 1.95%。XIONG 等^[17]基于多源遥感数据采用 CART 方法对地膜进行大面积监测,结果表明 PFMA 准确率达 92.2%,验证 R^2 为 86.7%,F1 值为 91.4%。如图 3 所示,本研究采用的 3 种监督分类法均能较好地对残膜进行分类,误差普遍在 0.1 以内,仅对 B1 处理误差较大,可能是黑色降解膜反射率较透明地膜反射率更低,接近土壤反射率,造成分类器难以区分黑色降解膜残膜与土壤。吴雪梅等^[30]提出了一种基于颜色特征的残膜识别方法,对比分析手动阈值分割法、迭代阈值分割法、最大类间方差分割法、最大熵值分割法、K-means 均值聚类分割法和脉冲耦合神经网络等 6 种图像分割方法,结果表明基于 S 分量的脉冲耦合神经网络分割法效果最佳,地膜平均识别率高达 87.49%。HA 等^[31]基于光学遥感影像和雷达影像的融合数据,结果表明多源数据融合较单一数据地膜识别效果更佳。因此可以考虑选择颜色分量或其他易于区分的特征变量等,从多源数据角度提高对不同颜色残膜的分类精度。

3.2 不同分类结果对降解率估算模型的效果

郑迪等^[22]基于无人机高光谱影像对长白山优势树种分类的研究结果表明,最大似然分类器较最小距离分类器的混分程度更低。同本研究结果基本一致。本研究选择的 3 种 ENVI 监督分类器中,最大似然分类器对降解膜分类效果较最小距离和光谱角映射分类器更好。ASLI 等^[32]对比随机森林法和最大似然法在农作物上的分类,发现随机森林法总体准确性为 85.89%,最大似然分类法总体准确性略低。赵静等^[33]对比最大似然法和随机森林法对特征融合图像提取小麦倒伏面积效果,研究表明最大似然法提取效果整体优于随机森林法,其中基于最大似然法对 DSM + RGB 特征融合图像提取小麦

倒伏面积精度最高,为 93.75%,Kappa 系数为 0.87。有学者研究发现光谱角映射分类器是以光谱整体相似度为分类准则,易忽略光谱局部细节特征^[34],出现同物异谱和异物同谱现象^[35-36]。本研究光谱角映射分类器对地膜分类效果较差,可能是作物收获后期残膜上具有较多的灰和土,残膜细小破碎,导致多光谱影像中残膜和非残膜类像元端元光谱特征不明显,也可能是由于光谱角映射分类器易受噪声影响^[37]。SU 等^[38]提出一种基于 K-means 的最小距离分类算法,结果表明分类结果很容易达 96%。本研究中最小距离分类器构建降解率估算模型精度较最大似然法略低,提高降解率估算模型精度,可结合不同算法对其进行改进,提高其分类准确性,进而提升模型估算精度。

3.3 不同建模方法对降解率估算模型的影响

众多学者采用遥感影像或图像处理等技术应用于农膜的分类研究领域,均以残留面积为对象进行研究^[17,30]。尽管地膜识别率高达 80% 以上,实际生产中作物收获后期地膜均呈现出拉伸和卷曲折叠等现象。传统残膜污染等级评估均采用残留质量划分,质量较面积在污染等级评估方面更具代表性。由于棉花收获后地膜拉伸和机械强度有一定变化^[39],导致地膜各部分密度不均匀,造成质量与面积和密度之积并非简单等式关系,但总体是趋于线性关系。本研究采用的 3 种机器学习算法构建的降解率估算模型结果如图 5 所示,基于 BRR 算法的估算模型对各降解膜降解率估算效果均较好;基于 SVR 和 KNNR 算法构建的模型在估算降解率时出现“高值低估,低值高估”现象^[40],后续研究可结合多源遥感数据融合技术,可有效降低该现象的误差。不同建模方法对不同材质降解膜降解率估算的响应程度不同,可能是由于降解膜材质、颜色和厚度不同^[41],进而造成反射率不同。本研究并未进一步改进分类算法、结合多源数据建模等提升模型估算能力的研究,有待后续学者深入研究。

4 结束语

基于无人机多光谱融合影像,采用最大似然分类器、最小距离分类器和光谱角映射分类器对残膜和土壤分类,其中最大似然分类器分类效果最好,平均误差低于 0.023;基于分类结果结合 BRR、SVR 和 KNNR 建模方法构建降解膜降解率估算模型,BRR 较 SVR 和 KNNR 建模效果更好,其中 ML-BRR 模型对不同材质降解膜降解率估算精度最高,训练集和测试集 R^2 分别为 0.756 ~ 0.966 和 0.823 ~ 0.921, RMSE 分别为 1.890% ~ 2.698% 和 1.949% ~

3.098%。因此基于无人机多光谱融合影像对残膜降解膜降解情况调研可行,从而为残膜快速调研提
进行分类,并构建 ML-BRR 降解率估算模型进行供思路。

参 考 文 献

[1] 周永瑾,普雪可,吴春花,等. 垄沟集雨种植下不同降解地膜沟覆盖对农田马铃薯产量和土壤水热的影响[J]. 核农学报, 2021, 35(11): 2664-2673.
ZHOU Yongjin, PU Xueke, WU Chunhua, et al. Effects of different plastic film with furrow mulch under ridge furrow planting on farmland potato yield and soil water and heat[J]. Journal of Nuclear Agricultural Sciences, 2021, 35(11): 2664-2673. (in Chinese)

[2] 曹寒冰,谢钧宇,刘菲,等. 地膜覆盖麦田土壤有机碳矿化特征及其温度敏感性[J]. 中国农业科学, 2021, 54(21): 4611-4622.
CAO Hanbing, XIE Junyu, LIU Fei, et al. Mineralization characteristics of soil organic carbon and its temperature sensitivity in wheat field under film mulching[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2021, 54(21): 4611-4622. (in Chinese)

[3] PIEHL S, LEIBNER A, LÖDER M G J, et al. Identification and quantification of macro- and microplastics on an agricultural farmland[J]. Sci. Rep., 2018, 8: 17950.

[4] 丁凡,吕军,刘勤,等. 我国棉花主产区变化与地膜残留污染研究[J]. 华中农业大学学报, 2021, 40(6): 60-67.
DING Fan, LÜ Jun, LIU Qin, et al. Migration of cotton planting regions and residual pollution of mulch film in China[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2021, 40(6): 60-67. (in Chinese)

[5] 刘晓伟,殷涛,李元桥,等. 新疆地区不同农田管理模式的残膜污染现状[J]. 中国农学通报, 2020, 36(31): 65-70.
LIU Xiaowei, YIN Tao, LI Yuanqiao, et al. Pollution of plastic film residue in Xinjiang under different agricultural practice systems[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2020, 36(31): 65-70. (in Chinese)

[6] 冯欢,何文清,张风华,等. 生物降解地膜性能及对棉花产量的影响评价研究[J]. 生态环境学报, 2019, 28(3): 580-586.
FENG Huan, HE Wenqing, ZHANG Fenghua, et al. Study on the performance of biodegradable film and its influence on cotton yield[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2019, 28(3): 580-586. (in Chinese)

[7] 吴凤全,林涛,祖米来提·吐尔干,等. 降解地膜对南疆棉田土壤水热及棉花产量的影响[J]. 农业环境科学学报, 2018, 37(12): 2793-2801.
WU Fengquan, LIN Tao, ZUMILAITI·Tuergen, et al. Effects of degradable plastic mulching film on soil moisture, temperature, and yield in cotton fields in southern Xinjiang, China[J]. Journal of Agro-Environment Science, 2018, 37(12): 2793-2801. (in Chinese)

[8] LIU E K, ZHANG L W, DONG W Y, et al. Biodegradable plastic mulch films in agriculture: feasibility and challenges[J]. Environmental Research Letters, 2021, 16(1): 011004.

[9] JOSE L G, PABLO J Z T, LOPEZ H P J, et al. Airborne and ground level sensors for monitoring[J]. Biosystems Engineering, 2017, 160: 124-133.

[10] SU J Y, LIU C J, COOMBES M, et al. Wheat yellow rust monitoring by learning from multispectral UAV aerial imagery[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 155: 157-166.

[11] MICHEL C, MARCELO D C A, MARCELO D O, et al. A geostatistical approach for modeling soybean crop area and yield based on census and remote sensing data[J]. Remote Sensing, 2018, 10: 1-2.

[12] MEYER H, LEHNERT L W, WANG Y, et al. From local spectral measurements to maps of vegetation cover and biomass on the Qinghai-Tibet-Plateau: do we need hyperspectral information? [J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2017, 55: 21-31.

[13] LU J S, CHENG D L, GENG C M, et al. Combining plant height, canopy coverage and vegetation index from UAV-based RGB images to estimate leaf nitrogen concentration of summer maize[J]. Biosystems Engineering, 2021, 202(1): 42-54.

[14] 吴才聪,胡冰冰,赵明,等. 基于无人机影像和半变异函数的玉米螟空间分布预报方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(9): 84-91.
WU Caicong, HU Bingbing, ZHAO Ming, et al. Prediction method for spatial distribution of corn borer based on unmanned aerial vehicle images and semivariance function[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(9): 84-91. (in Chinese)

[15] JIA W Q, ALEKSANDRA K, ZHANG M J, et al. Automated identification and quantification of invisible microplastics in agricultural soils[J]. Sci. Total Environ., 2022, 844: 156853.

[16] LEVIN N, LUGASSI R, RAMON U, et al. Remote sensing as a tool for monitoring plasticulture in agricultural landscapes [J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(1): 183-202.

[17] XIONG Y K, ZHANG Q L, CHEN X, et al. Large scale agricultural plastic mulch detecting and monitoring with multi-source remote sensing data a case study in Xinjiang, China[J]. Remote Sensing, 2019, 11(18): 2088.

[18] 倪超,李振业,张雄,等. 基于短波近红外高光谱和深度学习的籽棉地膜分选算法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(12): 170-179.
NI Chao, LI Zhenye, ZHANG Xiong, et al. Film sorting algorithm in seed cotton based on near-infrared hyperspectral image and deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(12): 170-179. (in

Chinese)

[19] 梁长江,吴雪梅,王芳,等. 基于无人机的田间地膜识别算法研究[J]. 浙江农业学报, 2019, 31(6): 1005 – 1011.
LIANG Changjiang, WU Xuemei, WANG Fang, et al. Research on recognition algorithm of field mulch film based on unmanned aerial vehicle[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2019, 31(6): 1005 – 1011. (in Chinese)

[20] 宁纪锋,倪静,何宜家,等. 基于卷积注意力的无人机多光谱遥感影像地膜农田识别[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 213 – 220.
NING Jifeng, NI Jing, HE Yijia, et al. Convolutional attention based plastic mulching farmland identification via UAV multispectral remote sensing image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 213 – 220. (in Chinese)

[21] 瞿金平. 自主创新成果落地,破解残膜污染难题[J]. 科技导报, 2021, 39(22): 1.

[22] 郑迪,沈国春,王舶鉴,等. 基于无人机高光谱影像和深度学习算法的长白山针阔混交林优势树种分类[J]. 生态学杂志, 2022, 41(5): 1024 – 1032.
ZHENG Di, SHEN Guochun, WANG Bojian, et al. Classification of dominant species in coniferous and broad-leaved mixed forest on Changbai mountain based on UAV based hyperspectral image and deep learning algorithm[J]. Chinese Journal of Ecology, 2022, 41(5): 1024 – 1032. (in Chinese)

[23] 张佳,谢玉凤. 高光谱遥感影像分类方法综述[J]. 安徽农学通报, 2017, 25(14): 155,165.
ZHANG Jia, XIE Yufeng. Overview of hyperspectral remote sensing image classification methods[J]. Anhui Agricultural Science Bulletin, 2017, 25(14): 155,165. (in Chinese)

[24] 梁继,王建,王建华. 基于光谱角分类器遥感影像的自动分类和精度分析研究[J]. 遥感技术与应用, 2002(6): 299 – 303, 405.
LIANG Ji, WANG Jian, WANG Jianhua. Automatic classification and accuracy analysis of remote sensing images based on spectral angle classifier[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2002(6): 299 – 303, 405. (in Chinese)

[25] 王一帆,林涛,王冬,等. 生物降解地膜和灌溉定额对棉田土壤水热特性的影响[J]. 作物杂志, 2024(5): 86 – 95.
WANG Yifan, LIN Tao, WANG Dong, et al. Effects of different degradable film and irrigation quota on soil hydrothermal characteristics in cotton field[J]. Crops, 2024(5): 86 – 95. (in Chinese)

[26] MONTESINOS L A, MONTESINOS L O A, DE L C G, et al. Bayesian functional regression as an alternative statistical analysis of high-throughput phenotyping data of modern agriculture[J]. Plant Methods, 2018, 14(1): 46 – 63.

[27] 白宗秀,朱荣光,王世昌,等. 高光谱图像结合特征变量筛选定量检测羊肉中狐狸肉掺假[J]. 农业工程学报, 2021, 37(17): 276 – 284.
BAI Zongxiu, ZHU Rongguang, WANG Shichang, et al. Quantitative detection of fox meat adulteration in mutton by hyperspectral imaging combined with characteristic variables screening[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(17): 276 – 284. (in Chinese)

[28] 耿丽娟,李星毅. 用于大数据分类的 KNN 算法研究[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(5): 1342 – 1344, 1373.
GENG Lijuan, LI Xingyi. Improvements of KNN algorithm for big data classification[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(5): 1342 – 1344, 1373. (in Chinese)

[29] 朱秀芳,李石波,肖国峰. 基于无人机遥感影像的覆膜农田面积及分布提取方法[J]. 农业工程学报, 2019, 35(4): 106 – 113.
ZHU Xiufang, LI Shibo, XIAO Guofeng. Method on extraction of area and distribution of plastic-mulched farmland based on UAV images[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(4): 106 – 113. (in Chinese)

[30] 吴雪梅,梁长江,张大斌,等. 基于无人机遥感影像的收获期后残膜识别方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(8): 189 – 195.
WU Xuemei, LIANG Changjiang, ZHANG Dabin, et al. Identification method of plastic film residue based on UAV remote sensing images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(8): 189 – 195. (in Chinese)

[31] HA Situya, CHEN Zhongxin, LI Fei, et al. Mapping plastic-mulched farmland by coupling optical and synthetic aperture radar remote sensing[J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(20): 7757 – 7778.

[32] ASLI O O, AKAR O, GUNGOR O. Evaluation of random forest method for agricultural crop classification[J]. European Journal of Remote Sensing, 2017, 45: 421 – 432.

[33] 赵静,潘方江,兰玉彬,等. 无人机可见光遥感和特征融合的小麦倒伏面积提取[J]. 农业工程学报, 2021, 37(3): 73 – 80.
ZHAO Jing, PAN Fangjiang, LAN Yubin, et al. Wheat lodging area extraction using UAV visible light remote sensing and feature fusion[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(3): 73 – 80. (in Chinese)

[34] 占燕婷,吴柯,徐宏根,等. 联合光谱角与组合特征参数的高光谱影像分类[J]. 遥感信息, 2021, 36(6): 140 – 146.
ZHAN Yanting, WU Ke, XU Honggen, et al. Hyperspectral image classification with combination of spectral angle and combined characteristic parameters[J]. Remote Sensing Information, 2021, 36(6): 140 – 146. (in Chinese)

[35] 黄佩,普军伟,赵巧巧,等. 植被遥感信息提取方法研究进展及发展趋势[J]. 自然资源遥感, 2022, 34(2): 10 – 19.
HUANG Pei, PU Junwei, ZHAO Qiaoqiao, et al. Research progress and development trends of remote sensing information extraction methods of vegetation[J]. Remote Sensing of Natural Resources, 2022, 34(2): 10 – 19. (in Chinese)

on Computer Vision (ICCV), 2017: 764 – 773.

[18] WANG Weihai, DAI Jifeng, CHEN Zhe, et al. InternImage: exploring large-scale vision foundation models with deformable convolutions[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2023: 14408 – 14419.

[19] KRIGEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84 – 90.

[20] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//Thirty-first Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), 2017: 5998 – 6008.

[21] BA J L, KIROS J R, HINTON G E. Layer normalization[EB/OL]. [2016 – 07 – 21]. <https://arxiv.org/abs/1607.06450>.

[22] HENDRYCKS D, GIMPEL K. Bridging nonlinearities and stochastic regularizers with gaussian error linear units[EB/OL]. [2023 – 06 – 06]. <https://arxiv.org/abs/1606.08415>.

[23] LIU Zhuang, MAO Hanzi, WU Chaoyuan, et al. A convnet for the 2020s[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2022: 11966 – 11976.

[24] DENG Jia, DONG Wei, SOCHER R, et al. ImageNet: a large-scale hierarchical image database[C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009: 248 – 255.

[25] ZHANG Yingying, ZHOU Desen, CHEN Siqin, et al. Single-image crowd counting via multi-column convolutional neural network[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 589 – 597.

[26] 谢勤岚. 图像降噪的自适应高斯平滑滤波器[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(16): 182 – 184.
XIE Qinlan. Adaptive Gaussian smoothing filter for image denoising[J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(16): 182 – 184. (in Chinese)

[27] JIANG Qing, LI Feng, ZENG Zhaoyang, et al. T-Rex2: towards generic object detection via text-visual prompt synergy[EB/OL]. [2024 – 03 – 21]. <https://arxiv.org/abs/2403.14610>.

[28] LI Yuhong, ZHANG Xiaofan, CHEN Deming, et al. CSRNet: dilated convolutional neural networks for understanding the highly congested scenes[C]//2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018: 1091 – 1100.

[29] HUANG Yifeng, RANJAN V, HOAI M, et al. Interactive class-agnostic object counting[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2023: 22312 – 22322.

[30] 精典相机. 人工智能点数应用[EB/OL]. [2024 – 04 – 28]. <https://counting.movingshop.cn/>.

[31] 腾讯应用宝. 帮你数[EB/OL]. [2024 – 04 – 28]. <https://sj.qq.com/appdetail/com.iseely.detect>.

[32] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C]//3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015), 2015: 1409 – 1556.

[33] HUANG Gao, LIU Zhuang, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 4700 – 4708.

(上接第 353 页)

[36] 王克奇,彭熙雯,张怡卓,等. 基于改进 U-Net 的高光谱农林植被分类方法[J]. 森林工程, 2022, 38(1): 58 – 66.
WANG Keqi, PENG Xiwen, ZHANG Yizhuo, et al. A hyperspectral classification method for agroforestry vegetation based on improved U-Net[J]. Forest Engineering, 2022, 38(1): 58 – 66. (in Chinese)

[37] 田青林,潘蔚,李瑶,等. 基于小波包变换和权重光谱角制图的岩心高光谱蚀变信息提取[J]. 国土资源遥感, 2019, 31(4): 41 – 46.
TIAN Qinglin, PAN Wei, LI Yao, et al. Extraction of alteration information from hyperspectral core imaging based on wavelet packet transform and weight spectral angle mapper[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2019, 31(4): 41 – 46. (in Chinese)

[38] SU B F, NOBORU N. Discrimination of land use patterns in remote sensing image data using minimum distance algorithm and watershed algorithm[J]. Engineering in Agriculture, Environment and Food, 2013, 6(2): 48 – 53.

[39] 戚瑞敏,刘勤,王旭峰,等. 高强度地膜应用对棉花生产及地膜回收的影响[J]. 农业资源与环境学报, 2022, 39(5): 923 – 930.
QI Ruimin, LIU Qin, WANG Xufeng, et al. Effects of high-strength plastic mulch film application on cotton production and residual plastic film recovery[J]. Journal of Agricultural Resources and Environment, 2022, 39(5): 923 – 930. (in Chinese)

[40] 林文科,陆亚刚,蒋先蝶,等. 协同多源遥感数据的北亚热带森林蓄积量贝叶斯分层估测[J]. 遥感学报, 2022, 26(3): 468 – 479.
LIN Wenke, LU Yagang, JIANG Xiandie, et al. Modeling forest growing stock volume in a north subtropical region using the hierarchical Bayesian approach based on multi-source data[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(3): 468 – 479. (in Chinese)

[41] 孙志伟,王晓琳,张启明,等. 基于无人机可见光谱平台的烤烟氮素营养诊断[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(2): 586 – 591.
SUN Zhiwei, WANG Xiaolin, ZHANG Qiming, et al. Diagnosis of nitrogen nutrition in flue-cured tobacco based on UAV visible spectrum platform[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(2): 586 – 591. (in Chinese)