

# 东北黑土区侵蚀沟遥感识别的多尺度特征提取模型 ——以海伦市为例

冯权泷<sup>1</sup>, 江子航<sup>1</sup>, 牛博文<sup>1</sup>, 高秉博<sup>1</sup>, 杨建宇<sup>1</sup>, 杨柯<sup>2</sup>

1. 中国农业大学 土地科学与技术学院, 北京 100193;

2. 中国地质调查局 哈尔滨自然资源综合调查中心, 哈尔滨 150081

**摘要:** 土壤侵蚀对东北黑土区的作物产量构成严重威胁, 侵蚀沟是其主要表现之一。开展侵蚀沟识别和检测对东北黑土区土地综合治理等具有重要意义。本文基于多尺度稠密扩张卷积神经网络提出一个新的侵蚀沟遥感识别模型。该模型包括多个稠密连接的多尺度扩张卷积残差模块, 可以更好地聚合侵蚀沟的多层级空间特征。并选取黑龙江省海伦市全域作为研究区以验证本文模型。结果表明: 本文模型取得了较好的识别效果, 总体精度可达95.80%, Kappa系数为0.9152, 效果优于经典深度学习模型; 基于场景级标签和类激活图实现了对侵蚀沟区域的定位, 可为侵蚀沟的边界提取提供参考。综上, 基于多尺度稠密扩张卷积神经网络在东北黑土区开展侵蚀沟识别是有效的, 可为东北黑土区土地综合治理提供精确的侵蚀沟空间分布数据。

**关键词:** 侵蚀沟, 东北黑土区, 深度学习, 场景识别, 特征提取, 扩张卷积神经网络, 遥感监测, 耕地保护

**中图分类号:** P283.8/P2

**引用格式:** 冯权泷, 江子航, 牛博文, 高秉博, 杨建宇, 杨柯. 2024. 东北黑土区侵蚀沟遥感识别的多尺度特征提取模型. 遥感学报, 28(12): 3147–3157

Feng Q L, Jiang Z H, Niu B W, Gao B B, Yang J Y and Yang K. 2024. Multiscale feature extraction model for remote sensing identification of erosion gullies in Northeast China's black soil region: A case study of Hailun City. National Remote Sensing Bulletin, 28(12): 3147–3157 [DOI: 10.11834/jrs.20243139]

## 1 引言

黑土是珍贵的土壤资源, 中国东北地区的黑土耕地涉及黑龙江省、吉林省、辽宁省、内蒙古自治区4省/自治区, 地幅辽阔, 是中国的粮食主产区和商品粮基地(崔宁波和生世玉, 2021)。由于长期开垦和气候变化, 东北黑土区受到了较严重的土壤侵蚀, 侵蚀沟为其主要表现之一。

侵蚀沟是一种水土流失后的地貌形态, 由沟蚀产生。侵蚀沟可由沟头、沟沿、沟底等部分组成, 并常表现为沟壁坍塌, 沟底下切等形式(宋爽等, 2022), 致其有进一步扩大的可能。据勘测数据, 东北黑土区内长度大于100 m的侵蚀沟已有近30万条(张兴义等, 2018), 严重影响耕作质量。侵蚀沟的发展蚕食了黑土资源, 影响农业机

械运作效率, 造成作物减产, 威胁当地的生产生活和经济发展水平。

由此, 对侵蚀沟的监测和治理尤为重要。当今, 侵蚀沟治理技术已日渐成熟, 如植物措施治沟等(陈靖天等, 2022)。因此, 实现早监测早治理, 成为治理工作新方向。在较大时空框架下内, 实现对侵蚀沟的快速识别和监测, 对侵蚀沟治理工作具有决策性意义(李全峰等, 2021)。

过去对侵蚀沟的监测主要依赖于实地考察, 在大空间尺度下效率较低(李镇等, 2019)。近年来, 借助大范围, 多时相等优势, 遥感技术被广泛运用于侵蚀沟监测中, 如利用高空卫星遥感等, 其探测面积较大、周期较短, 可以实现大尺度下的侵蚀沟监测。基于此, 国内外学者进行了一些研究: 基于高分遥感影像和地形数据分析地形因

收稿日期: 2023-05-05; 预印本: 2023-09-27

基金项目: 国家重点研发计划(编号: 2022YFB3903504); 中国地质调查局地质调查项目(编号: DD20211589); 国家自然科学基金(编号: 42001367)

第一作者简介: 冯权泷, 研究方向为机器、深度学习及在农业遥感中的应用。E-mail: fengql@cau.edu.cn

通信作者简介: 杨柯, 研究方向为地球化学在生态地质调查中的应用。E-mail: yke@mail.cgs.gov.cn

子影响下的侵蚀沟形态特征,可以为侵蚀沟防治和易发区确定提供参考(李镇等,2019)。Pal等(2020)和Aouragh等(2023)基于遥感影像和地形、水文等地质特征,分别以印度西孟加拉邦和摩洛哥塞布流域为研究区,采用机器学习方法绘制了沟壑侵蚀预测图。随着人工智能技术的发展,基于海量样本的数据驱动模型成为遥感影像信息提取的新范式(冯权洸等,2022a)。基于深度学习实现遥感场景识别是可行的(冯权洸等,2022b)。同样在侵蚀沟识别领域,深度学习得到了应用:利用卷积神经网络提取东北黑土区侵蚀沟的深层特征,一定程度上可以实现对侵蚀沟的自动化识别(于佩鑫等,2018);Huang等(2018)基于高分辨率无人机影像,使用DeepLab算法绘制了青藏高原东北部局部地区的热卡地貌(即热侵蚀沟)。王泽涛(2021)利用U-Net网络模型,在语义级别上实现了对黄土高原流水侵蚀沟的自动提取。在此领域,最具代表性方法的是卷积神经网络CNN(Convolutional Neural Network),如GoogLeNet(Szegedy等,2014)、ResNet(He等,2016)和DenseNet(Huang等,2017),同时,基于Vision Transformer(Dosovitskiy等,2021)的模型也得到了一定应用,如Swin Transformer(Liu等,2021)。然而,此类模型多为计算机视觉领域的经

典模型,没有针对侵蚀沟进行优化。同时,黑土区侵蚀沟的纹理特征复杂,在遥感影像上的特征表现有限,一些较浅的侵蚀沟常与其他地物混淆,为侵蚀沟的早期识别带来挑战。

为解决上述问题,受冯权洸等(2021)的前期工作启发,本文提出了一种基于多尺度稠密扩张卷积神经网络MDD-CNN(Multi-scale Dense Dilated Convolutional Neural Network)的侵蚀沟识别模型。该模型由一系列多尺度扩张卷积残差模块MDCR模块(Multi-scale Dilated Convolutional Residual Module)的稠密连接、多感受野过渡模块MFT模块(Multi-receptive Field Transition Module)和非局部特征提取模块(Non-local Module)组成。在东北黑土区的侵蚀沟识别上有较好效果。

## 2 材料与方法

### 2.1 研究区

黑龙江省海伦市位于黑龙江省中部、绥化市北部,地处松嫩平原东北端,小兴安岭西麓,总面积为4667 km<sup>2</sup>。2020年底,总人口超过85万人,其中农业人口65万人。海伦市黑土地资源丰富,是世界3块黑土地之一;同时,其受侵蚀沟的影响较为严重,适合做样本区域。因此本研究将整个海伦市作为研究区(图1)。

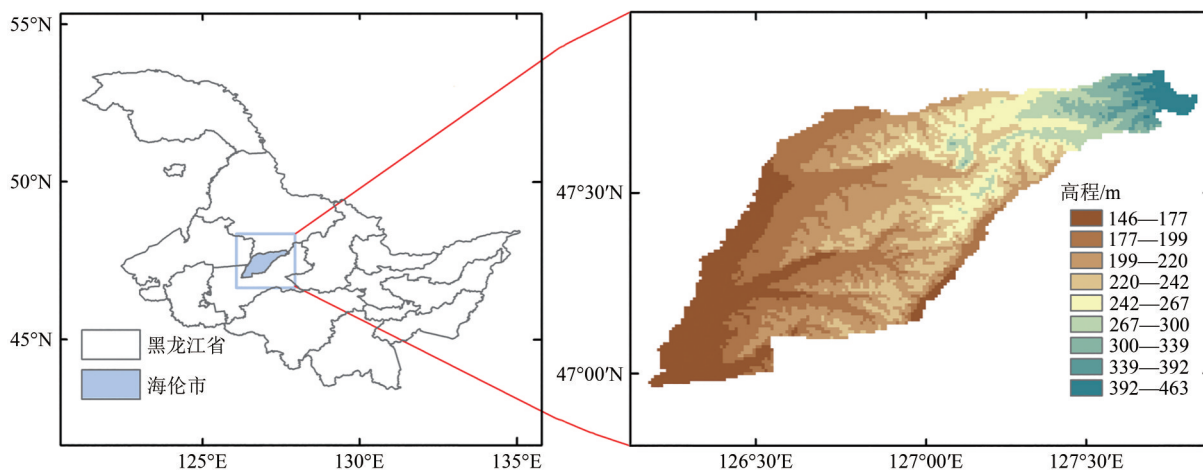


图1 研究区位置

Fig. 1 Map of research area

### 2.2 数据集

#### 2.2.1 数据来源和预处理

基于Google Earth平台获取研究区内的19级遥

感图像,空间分辨率约为0.59 m,图像获取时间为2022年,包含红、绿、蓝3个波段。影像大小94.5 G,尺寸为150528像素×239008像素,实际地面尺寸约为88.8 km×141.0 km。研究区域内的可视

情况较好, 满足所需条件。综合考虑所使用的遥感影像的空间分辨率和侵蚀沟的分布情况, 以及常用的网络模型输入尺寸后, 将所有样本均设置为  $224 \text{ 像素} \times 224 \text{ 像素}$ , 共获取了  $672 \times 1067$  个图像块, 计 717024 张。根据研究区的划定范围, 从中选取了 354512 张用于最终的识别分类。

### 2.2.2 样本采集和划分

以前期标注的侵蚀沟空间分布数据为蓝本, 在研究区内随机对典型侵蚀沟区域和其他区域进行样本采集, 共采集 10000 幅图像样本, 其中侵蚀沟样本和非侵蚀沟样本的比例约为 1:1。按照 6:2:2 的比例划分训练集、验证集和测试集, 其中训练集用于模型训练, 验证集用于参数更新时的参考, 测试集用于最后的精度验证。3 个样本集之间无区域重叠。图 2 和图 3 为样本集中侵蚀沟区域和非侵蚀沟区域的典型示例。其中, 侵蚀沟区域包含易于目视判读的浅沟、深沟以及和其他地物有接触、背景环境较复杂、不易识别的侵蚀沟等, 如图 2; 非侵蚀沟区域包括建筑、树林以及和侵蚀沟在遥感识别上相似的地物如道路、田垄、细河、收割后的耕地等, 如图 3。在 Google Earth 19 级数据下, 每个正负样本可覆盖  $0.017 \text{ km}^2$  的范围, 可以较好地反映研究区内的侵蚀沟分布情况。

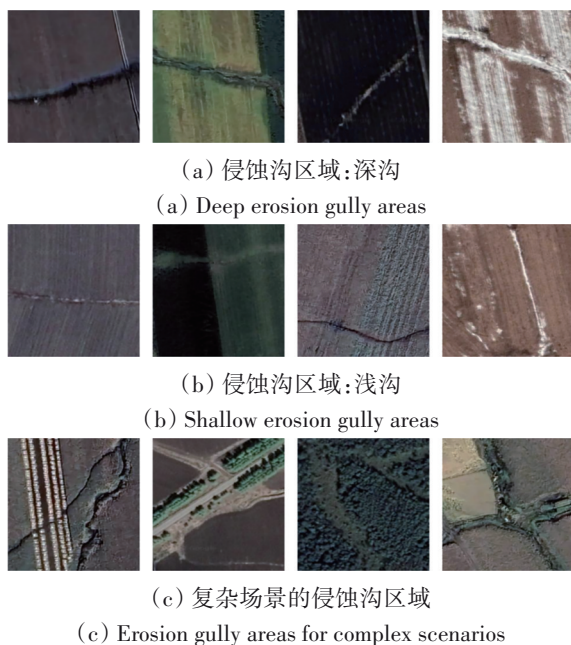


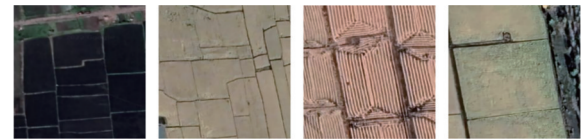
图2 侵蚀沟样本示例

Fig. 2 Sample examples of erosion gully



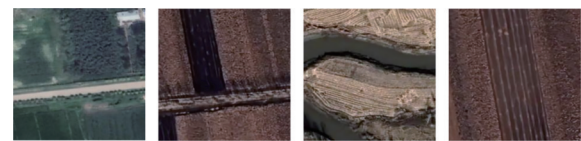
(a) 非侵蚀沟区域:建筑与树林

(a) Non-erosion gully areas: Buildings and woods



(b) 非侵蚀沟区域:耕地

(b) Non-erosion gully areas: Cropland



(c) 与侵蚀沟相似的非侵蚀沟区域

(c) Non-erosion gully areas similar to erosion gullies

图3 非侵蚀沟样本示例

Fig. 3 Sample examples of others

## 3 侵蚀沟遥感识别模型

### 3.1 模型架构

图 4 为本文设计的基于多尺度稠密扩张卷积神经网络的东北黑土区侵蚀沟识别模型。该模型的输入是  $224 \text{ 像素} \times 224 \text{ 像素}$  的遥感图像块, 模型输出是该图像块对应的类别, 共包括侵蚀沟和非侵蚀沟两个类别。该模型主要有以下几个特点:

(1) 多尺度扩张卷积残差模块 (MDCR): 用于提高模型对侵蚀沟形变的适应能力, 从多个尺度学习特征。

(2) 模块的稠密连接 (Dense block): 将 MDCR 模块稠密连接。通过特征重用, 减少梯度消失, 提高模型准确性。

(3) 多感受野过渡模块 (MFT): 代替池化层, 以提高模型对侵蚀沟形状变异的适应性和鲁棒性。

(4) 非局部特征提取模块 (Non-local): 用于提取影像的全局特征, 提高地物间可分性。

(5) 分类模块: 包含一个全局池化层 (GAP), 两个全连接层 (FC) 和一个 Softmax 分类器。

模型的具体参数如表 1 所示。



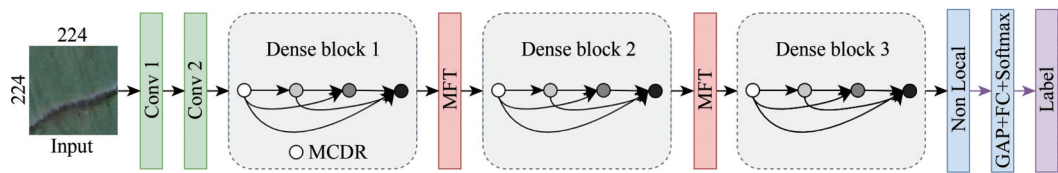


图4 侵蚀沟遥感识别网络结构  
Fig. 4 Network structure of remote sensing identification of erosion gullies

表1 基于多尺度稠密扩张卷积神经网络的侵蚀沟识别模型参数

Table 1 Model configuration for identification of erosion gullies based on MD-CNN

网络层名称	输入尺寸/像素	输出尺寸/像素	卷积尺寸/像素	滤波器数量/个	步长/像素
输入层	224×224×3				
Conv 1	224×224×3	112×112×64	3×3	64	2
Conv 2	112×112×64	56×56×128	3×3	128	2
稠密连接的MDCR模块1	56×56×128	56×56×128	—	—	—
多感受野过渡模块1	56×56×128	28×28×256	—	—	—
稠密连接的MDCR模块2	28×28×256	28×28×256	—	—	—
多感受野过渡模块2	28×28×256	14×14×512	—	—	—
稠密连接的MDCR模块3	14×14×512	14×14×512	—	—	—
非局部特征提取模块	14×14×512	14×14×512	—	—	—
GAP	14×14×512	1×1×512	14×14	—	—
FC 512	1×1×512	512	—	—	—
FC 128	512	128	—	—	—
Softmax	128	2	—	—	—

3.2 多尺度扩张卷积残差模块

侵蚀沟不仅仅存在于平坦的黑土裸地中，还可能被植被覆盖，或位于水渠等地物附近。在遥感影像上观察，侵蚀沟易与此类地物混淆。因此，需要提高侵蚀沟识别的可分性和特异性。提出了一个多尺度扩张卷积残差模块，如图5所示。该模块的特点如下：（1）包含多种不同扩张半径的扩张卷积层 D\_Conv（Dilated convolutional block）；（2）各卷积层间多尺度连接；（3）是一个残差（residual）结构模块，其中残差分支通过1×1的卷积核缩减通道数，以保证融合时通道数的一致性；另外，各扩张卷积层的滤波器数量一致，以保证最终输出特征的可加性。该模块可以聚合不同尺度上的多分支特征，提高了对侵蚀沟的识别能力。

本文将MDCR模块稠密连接，鼓励特征重用，加强特征传播，缓解梯度消失的问题。另外，稠密连接策略具有一定正则化效果，从一定程度上减少了过拟合现象。

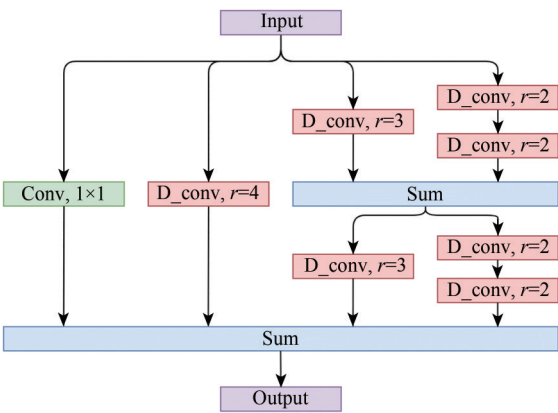


图5 多尺度扩张卷积残差模块  
Fig. 5 Structure of MDCR module

3.3 多感受野过渡模块

受Inception模块启发（Szegedy等，2014），提出了一个多感受野过渡模块，代替池化层，从多尺度感受特征。该模块如图6所示。通过通道数的叠加，实现不同感受野上的特征融合。最后通过一个1×1的卷积核，压缩通道数，提高计算效率。

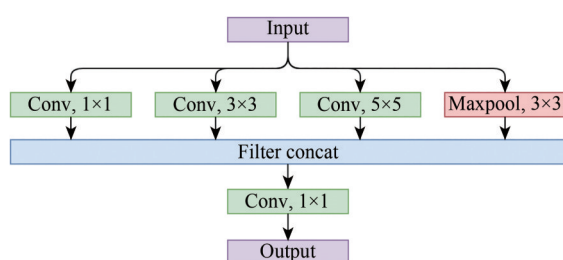


图6 多感受野过渡模块

Fig. 6 Structure of MFT module

### 3.4 非局部特征提取

在卷积神经网络中使用非局部特征提取模块,如图7,可以将视野域扩大至全图,其有效性已在多个经典深度学习神经网络中得到验证(Wang等, 2017)。在侵蚀沟识别任务中,侵蚀沟的局部特征不能提供图像的全局特征和上下文关系信息。为了解决上述问题,运用了非局部特征提取模块。

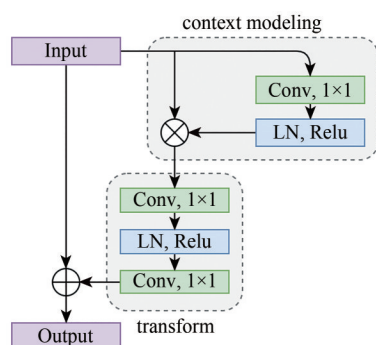


图7 非局部特征提取模块

Fig. 7 Structure of non-local module

### 3.5 模型训练及精度评估

本文采取以下实验方法开展模型训练和精度评估。

(1) 采取He等(2015)初始化作为参数的初始化方法,保证训练稳定并提高收敛速度。

(2) 对所有标准卷积层均使用了批量归一化BN (Batch Normalization) (Ioffe 和 Szegedy, 2015)策略。并在两个全连接层后均设置了Dropout层 (Srivastava等, 2014),并将失活概率设置为0.5,以防止过拟合。

(3) 选取Adam优化器 (Kingma和Ba, 2015),并将初始学习率设置为 $10^{-4}$ 。应用了早停策略ES (Early-Stopping) (Prechelt, 2012),以进一步防

止过拟合。损失函数选取交叉熵CE (Cross-Entropy),其计算公式为

$$L_{CE} = -\sum_i y_i^p \lg y_i \quad (1)$$

式中, $L_{CE}$ 为损失函数值, $i$ 为第 $i$ 个样本, $y_i$ 为真实标签, $y_i^p$ 为预测结果。

(4) 编程框架为Tensorflow,操作系统为Ubuntu20.04,CPU为Intel Core i7-12700,GPU为NVIDIA RTX 2080Ti,显存为11 G。

(5) 精度评价指标选取混淆矩阵 (Confusion matrix)、总体分类精度OA (Overall Accuracy)和Kappa系数。其中混淆矩阵能够直观表达被正确和错误分类的地物类别和个数,OA代表被正确分类的地物个数与总样本数的比值,Kappa系数代表着该分类与完全随机的分类相比,错误被减少的比例,其计算公式为

$$k = \frac{p_o - p_e}{1 - p_e} \quad (2)$$

式中, $k$ 为Kappa系数值, $p_o$ 为总体分类精度,即OA, $p_e$ 为偶然一致性误差。

## 4 结果与分析

### 4.1 分类结果及精度分析

利用训练好的侵蚀沟遥感识别模型对海伦市行政区域内进行滑窗识别,结果如图8所示。可见,海伦市研究区内的侵蚀沟,大部分位于耕地中间,少部分存在于树林中,并呈现出大面积聚集和连片分布的特征。这与侵蚀沟的形成过程相吻合,即由水土流失引发沟壁坍塌,沟底下切,并塌方式产生大面积侵蚀沟。

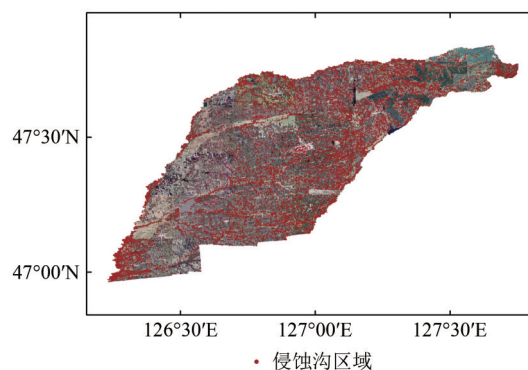


图8 海伦市侵蚀沟区域分布图

Fig. 8 Distribution map of erosion gully area in Hailan City

为了进一步评估模型，选择了3块典型试验区用本文模型预测，并和地面真值比较，结果如图9所示。可见预测结果与地面真值的吻合程度较高；针对3幅影像的识别精度分别达到了90.48%、93.94%和91.30%，取得了预期效果。

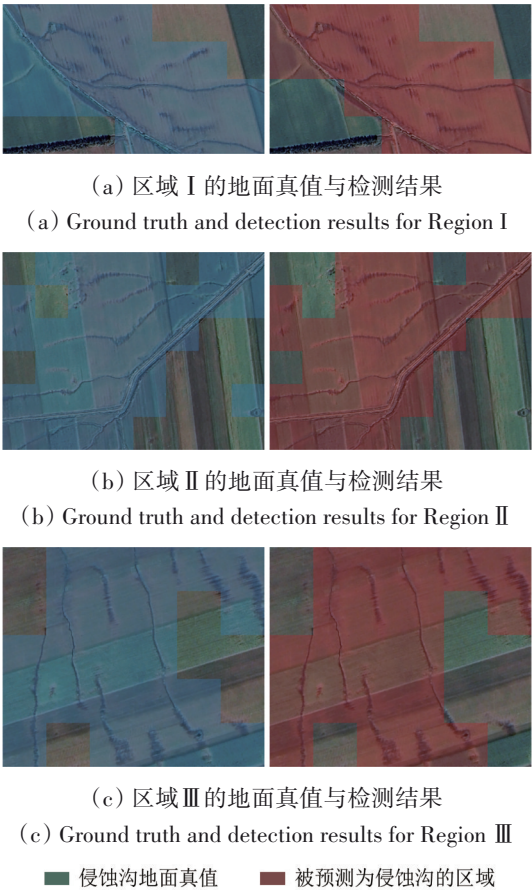


图9 典型区域侵蚀沟检测结果  
Fig. 9 Typical area of erosion gullies and detection results

目视解译定性侵蚀沟结果后，为了进一步评价性能，在测试集上进行混淆矩阵计算，如表2所示。本文模型总体精度为95.80%，Kappa系数为0.9152，取得了较好的识别效果。

表2 混淆矩阵  
Table 2 Confusion matrix

类别	侵蚀沟	非侵蚀沟	用户精度/%
侵蚀沟	861	55	93.99
非侵蚀沟	29	1055	97.32
生产精度/%	96.74	95.04	

4.2 类激活图及错例分析

类激活图CAM (Class Activation Mapping) (Zhou等, 2015) 可以显示出模型在训练过程中，分类

模型是根据图像哪一部分的特征进行判别的。本文采用梯度加权类激活图 (Grad-CAM) (Selvaraju等, 2020) 生成热力图，突出显示预测该类的重要区域。

图10为正确分类的样本及其类激活图。由图10 (a) 可见：在侵蚀沟影像的类激活图中，热值从侵蚀沟中心向周边逐渐减小，呈现明显的空间梯度。这表明本文模型是根据侵蚀沟区域而不是其他无关区域进行预测。同理，由图10 (b) 可见：在对非侵蚀沟图像的识别中，模型重点关注了没有侵蚀沟的耕地、田间道路、和建筑等，并将其正确识别。

但是，在识别过程中也存在一定的错分案例。图11展示了两类错例。在假阴性的错分案例中，受限于侵蚀沟空间特征的不明显性，模型产生了错误的分类结果。图11区域I和II中由于侵蚀沟较浅，从热力图中可以看出，模型更加关注耕地的纹理。图11区域III中，模型将注意力集中在了侵蚀沟两侧的森林。图11区域IV中，模型更加关注区域内的道路，忽略了道路旁的侵蚀沟。在假阳性的案例中，某些地物的整体形态与侵蚀沟相似，从而产生错误的分类结果。图11区域I将耕地错分为侵蚀沟，从热图中可以看出模型重点关注耕地的分界线，并将其错分为侵蚀沟。同理，图11区域II到区域IV中，被错判为侵蚀沟的真实地物分别是耕地露天堆放物、河流和田间道路。

通过以上错例分析，本研究发现基于遥感影像实现东北黑土区的侵蚀沟识别存在一定挑战，包括侵蚀沟要素特征不清晰、识别过程中受与侵蚀沟相似的其他地物干扰、侵蚀沟和其它地物同时存在时，模型注意力被分散等。Chen等 (2022) 证明了基于遥感影像和街景影像的数据融合，对于遥感场景识别工作是有益的。在未来研究中，拟采用遥感影像和街景影像相融合的方式，其中在黑土区等远离城市、较难获取街景影像的地区，拟融合无人机影像，以提高遥感场景识别精度。

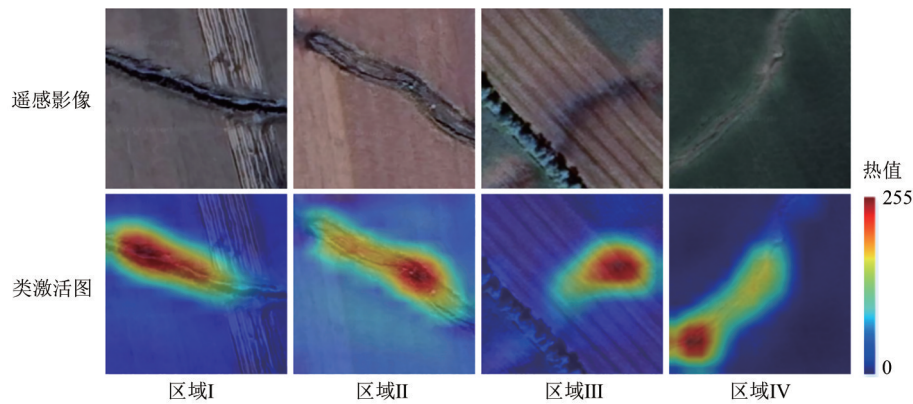
4.3 剔除相应模块的消融实验

在相同训练集和测试集的基础上进行消融实验，在原模型的基础上，分别剔除多感受野过渡模块、多尺度扩张卷积残差模块和稠密连接模块，得到3种新模型，评价结果如表3所示。可见，多尺度扩张卷积残差模块在局部特征的提取上，实

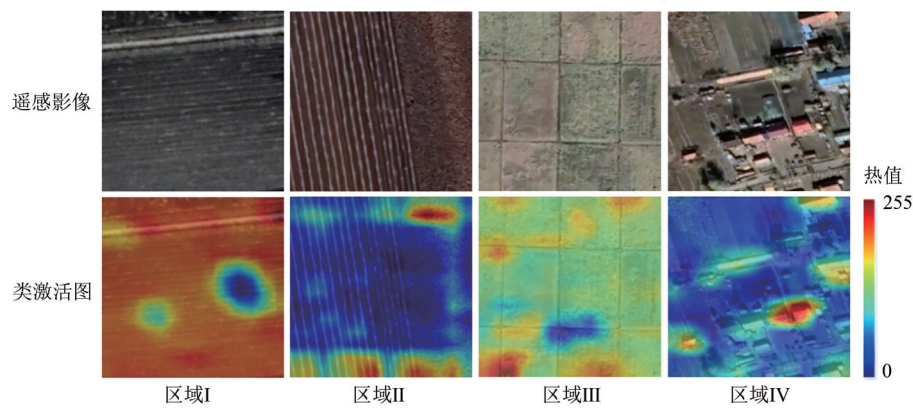


现了分支特征融合, 代替普通卷积后, 对模型精度有较大提升; 稠密连接模块则利用特征复用, 以避免模型训练中梯度消失, 配合防止过拟合的

策略, 对模型精度有一定提升。多感受野过渡模块代替池化层后, 得益于其耦合分支特征的能力, 对模型精度实现了较少提升。



(a) 侵蚀沟影像  
(a) Erosion gully images

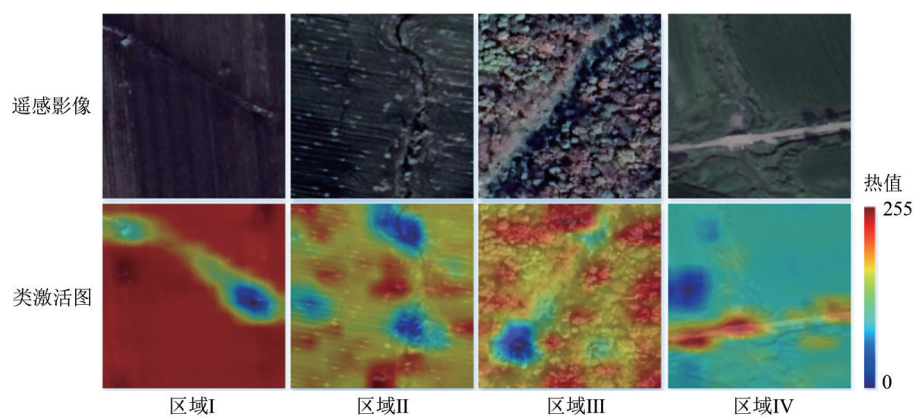


(b) 非侵蚀沟影像  
(b) Non-erosion gully images

红色为识别过程中模型关注的热点区域, 由红色向蓝色过渡, 热值逐渐减小

图 10 正确分类的影像和类激活图

Fig. 10 Images and class activation maps correctly categorized



(a) 假阴性案例  
(a) False negative cases

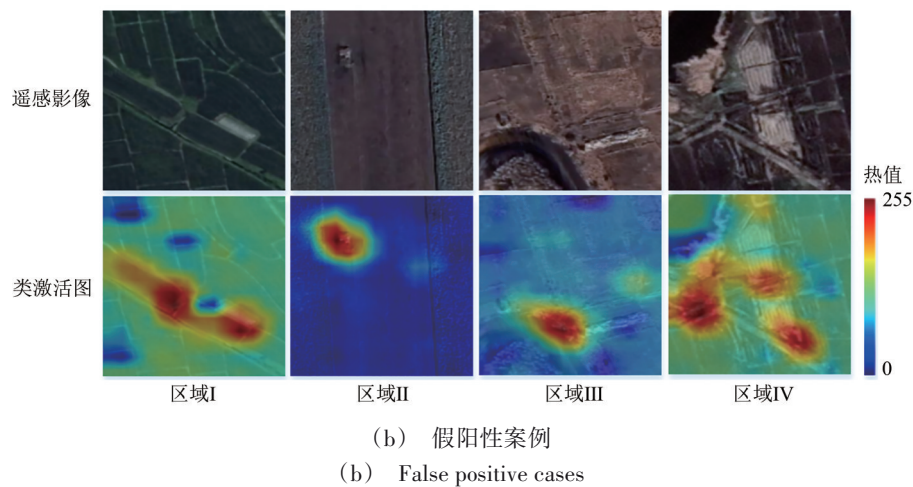


图 11 错误分类的影像和类激活图  
Fig. 11 Images and class activation maps wrongly categorized

表 3 剔除相应模块的消融实验结果  
Table 3 Results of ablation experiments without corresponding modules

模型类别	总体精度/%	Kappa 系数
w/o 多感受野过渡模块	93.75	0.8734
w/o 多尺度扩张卷积残差模块	92.70	0.8515
w/o 稠密连接模块	92.90	0.8567
本文模型	95.80	0.9152

注: w/o 即 without,意为剔除该模块。

4.4 与其他经典深度学习模型对比实验

在相同训练集和测试集的基础上,与计算机视觉领域内的经典模型开展对比实验,其结果如表4所示。与其他深度学习经典模型相比,本文提出的模型精度最高。GoogLeNet 整体精度最低,主要原因是 GoogLeNet 的网络深度不够,其浅层网络的表达能力有限。相较于 GoogLeNet, ResNet 的整体精度有一定提升,原因在于 ResNet 通过跳层连接的方式加深了网络深度,整体精度有一定提升;作为 Transformer 模型的前沿代表, Swin-T 在图像分类任务中的表现较好,其精度较 ResNet 稍高。DenseNet 由于采取了更加激进的跳层连接策略,可以更好实现特征复用,其精度在深度学习的经典模型中最高。

相较于上述模型,本文提出的基于多尺度稠密扩张卷积神经网络模型通过多尺度扩张卷积残差模块、多感受野过渡模块更好地适应了侵蚀沟在遥感影像上的形状和尺寸变化,并通过非局部特征提取模块获取了图像的全局语义特征,因此

其分类精度最高。  
表 4 本文模型和其他经典深度学习模型对比结果  
Table 4 Comparison experiments between the model in this paper and other classical deep learning models

模型类别	总体精度/%	Kappa 系数
GoogLeNet	92.50	0.8484
ResNet	93.25	0.8643
DenseNet	94.00	0.8785
Swin-T	93.40	0.8669
本文模型	95.80	0.9152

5 结 论

本研究为实现对侵蚀沟的智能遥感识别和检测,提出了一种新的深度学习模型,并以东北黑土区内侵蚀沟为研究对象进行验证。主要结论如下:

(1) 针对东北地区复杂黑土地景观格局下的侵蚀沟的形状、尺度等特点,基于多尺度稠密扩张卷积神经网络提出了一种新的侵蚀沟遥感识别模型,在侵蚀沟遥感识别方面有较好的效果。

(2) 以黑龙江省海伦市为研究区开展实验并与其他计算机视觉领域内的常用模型对比。结果表明,拥有多尺度扩张卷积残差模块、稠密连接策略和多感受野过渡模块的卷积神经网络模型能够提高对侵蚀沟的识别精度。且相较于深度学习的经典模型,本文模型具有更高的总体精度。

(3) 在复杂场景下,基于遥感影像进行侵蚀沟识别存在一定挑战。未来研究中,拟采用遥感



影像和街景影像融合的方式, 在不易获取街景影像的地区, 则采用遥感影像和无人机影像融合的方式, 提高复杂场景下的识别精度。

综上, 本研究提出的东北黑土区侵蚀沟遥感识别的多尺度特征提取模型可以提供较精确的侵蚀沟空间分布信息, 从而为东北黑土区综合治理提供决策依据。

## 参考文献(References)

- Aouragh M H, Ijlil S, Essahlaoui N, Essahlaoui A, El Hmaidi A, El Ouali A and Mridekh A. 2023. Remote sensing and GIS-based machine learning models for spatial gully erosion prediction: a case study of Rdat watershed in Sebou basin, Morocco. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 30: 100939 [DOI: 10.1016/j.rsase.2023.100939]
- Chen B A, Feng Q L, Niu B W, Yan F Q, Gao B B, Yang J Y, Gong J H and Liu J T. 2022. Multi-modal fusion of satellite and street-view images for urban village classification based on a dual-branch deep neural network. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 109: 102794 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102794]
- Chen J T, Tong R Q, Zhang C L, Wu C Y, Li C and Mu C S. 2022. Research on planting techniques of two common shrubs for erosion gully control in the black soil area of Northeast China. *Soil and Water Conservation in China*, (11): 18-23 (陈靖天, 全如强, 张成龙, 吴春英, 李超, 穆春生. 东北黑土区侵蚀沟治理两种常用灌木栽植技术研究. *中国水土保持*, (11): 18-23) [DOI: 10.14123/j.cnki.swcc.2022.0257]
- Cui N B and Sheng S Y. 2021. Quantitative research on ecological compensation for cultivated land in black soil region in Northeast China from perspective of food security. *Acta Agriculturae Zhejiangensis*, 33(9): 1759-1769 (崔宁波, 生世玉. 2021. 粮食安全视角下的东北黑土区耕地生态补偿研究. *浙江农业学报*, 33(9): 1759-1769) [DOI: 10.3969/j.issn.1004-1524.2021.09.20]
- Dosovitskiy A, Beyer L, Kolesnikov A, Weissenborn D, Zhai X H, Unterthiner T, Dehghani H, Minderer M, Heigold G, Gelly S, Uszkoreit J and Housby N. 2021. An image is worth 16x16 words: transformers for image recognition at scale. *International Conference on Learning Representations* [DOI: 10.48550/arXiv.2010.11929] Feng Q L, Chen B A, Li G Q, Yao X C, Gao B B and Zhang L C. 2022a. A review for sample datasets of remote sensing imagery. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(4): 589-605 (冯权洸, 陈泊安, 李国庆, 姚晓闯, 高秉博, 张连翀. 2022a. 遥感影像样本数据集研究综述. *遥感学报*, 26(4): 589-605) [DOI: 10.11834/jrs.20221162]
- Feng Q L, Chen B A, Niu B W, Ren Y, Wang Y and Liu J T. 2021. Identification of urban villages from remote sensing image based on multi-scale dilated convolutional neural network. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 52(11): 181-189, 218 (冯权洸, 陈泊安, 牛博文, 任燕, 王莹, 刘建涛. 2021. 基于多尺度扩张卷积神经网络的城中村遥感识别. *农业机械学报*, 52(11): 181-189, 218) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2021.11.019]
- Feng Q L, Niu B W, Zhu D H, Chen B A, Zhang C and Yang J Y. 2022b. Review for deep learning in land use and land cover remote sensing classification. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 53(3): 1-17 (冯权洸, 牛博文, 朱德海, 陈泊安, 张超, 杨建宇. 2022b. 土地利用/覆被深度学习遥感分类研究综述. *农业机械学报*, 53(3): 1-17) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2022.03.001]
- He K M, Zhang X Y, Ren S Q and Sun J. 2015. Delving deep into rectifiers: surpassing human-level performance on ImageNet classification//*Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Santiago: IEEE: 1026-1034 [DOI: 10.1109/ICCV.2015.123]
- He K M, Zhang X Y, Ren S Q and Sun J. 2016. Deep residual learning for image recognition // *Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Las Vegas: IEEE: 770-778 [DOI: 10.1109/CVPR.2016.90]
- Huang G, Liu Z and Van Der Maaten L and Weinberger K Q. 2017. Densely connected convolutional networks//*Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Honolulu: IEEE: 2261-2269 [DOI: 10.1109/CVPR.2017.243]
- Huang L C, Liu L, Jiang L M and Zhang T J. 2018. Automatic mapping of thermokarst landforms from remote sensing images using deep learning: a case study in the northeastern Tibetan Plateau. *Remote Sensing*, 10(12): 2067 [DOI: 10.3390/rs10122067]
- Ioffe S and Szegedy C. 2015. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift//*Proceedings of the 32nd International Conference on International Conference on Machine Learning*. Lille: JMLR.org: 448-456
- Kingma D P and Ba L J. (2015). Adam: a method for stochastic optimization // *Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR)*. San Diego: [s.n.]: 13
- Li Q F, Li J C, Yu M P and Guo X X. 2021. Spatial pattern of gully erosion control urgency in black soil farming area. *Progress in Geography*, 40(7): 1208-1219 (李全峰, 李吉程, 于明鹏, 郭欣欣. 2021. 黑土耕作区侵蚀沟治理紧迫度空间分布特征. *地理科学进展*, 40(7): 1208-1219) [DOI: 10.18306/dlkxjz.2021.07.011]
- Li Z, Qin W, Qi Z G, Shang G F, Ma Q T, Guo Q K and Yin Z. 2019. Remote sensing analysis on gully morphology and spatial distribution in rolling hilly region and mountainous and hilly region of Northeast China. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 35(14): 133-140 (李镇, 秦伟, 齐志国, 尚国珪, 马庆涛, 郭乾坤, 殷哲. 2019. 东北漫川漫岗和山地丘陵黑土区侵蚀沟形态特征遥感分析. *农业工程学报*, 35(14): 133-140) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.14.017]
- Liu Z, Lin Y T, Cao Y, Hu H, Wei Y X, Zhang Z, Lin S and Guo B N. 2021. Swin transformer: hierarchical vision transformer using

- shifted windows//Proceedings of 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Montreal: IEEE: 9992-10002 [DOI: 10.1109/ICCV48922.2021.00986]
- Pal S C, Arabameri A, Blaschke T, Chowdhuri I, Saha A, Chakraborty R, Lee S and Band S S. 2020. Ensemble of machine-learning methods for predicting gully erosion susceptibility. *Remote Sensing*, 12(22): 3675 [DOI: 10.3390/rs12223675]
- Prechelt L. 2012. Early stopping-but when?//Montavon G, Orr G B, Müller K R, eds. *Neural Networks: Tricks of the Trade*. Berlin, Heidelberg: Springer: 55-69 [DOI: 10.1007/978-3-642-35289-8\_5]
- Selvaraju R R, Cogswell M, Das A, Vedantam R, Parikh D and Batra D. 2020. Grad-CAM: visual explanations from deep networks via gradient-based localization. *International Journal of Computer Vision*, 128(2): 336-359 [DOI: 10.1007/s11263-019-01228-7]
- Song S, Fan H M and Niu T Y. 2022. Comparative analysis of the development the geometric forms of gully in different seasons in black soil area of Northeast China. *Journal of Soil and Water Conservation*, 36(1): 18-23 (宋爽, 范昊明, 牛天一. 2022. 东北黑土区不同季节侵蚀沟形态发育比较分析. *水土保持学报*, 36(1): 18-23) [DOI: 10.13870/j.cnki.stbxb.2022.01.003]
- Srivastava N, Hinton G, Krizhevsky A, Sutskever I and Salakhutdinov R. 2014. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. *The Journal of Machine Learning Research*, 15(1): 1929-1958
- Szegedy C, Liu W, Jia Y Q, Sermanet P, Reed S E, Anguelov D, Erhan D, Vanhoucke V and Rabinovich A. 2014. Going deeper with convolutions // Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Boston: IEEE: 1-9 [DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298594]
- Wang X L, Girshick R B, Gupta A K and He K M. 2017. Non-local neural networks//Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE: 7794-7803 [DOI: 10.1109/CVPR.2018.00813]
- Wang Z T. 2021. Extraction of Water Erosion Gullies on Loess Plateau Based on Deep Convolutional Neural Network. Xi'an: Shaanxi Normal University (王泽涛. 2021. 基于深度卷积神经网络的黄土高原水蚀沟谷提取研究. 西安: 陕西师范大学) [DOI: 10.27292/d.cnki.gsxfu.2021.001116]
- Yu P X, Zhou X, Liu S H and Wang X K. 2018. Feature extraction and recognition of erosion gully based on remote sensing image in the black soil region in Northeast China. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 22(4): 611-620 (于佩鑫, 周询, 刘素红, 王西凯. 2018. 东北黑土区侵蚀沟遥感影像特征提取与识别. *遥感学报*, 22(4): 611-620) [DOI: 10.11834/jrs.20187165]
- Zhang X Y, Liu X B and Zhao J. 2018. Utilization and Conservation of Black Soil. 2018. Beijing: Science Press: 131 (张兴义, 刘晓冰, 赵军. 2018. 黑土利用与保护. 北京: 科学出版社: 131)
- Zhou B L, Khosla A, Lapedriza A, Oliva A and Torralba A. 2015. Learning deep features for discriminative localization // Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE: 2921-2929 [DOI: 10.1109/CVPR.2016.319]

## Multiscale feature extraction model for remote sensing identification of erosion gullies in Northeast China's black soil region: A case study of Hailun City

FENG Quanlong<sup>1</sup>, JIANG Zihang<sup>1</sup>, NIU Bowen<sup>1</sup>, GAO Bingbo<sup>1</sup>, YANG Jianyu<sup>1</sup>, YANG Ke<sup>2</sup>

1. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100193, China;

2. Harbin Center of Natural Resources Integrated Survey, China Geological Survey, Harbin 150081, China

**Abstract:** Black soil is a valuable and essential soil resource, particularly in the northeastern region of China where it serves as the primary grain-producing area. However, the quality of local agriculture is considerably affected by soil erosion, with erosion gullies representing a prominent manifestation of this issue. Erosion gullies, which are formed because of soil erosion, often interconnect within a hydrological network, creating a tree-like distribution of erosion gully systems that inflict severe damage on cultivated land. Therefore, accurate identification and detection of erosion gullies are pivotal for safeguarding arable land.

This study explores the feasibility of utilizing remote sensing imagery for erosion gully detection and identification, taking advantage of its vast coverage and multiple capture instances. We introduce a novel deep learning model based on a multiscale dense dilated convolutional neural network tailored for erosion gully recognition. Our model incorporates dense connections of multiscale dilated convolutional residual modules and is optimized to aggregate the multilevel spatial features of erosion gullies.

The research is conducted in Hailun City, Heilongjiang Province, which serves as the study area. Our approach involves cropping remote sensing images into predefined patches, which are then annotated to construct training datasets comprising two categories: erosion gullies and non-gullies. Subsequently, the model is trained on the training dataset and evaluated on the test dataset, with weight selection being based on the highest test dataset accuracy. Utilizing the selected weights, we perform sliding window identification across the entire Hailun City area, thereby generating spatial distribution data for erosion gullies. Furthermore, we realize erosion gully area localization on the basis of scene-level labels and class activation maps to offer guidance for boundary extraction.

The findings demonstrate the efficacy of the proposed model, which achieves an impressive overall accuracy of 95.80% and a kappa coefficient of 0.9152. It outperforms traditional deep learning models, such as GoogLeNet, ResNet, DenseNet, and Swin-Transformer. Notably, the overall accuracy in the sliding window recognition phase decreases slightly compared with that in the test phase because of the increased complexity of remote sensing imagery in practical applications. To address this challenge, we recommend using a fusion of remote satellite images and street view imagery in future research to enhance recognition capabilities in complex scenarios.

This study underscores the effectiveness of erosion gully identification through the application of a multiscale dense dilated convolutional neural network. It serves provides precise spatial distribution data concerning erosion gullies, thereby contributing to integrated land management in the black soil region of Northeast China.

**Key words:** erosion gullies, black soil region in Northeast China, deep learning, scene recognition, feature extraction, dilated convolutional neural network, remote sensing monitoring, cropland protection

**Supported by** National Key Research and Development Program of China (No. 2022YFB3903504); Geological Survey and Mineral Resources Assessment Project (No. DD20211589); National Natural Science Foundation of China (No. 42001367)