引文格式：刘善磊,李梦梦,孙长奎. 时间序列与深度学习模型相结合的冬小麦种植信息提取[J]. 地理空间信息, 2025, 23(7): 111-114. doi:10.3969/j.issn. 1672-4623.2025.07.022

时间序列与深度学习模型相结合的冬小麦种植信息提取

刘善磊[1,2]，李梦梦[1,2]，孙长奎[1,2]
（1. 江苏省基础地理信息中心，江苏 南京 210013；2. 江苏省自然资源厅自然资源监测重点实验室，江苏 南京 210013）

摘　要：充分融合遥感影像的光谱、时相和空间特征，可有效提取农作物的结构信息。首先以2022年10月—2023年6月的Sentinel-2遥感影像为数据源，根据冬小麦关键物候信息与对应的归一化植被指数的时间序列变化情况构建冬小麦种植结构信息提取指数模型；然后利用2020—2022年国土变更调查数据和高分辨率遥感影像快速制作耕地样例库；最后根据该样例库和2023年高分辨率遥感影像，利用Mask-R-CNN模型提取南通市2023年耕地地块，进一步优化指数模型提取的冬小麦分布结果。提取结果与南通市官方统计数据的相对误差为5.66%。基于海安市2022年度国土变更调查外业举证数据抽样验证冬小麦提取结果，总体精度为93.90%，Kappa系数为0.87。研究方法可为冬小麦的快速提取与分析提供参考。

关键词：时间序列；深度学习；信息提取；冬小麦
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）07-0111-04

Winter Wheat Planting Information Extraction Combining Time Series with Deep Learning Model

LIU Shanlei[1,2], LI Mengmeng[1,2], SUN Changkui[1,2]
(1. Provincial Geomatics Centre of Jiangsu, Nanjing 210013, China;
2. Key Lab of Natural Resources Monitoring, Department of Natural Resources of Jiangsu Province, Nanjing 210013, China)

Abstract: The structural information of crops can be effectively extracted by fully integrating the spectral, phase and spatial features of remote sensing images. Firstly, taking Sentinel-2 remote sensing images from October 2022 to June 2023 as data sources, we established an index model of winter wheat planting structure information extraction according to the time series changes of key phenological information of winter wheat and corresponding normalized difference vegetation index. Then, we used the territory change survey data from 2020 to 2022 and high-resolution remote sensing images to produce a cultivated land sample library. Finally, based on this sample library and high-resolution remote sensing images in 2023, we used Mask-R-CNN model to extract the cultivated land plots of Nantong City in 2023, to further optimize the distribution results of winter wheat extracted by the index model. The relative error of extracted results is 5.66%, compared with the official statistical data of Nantong City. Based on the field evidence data of Hai'an City in 2022, the overall accuracy of winter wheat is 93.90%, and the Kappa coefficient is 0.87. The research method in this paper provides a reference for the rapid extraction and analysis of winter wheat.

Key words: time series, deep learning, information extraction, winter wheat

农作物种植结构信息的快速获取与分析在突破我国现代农业发展瓶颈上具有重要意义[1]。准确、实时、大范围获取不同农作物的种植结构信息对农业结构调整和优化、农业高质量发展和国家粮食安全保障十分重要[2]。遥感技术具备数据多源、尺度宏观、时相密集等特点，已被广泛应用于农作物种植结构信息提取[3-7]，但上述研究难以满足地块级别的种植结构信息提取。为解决耕地图斑破碎化、零散化、不规则化等问题，引入空间特征的农业场景识别[8]、语义分割[9]、知识图谱[10]等遥感智能化关键技术。部分学者[11-15]提出了相应的改进方法和模型，本文以江苏省南通市为研究区，基于时间序列与深度学习模型，充分融合遥感影像的光谱、时相和空间特征，提出了一种冬小麦种植信息提取方法，可为后期快速、大面积提取小麦种植结构信息提供思路与方法。

1　研究区概况与数据来源

1.1　研究区概况

南通市地处长江三角洲中北部，属亚热带季风气候，四季分明、阳光充足、降雨量充沛、气温适中；区域内土壤以平原土壤和黄壤（黄棕壤）为主，属于有一定含水量、肥力较高的土壤类型。2023年全年粮

项目来源：江苏省自然资源科技资助项目（2022005）。
第一作者简介：刘善磊（1984—），硕士研究生，高级工程师，研究方向为数据处理与分析，E-mail：626761164@163.com。

食总产量为342.8万t，比上年增长0.5%，其中夏粮总产量为121.2万t，增长了0.2%。南通市小麦播种期为10月下旬—11月上旬，缓慢生长期为11月中旬—次年2月上旬，快速生长期为2月中旬—5月中旬，收割期为5月下旬—6月上旬。

1.2 数据来源

本文构建耕地样例库采用的数据为2020—2022年南通市年度国土变更调查耕地图斑矢量数据和对应的高分辨率遥感影像。通过深度学习模型提取耕地地块的数据为2023年覆盖南通市的高分辨率遥感影像。本文采用的时间序列影像为Sentinel-2光学卫星影像，单颗卫星重访周期为10 d，A和B两颗卫星组网后重访周期缩短至5 d，成像幅宽达290 km。首先利用Sen2Cor插件对Sentinel-2数据进行大气校正和辐射定标，再利用SNAP软件重采样获得10 m分辨率影像数据。

2 数据处理与分析方法

本文首先基于2022年10月—2023年6月的Sentinel-2数据，结合光谱和时相特征，利用时序归一化植被指数（NDVI）构建冬小麦指数识别模型，提取冬小麦分布数据；再利用2020—2022年国土变更调查数据和高分辨率遥感影像构建耕地样例库；然后训练深度学习模型，并以2023年高分辨遥感影像为基础，提取耕地地块；最后基于耕地地块数据，优化小麦种植结构信息提取结果。

2.1 数据预处理

本文基于多个时间节点的NDVI，构建时序NDVI模型。NDVI时序曲线可反映农作物的生长状况和植被覆盖度的变化情况。由于遥感影像成像时间不同、天气等干扰因素，时间序列数据存在一定的噪声，因此本文采用Savitzky-Golay（S-G）滤波法来平滑时间序列数据。实验对比分析了3×3、4×4和5×5三个窗口大小以及2次项和4次项不同多项式系数，结果见表1，可以看出，当窗口大小为3×3、多项式次数为4时，S-G滤波的效果较好，Pearson系数为0.982，均方根误差为0.009 0。

表1 不同参数组合S-G滤波效果比较

窗口大小与多项式次数	Pearson系数	方差	均方根误差
(3,3,2)	0.966	0.277	0.019 0
(3,3,4)	0.982	0.252	0.009 0
(4,4,2)	0.943	0.271	0.017 0
(4,4,4)	0.975	0.228	0.017 0
(5,5,2)	0.893	0.266	0.018 7
(5,5,4)	0.963	0.200	0.016 8

2.2 NDVI模型构建

根据2023年高分辨率影像，本文选取与冬小麦物候期相似的农作物种植样本以及林地、园地等样本，其NDVI时序值见表2，可以看出，林地NDVI峰值一般出现在序列8，且NDVI值大于0.8；由于种植时间不同，小麦NDVI峰值一般出现在序列7、8，且NDVI值大于0.8。冬小麦序列9的NDVI值明显小于林地，且与序列8之间的差值较大；存在冬小麦晚种晚收的情况，此时序列8、9之间的差距缩小，但序列3或4存在一个谷值。综合上述特征构建冬小麦指数模型（图1），通过指数模型得到的小麦提取结果见图2，可以看出，冬小麦被较好地识别出来，但存在一定噪声，且地块边缘不规则。

表2 不同地物时序NDVI值

地物	1	2	3	4	5	6	7	8	9
林地	0.85	0.87	0.72	0.72	0.72	0.70	0.74	0.90	0.62
	0.91	0.88	0.85	0.81	0.87	0.85	0.88	0.97	0.86
	0.93	0.87	0.86	0.82	0.86	0.89	0.91	0.95	0.81
冬小麦	0.83	0.35	0.48	0.39	0.79	0.86	0.87	0.84	0.11
	0.73	0.26	0.47	0.52	0.90	0.94	0.93	0.96	0.24
	0.86	0.54	0.13	0.15	0.32	0.64	0.94	0.92	0.51
	0.87	0.25	0.40	0.36	0.79	0.88	0.88	0.84	0.11
	0.82	0.31	0.44	0.46	0.83	0.90	0.95	0.90	0.11
其他	0.56	0.31	0.84	0.76	0.79	0.79	0.55	0.48	0.50
	0.46	0.62	0.83	0.76	0.74	0.74	0.54	0.54	0.48
	0.40	0.07	0.80	0.71	0.65	0.67	0.42	0.57	0.48
	0.48	0.08	0.80	0.72	0.64	0.65	0.46	0.63	0.51
	0.28	0.29	0.84	0.78	0.77	0.77	0.51	0.44	0.28
	0.37	0.25	0.75	0.64	0.63	0.67	0.73	0.65	0.39
	0.30	0.73	0.78	0.74	0.72	0.70	0.75	0.43	0.28
	0.55	0.59	0.69	0.62	0.58	0.60	0.63	0.59	0.33
	0.34	0.78	0.80	0.74	0.67	0.62	0.60	0.19	0.25
	0.44	0.84	0.83	0.79	0.68	0.63	0.41	0.19	0.27

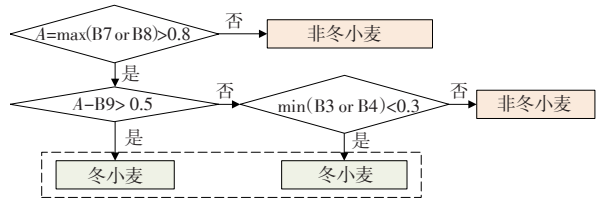


图1 冬小麦指数模型

2.3 样本库与深度学习模型构建

2.3.1 样本库构建

本文基于多时序耕地图斑及其对应的多源遥感影像，快速构建南通市耕地地块遥感影像样本库；基于2020—2022年国土变更调查数据提取多时序耕地图斑。通过计算该图斑在多个时间节点的变化量来确定其是否可作为耕地样本掩膜，若该图斑的变化量小于

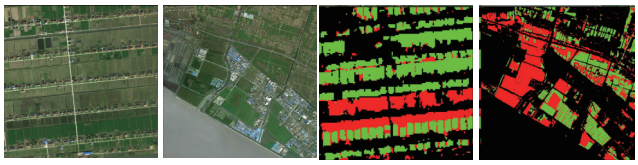


图2　指数模型提取结果

某一阈值，则将该图斑作为样本库的主体类别，根据多个时间节点的矢量数据一次性生成多个耕地样本，提高训练样本的生产效率。

1）主体类别确定。以某一时间节点耕地图斑为基准，计算该图斑在多个时间节点的变化量，即

$$P_{SA}=\sum_{k=1}^{N}\left[\left(1-S_k\right)+A_k\right]\Big/\left(N-1\right)$$

式中，S_k 为相邻两期耕地图斑的重叠度（$0\leqslant S_k\leqslant 1$）；$A_k$ 为相邻两期图斑地类名称属性变化值（表3），$0\leqslant k\leqslant N$；N 为地类图斑数据的期数。

表3　地类编码属性变化赋值表

地类名称	水田	旱地	水浇地	其他编码
水田	0	0.5	0.5	1
旱地	0.5	0	0.1	1
水浇地	0.5	0.1	0	1
其他地类编码	1	1	1	–

2）多尺寸样本生成。为减少狭长图斑等不规则图斑对样本的影响，对主体类别图斑和其他类别图斑的二值化结果进行数学形态学腐蚀运算和开运算（先腐蚀后膨胀）以完善掩膜轮廓；再基于主体类别掩膜外接椭圆的长短轴信息，灵活确定样本尺寸，并裁剪该主体类别掩膜和对应的遥感影像，形成多尺寸样本；最后根据选取的类别图斑，确定主体类别信息占比是否过小。

3）冬小麦样本库优化。根据冬小麦的物候特征和地域特征对样本库进行优化，设当前样本图像时相为 a，某一农作物在某一地域满足物候特征的月份集合为 A，若 $a\in A$，则保留该样本，否则剔除。以南通市某一冬小麦样本为例，其时相月份为5月，由南通市冬小麦的物候特征可知，$A=\{3,4,5,6,7\}$，$a=5\in A$，则保留该样本。根据参考文献[16]提供的参数，基于2020—2022年国土变更调查数据和影像，在样本库优化后生成冬小麦样例库（图3）。

2.3.2　深度学习模型构建

Mask R-CNN是通过实例分割来实现目标检测的一种深度学习模型，在Faster R-CNN模型的基础上增加了一个分割支线，即将模型检测出的类别进行实例分割，提高了检测精度[17]。Mask R-CNN主要包括共享的卷积层、区域提取层和实例分割层3个部分，卷

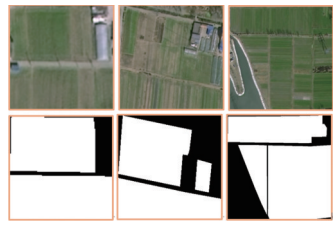


图3　样例库生产样本示例

积层负责提取特征；区域提取层负责生成每个个体的边框，并对边框进行分类；实例分割层负责对每个个体进行实例二进制掩膜[18-19]。本文基于PyTorch实现实例分割，设置基础学习率为0.002 5，动量为0.9，权重衰减系数为0.000 1，最大迭代次数为60 000。实例分割结果见图4。

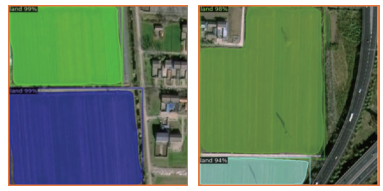


图4　Mask R-CNN模型分割实例

3　研究结果与分析

本文将基于深度学习模型提取的冬小麦耕地地块与基于指数模型识别的冬小麦结果进行叠加（图5），可以看出，深度学习模型可有效规则化耕地地块，并进一步筛选优化指数模型提取的结果，得到更准确的小麦识别结果。若指数模型提取的结果在某一耕地地块内占比达到90%以上，则认为该地块种植结构为冬小麦；若占比小于30%，则删除该耕地地块；若占比在30%~90%之间，则根据耕地地块纹理进行人工切分，并保留切分后的地块。

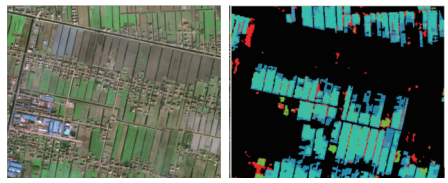


图5　指数模型与深度学习模型提取结果叠加图

基于时序NDVI模型和深度学习方法提取的南通市冬小麦空间分布结果见图6，可以看出，冬小麦提取结果的空间分布与实际种植情况较一致，海安市、如东县和如皋市为南通市小麦的种植大县。南通市作为江苏省冬小麦的主要产区之一，其分布情况的准确性对研究区具有重要的应用价值。因此，本文对比南通市冬小麦提取面积与官方统计数据[20]发现，相对误差为5.66%。本文根据海安市2022年度国土变更调查外业举证数据抽样验证冬小麦提取结果，随机选取120个样本点，其中冬小麦样本82个，非冬小麦样本

38个；采用总体精度和Kappa系数对结果进行评价。结果表明（表4），落在冬小麦区域的样本点为79个，落在非小麦区域的样本点为3个，总体精度为93.90%，Kappa系数为0.87。

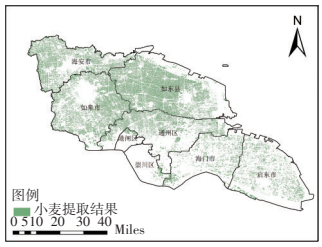


图6 南通市2022—2023年冬小麦分布图

审图号：苏S(2023)25号

表4 2022年海安市小麦提取验证结果

外业举证	冬小麦	非冬小麦	总计	分类精度/%
冬小麦	77	5	82	93.90
非冬小麦	2	36	38	94.73
总计	79	41	120	–

本文构建的冬小麦提取指数模型能较好地提取南通市冬小麦的种植信息，但存在一些斑点噪声以及耕地连片、耕地边缘缺失的现象，不能很好地剔除田埂等地块附属物，提取的小麦地块信息边缘不符合种植实际。因此，本文基于多年度国土变更调查数据和高分辨率遥感影像，加入田埂、沟渠等地块附属物构建耕地样例库；再搭建深度学习模型提取规则化的耕地地块。若该耕地地块与指数提取的小麦种植图斑存在一定的重叠，则该地块被认为是冬小麦；否则删除或人工切分。本文构建的深度学习模型能较好地提取规则化耕地地块，但未能很好地识别变化较频繁的地块，还有待进一步扩大样例库和优化模型。

4 结 论

本文通过构建时序NDVI模型和深度学习的方式，综合引入光谱、时相和空间特征来提取南通市冬小麦的种植结构信息，得到的主要结论为：①通过提取多时序耕地图斑，并根据图斑时序变化量确定样本的主体类别，可提高训练样本的生产效率；②根据冬小麦的物候特征和地域特征对样本库进行优化，可提高冬小麦样本库的准确性；③相较于光谱特征和时相特征，空间特征可有效提高种植结构信息的提取精度。

参考文献

[1] 陈仲新,任建强,唐华俊,等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报,2016,20(5):748-767

[2] 毛星,张欣,王宝佳,等. 长三角区域农业遥感应用:进展、挑战与展望[J]. 中国农业信息,2023,35(6):37-48

[3] 胡琼,吴文斌,宋茜,等. 农作物种植结构遥感提取研究进展[J]. 中国农业科学,2015,48(10):1 900-1 914

[4] 王晓晓,韩留生,杨骥,等. Sentinel-2与Landsat8数据组合下的多特征冬小麦面积提取[J]. 测绘通报,2022(3):111-115

[5] 解毅,王佳楠,刘钰. 基于Sentinel-1/2数据特征优选的冬小麦种植区识别方法研究[J]. 农业机械学报,2024,55(2):231-241

[6] 叶智燕. 基于Sentinel-1和Sentinel-2的河南省冬小麦种植面积提取[J]. 测绘与空间地理信息,2023,46(6):49-52

[7] 田欣媛,张永红,刘睿,等. 考虑植被红边信息的多时相Sentinel-2大范围冬小麦提取研究[J]. 遥感学报,2022,26(10):1 988-2 000

[8] 张海洋,张瑶,田泽众,等. 基于GBDT和Google Earth Engine的冬小麦种植结构提取[J]. 光谱学与光谱分析,2023,43(2):597-607

[9] 董秀春,刘忠友,蒋怡,等. 基于WorldView-2影像和语义分割模型的小麦分类提取[J]. 遥感技术与应用,2022,37(3):564-570

[10] 张鹏,胡守庚. 地块尺度的复杂种植区作物遥感精细分类[J]. 农业工程学报,2019,35(20):125-134

[11] 任鸿杰,刘萍,岱超,等. 改进DeepLabV3+网络的遥感影像农作物分割方法[J]. 计算机工程与应用,2022,58(11):215-223

[12] 王碧晴,韩文泉,许驰. 基于图像分割和NDVI时间序列曲线分类模型的冬小麦种植区域识别与提取[J]. 国土资源遥感,2020,32(2):219-225

[13] 周俊利,余海坤,王晓娜,等. 基于改进指数特征的永城市冬小麦面向对象提取研究[J]. 测绘与空间地理信息,2023,46(11):94-98

[14] 张辉,朱威威. 面向对象的复杂地形下冬小麦多时相遥感分类提取研究[J]. 测绘与空间地理信息,2023,46(2):124-127

[15] 卢元兵,李华朋,张树清. 基于混合3D-2D CNN的多时相遥感农作物分类[J]. 农业工程学报,2021,37(13):142-151

[16] 刘善磊,陶旸,王圣尧,等. 面向耕地资源监测的深度学习样本制作方法:202211143174[P]. 2024-04-12

[17] He K M, Gkioxari G, Dollar P, et al. Mask R-CNN[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2020,42(2):386-397

[18] 苏琳,张煦,张瑞红,等. Mask R-CNN和无人机遥感在黄河“四乱”问题调查中的应用[J]. 测绘通报,2023(增刊1):105-110

[19] 邢元军,温坤剑,郭晓妮,等. 基于Mask R-CNN的平原造林地区单木树冠分割[J]. 林业资源管理,2023(3):115-120

[20] 南通市人民政府. 市农业农村局着力构建现代农业产业体系:推动农业大市向农业强市迈进[EB/OL]. [2023-04-08]. https://www.nantong.gov.cn/ntsrmzf/ntxw/content/7582fb7c-f160-42bc-919e-35b9bc02adc7.htm.