引文格式：曹俊涛,李亚强,孟成真,等. 基于改进SegNet模型的冬小麦种植分布提取[J]. 地理空间信息, 2026, 24(7): 92-95. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.07.017

基于改进 SegNet 模型的冬小麦种植分布提取

曹俊涛[1,2,3]，李亚强[1,2]，孟成真[1,2]，常宇飞[1,2]，权　畅[1,2]，赵春雷[1,2*]
（1. 河北省气象科学研究所，河北 石家庄 050021；2. 河北省气象与生态环境重点实验室，河北 石家庄 050021；
3. 中国气象局雄安大气边界层重点开放实验室，河北 雄安新区 071800）

摘　要：针对轻量化SegNet模型在遥感影像中对于小目标和图像边缘分割精度不够理想的问题，提出了LRL-SegNet模型，以实现对零散分布冬小麦的精确提取。该模型在每个解码器模块后连接一个局部关系层（LRL），通过卷积和ReLU激活加强特征表达能力。利用两种模型对石家庄市冬小麦进行提取，结果表明LRL-SegNet模型的精度比SegNet模型提高了1.2%。在大范围均匀种植的冬小麦区域内，两种模型均能较好地提取冬小麦区域，但在零散种植区域，LRL-SegNet模型能更完整地提取冬小麦区域，减少内部细小分割现象，分割结果更具一致性和空间连贯性。LRL的引入有效增强了模型对复杂种植环境中冬小麦区域的区分能力，使提取结果更精确。

关键词：深度学习；冬小麦；种植分布；SegNet；LRL
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）07-0092-04

Winter Wheat Planting Distribution Extraction Based on Improved SegNet Model

CAO Juntao[1,2,3], LI Yaqiang[1,2], MENG Chengzhen[1,2], CHANG Yufei[1,2], QUAN Chang[1,2], ZHAO Chunlei[1,2]
(1. Hebei Provincial Institute of Meteorological Sciences, Shijiazhuang 050021, China;
2. Hebei Key Laboratory of Meteorology and Ecological Environment, Shijiazhuang 050021, China;
3. China Meteorological Administration Xiong'an Atmospheric Boundary Layer Key Laboratory, Xiong'an New Area 071800, China)

Abstract: To address the insufficient segmentation accuracy of lightweight SegNet models for small targets and image edges in remote sensing images, we proposed an improved LRL-SegNet model for precise extraction of scattered distribution winter wheat. The improved model incorporates a local relation layer (LRL) after each decoder module, and used convolutional operations and ReLU activation to strengthen feature representation capabilities. Experimental results from winter wheat extraction in Shijiazhuang City, Hebei Province, China demonstrate that LRL-SegNet model achieves a 1.2% accuracy improvement compared to SegNet model. While both models perform well in large-scale uniformly planted winter wheat areas. LRL-SegNet model exhibits superior performance in scattered planting regions, which more completely extracts scattered winter wheat distributions, reduces fragmented segmentation artifacts, and produces segmentation results with enhanced consistency and spatial continuity. These findings indicate that the introduced LRL mechanism significantly enhances the model's discriminative capability in complex agricultural environments, yielding more precise extraction results for winter wheat monitoring applications.

Key words: deep learning, winter wheat, planting distribution, SegNet, LRL

随着遥感技术的快速发展，多源遥感数据被广泛应用于生态环境、农业、气象、海洋等多个领域[1-5]。高精度高效率的遥感影像地物分类与信息提取是支撑这些应用的核心基础，但传统的人工解译方法在效率和精度上已不能满足现阶段的实际生产需求[6]。遥感大数据、云计算等技术的进步为宏观精细高效的遥感图像分类任务提供了保障。深度学习作为一种新兴的机器学习技术，具有强大的特征学习和分类能力，有效表达数据的深层次特征[7-9]。语义分割作为像素级分类技术，能够精细刻画地物空间分布，尤其适用于农作物种植结构制图等需要精细边界信息的任务。众多研究[10-12]已证实了深度学习模型在农作物提取应用中的巨大潜力。通过结合局部协方差降维[13]、引入注意力机制（空间注意力、通道注意力、坐标注意力）[14-16]、设计特征融合策略[15,17]、改进网络结构[14,16,18]等方式持续提升了模型在目标尺度多变、边缘细节丰富、光谱空间信息交织的复杂场景下的适应性和分割精度。SegNet神经网络模型及其改进版本也被成功应用于遥感图像分割，通过改进激活函数、引入Bottleneck结构或金字塔模块等方式有效提升了边缘细节的

项目来源：河北省气象局青年基金资助项目（23ky05）。
第一作者简介：曹俊涛（1998—），硕士研究生，助理工程师，研究方向为农业和生态卫星遥感，E-mail：1419260747@qq.com。
通信作者：赵春雷（1967—），本科，正高级工程师，研究方向为生态气象和卫星遥感，E-mail：Z920604@163.com。

分割能力[18-19]。

为解决经典语义分割网络在遥感影像语义分割任务中，因目标大小不同、边缘细节复杂、包含较多语义信息而导致的小目标和边缘细节分割精度不够理想的问题，逐步衍生出较多改进的深度学习模型[20-22]。现有改进模型虽各有侧重，但在如何更有效地建模像素间长距离依赖关系，充分利用上下文信息以精准区分细碎目标和清晰勾勒边界方面仍有提升空间。在追求高性能的同时，模型的复杂度与效率也需要考量，以适应实际应用部署的需求。鉴于此，本文提出了一种改进的SegNet模型——LRL-SegNet。该模型在SegNet模型解码器阶段引入局部关系层（LRL），通过建模特征图中像素间的局部关联性自适应地聚合上下文信息，从而增强模型对局部结构特征的表达能力，使其生成的特征图能更精准地表征目标，尤其是小目标和边界的语义信息。以冬小麦种植分布精确提取为具体应用目标，验证了LRL-SegNet模型的性能。

1　研究区概况与数据处理

石家庄市地处河北省中南部，地理范围为37°27′~38°47′N、113°30′~115°20′E，跨太行山地和华北平原两大地貌单元，地势东南低西北高，地貌复杂；属温带季风气候，农作物种植结构以冬小麦和夏玉米一年两熟为主，是河北省中南部农业高产稳产区。

1.1　数据来源与处理

本文采用的高分二号（GF-2）、高分七号（GF-7）、高分六号（GF-6）和中巴地球资源卫星04A星（CB04A）WPM影像数据均来源于中国资源卫星应用中心。GF-2号3景数据的采集时间为2024年3月23日，GF-7号9景数据的采集时间为2024年4月11日、4月16日和4月22日，GF-6号7景数据的采集时间为2024年3月15日、3月19日和5月3日，CB04A卫星6景数据的采集时间为2023年5月2日和2024年5月8日。CB04A WPM影像数据的全色分辨率为2 m，多光谱分辨率为8 m，幅宽为90 km[23]，主要覆盖范围为石家庄市，影像质量较好[24]。数据经辐射定标、大气校正、几何校正、图像融合和几何精校正后裁剪得到研究区域。

1.2　数据集制作

在春季作物生长阶段，结合同时期的GF-2、GF-7、GF-6和CB04A卫星影像，实地采集冬小麦、油菜、大蒜等作物样本，并利用随机森林算法与人工标注相结合的方法制作冬小麦样本数据集。人工标注制作样本是在ArcGIS软件中，结合实地考察的结果，参考GF-2、GF-7号卫星影像，在原始GF-6、CB04A影像中绘制shp图层；然后在适当大小的矩形范围内逐地块绘制区内所有冬小麦种植区，并将标注值设置为1，其他类型标注值设置为0；最后裁剪成512 px×512 px的图像。少数标注样本是将GF-2、GF-7号的标注图像重采样至2 m，再作为GF-6、CB04A影像的标注图像使用。随机森林算法制作样本是利用ArcGIS的构建矢量工具，框定合适大小的区域，从中勾画冬小麦样本和非冬小麦样本，比例约为6∶4；再采用随机森林算法进行分类，裁剪出分类效果较好的区域，并利用ArcGIS中栅格转面工具再次对分类结果进行人工校准；最后裁剪为512 px×512 px的图像。

本文共制作样本数据3 520张，包含冬小麦、油菜、大蒜、梨树、灌木、裸地、城市等多种地物类型，正负样本比例约为7∶3，图像大小为512 px×512 px。其中，影像图为4通道（红、绿、蓝、近红外），标签图为单通道，空间分辨率为2 m，标签图中0代表其他地物，1代表冬小麦。

1.3　验证点分布

根据研究区的地形、冬小麦分布情况，由业务人员利用UG908型号的TD-LT无线数据终端在石家庄市种植冬小麦的区县内采集冬小麦种植地块的经纬度信息。采样地块一般不小于16 m×16 m，获取各采样地块4个顶点的经纬度信息，以其几何中心坐标作为空间位置坐标。2024年共采集冬小麦样本点86个，用以对石家庄市冬小麦种植分布结果进行精度验证。

2　模型改进方法

SegNet模型由一个编码器网络、一个解码器网络和一个逐像素分类层组成。该模型在解码器部分采用在响应编码器最大池化步骤中计算的池化索引来执行非线性上采样。LRL由卷积层和ReLU激活函数构成。卷积层的输入通道数与前一层的输出通道数相同，输出通道数与目标特征空间维度相同，卷积核大小设置为3×3，用以适应局部特征提取的需求，填充设置为1，保持输入输出的空间大小不变。卷积操作后，采用ReLU激活函数引入非线性变换，增强局部特征的表达能力，同时帮助模型捕获细粒度信息。ReLU激活函数还可抑制无关特征的影响，使特征图中的关键信息更加突出。通过卷积捕获输入特征图的局部空间信息，有助于保持目标信息和细节结构，增强特征间的局部关联性，从而对解码器阶段特征进行重构和增强。本文以SegNet模型为基础模型，添加

LRL以实现对石家庄市冬小麦的提取。LRL-SegNet模型的网络结构见图1。

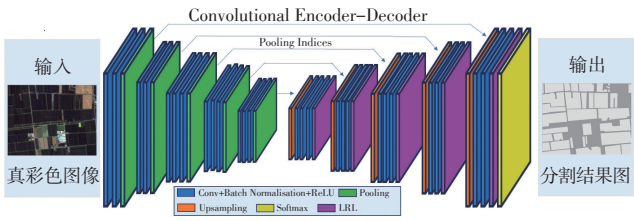


图1 LRL-SegNet模型网络结构

3 提取结果与分析

3.1 冬小麦提取结果

为验证SegNet和LRL-SegNet模型的提取精度，以石家庄市农业农村局公布的冬小麦种植核定面积（433.7万亩）为真值，对比分析了两种模型冬小麦的提取结果。基于LRL-SegNet模型的冬小麦提取结果见图2。在基本面积的精度验证中，SegNet模型达到了94.6%，表现出良好的基础性能，LRL-SegNet模型的精度略有提升，达到了95.8%，说明LRL的引入在一定程度上改善了模型的特征提取能力，增强了对小麦特征的敏感性，能更有效地捕捉冬小麦的细微特征，从而在复杂背景下实现更准确的提取。同时，利用实地采集的86个采样点进行识别精度的叠加验证，结果表明SegNet与LRL-SegNet模型的验证精度分别达到96.5%和97.7%，说明两种模型提取冬小麦的精度较好。对比误判点位的实际位置发现，误判点位主要在地块边缘和冬小麦长势较差的区域，说明两种模型对于地块边缘处的冬小麦提取精度存在提升空间。

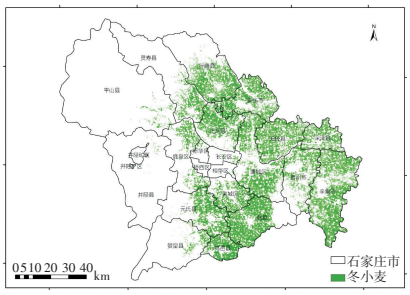


图2 基于LRL-SegNet模型的石家庄市冬小麦提取结果（2024年）
审图号：GS(2024)0650

3.2 冬小麦提取结果分析

冬小麦提取结果的部分细节见图3，可以看出，两种模型在大范围冬小麦均匀种植区内的提取效果较好（细节1），提取结果较一致，且提取范围与实际情况基本一致，成功区分地块内部的其他作物干扰。在SegNet模型的提取结果中，冬小麦区域边缘不够精确，易出现模糊或过渡现象，如细节2中部分羊肠道路未准确划分，道路两侧小麦提取结果连接成片；而LRL-SegNet模型增强了局部响应强度，能更好地辨别冬小麦区域边缘，虽未完全分割纤细道路，但相较于SegNet模型已表现出更好的提取效果。由于地形要素和种植结构的影响，石家庄市北部和西部的冬小麦种植分布较为零散，且地块形状不规整，多有农业设施交错。对比分析发现，LRL-SegNet模型在冬小麦种植较分散区域（细节3~5）也表现出较优异的性能，提取的小麦种植区更完整，空间结构更清晰，避免在田块内出现过多的细小分割区域，使分割结果更加可解释且具有一致性，分割效果明显优于SegNet模型。由细节3~5的结果叠加对比图可知，SegNet模型的提取结果与实际种植情况的差异较大，存在较多的漏分现象，说明LRL可增强模型对冬小麦区域的区分能力，突出局部特征，从而使冬小麦的提取结果更加准确。

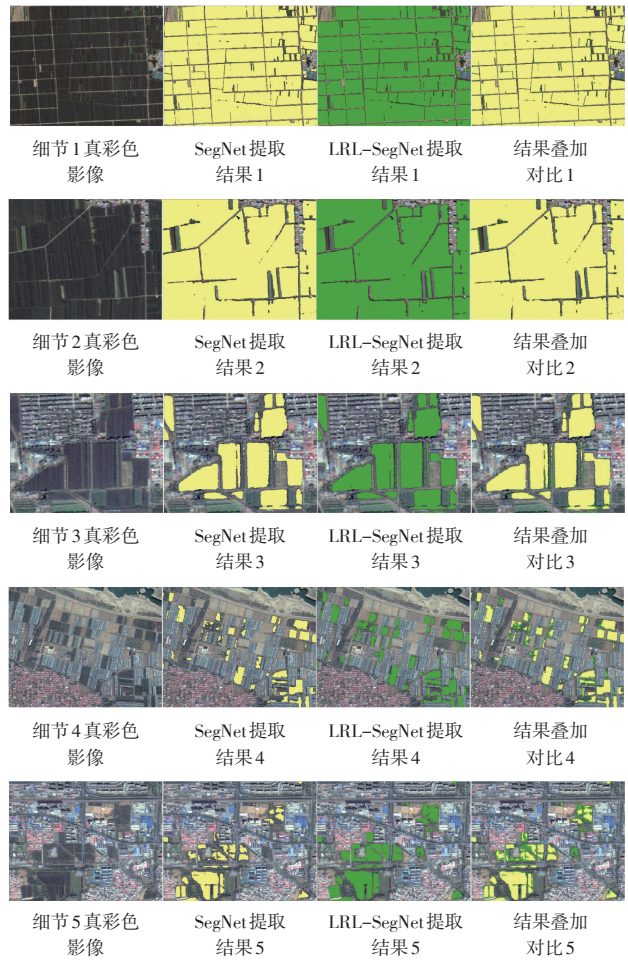


图3 冬小麦提取结果的部分细节对比

4 结 语

在石家庄市冬小麦提取中，相较于SegNet模型，

本文提出的LRL-SegNet模型取得了更高的精度，尤其是在复杂的种植结构区域内。通过在每个解码模块后引入LRL，提升了特征提取能力，有效增强了对作物特征的敏感性，使其能更准确地捕捉到复杂地块中的冬小麦特征。实验结果显示，相较于SegNet模型，LRL-SegNet模型的提取精度提升了1.2%。此外，在使用实地采样点进行的验证中，SegNet和LRL-SegNet模型的验证精度分别为96.5%和97.7%，说明两种模型提取冬小麦区域的精度较高，但LRL-SegNet模型在边界清晰度和空间一致性方面表现更优。

LRL-SegNet模型在大面积均匀种植区域内能实现较一致的提取效果，对于地块边缘的分割精度有所提升，能有效区分冬小麦和其他作物，对细小地形元素（道路、灌溉渠等）的分割更加精确。尽管在较窄路径和不规则边界处仍存在少量分割模糊情况，但LRL-SegNet模型的边缘分割性能优于SegNet模型。在种植分布零散区域，特别是石家庄市北部和西部较为复杂的区域，LRL-SegNet模型表现出更好的完整性，显著减少了漏分现象，避免了过多的分割碎片，提高了分割结果的可解释性和一致性，说明LRL在一定程度上增强了模型对冬小麦区域的识别能力，有效突出了局部特征。集成LRL不仅加强了模型对作物边界的判别能力，而且提升了复杂种植模式下的精度，减少了过度分割情况，与实际的空间结构高度吻合。未来研究可进一步优化LRL的配置或引入其他注意力机制，从而进一步提升小尺度特征的分辨能力和模型在更碎片化农作物区域的表现。

参考文献

[1] 隋学艳,王汝娟,姚慧敏,等. 农业气象灾害遥感监测研究进展[J]. 中国农学通报,2014,30(17):284-288

[2] 史舟,梁宗正,杨媛媛,等. 农业遥感研究现状与展望[J]. 农业机械学报,2015,46(2):247-260

[3] Jha A,Nain A S,Ranjan R. Wheat Acreage Estimation Using Remote Sensing in Tarai Region of Uttarakhand[J]. Vegetos,2013,26(2):105-111

[4] 扎西欧珠,边多,次珍,等. 基于MODIS遥感数据和气象观测数据的藏北高原地表温度变化特征[J]. 中国农学通报,2020,36(20):136-142

[5] 林明森,何贤强,贾永君,等. 中国海洋卫星遥感技术进展[J]. 海洋学报,2019,41(10):99-112

[6] 贾坤,李强子,田亦陈,等. 遥感影像分类方法研究进展[J]. 光谱学与光谱分析,2011,31(10):2618-2623

[7] 卢廷玉. 基于深度学习的遥感影像作物精细分类方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨师范大学,2023

[8] Lecun Y,Bengio Y,Hinton G. Deep Learning[J]. Nature,2015,521(7553):436

[9] Zhong L,Hu L,Zhou H. Deep Learning Based Multi-temporal Crop Classification[J]. Remote Sensing of Environment,2018,221:430-443

[10] 张圣微,杨林,叶德成,等. 基于深度学习的内蒙古河套灌区2000—2021年种植结构提取与动态[J]. 农业工程学报,2023,39(18):142-150

[11] 田甜,王迪,王珍,等. 基于深度学习模型的种植结构复杂区农作物精细分类研究[J]. 中国农业资源与区划,2022,43(12):147-158

[12] Wang Z,Guo J,Huang W,et al. High-resolution Remote Sensing Image Semantic Segmentation Based on a Deep Feature Aggregation Network[J]. Measurement Science and Technology,2021,32(9):095002

[13] 时会省,朱文军,李贺颖. 流形学习和卷积神经网络的农作物精细分类[J]. 地理空间信息,2025,23(2):11-14

[14] 孙凌辉,赵丽科,李琛,等. 融入CBAM的Res-UNet高分辨率遥感影像语义分割模型[J]. 地理空间信息,2024,22(2):68-70

[15] 李旭青,吴冬雪,王玉博,等. 基于改进HRNet的遥感影像冬小麦语义分割方法[J]. 农业工程学报,2024,40(3):193-200

[16] 白静远,宁纪锋,郭交,等. 基于改进UPerNet和国产高分遥感数据的冬小麦种植区提取[J]. 江苏农业科学,2023,51(13):203-212

[17] 田婷婷,杜斌,谭美淋,等. 植被指数引导的高光谱影像小麦种植区提取方法研究[J]. 地理空间信息,2025,23(4):59-62

[18] 关世杰,刘继豪,姜月秋. 基于改进SegNet网络的遥感图像语义分割方法研究[J]. 兵器装备工程学报,2023,44(7):237-242

[19] Alam M,Wang J,Cong G,et al. Convolutional Neural Network for the Semantic Segmentation of Remote Sensing Images[J]. Mobile Networks and Applications,2021,26:200-215

[20] Zhao H,Shi J,Qi X,et al. Pyramid Scene Parsing Network[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,Honolulu,2017

[21] 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

[22] 张赫雷,张合欣. 改进的MobileNetV2遥感图像场景分类方法[J]. 北京测绘,2024,38(10):1406-1411

[23] 李莉. 中巴地球资源卫星04A星[J]. 卫星应用,2020(1):62

[24] 李长春,陈伟男,王宇,等. 基于多源Sentinel数据的县域冬小麦种植面积提取[J]. 农业机械学报,2021,52(12):207-215