引文格式：黄晓涵, 黄文龙. 基于深度学习的多时序遥感影像水稻提取研究[J]. 地理空间信息, 2023, 21(8): 61-64. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2023.08.015

基于深度学习的多时序遥感影像水稻提取研究

黄晓涵[1]，黄文龙[1]
（1. 安徽大学 资源与环境工程学院，安徽 合肥 230000）

摘　要：水稻在我国的农业领域占有重要的地位，产量约占全国粮食总产量的50%，因此对水稻种植区域实现准确、快速提取具有重要意义。以安徽省凤台县区域为研究对象，提出了结合深度学习与多时序遥感影像提取水稻种植区域的方法。实验结果表明：抽穗期与成熟期时相组合提取精度最高、效果最好，水稻抽穗期与成熟期的植被特征反差能够较好地提取出水稻区域；且在与传统监督分类方法的对比中，提出方法的提取效果明显优于传统监督分类的方法。

关键词：水稻提取；多时序遥感影像；深度学习；监督分类；哨兵二号
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2023）08-0061-04

Research on Rice Extraction from Multi-temporal Remote Sensing Images Based on Deep Learning

HUANG Xiaohan[1], HUANG Wenlong[1]
(1. School of Resources and Environmental Engineering, Anhui University, Hefei 230000, China)

Abstract: It is significant to realize accurate and rapid extraction in rice planting areas since rice plays an important role in China's agricultural field with its output accounting for about 50% of the total food output in the country. Taking Fengtai County, Anhui Province as the research object, we proposed a rice extractionmethod combined deep learning with multi-temporal remote sensing images. The experimental results show that the combination of heading stage and maturity stage has the highest extraction accuracy and the best effect. The contrast of vegetation characteristics between heading stage and maturity stage can better extract the rice region.The extraction effect of proposed method is obviously better than the traditional supervised classification method.

Key words: rice extraction, multi-temporal remote sensing image, deep learning, supervised classification, Sentinel-2

近年来，深度学习在遥感影像地物识别等领域得到了广泛应用，基于深度学习的遥感图像分类可以弥补传统机器学习分类精度不高、效率低和泛化能力不足的缺陷，推动了遥感分类技术的进步[1]。卷积神经网络（CNN）是深度学习方法中比较成熟的网络架构之一。与传统分类算法相比，CNN卷积层与池化层交错的设置和局部感受野的特点，使其能够高效提取原始遥感图像中的抽象特征[1]；CNN能够更好地提取多时序影像中隐藏的特征信息，并对其进行更深层次的学习[2]。

随着遥感技术的发展，遥感影像多样性的特点也日益显现，体现在多尺度、多传感器、多时相等方面。这导致了遥感影像样本数据集种类繁多、来源复杂，数据质量各有差异[3]。样本集的准确性、广泛性、代表性决定了深度学习模型应用的广泛性、准确性。因而选取或构建合适的遥感数据集是深度学习应用遥感影像识别的重要环节。

基于以上背景，本文提出了深度学习结合多时序遥感影像的方法，对2021年安徽省凤台县水稻种植区域进行了智能化提取的相关研究。

1　研究区概况与遥感影像数据

本文以安徽省淮南市凤台县为研究区。凤台县经纬度介于116°20′~116°50′E，32°30′~33°10′N之间。凤台县位于淮河中游，淮北平原南缘，面积1 100 km^2，耕地面积46 100 hm^2，水面10 667 hm^2，总人口73万人。属北亚热带季风气候，年均降雨量800~1 000 mm，无霜期216 d，平均气温15.1 ℃，农业基础好，农产品丰富，农业生产以稻、麦轮作为主[4]，水稻种植有移栽和直播2种方式。

基于多时序的遥感影像对水稻种植区域进行识别提取，对于遥感影像而言，其时间分辨率、空间分辨率应较高，才能展现水稻生长周期内不同时间节点的

收稿日期：2022-05-16；修回日期：2022-08-05。
项目来源：国家级大学生创新创业训练计划（202110357071）。
第一作者简介：黄晓涵（2001—），研究方向为遥感信息智能化提取，E-mail：x01914049@stu.ahu.edu.cn。

特征。Sentiel-2卫星重访周期为5 d（双星组合），且空间分辨率高达10 m，是本文理想的遥感数据源。

对获取的多幅研究区2021年Sentinel-2遥感影像，使用SNAP软件对影像数据进行重采样，将L2A级各波段数据重采样到10 m分辨率。并且根据式（1）、式（2）、式（3）计算了3个光谱指数，包括归一化差异植被指数（NDVI），地表水份指数（LSWI），改进归一化差异水体指数（MNDWI）。NDVI是一种被广泛使用的植被指数，缺陷在于低植被覆盖时，会受到土壤背景噪声的影响[5]。LSWI对叶片辐射等效水厚度和叶片水分比较敏感[6]。MNDWI增强了开放水体的特征，并有效抑制甚至消除了建筑物，植被和土壤的噪声[7]。

$$NDVI=\frac{B_8-B_4}{B_8+B_4} \tag{1}$$

$$LSWI=\frac{B_8-B_{11}}{B_8+B_{11}} \tag{2}$$

$$MNDWI=\frac{B_3-B_1}{B_3+B_1} \tag{3}$$

2 研究方法

2.1 凤台县水稻作物物候分析

水稻是凤台县主要的粮食作物之一，该地区农业生产以稻、麦轮作为主。水稻种植有直播和移栽2种方式。水稻生长周期分2个阶段：营养生长阶段和生殖生长阶段。营养生长阶段：从水稻种子发芽至幼苗拔节，该阶段可分为4个时期：幼苗期、插秧期、分蘖期、拔节期。生殖生长阶段：从孕穗到成熟，该阶段也可分4个时期：孕穗期、抽穗期、扬花授粉期、灌浆期。水稻生长发育时间受温度、水分、肥料、土壤、光照、地理位置和品种等等因素影响。根据实地调研，得出凤台县水稻关键物候阶段。

移栽期是水稻种子经过播种、出苗、三叶后进行移栽的时期。该时期水稻植株较小，且水田可能被水浸泡。随着返青期开始，水稻向抽穗期过渡，NDVI值逐渐增高并达到最大值，然后进入成熟期[8]。水稻抽穗期的开始代表着水稻营养生长阶段的停止、生殖生长阶段的开始[9]。水稻在幼穗分化后逐渐生长到达抽穗期，抽穗期水稻的植被指数到达顶峰，之后水稻叶片开始逐渐衰老死亡[9]。水稻经过抽穗期之后，水稻在营养生长阶段积累的养分开始转移到稻籽粒中。在该时期穗壳开始变黄，叶片中叶绿素也不断减少，水稻逐渐失去植被特征。因而，水稻的抽穗期到完熟期的植被形态变化是水稻生长的重要特征。

2.2 多时序影像特征分析

水稻一般需要经过泡田、播种、出苗、三叶、移栽、返青、分蘖、拔节、始穗、齐穗、完熟、收割等过程[10]。研究区内，每年5月中下旬至6月上旬，一般为水稻的播种期，稻田的泡水期以及插秧期。7月至9月份是水稻生长的重要时期，包括水稻的分蘖期、拔节期、孕穗期、抽穗期。10月份水稻基本进入成熟期，水稻开始泛黄，稻田的植被指数不断下降。

在遥感影像上（如图1所示），移栽期的水稻种植区域需要灌水，因而表现为较强的水体特征。但水稻灌水时间存在数天的差异，且直播水稻不需要事先进行泡田，故该时期部分稻田水体特征较弱。直播水稻地与插秧水稻地主要差异为种植区域的水体特征差异，在MNDWI的单通道影像上差异明显（MNDWI增强了开放水体的特征，并有效抑制甚至消除了建筑物，植被和土壤的噪声）。一般来说，插秧方式是直接插入秧苗到种植区域，植被指数高；直播方式播撒稻种，植被指数低。但由于插秧与直播时间的不同，种植区域的水稻覆盖情况不同，NDVI在直播地和插秧地间无特殊的特征。

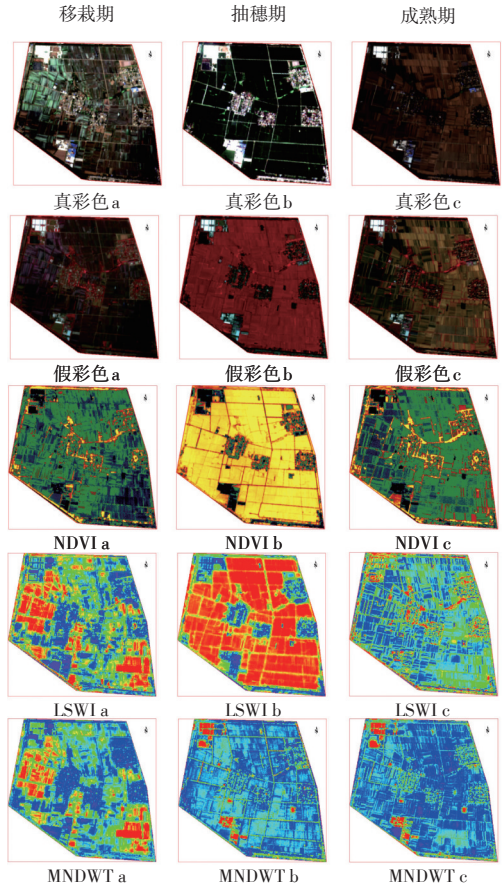


图1 不同生长阶段水稻影像特征

抽穗期是水稻营养生长阶段和水稻生殖生长阶段的分界点，在真彩色影像上，水稻种植区域表现为深

绿色调，稻田边界明显，易于与道路、建筑等区分。在此阶段水稻的NDVI指数达到最高值。在水稻NDVI值的单通道图上，稻田特征更加明显，直播水稻和移栽水稻区别特征削弱。

水稻经过抽穗期之后，穗壳开始变黄，叶片中叶绿素也不断减少，水稻基本失去植被特征，在假彩色影像上（B8\B4\B3）上失去植被的红色色调特点。在真彩色影像上，稻田体现为浅棕色色调，与裸地较难区分。

2.3　水稻样本集的制作

在凤台县研究区域中按位置均匀选取3个矩形区域，分别作为训练集、验证集和测试集。其中，本文选择的训练集样区、验证集样区和测试集样区的经纬度范围分别为：116°29′29″~116°38′27″E，32°54′59″~32°48′39″N；116°22′57″~116°28′58″E，32°58′52″~32°54′31″N；116°32′52″~116°39′52″E，32°45′1″~32°41′40″N。

研究区内建筑、小河、池塘、道路、裸地（较少）、树林、其他建筑（大棚、葡萄架等）交错分布。根据多时序真彩色影像、假彩色合成影像，再结合NDVI、NDWI等指数进行综合目视解译获得样本图斑。遥感影像尺寸一般较大，若直接输入到深度学习神经网络中，可能会出现内存溢出的状况，因此需要将大图像裁剪成多个小图像输入到网络中。本文使用了规则格网裁剪，裁剪尺寸为128×128。成像过程中传感器对同一地物在不同角度拍摄会在影像上展现出不同的位置和形态，因而经过变换的样本可以使模型更好地学习地物的旋转不变的特征，从而更好地适应不同形态的图像。因此本文对训练数据进行了几何变换（包括水平翻转、竖直翻转以及对角翻转）的数据增强操作。

2.4　模型训练及水稻种植区域提取

本文采用的遥感影像数据为2021年安徽省凤台县区域多时序的哨兵二号L2A级数据，并经过了大气校正、重采样以及光谱特征指数的计算。在研究区内按位置均匀选取了训练集样区、验证集样区、测试集样区，样区栅格尺寸分别为（1 397, 1 181）、（931, 813）和（1 090，619）。

实验硬件环境采用了Inter(R) Core（TM）i7－1075 0H @2.60 GHz12核处理器，配置16 GB内存，搭载NVIDIA GeForce RTX2060显卡。在软件环境方面，本项目使用了开源机器学习平台Tensorflow，以及作为后端的深度学习框架Keras作为搭建模型的工具，使用Python作为编程语言。并选择CUDA9.0版本的GPU运算平台以及cuDNN7.6深度学习GPU加速库。

神经网络模型选取U-net模型。U-Net是基于FCN（fully convultional neural network：全卷积神经网络）进行改进的神经网络，利用数据增强对较少样本的数据进行训练。

对不同波段进行组合，形成具有不同波段特征的影像，再对不同时序影像的进行组合形成多套遥感影像数据集，最后经过滑动裁剪、数据增强送入神经网络模型进行训练。经过调整参数、不断优化后，使用模型对测试集影像进行水稻种植区域提取实验。

3　结果与分析

3.1　结果性能评价指标

根据混淆矩阵（表1）计算出提取结果的总体精度（OA），召回率（Recall），准确率（Precision）和 $F1$ 分数。OA是分类中广泛使用的指标，表示预测分类结果与实际类型相一致的概率，反映分类结果的正确匹配程度。准确率表示预测为正的样例（即目标对象，本实验中是水稻区域）中真正的正样例数量；召回率表示样本中的正例被预测正确的数量。$F1$ 分数是Precision和Recall的调和平均值，其中1表示分类性能最佳，0表示性能最差。总体精度、召回率、准确率和 $F1$ 分数的计算公式见式（4）~（7）。

表1　混淆矩阵预测结果

		水稻	非水稻	总计
真实结果	水稻	真正例（TP）	假反例（FN）	实际正例（$TP+FN$）
	非水稻	假正例（FP）	真反例（TN）	实际反例（$FN+TP$）
	总计	预测正例（$TP+FP$）	预测反例（$FN+TN$）	$TN+TP+FN+FP$

$$\mathrm{OA}=\frac{TP+TN}{TN+TP+FN+FP} \tag{4}$$

$$\mathrm{Recall}=\frac{TP}{TP+FN} \tag{5}$$

$$\mathrm{Precision}=\frac{TP}{TP+FP} \tag{6}$$

$$F1\text{分数}=\frac{2\times\mathrm{Recall}\times\mathrm{Precision}}{\mathrm{Recall}+\mathrm{Precision}} \tag{7}$$

3.2　提取结果与分析

图2为深度学习方法的提取结果，表2为该方法分类结果的精度评价。在单时相实验中，抽穗期表现了较好的精度评定结果。其中提取结果2、3的总体精度达到了88%，$F1$ 分数达到了0.8，均高于成熟期。在双时相实验中，提取结果7使用的波段组合为成熟期与抽穗期的B2/B3/B4/B5/NDVI波段，共10个波段的数据，提取结果7总体精度明显高于其他提取结果。

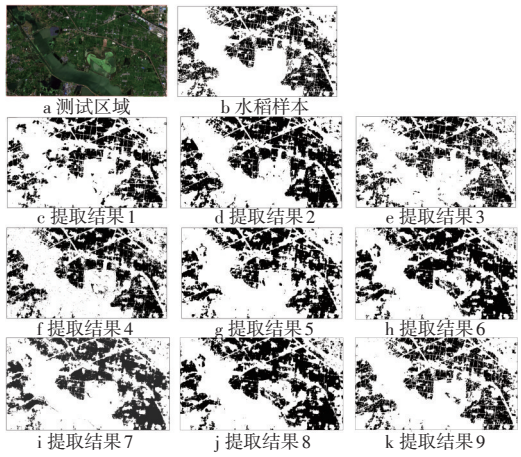


图2 深度学习方法提取结果

对比提取结果4与提取结果6（如图3b、图3c），发现提取结果6提取的区域相较提取结果4不连续，但可以清晰看出稻田的边界。而提取结果4区域连续，较小的稻田边界不明显。其*F*1分数分别为0.75（提取结果4）、0.76（提取结果6），总体精度分别为83.60%（提取结果4）、85.34%（提取结果6）。*F*1分数、总体精度相差不大，区别在于提取结果6使用了RGB三波段与NDVI波段，提取结果4只使用了RGB三波段，提取结果6中多出的NDVI波段起到区别稻田边界（道路）与稻田的作用。结合MNDWI波段，可判断图3e中水体区域，而提取结果3中将其识别为水稻。在单时相成熟期实验中，未出现该情况。原因为水体中浮游植物会提高水体的近红外波段反射率，从而体现出植被的特征（叶肉细胞组织对近红外波段具有较强反射作用）进而造成提取错误。

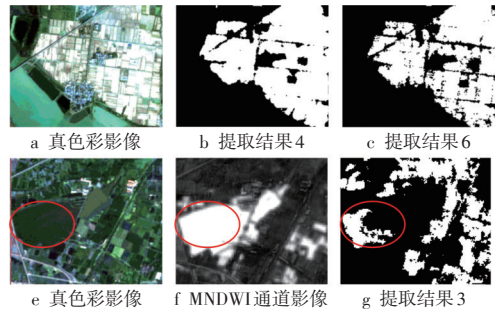


图3 提取结果细节对比

遥感图像分类根据是否需要训练样本分为监督分类与无监督分类[11]，基于深度学习的分类方法（需要训练样本）也属于监督分类的范畴。以测试集区域影像为研究对象，使用最小距离法进行分类。目视解译绘制水体、水稻、建筑三类样本，样本分离度均为1.9以上。使用该训练样本分别对不同组合的测试集区域影像进行监督分类。

对监督分类后的结果同样进行精度评定后，得出：传统的监督分类法（以最小距离分类法为例，训练样本为三类），对各个时相组合数据中的test影像进行分类，*F*1分数在0.7左右，最大值0.75；总体精度最大值81%；准确率最大值68.67%。各精度指标均小于深度学习的方法。基于深度学习的遥感图像分类可以弥补传统机器学习分类精度不高、效率低和泛化能力不足的缺陷[5]，该对比实验在一定程度上表明了基于深度学习的遥感分类方法的优越性。

表2 模型精度及精度评定

编号	时期	波段组合	总体精度/%	召回率/%	准确率/%	*F*1分数
提取结果1	抽穗期	B2/B3/B4	87.90	78.20	79.24	0.79
提取结果2	抽穗期	B1/B2/B3/B4/B8/B11	88.80	97.30	72.80	0.83
提取结果3	抽穗期	B2/B3/B4/NDVI	88.69	80.28	80.28	0.82
提取结果4	成熟期	B2/B3/B4	83.60	85.40	66.78	0.75
提取结果5	成熟期	B1/B2/B3/B4/B8/B11	86.00	80.50	73.20	0.77
提取结果6	成熟期	B2/B3/B4/NDVI	85.34	82.43	71.00	0.76
提取结果7	抽穗期+成熟期	抽穗期B2/B3/B4/B8/NDVI 成熟期B2/B3/B4/B8/NDVI	94.50	90.49	90.54	0.91
提取结果8	抽穗期+成熟期	抽穗期B2/B3/B4/B8 成熟期B2/B3/B4/B8	89.29	85.99	79.58	0.83
提取结果9	抽穗期+成熟期	抽穗期NDVI 成熟期B2/B3/B4	84.19	88.08	67.01	0.76

4 结 语

本文以安徽省凤台县为研究区域，首先根据实地调研结果与多时序遥感影像进行了2021年凤台县水稻物候特点的研究分析，构建了用于深度学习的多时序遥感影像样本；后对卷积神经网络进行训练，得到若干提取模型，最后进行了提取实验。

（下转第113页）