引文格式：申传庆, 王凯, 王文杰. 基于ResNet-UNet的地表覆盖自动分类技术研究[J]. 地理空间信息, 2023, 21(6): 21-23. doi:10. 3969/j. issn. 1672-4623.2023.06.005

# 基于ResNet-UNet的地表覆盖自动分类技术研究

申传庆[1]，王　凯[1]，王文杰[1]
（1. 自然资源部陕西基础地理信息中心，陕西 西安 710054）

**摘　要：**针对地表覆盖分类数据生产应用需求，利用深度学习语义分割网络对遥感影像进行地表覆盖自动分类，以提高地表覆盖分类数据生产效率。提出了样本采集相关原则，形成了地表覆盖分类样本数据集，研究了基于深度学习语义分割网络的关键技术，构建了ResNet-UNet自动分类网络组合，并探索出了一套从样本采集、网络构建、模型训练、模型推理到分类数据后处理的地表覆盖自动分类技术流程。选取了局部区域的资源三号（ZY-3）卫星遥感影像作为实验对象，并利用训练后的最优模型开展了地表覆盖自动分类实验和验证，实验结果表明，基于ResNet101-UNet网络模型的地表覆盖自动分类技术能够提高地表覆盖分类的效率和精度，具备一定的应用潜力，可在实际工程中进行应用探索。

**关键词：**遥感影像；地表覆盖；深度学习；ResNet；UNet
**中图分类号：**P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2023）06-0021-03

# Research on Automatic Classification Technology of Land Coverage Based on ResNet-UNet

SHEN Chuanqing[1], WANG Kai[1], WANG Wenjie[1]
(1. Shaanxi Geomatics Center, Ministry of Natural Resources, Xi'an 710054, China)

**Abstract:** According to the production and application requirements of land coverage classification data, we used the deep learning semantic segmentation network to automatically classify the land coverage of remote sensing images, so as to improve the production efficiency of land coverage classification data. Then, we put forward the relevant principles of sample collection, formed a sample dataset for surface coverage classification, studied the related key technologies based on deep learning semantic segmentation network, constructed the ResNet-UNet automatic classification network combination, and explored a set of land coverage automatic classification technology process from sample collection, network construction, model training, model inference and post-processing of classified data. Taking the local area of ZY-3 satellite remote sensing image as the experimental object, we used the optimal model after training to carry out the automatic classification experiment and verification of surface coverage. The experimental results show that the surface coverage automatic classification technology based on the ResNet101-UNet network model can improve the efficiency and accuracy of land coverage classification, and have certain application potential, which can be applied and explored in practical engineering.

**Key words:** remote sensing image, land coverage, deep learning, ResNet, UNet

近年来，飞速发展的深度学习技术为大数据时代的地表覆盖自动分类提供了新的解决方案。与传统方法相比，深度学习方法能够通过学习，自动获得最佳地表覆盖分类特征的提取方法，因此，深度学习方法被迅速引入遥感地表覆盖分类研究领域，并成为地表覆盖分类的研究热点之一[1-2]。本文针对地表覆盖自动分类问题，研究了利用ResNet-UNet进行卫星影像地表覆盖分类的相关技术，以期减少地表覆盖分类中的人力投入，提高分类效率。

## 1　深度学习概述

深度学习是机器学习研究领域的一个重要分支，是指计算机根据一套通用规则自动学习数据从输入到输出的最优特征表示的方法，其以数据模型为驱动，通过设定多层网络、每层网络的参数（随机初始化）、迭代规则等，使计算机自动学习并提取输入数据中高维、抽象和特定语义特征，进而实现信息智能化提取和知识挖掘[3-4]。目前，深度学习技术已在遥感应用中表现出显著的优势，越来越多的语义分割技术被应用于遥感影像分类中，并展示了其先进性[5]。

## 2　技术路线

本文以UNet深度学习语义分割网络模型为基础，

收稿日期：2021-12-30；修回日期：2022-03-10。
项目来源：陕西省测绘地理信息局2020年科技资助项目（SCK2020-12）。
第一作者简介：申传庆（1985—），高级工程师，主要从事地理信息系统开发与应用、遥感影像信息提取与分析等工作，E-mail：shenCQ1985@163.com。

通过样本采集、模型构建、模型训练、精度评价等流程，实现地表覆盖地物类型的自动分类，提升数据生产效率、降低作业成本。首先，在遥感影像作业区中，选定具有代表性的相关区域作为样本区，按照一定的样本采集原则，完成样本采集工作，并经过数据处理，生成符合网络要求的样本数据集；在此基础上，以UNet深度学习网络模型为基础，构建遥感影像自动分类网络，网络采用“编码器—解码器”结构，采用ResNet系列网络作为编码器、UNet网络作为解码器。在此基础上，将样本数据集输入给构建的自动分类网络，进行模型训练和验证，若验证精度指标不满足要求，则调整网络的损失函数（CrossEntropyLoss、FocalLoss、Lovász-Softmax loss、FocalLoss + Dice-Loss）、优化器（Adam、Ranger）、激活函数（ReLU、Mish）及训练方式（余弦退火（Cosine Annealing）、1cycle策略）等对网络进行优化，直到满足要求为止。模型训练完成后，依据模型精度评价指标情况，进行网络模型组合的对比分析，选择最优自动分类网络和模型。最后开展模型推理工作，完成对作业区遥感影像的自动分类。

### 2.1 样本准备

样本准备是深度学习技术得以有效运行的关键环节，标记了需要计算机自动识别的遥感影像样本，使计算机不断学习样本数据特征，最终达到计算机智能解译的效果，提供的训练样本数据越多、质量越高，结果就越好[6]。

样本采集的主要原则包括：①在遥感影像作业区中选择样本区时，确保样本区覆盖尽量多类型、形态的地物；②不同类别的样本像素数量应尽量均衡，不能差距太大，各类别之间的样本像素总数之比建议超过10%，特殊情况应控制单个类别像素总数建议要超过1%；③遥感影像中明显地物分类界线的采集精度应控制在2个像素以内，特殊情况应控制在5个像素以内；④在采集样本时，应当始终将相同特征的样本采集为同一类别，保持样本的一致性，避免样本出现语义二义性问题。

在样本采集的基础上，根据深度学习网络的应用需求，开展样本数据的处理，主要包括数据格式处理、数据切片、数据集拆分。数据格式处理是对采集的标注矢量数据和对应的遥感影像数据进行处理，矢量数据需要进行栅格化处理，生成单波段、8位无符号的栅格数据，遥感影像数据需要进行降维、降位处理，生成RGB三波段、8位无符号的栅格数据；开展数据的切片工作，生成切片大小为512像素×512像素的小图片，形成自动分类网络所需的样本数据集；根据网络训练要求，将样本数据集进行合理拆分为训练集和验证集，其中训练集占样本数据集总数的80%，验证集占样本数据集总数的20%；基于拆分后的样本数据集，构建数据集加载器（DataLoader），使用数据增广（水平翻转、垂直翻转、旋转、缩放等）技巧，让样本数据集尽可能的多样化，使得训练的模型具有更强的泛化能力。

### 2.2 网络构建

本文的遥感影像自动分类网络采用“编码器—解码器”结构，其中，编码器用于提取样本的特征信息，形成特征图；解码器用于将编码器提取的特征图恢复成原始图像大小，并在恢复过程中融合编码器中低级特征图，获取不同层级特征信息，弥补丢失的细节，提升网络分割精度。本文使用ResNet系列网络（包括ResNet18、ResNet34、ResNet50、ResNet101、ResNet152）作为编码器，使用UNet网络作为解码器，形成ResNet18-UNet、ResNet34-UNet、ResNet50-UNet、ResNet101-UNet、ResNet152-UNet等自动分类网络组合。

### 2.3 模型训练

模型训练是采用自动挖掘样本数据特征的方式学习样本语义，通过对训练和应用中的效果分析，有针对性地调整参数、不断迭代优化，以获得最优模型的过程[7]。基于构建的数据集加载器和自动分类网络进行模型训练，ResNet网络使用在ImageNet数据集上的预训练权重，UNet网络使用随机权重；在模型训练过程中，使用权重衰变（Weight Decay）、早停（Early Stopping）、余弦退火（Cosine Annealing）、1cycle策略等训练技巧，防止训练过拟合、使模型快速收敛，并更新UNet网络解码器的权重值，使权重值逐步适配该样本数据集；在模型训练到最优后，解冻ResNet网络，使用较小的学习率，对ResNet网络编码器的权重进行微调，更新ResNet网络编码器的权重，使ResNet网络的权重值适配该样本数据集，使模型更加适用于该样本数据集。

### 2.4 模型精度评价

本文采用的模型精度评价指标是语义分割常用的IoU（交并比）和MIoU（平均交并比）评价指标对模型评价，IoU和MIoU的公式如下所示：

$$\mathrm{IoU}=\frac{TP}{TP+FP+FN} \tag{1}$$

式中，$TP$为真正例，是正样本被预测为正样本的数量；$FP$为假正例，是负样本被预测为正样本的数量；

*FN* 为假负例，是正样本被预测为负样本的数量。IoU指标用于衡量模型对每个类别的精度，IoU的取值范围为0~1，越接近1，表示模型对指定类别的精度越高。

$$\mathrm{MIoU}=\frac{1}{k+1}\sum_{i=0}^{k}\mathrm{IoU}_i \tag{2}$$

式中，$k+1$为类别数量；MIoU指标为在所有类别的IoU上取平均值，用于衡量模型对所有类别的精度，MIoU的取值范围为0~1，越接近1，表示模型精度越高。

## 3　实验与分析

本文采用的硬件为深度学习工作站，CPU主频为2.1 GHz的16核英特尔Xeon处理器，显卡为英伟达TESLA V100S32 G图形处理器，内存为128 GB，操作系统为Ubuntu18.04，使用Pytorch深度学习框架构建自动分类网络。

### 3.1　实验数据

实验区域影像为资源三号（ZY-3）卫星遥感影像，分辨率为2 m。按照本文提出的样本采集原则，开展样本区选择、人工标注、数据处理等工序，生产尺寸大小为512像素×512像素的样本1 574组，样本分类信息为耕地、林地、灌木地、草地、人造地表、裸露地及水域共7个一级分类。

### 3.2　实验结果与分析

基于构建的ResNet-UNet网络组合，经过多次实验及优化后，形成的最优指标结果。编码器网络从ResNet18到ResNet50，每类的IoU和MIoU指标有显著提升，MIoU提升了5.92%，每类的IoU提升了2.54%~8.67%；从ResNet50到ResNet101、ResNet152，每类的IoU和MIoU指标略有提升，MIoU提升了0.51%，每类的IoU提升了0.18%~1.27%。可以看出，较深层的编码器网络有更多的卷积层，能提取到更高级更抽象的特征，更容易分类，模型的表达能力强；但是，当编码器网络层达到一定深度，模型遇到了瓶颈，评价指标提升有限。

综合考虑模型在每类的IoU指标及MIoU指标，本文选取ResNet101-UNet网络为最优网络。在实验区，分别使用ResNet101-UNet模型与传统的最大似然法监督分类进行自动分类，分类结果如图1所示。从分类结果来看，最大似然法监督分类方法的分类结果一致性较好，但是从分类结果的正确性、精度及可用性来看，基于深度学习的ResNet101-UNet模型都优于传统的最大似然法监督分类。按照“图斑的边界与遥感影像上地物边界的套合差应控制在2个像素以内”的地表覆盖数据生产精度要求，对ResNet101-UNet模型的自动分类结果经过碎小图斑合并、栅格转面、平滑及简化处理后验证，在遥感影像地物分类边界清晰的地方，约70%及以上的分类结果可以直接使用，人工修改地方相对较少；在遥感影像地物分类边界模糊的地方，自动分类结果会存在分类错误、边界超出套合差2个像素的情况，约10%~40%的自动分类结果可以直接使用，人工修改地方相对较多。

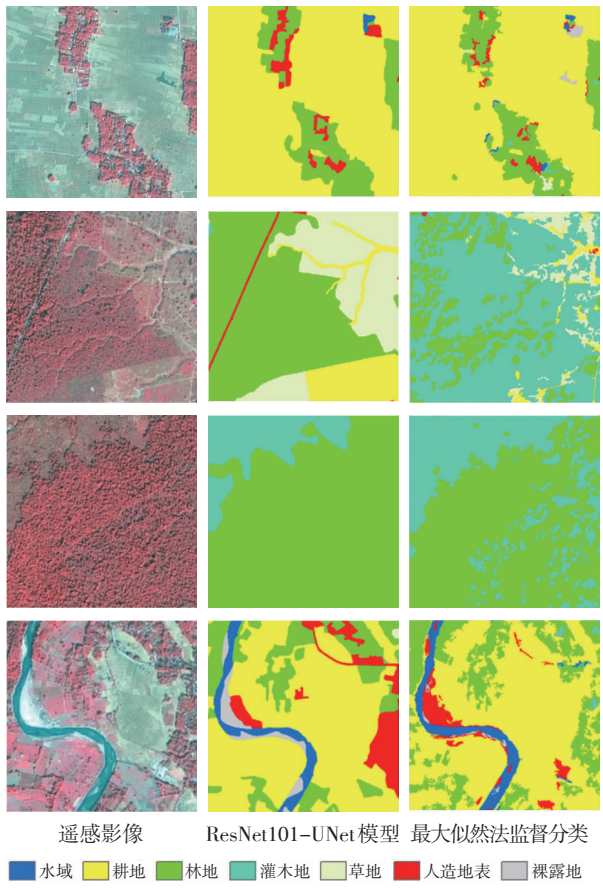



图1　ResNet101-UNet模型与最大似然法监督分类的分类结果

## 4　结　语

本文结合地表覆盖数据生产项目实际需求，研究了利用ResNet-UNet进行遥感影像地表覆盖分类的关键技术，构建了从样本采集、网络构建、模型训练、模型推理到分类数据后处理的地表覆盖自动分类技术流程，形成了基于“ResNet101-UNet”的最优网络及模型，并使用该模型在整个实验区进行实验和边界套合差的人工验证。结果表明，该研究成果具备一定的应用潜力，利用该模型进行自动分类，再经过合并碎小图斑、栅格转面、平滑及简化处理后，作为人工目视解译勾绘图斑的基底数据，以提高地表覆盖分类的

（下转第27页）