引文格式：叶晓婷,屈莹. 利用多通道循环注意力机制网络提取遥感图像建筑物[J]. 地理空间信息, 2024, 22(9): 42-47. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2024.09.009

利用多通道循环注意力机制网络提取遥感图像建筑物

叶晓婷[1]，屈　莹[2]
（1. 宁波市测绘和遥感技术研究院，浙江 宁波 315042；2. 宁波冶金勘察设计研究股份有限公司，浙江 宁波 315042）

摘　要：从高分辨率遥感图像建筑物中获取建筑物区域对于城市规划和地理测绘具有重要意义。近年来卷积神经网络在建筑物提取领域取得了较好效果；但现有方法存在特征提取不充分和忽略不同特征之间相关性等问题。为解决高分辨率遥感图像的建筑物提取问题，提出了一种新颖的多通道循环注意力机制网络。利用多尺度通道注意力机制扩大卷积核感受野，提取丰富的建筑物区域特征信息；通过空间金字塔循环模块建立不同特征之间的相互关系，提升模型的非线性学习能力；采用多通道特征融合模块融合不同特征信息，并获取建筑物区域提取结果。实验结果表明，所构造模型在高分辨率建筑物提取数据集上获取了较高精度，证明了该方法的有效性和实用性。

关键词：遥感图像；建筑物提取；卷积神经网络；循环注意力机制；特征相关性
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）09-0042-06

Building Extraction from Remote Sensing Images Using Multi-channel Recurrent Attention Mechanism Network

YE Xiaoting[1], QU Ying[2]
(1. Ningbo Institute of Surveying, Mapping and Remote Sensing Technology, Ningbo 315042, China;
2. Ningbo Metallurgical Survey, Design and Research Co., Ltd., Ningbo 315042, China)

Abstract: Obtaining building region from high-resolution remote sensing images is of great significance for urban planning and geographical surveying and mapping. In recent years, convolutional neural networks have achieved better results in the field of building extraction. However, the existing methods have the problems of insufficient feature extraction and ignoring the correlation between different features. To solve the problems of building extraction in high-resolution remote sensing images, we proposed a novel multi-channel recurrent attention mechanism network. We used the multi-scale channel attention mechanism to expand the convolution kernel receptive field, and extracted rich building region feature information. We used the spatial pyramid recurrent module to establish the relationship between different features, and improved the nonlinear learning ability of model. We used the multi-channel feature fusion module to fuse different feature information, and obtained the building area extraction results. The experimental result shows that the constructed model achieves high accuracy on the high-resolution building extraction dataset, which can prove the effectiveness and practicability of the proposed method.

Key words: remote sensing image, building extraction, convolution neural network, recurrent attention mechanism, feature correlation

高分辨率遥感图像建筑物提取是智慧遥感领域的研究热点之一。遥感图像处理技术已被广泛应用于地理勘探[1]、环境保护[2]、灾害评估[3]等领域。然而，由于建筑物屋顶材质的多样性，其光谱特性和纹理特征差异较大，显著限制了有效信息在建筑物提取中的应用。此外，许多建筑物与道路相邻，使得道路与建筑物之间的边界信息易混淆，建筑物区域像素值与阴影区域相似，导致其边界特征难以区分。近年来从遥感图像中提取建筑物主要采用基于传统机器学习的方法和基于深度神经网络的方法，前者首先提取图像的颜色、纹理、形状等特征信息，再利用分类器对建筑物区域和背景区域像素进行分类；后者则自动获取图像的不同特征信息，并完成像素分类。Zheng C[4]等基于边缘和纹理信息，提出了一种用于遥感图像建筑物提取的马尔可夫模型；Chen D[5]等提出了一种基于简单线性迭代聚类、水平集和线性判别分析的建筑物提取方法。为完成城市道路中心线的提取，Raziq A[6]等结合自动阈值和形态学操作，提出了一种形态学方法；Pang Y[7]等结合马尔可夫概率图模型，提出了一种融合机载激光雷达和高光谱数据的建筑物屋顶轮廓提取

收稿日期：2023-03-09。
项目来源：宁波市科技创新2025重大专项基金资助项目（2022Z032）。
第一作者简介：叶晓婷（1965—），本科，高级工程师，从事摄影测量与遥感工作，E-mail：yulq202009@163.com。

方法。将深度神经网络应用于建筑物提取已得到广泛关注，并被证明比传统建筑物提取方法具有更好的效果，Shelhamer E[8]等提出了一种基于卷积神经网络的方法，并在多幅不同类型的复杂建筑物遥感影像中证明了该方法的有效性；Badrinarayanan V[9]等提出了一种基于 DenseNet 和注意力机制的建筑物提取方法，通过编解码结构增强特征信息的传递，并抑制冗余特征和背景噪声的干扰；Wang X[10]等提出了一种基于深度残差网络和引导滤波的建筑物提取模型，包括图像预处理、深度网络构建和引导滤波 3 个基本步骤；Zhang Z[11]等提出了一种用于建筑物提取的卷积神经网络框架，并通过实验证明该方法能提取不同尺度下的建筑物区域。

综上所述，基于深度神经网络的方法在遥感建筑物提取中已取得了较好的效果；但这些方法仍存在缺陷，如卷积神经网络的逐像素预测能确保较高的像素分类精度，但容易忽略不同卷积特征之间的相互关系。鉴于此，本文将多通道循环注意力机制网络（MCANet）应用于建筑物提取。首先利用多尺度通道注意力机制（MS-CAM）扩大原始卷积核感受野，获取遥感建筑物区域的不同特征信息；再利用空间金字塔循环模块（SPR-Block）构建不同特征信息之间的相关性，提升模型对像素差异的学习能力；然后采用多通道特征融合模块（MCFF-Block）对不同特征信息进行有效融合，提升模型不同特征信息的感知；最后在遥感建筑物提取数据集上比较不同提取方法，以验证该方法的有效性和优势。

1　研究方法

1.1　算法整体结构

本文提出的 MCANet 是一个基于编解码结构的端到端的建筑物提取框架，以任意尺寸的遥感图像为输入，输出相应的建筑物区域提取结果。其整体结构见图 1，包括 3 组并行编解码结构，用于处理包含 RGB 3 种通道的遥感图像。每个编解码器结构均包含卷积和反卷积两个阶段，卷积阶段以 VGGNet 为特征提取网络，从输入图像中提取多尺度特征；反卷积阶段恢复获取的多尺度特征图分辨率，并输出具有全局信息的特征图。为进一步提高建筑物提取精度，MCANet 中使用了 MS-CAM、SPR-Block 和 MCFF-Block，其中 MS-CAM 用于获取每个像素的全局特征信息，增强多尺度特征信息的表示；SPR-Block 用于增强编解码器结构之间不同通道特征信息的交互；MCFF-Block 用于融合不同尺度全局语义特征信息和局部细节特征信息，使模型能获得更好的建筑物提取结果。此外，在编解码结构中通过跳跃融合来恢复卷积过程中产生的特征信息损失。

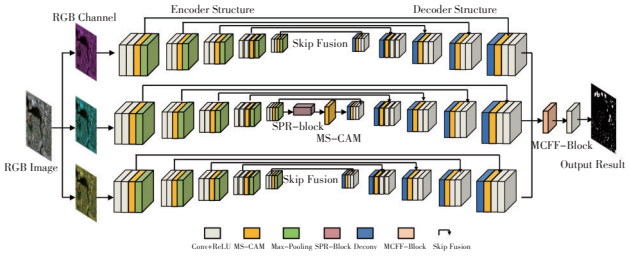


图 1　MCANet 整体结构

1.2　MS-CAM

在深度神经网络的学习过程中，不同深度卷积层能够得到不同的特征图。局部特征通过浅层卷积层获取，随着卷积层的增加感受野逐渐扩大，因此全局特征能通过深层卷积层获取。由于浅层卷积仅对局部特征敏感，而深层卷积只能表示全局特征，因此产生了特征信息丢失的问题。为解决上述问题，本文提出了 MS-CAM，可表示不同特征响应在特征通道上的全局分布，使浅层卷积能获取全局感受野，深层卷积能提取有用特征并抑制背景特征干扰。MS-CAM结构见图2，首先对特征图 U 进行全局平均池化操作，得到每个通道权重，即每个通道的全局信息；再通过两个全连接层、ReLU 激活函数和 Sigmoid 激活函数得到的特征权重；然后将全连接层和激活函数学习到的通道权重与之前的特征图作点积运算；最后利用 Concat 操作得到多尺度通道注意力特征 F 。

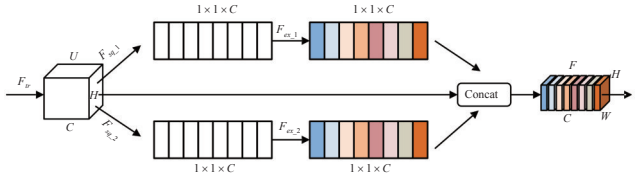


图 2　MS-CAM 结构

MS-CAM 特征提取的计算公式为：

$$z_c = F_{sq}(u_c) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^{H} \sum_{j=1}^{W} u_c(i,j) \tag{1}$$

式中，H 、W 和 C 分别为特征图的长度、宽度和通道数量；i 、j 为对应特征图上每个像素的位置，且 $u_c \in \mathbb{R}^{H \times W}$ 。

利用全局平均池化对 u_c 进行压缩，使得通道特征 C 转化为 $1 \times 1 \times C$ 的实数序列，能够得到全局特征信息 z_c 。权重更新的计算公式为：

$$s = F_{ex}(z, w) = \sigma(W_2 \delta(W_1 z)) \tag{2}$$

式中，δ 为 ReLU 激活函数；σ 为 Sigmoid 函数；$\boldsymbol{W}_1$、$\boldsymbol{W}_2$ 为通道权重矩阵；z 为输入的具体描述符；r 为尺度参数。

为充分获取通道信息，全连接层用于限制模型复杂度并提升模型泛化，使网络能自行更新通道权重。权重映射的计算公式为：

$$\tilde{X}_c = F_{\text{scale}}(u_c, s_c) = u_c \times s_c \tag{3}$$

式中，s_c 为特征图中 C 个通道的权重参数，其尺寸为 $1 \times 1 \times C$。

多尺度通道聚合的计算公式为：

$$F = \text{Concat}(F_{\text{scale}}, \tilde{X}_{c_1}, \tilde{X}_{c_2}) \tag{4}$$

式中，$F \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$ 为得到的多尺度通道特征图。

1.3 SPR-Block

在建筑物提取过程中，建筑物类别和位置信息对提取精度影响较大。在 MCANet 中利用 SPR-Block 提取建筑物区域的类别和位置信息，进行不同尺度下的通道特征信息交互。SPR-Block 采用空间金字塔结构提取多尺度特征信息，利用循环神经网络实现不同尺度下的信息传递，以增强其特征提取能力。SPR-Block 结构见图 3。为获取不同尺度下的特征信息，首先利用双线性插值对输入特征进行尺寸调整，再对每个特征图进行卷积操作。在 SPR-Block 中，需要考虑特征下采样的次数和倍数，若下采样倍数较小、模型参数增加，将导致计算参数量增大；若下采样倍数较大，虽能减少计算参数，但将导致模型性能的下降。在 SPR-Block 中采用两次下采样操作，由于不同卷积提取的特征信息存在差异，类别信息、位置信息等特征之间存在相互关系，因此利用 Conv-LSTM 建立特征间的关联性。Conv-LSTM 通过卷积层实现空间信息传递，通过 LSTM 完成时间序列信息交互。具体计算公式为：

$$i_t = \sigma(\boldsymbol{W}_{xi} * x_t + \boldsymbol{W}_{hi} * h_{t-1} + \boldsymbol{W}_{ci} \circ v_{t-1} + b_i) \tag{5}$$

$$a_t = \tanh(\boldsymbol{W}_{xc} * x_t + \boldsymbol{W}_{hc} * h_{t-1} + b_c) \tag{6}$$

$$f_t = \sigma(\boldsymbol{W}_{xf} * x_t + \boldsymbol{W}_{hf} * h_{t-1} + \boldsymbol{W}_{cf} \circ c_{t-1} + b_f) \tag{7}$$

$$o_t = \sigma(\boldsymbol{W}_{xo} * x_t + \boldsymbol{W}_{ho} * h_{t-1} + \boldsymbol{W}_{co} \circ v_{t-1} + b_o) \tag{8}$$

$$c_t = f_t \circ c_{t-1} + i_t \circ \tanh(\boldsymbol{W}_{xc} * x_t + \boldsymbol{W}_{hc} * h_{t-1} + b_c) \tag{9}$$

$$H_t = o_t \circ \tanh(c_t) \tag{10}$$

式中，$*$ 为卷积运算；$\circ$ 为哈达玛乘积；$\sigma(\cdot)$ 为 Logistic 函数；x_t 为当前时刻的输入数据；h_{t-1} 为上一时刻的隐藏状态；c_{t-1} 为上一时刻的存储单元；$\boldsymbol{W}_{hi}$ 为隐藏输入门矩阵；$\boldsymbol{W}_{xo}$ 为输入输出门矩阵。

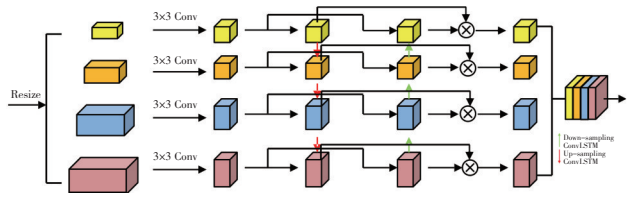


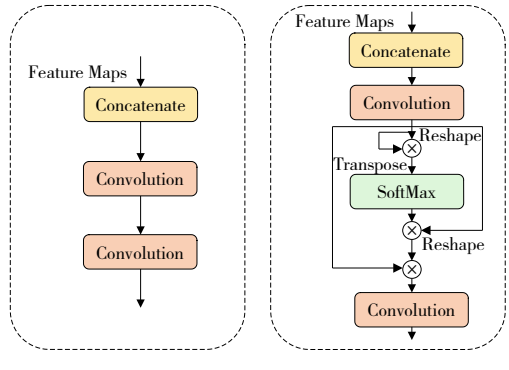
图3 SPR-Block结构

1.4 MCFF-Block

MCFF-Block 是编解码器结构的组成部分，用于高效融合不同通道特征信息。MCFF-Block 通过双线性插值算法对解码器网络输出的特征图进行4倍上采样，再将插值结果作为1×1卷积层的输入。为使特征融合模块更好地引导模型获取预测结果，需在高维特征中引入浅层特征信息。在多通道特征融合过程中的常用方法是直接将通道维度内特征尺寸相同的高维特征和低维特征进行连接；但该方法使用了多次卷积操作增加了模型参数计算量（图4a）。为了更好地进行特征融合，MCFF-Block 通过级联结构融合图像的高维语义信息和低维细节信息（图4b）。在 MCFF-Block 中，先将高维特征和低维特征在通道维度上进行连接，利用多次卷积操作得到特征 F_1，然后在特征 F_1 的通道维度上引入注意力机制。首先得到每个通道权重 W_1，再利用 SoftMax 函数对特征信息进行归一化，最后将得到的权重应用于特征 F_1。特征融合的计算公式为：

$$F_2 = F_1 + F_1 \sigma(\boldsymbol{W}_i) \tag{11}$$

式中，F_1 为输入特征；F_2 为融合后特征；$\boldsymbol{W}_i$ 为可学习权重矩阵，由于权重矩阵能在模型训练过程中自动学习，更好地实现高维特征和低维特征的融合，采用1×1卷积得到建筑物提取结果。



a 常用方法 b MCFF-Block

图4 MCFF-Block结构

2 实验结果与分析

2.1 实验数据集

为验证本文方法提取遥感图像建筑物区域的有效

性，在IAILD遥感图像数据集上进行实验验证。IAILD包含810 km²区域，空间分辨率为0.3 m，包括世界各地的多个区域。数据集中每幅图像的尺寸为5 000×5 000像素。由于实验平台的GPU内存限制，将每个样本裁剪为1 000×1 000像素，裁剪后的数据集包含5 680幅图像。随机选取4 560幅图像作为训练集，480幅图像作为验证集，640幅图像作为测试集。由于部分裁剪后的图像为无标注数据，利用LabelMe进行标注。数据集中样本图像见图5。



a 原始图像　　b 真实标注

图5　IAILD数据集图像

2.2　评价指标

为了量化比较不同方法的遥感图像建筑物提取结果，选取召回率（recall）、精确率（precision）、交并比（IoU）和F_1_score作为验证指标。recall为模块获取的建筑物区域像素占真实建筑物像素的比例；precision为分类为建筑物的像素占所有建筑物像素的比例；IoU用于评估预测结果与真实标注之间的相似性；F_1_score为recall与precision的综合评估指标。

$$\text{recall}=\frac{B_{\text{seg}}}{B_{\text{seg}}+I_{\text{unseg}}},\quad \text{precision}=\frac{B_{\text{seg}}}{B_{\text{seg}}+I_{\text{wseg}}} \tag{12}$$

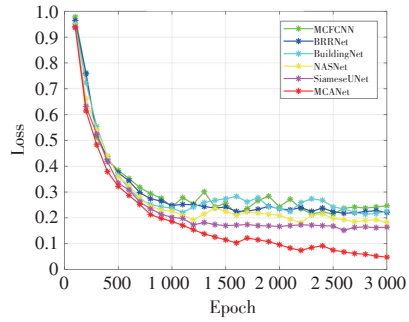
$$\text{IoU}=\frac{B_{\text{seg}}}{B_{\text{seg}}+I_{\text{unseg}}+I_{\text{wseg}}} \tag{13}$$

$$\text{F}_1\text{_score}=2\times\frac{\text{precision}\times\text{recall}}{\text{precision}+\text{recall}} \tag{14}$$

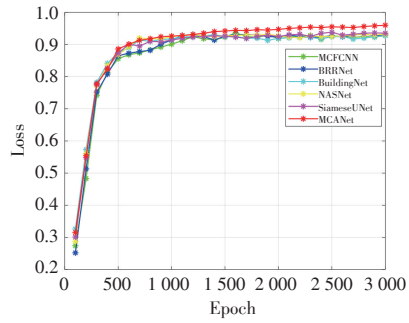
式中，B_{seg}为提取结果中被正确分类为建筑物区域的像素；I_{unseg}为图像中存在建筑物但未被分类为建筑物区域的像素；I_{wseg}为提取结果中背景区域被分类为建筑物区域的像素。

2.3　结果分析

为评估本文方法性能，在相同的数据集和实验设置下，将MCANet与MCFCNN[12]、BRRNet[13]、BuildingNet[14]、NASNet[15]和SiameseUNet[16]进行比较。首先对不同方法的训练过程和对应的建筑物提取精度进行比较；再比较处理单幅遥感图像所占内存空间、计算参数量、训练时间和测试时间。由图6可知，MCANet的损失值为0.032，MCFCNN、BRRNet、BuildingNet、NASNet和SiameseUNet的损失值分别为0.173、0.126、0.112、0.121和0.117，表明MCANet具有显著优势；MCANet的建筑物提取精度为0.956，其他方法的精度分别为0.880、0.893、0.920、0.905和0.931。由表1可知，MCANet的内存为2.23 GB，训练时间为3.13 h、测试时间为1.31 s、计算参数为21，168，192，显著优于其他方法，其原因在于MCANet结构简单、计算参数少，有利于算法优化和训练。



a 不同方法训练过程比较



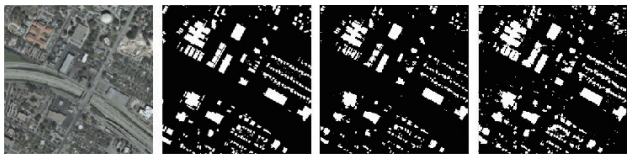
b 不同方法提取精度比较

图6　不同方法的训练过程和提取精度比较

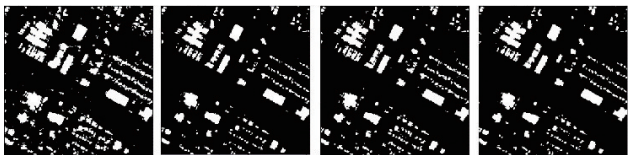
表1　不同方法性能指标比较

模型	内存/GB	训练时间/h	测试时间/s	参数
MCFNN	5.48	7.63	7.41	47,365,274
BRRNet	5.12	7.18	6.26	41,318,432
BuildingNet	4.73	6.56	5.85	32,241,856
NASNet	4.26	4.82	3.52	35,473,268
SiameseUNet	3.52	4.21	3.14	31,714,165
MCANet	2.23	3.13	1.31	21,168,192

不同方法对Austin和Chicago区域的建筑物提取结果见图7、8，相应的量化评价指标见表2、3所示，可以看出，Austin区域的建筑物结构相对简单，但存在验证的阴影现象，给建筑物提取带来了较大挑战，Chicago区域的建筑物密集，但分布相对均匀，降低了建筑物提取的难度；MCFCNN、BRRNet和BuildingNet均能提取Austin区域建筑物的具体位置和轮廓；NASNet和SiameseUNet利用条件随机场对提取结果进行优化，能够准确提取Chicago区域的建筑物区域；MCANet在Austin和Chicago区域均取得了最优效果，但Austin区域的评价指标低于Chicago区域，表明其在抑制阴影干扰方面需要进一步提升。



a Original Image b Ground Truth c MCFCNN d BRRNet



e BuildingNet f NASNet g SiameseUNet h MCANet

图7 Austin区域建筑物提取结果



a Original Image b Ground Truth c MCFCNN d BRRNet



e BuildingNet f NASNet g SiameseUNet h MCANet

图8 Chicago区域建筑物提取结果

表2 Austin区域量化结果比较

模型	recall/%	precision/%	IoU/%	F_1_score
MCFCNN	76.52	81.87	72.37	78.16
BRRNet	77.35	84.25	74.16	81.24
BuildingNet	79.63	87.63	76.82	83.62
NASNet	83.28	88.72	79.51	85.15
SiameseUNet	85.46	90.26	81.34	86.89
MCANet	89.82	94.38	87.42	88.25

表3 Chicago区域量化结果比较

模型	recall/%	precision/%	IoU/%	F_1_score
MCFCNN	77.62	83.67	73.41	79.34
BRRNet	79.86	85.12	75.26	82.85
BuildingNet	81.37	87.93	78.43	84.65
NASNet	82.62	89.26	79.82	86.97
SiameseUNet	84.73	91.38	82.43	87.42
MCANet	91.28	95.27	89.75	89.18

为解释本文方法中MS-CAM、SPR-Block和MCFF-Block对于遥感图像建筑物提取的有效性，本文进行了消融实验分析。消融实验中以UNet为Baseline网络，依次在模型中引入不同模块和组件，由表4可知，同时引入3个模块组件后，Baseline网络获取了最好的建筑物提取效果，进一步证明了不同模块对遥感图像建筑物提取的有效性。

表4 消融实验分析

Baseline	MS-CAM	SPR-Block	MCFF-Block	recall/%	precision/%	IoU/%	F_1_score
√				61.46	66.74	54.89	61.26
√	√			78.37	84.25	73.57	79.24
√	√	√		86.93	92.48	84.26	88.73
√	√	√	√	91.25	95.53	88.24	90.12

3 结 语

为解决遥感图像建筑物区域提取问题，本文提出了一种新颖的MCANet。MCANet通过编解码结构和注意力机制对不同特征信息进行提取和融合，以实现建筑物区域的准确提取。MCANet的MS-CAM能够解决模型训练过程中的特征丢失问题，SPR-Block则用于提取建筑物的类别和位置信息，利用MCFF-Block实现多尺度特征融合并优化建筑物提取结果。实验结果表明，MCANet在多个评估指标中显著优于其他方法，证明了其有效性和实用性。

参考文献

[1] Shen X, Wang D, Mao K. Inundation Extent Mapping by Synthetic Aperture Radar: A Review[J]. Remote Sensing, 2019,11(7):879-885

[2] Li Z Y, Shi W, Benediktsson J A. A Modified Mean Filter for Improving the Classification Performance of very High-resolution Remote-sensing Imagery[J]. International Journal of Remote Sensing,2018,39(3):770-785

[3] Chen K, Zou Z, Shi Z. Building Extraction from Remote Sensing Images with Sparse Token Transformers [J]. Remote Sensing,2021,13(21):4 441-4 449

[4] Zheng C, Wang L. Semantic Segmentation of Remote Sensing Imagery Using Object-based Markov Random Field Model with Regional Penalties[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2015,8(5):1 924-1 935

[5] Chen D, Shang S, Wu C. Shadow-based Building Detection and Segmentation in High-resolution Remote Sensing Image[J]. Journal of Multimedia,2014,9(1):181-188

[6] Raziq A, Xu A, Li Y. Automatic Extraction of Urban Road Centerlines from High-resolution Satellite Imagery Using Automatic Thresholding and Morphological Operation Method[J]. Journal of Geographic Information System, 2016,8(4):517-525

[7] Pang Y, Sun M, Jiang X, et al. Convolution in Convolution

for Network in Network[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems,2018,29(5):1 587-1 597

[8] Shelhamer E, Long J, Darrell T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(4): 640-651

[9] Badrinarayanan V, Kendall A, Cipolla R. SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2016,39(12):2 481-2 495

[10] Wang X, Wang X, Zhao K, et al. FSL-UNet: Full-Scale Linked UNet with Spatial-spectral Joint Perceptual Attention for Hyperspectral and Multispectral Image Fusion[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022,60(11):1-14

[11] Zhang Z, Wang X, Jung C. DCSR: Dilated Convolutions for Single Image Super-resolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2019,28(4):1 625-1 635

[12] Yu L, Zeng Z, Liu A, et al. A Lightweight Complex-valued DeepLabv3 + for Semantic Segmentation of PolSAR Image[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2022,15(6):930-943

[13] Li R, Liu W, Yang L, et al. DeepUNet: A Deep Fully Convolutional Network for Pixel-level Sea-land Segmentation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2018,11(11):3 954-3 962

[14] Pan X, Gao L, Zhang B, et al. High Resolution Aerial Imagery Semantic Labeling with Dense Pyramid Network[J]. Sensors,2018,18(11):3 774

[15] Zhao J, Zhong Y, Zhang L. Detail-preserving Smoothing Classifier Based on Conditional Random Fields for High Spatial Resolution Remote Sensing Imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(5):2 440-2 452

[16] Zhang R, Li G, Li M, et al. Fusion of Images and Point Clouds for the Semantic Segmentation of Large-scale 3D Scenes Based on Deep Learning[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2018,14(3):85-96

（上接第21页）

集范围、强化变量筛选能力和增改解释变量，从而进一步提高模型的拟合优度。

参考文献

[1] Iacus S M, Santamaria C, Sermi F, et al. Human Mobility and COVID-19 Initial Dynamics[J]. Nonlinear Dynamics, 2020,101(3):1 901-1 919

[2] Su M, Hu B, Jiang Y, et al. Relationship Between the Chinese Main Air Transport Network and COVID-19 Pandemic Transmission[J]. Mathematics,2022,10(13):2 348

[3] Oztig L I, Askin O E. Human Mobility and Coronavirus Disease 2019 (COVID-19): A Negative Binomial Regression Analysis[J]. Public Health,2020,185:364-367

[4] Sokadjo Y M, Atchadé M N. The Influence of Passenger Air Traffic on the Spread of COVID-19 in the World[J]. Transportation Research Interdisciplinary Perspectives, 2020,8:100 213

[5] Liu A, Kim Y R, O'connell J F. COVID-19 and the Aviation Industry: The Interrelationship Between the Spread of the COVID-19 Pandemic and the Frequency of Flights on the EU Market[J]. Annals of Tourism Research, 2021, 91:103 298

[6] 卢宾宾,葛咏,秦昆,等. 地理加权回归分析技术综述[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2020,45(9):1 356-1 366

[7] 任富霞. 城市群复杂交通网络效率的空间异质性及其关联效应[D]. 西安:长安大学,2021

[8] Harris R, Dong G, Zhang W. Using Contextualized Geographically Weighted Regression to Model the Spatial Heterogeneity of Land Prices in Beijing, China[J]. Transactions in GIS,2013,17(6):901-919

[9] Xu G, Wang W, Lu D, et al. Geographically Varying Relationships Between Population Flows from Wuhan and COVID-19 Cases in Chinese Cities[J]. Geo-spatial Information Science,2022,25(2):121-131

[10] Fotheringham A S, Yang W, Kang W. Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR)[J]. Annals of the American Association of Geographers,2017,107(6):1 247-1265

[11] Castells M. The Rise of the Network Society[M]. U. S., John Wiley and Sons,2011

[12] 张凡. 航空联系视角下的中国城市网络:结构特征与演化规律[D]. 上海:华东师范大学,2016

[13] Oshan T M, Li Z, Kang W, et al. MGWR: A Python Implementation of Multiscale Geographically Weighted Regression for Investigating Process Spatial Heterogeneity and Scale[J]. ISPRS International Journal of Geo-information, 2019,8(6):269