兼顾连通性的U-Net 网络高分辨率遥感影像 道路提取

王斌1,陈占龙1,吴亮1,谢鹏2,3,范冬林4,付波霖4

- 1. 中国地质大学(武汉) 地理与信息工程学院, 武汉 430078;
 - 2. 西安测绘研究所, 西安 710054;
 - 3. 地理信息工程国家重点实验室, 西安 710054;
 - 4. 桂林理工大学 测绘地理信息学院, 桂林 541004

摘 要: 遥感影像道路提取结果中的断线一方面降低了提取精度,另一方面影响了道路形态完整性,使得提取结果不能直接应用于空间决策与分析。本文基于U-Net 网络在高分辨率遥感影像道路提取时全局特征表达的优势,提出一种兼顾连通性的道路断线修复方法完善U-Net 网络局部特征表达的劣势。首先,利用数据增强和扩充数据量后的样本数据作为U-Net 网络的输入以此训练模型并进行最优模型的道路提取;然后,对提取结果中出现的道路断线以三次多项式曲线拟合的形式进行优化处理。实验表明,与相近网络比较,本文道路提取的精度和形态完整性有了明显的提高,查准率为86.25%,查全率为85.50%,F1-score 达到了85.87%。其成果数据能直接地应用于地理决策分析,特别有利于灾后的路径规划,本文提出的方法对道路、电网、轨道、河流等线性地物分类结果中出现类似断线问题具有一定的参考意义。

关键词: 遥感, 形态完整性, U-Net 网络, 高分辨率遥感影像, 连通性, 道路断线

引用格式: 王斌,陈占龙,吴亮,谢鹏,范冬林,付波霖.2020.兼顾连通性的U-Net 网络高分辨率遥感影像道路提取.遥感学报,24 (12): 1488-1499

Wang B, Chen Z L, Wu L, Xie P, Fan D L and Fu B L. 2020. Road extraction of high–resolution satellite remote sensing images in U–Net network with consideration of connectivity. Journal of Remote Sensing (Chinese), 24(12): 1488-1499[DOI:10.11834/jrs.20209301]

1 引 言

道路作为城市区域最重要的交通设施,一直是遥感影像解译领域研究的热点问题,对道路准确的提取有利于探究研究区域规划与建设情况(Cardim等,2018; Meng等,2012; 张永宏等,2018)。同时,道路作为重要的线性参照物,对道路形态完整度的提取有助于提高其在灾后交通管理、变化检测等方面的适用性。

道路提取发展的几十年里,经历了从数学形态学的道路检测、传统的监督分类、浅层机器学习以及如今的深度学习等一系列的发展变革,逐渐在向摆脱人工干预的方向发展。20世纪70年代道路提取研究起步阶段,形态学就被应用于道路

提取。数学形态学主要对二值化后道路图像利用 开运算去除噪声点,再利用腐蚀和形态重建算法 提取主要道路,最后利用闭运算和细化处理完善 道路提取结果,多为提取道路中心线(李利伟等, 2005;潘建平和李治,2009)。数学形态学道路提 取能够提取出道路的边缘骨架,但并不能完整表 示道路的全部信息,如道路宽度,且存在边缘噪 声点。监督分类常因为"同物异谱"和"同谱异 物"的情况而导致道路提取出现大量错分现象, 且需要人为经验进行调整,多应用于精度要求不 高的分类中(Oon等,2019)。机器学习的发展和 完善不仅提高了道路提取的精度,而且使得大规 模数据的道路提取提高了效率。其中,支持向量 机(SVM)在道路提取中具有良好的精度效果,

收稿日期: 2019-08-13; 预印本: 2019-10-08

基金项目: 国家自然科学基金(编号:41871305,41801071);国家重点研发计划(编号:2017YFC0602204)

第一作者简介:王斌,1996年生,男,硕士研究生,研究方向为遥感图像处理和地质大数据。E-mail;bz21422@163.com

通信作者简介: 范冬林,1988年生,男,讲师,研究方向为图像智能解译。E-mail:bodhifan@163.com

但通常结合其他算法进行道路提取会有更高的成 效,例如,将分水岭算法和多核SVM结合进行道 路提取会比单核SVM方法提取在精度上提高很多 (李洪川等, 2018)。然而, SVM算法道路提取在 样本数据集量大时存在学习效率变低且错分、漏 分的可能性变大的问题。浅层机器学习存在梯度 消失等问题, 使得道路提取结果不尽人意。深度 学习近年来在人工智能和机器学习领域中不断崛 起,在各学科研究领域均有所应用,在图像处理 领域中尤为显著 (Chen等, 2014)。国内外的专家 学者多利用深度学习在道路提取的数据集大小、 网络深度和结构以及分类提取后处理等方面进行 研究。卷积神经网络 (CNN) 在图像处理领域应 用广泛,通常结合其他算法(如极限学习机 (ELM)、SVM等) 时能在少量样本数据集的训练 中获取满意的道路提取模型。对深度卷积神经网 络进行结构上的修改,增加一些底层细节特征向 高级特征的跳转, 以及减少编码过程的降采样次 数和网络结构层数等,能明显地降低网络训练难 度,缩短道路提取学习时间,提高学习效率,突 出道路细节特征的表达(Kim等, 2017; 贺浩等, 2019)。在对深度学习提取道路的后处理中,目前 多数研究者将条件随机场(CRF)作为首选,主要 利用CRF精修提取后道路的边缘,使其更加平滑, 且消除一些散落的野值噪声点, (Hoberg 和 Rottensteiner, 2010; Panboonyuen 等, 2017)。— 般经过CRF后处理的最终道路提取结果会较未处 理时有2%-3%的提高。

U-Net 网络近年来在遥感影像道路分类提取方面涉及较多,但其原始网络在道路提取方面存在一定的缺陷,所以目前的研究多以改进的 U-Net 网络进行道路提取,以提高道路的细节表达能力。如在 U-Net 网络中加入广域注意单元(WARU),以聚合多个道路信息特征映射通道,改善道路细节特征表达(Yuan等,2019)。也有学者对 U-Net 网络结构进行重构,优化提取结果,如将 U-Net 网络结构进行重构,优化提取结果,如将 U-Net 网络结构进行重构,优化提取结果,如将 U-Net 网络与 DenseNet 网络结合以加深道路特征学习的结构深度,并融入道路的全局和局部特征,使得提取的道路不仅平滑且道路弯道处特征也能显著表达(Xu等,2018)。但即使是改进的 U-Net 网络也存在一些问题,如在未铺设完整的道路上并不能有效提取,缺乏遥感影像场景泛化识别能力。综上所述,形态学和传统监督分类的道路提取虽然

能得到道路骨架,但存在大量噪声点,提取后的数据不能直接使用;而机器学习的道路提取方法虽然降低了噪声,提高了精度,但对于复杂性高以及遮挡性区域的道路提取有限。两者的道路提取结果都需要进行二次处理,才能应用于空间决策分析。如何利用少量样本数据,提高道路提取效率以及提高提取后道路数据的形态完整度供空间分析直接使用,这些问题亟待解决。

U-Net 网络对于道路提取具有边缘平滑且噪点少的优点,但在较深层次的细节表达方面稍有欠缺,不能实现树木遮挡处的连续提取,提取后道路的数据不能直接实际应用,需进行分类后处理。因此,为提高道路形态完整性,使道路提取结果数据能直接应用于空间分析,本文首先利用U-Net网络对空间分辨率为1m的高分辨率遥感影像样本数据中的道路进行提取,得到完整度较高且边缘平滑的道路影像;其次,为完善深层次局部特征细节表达,在考虑道路连通性的基础上进行道路断线修复,修复后的高分辨率遥感影像道路元素提取精度和完整度更高,能够为后续利用遥感影像进行的网络分析、路径分析等工作提供高质量的数据准备。

2 理论与方法

本文将道路提取分为两个阶段,第一阶段利 用U-Net 网络进行道路提取,主要通过对原始训练 遥感影像进行标签制作,对原始训练遥感影像和 标签同时进行数据增强操作,然后,对增强处理 后的数据实行分割处理,扩充样本数据集,再输 入到 U-Net 训练网络中完成网络模型的训练,并利 用最优模型预测道路提取结果,此阶段主要利用 U-Net 网络提取的道路具有边缘平滑且噪声少的特 点。第二阶段为道路断线修复阶段, 主要针对 U-Net 网络在树木遮挡处的道路细节特征学习弱, 部分道路段提取不到的缺陷,提出一种兼顾连通 性的道路断线连接优化处理方法。该方法首先提 取道路骨架,并通过八邻域检测道路断点;其次, 对搜索到散落的道路断点使用 K-means 聚类算法 进行聚类,根据预设规则去除噪声断点,形成不 同的断点类别点集;然后,通过多项式曲线拟合 各类别断点点集,并记录各拟合后曲线数学表达 式;最后,根据各个拟合的多项式计算各类别断 点之间的坐标序列,并结合道路的宽度填充相应 的像元,实现道路断线处的全自动检测和连接。 道路断线修复阶段主要是针对U-Net 网络提取的道 路因区域复杂及遮挡等情况出现的断裂实行技术 修复,将断点检测、聚类分析、多项式拟合有机 地结合起来,从而能完善U-Net 网络提取道路的完 整度。本文的技术路线如图1所示。

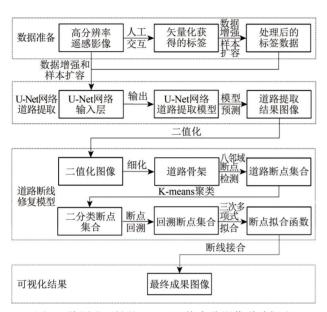


图 1 兼顾连通性的 U-Net 网络高分影像道路提取 Fig.1 U-Net network high-resolution image road extraction with consideration of connectivity

2.1 U-Net 网络道路提取

U-Net 网络最早用于生物和医学图像的分割,是卷积神经网络的一种变形,近年来逐渐在目标检测和分类方面广泛应用。U-Net 网络结构主要由卷积层、最大池化层(下采样)、反卷积层(上采样)以及ReLU(Rectified Linear Unit,修正线性单元)非线性激活函数组成,其是在全卷积神经网络(FCN)的基础上进行的改进,是具有编码器和解码器结构的网络(Kim等,2019),可以训练少量数据样本,减少了训练时间和资源。U-Net结构的左侧是卷积层,主要提取和学习图像特征,每经过一个池化层就形成一个尺度,包括原图一共有5个尺度(Ronneberger等,2015),右侧是上采样层,卷积层中的每个池化操作的前一刻激活值都会连接到对应的上采样层的激活值。

卷积操作在U-Net训练网络中的作用是通过输入图像的加权平均运算输出另一张图像,输出图像的各像素是输入图像区域中像素的加权平均,其中这些权值被称为卷积核,又称为滤波器

(Long等, 2017), 卷积核就相当于一个特征过滤器, 在遥感影像分类识别中提取道路特征。深度学习卷积运算的输入多为多维数组, 其中多维数组称为张量(Zhang等, 2018), 例如, 如果输入一张2维图像I, 使用一个2维的核函数K, 则特征映射为

目前,ReLu常作为激活函数存在于U-Net网络中,主要用于隐层神经元输出(Zhang等,2018),其数学表达式为

$$f(x) = \max(0, x) \tag{2}$$

根据 ReLu 函数表达式,描绘出的函数几何图形如图 2 所示。

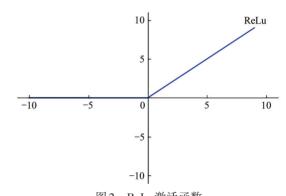


图 2 ReLu激活函数 Fig.2 ReLu activation function

从图2可以看出,当输入信号小于0时,输出值唯一,即为0,当输入信号大于0时,输出正比例于输入。使用ReLu函数时其收敛速度非常快,计算效率远高于Sigmoid函数和tanh函数(Tang等,2018),但是ReLu函数的输出并不是0均值分布的,可能会出现有些神经元不会被激活,即会导致ReLu函数训练的时候容易中断,出现这种情况,一般是学习率设置过大或在模型参数初始时就设置了全正或全负的值。

U-Net 网络具有利用少量样本数据训练学习的能力,以及目标提取边缘平滑且清晰的优点(Peng等,2019),但在解码层的反卷积以及预测时裁剪和拼接的操作会使输出的预测标签数据存在较低的空间分辨率,甚至会出现部分目标地物提取不出的情况,对遥感影像数据具有一定的提取不适应性(Zhang等,2018)。根据 U-Net 网络

的特点,近年来研究者们多以改进的U-Net 网络进行道路提取,改进的U-Net 网络提取的道路不仅边缘平滑和噪声点少,而且可以展现道路更多的细节特征。本文利用U-Net 网络编解码结构具有高效的图像背景信息的还原能力,对高分辨率遥感影像中的道路进行提取,对U-Net 网络提取结果出现的漏分情况进行技术修复。

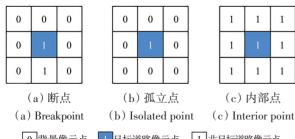
2.2 道路断线修复

骨架法(Lam等,1992; Saeed等,2010)是图像处理中常用到的算法,主要用于提取二值图像的目标物体骨架,是图像细化处理的一种操作。将U-Net网络道路提取结果影像二值化后利用骨架法提取道路骨架,主要是将多像素的道路细化为单像素目标道路,减少了道路的冗余像素信息,且保留了原有道路的连通性,大大降低了断点检测所用的时间。在此基础上,利用八邻域检测算法逐像素搜索道路骨架断点,从而能高效率且无遗漏地检测到道路的边缘断点。八邻域检测算法主要根据目标道路像元点八个邻近方向像素值和的大小来判定其所属类型,一般分为以下几种类型;断点、孤立点和内部点(Sobel,1978)。

假设其中某个道路像元点设为 p_1 ,其周围邻近的八方向像元点设为 $p_2 \rightarrow p_9$,其中 $p_1 \rightarrow p_9$ 相应于该道路像元点的像素值(Salari和Siy , 1984),则:

- (1) 当 $p_2+p_3+p_4+p_5+p_6+p_7+p_8+p_9$ 的值等于1时, 表示此时 p_1 点是断点;
- (2) 当 $p_2+p_3+p_4+p_5+p_6+p_7+p_8+p_9$ 的值等于 0 时, 表示此时 p_1 点是孤立点;
- (3) 当 $p_2+p_3+p_4+p_5+p_6+p_7+p_8+p_9$ 的值大于 6 时,表示此时 p_1 点是内部点。

相应的八邻域检测算法的道路断点、孤立点和内部点的模型表示如图 3 所示(胡晋山等, 2018)。



□ 背景像元点 □ 目标道路像元点 □ 非目标道路像元点图 3 八邻域检测算法各类型表达图

Fig.3 Graph of each type of eight neighborhood detection algorithm

检测到的道路断点需要进行聚类,从而摒弃 一些噪声断点。为呈现检测到的道路断点相似性 关系,选取K-means (Mittal等, 2019) 聚类算法进 行聚类,对八邻域检测算法搜索的断点用 K-means 聚类算法聚类,避免了多项式拟合时混入噪声断 点。K-means聚类是一种无监督学习算法,可自动 学习各类别道路断点的特征,通常来说,道路断 点数据之间相似性越高,则聚为一类,且聚类效 果越好 (Chowdhury 等, 2019)。K-means 聚类算 法的聚类规则是随机选取K个聚类中心作为起始 点,然后将环绕周围的数据点分配到离其最近距 离的聚类中心作为一类, 多次移动聚类中心, 进 行迭代, 直至聚类中心不再移动或达到所设定的 最大迭代次数 (Salehnia 等, 2019)。K-means 聚类 算法实质是利用了欧几里得距离作为度量标准, 假设聚类后的道路断点点集聚簇集合为C= $(c_i|j=1, 2, \dots, k)$, 引入一个代价函数, 规定其 为正值并使其最小化(Xu和Wunsch, 2005), 其 数学表达式为

$$Cost = \sum_{i=1}^{N} (\operatorname{argmin}_{j} ||x_{i} - c_{j}||^{2})$$
 (3)

式中, x_i 表示道路断点聚类点集中的某个点, c_j 表示集合C中的一类。

道路断线的修复,如果仅考虑将断点进行直线相连,则忽略了断线道路的弯曲度,修复后的道路与真实地面影像中的道路差异较大。考虑到道路的曲率,以多项式的形式进行道路拟合和修复。道路断线曲线拟合是指将离散的断点点集以一条连续曲线最大化的表示,用连续函数表达式表示散落道路断点的聚集趋势。多项式拟合的目标是建立输入点集横坐标x的高阶多项式函数,并利用最小二乘法确定多项式系数(Biswas等,2016)。多项式数学表达式为

$$f(x) = \left(\sum_{i=1}^{M} w_i x^i\right) + b \tag{4}$$

式中,x表示道路断点输入, w_i 表示系数,M表示高阶多项式阶数,b表示常数项。

3 实验与结果分析

3.1 数据处理

本文实验数据选自 Mnih 制作的道路 RGB 遥感 影像数据集-Massachusetts Roads (每景影像大小

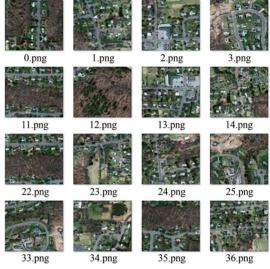
1500×1500 pixel),该数据集覆盖了美国马萨诸塞 州大约 2600 km²的卫星遥感影像(原始卫星遥感 影像源于MassGIS),地面空间分辨率为1m,多处 道路部分段存在遮挡。其中该数据集包含训练集 及其对应标签图像各1108张,测试集及其标签 图像各49张,验证集及其标签图像各14张 (Mnih, 2013)。实验的操作系统为 Windows 7, GPU 配置为 NVIDIA Tesla T4 显存 16 GB, 深度学 习框架为Pytorch 1.0,数据处理软件为ArcGIS 10.2 和Labelme。

实验中首先选取数据集中10张具有明显道路

特征及其遮挡的遥感影像(图4(a)),利用 Labelme 工具手动制作本文研究所需要的标签 (图4(c)), 标注出道路特征和背景特征; 其次, 对原始数据集遥感影像样本和标签数据进行数据 增强,包括旋转、缩放、垂直镜像、光照调整和 添加椒盐噪声点等操作;然后,分割原始数据集 遥感影像样本和标签数据,各分割成10000张大小 为 256×256 pixels 的小块遥感影像数据(图 4 (b)、 图4 (d)),将其作为U-Net网络训练样本,其中 3/4用作训练样本, 1/4用作验证样本。

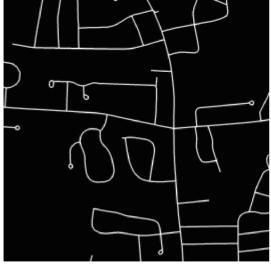


(a) 原始数据集遥感影像样本



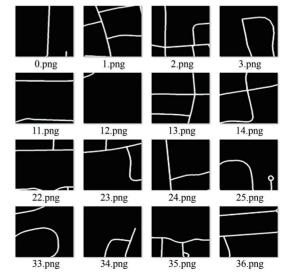
(b) 增强处理后分割成的小块训练样本

(a) Remote sensing image sample from the original data set (b) The training sample were divided into small pieces after enhancement



(c) 原始数据集标签影像样本

(c) Labelled image sample from the original data set



(d) 增强处理后分割成的小块标签训练样本

(d) The labelled training sample were segmented into small blocks after enhancement

图 4 样本训练数据和标签数据的增强和扩容

Fig.4 Enhancement and expansion of sample training data and label data

3.2 U-Net 网络道路提取

本文实验的 U-Net 网络编码层和解码层各五 层,其中编码层包含卷积层、池化层和激活函数 (ReLu),解码层包含反卷积层和 Sigmoid 分类器 等。参数设计如表1,其中损失函数选择常用于二 分类的交叉熵函数, 其表达式为

$$L = -\frac{1}{n} \left(y_i \log a_i + (1 - y_i) \log (1 - a_i) \right)$$
 (5)

式中,n表示像元数,y表示像元i的真实像素值, a_i 表示激活函数预测的第i个像元像素值。

利用最优预测模型进行道路提取时, 待预测 影像和真实道路标签如图5所示。

实验在进行20次迭代训练后最优道路提取结 果和损失收敛函数及精度曲线如图6所示。

表1 U-Net 网络道路提取实验参数设置

Table 1 U-Net network road extraction experiment parameters setting

	数据集 大小	学习率	激活 函数	批处理 大小	训练 次数	损失 函数
U-Net 网络 道路提取	10000	$2\mathrm{e}^{-4}$	ReLu	16	20	交叉熵 函数



(a) 待预测影像

(a) Image to be predicted



(b) 真实道路标签

(b) True road label

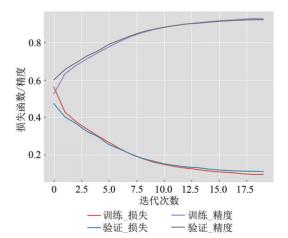
图 5 待预测影像和真实道路标签

Fig.5 To be predicted image and real road label



(a) 最优道路提取结果

(a) Best road extraction result



(b) 损失收敛函数与精度曲线

(b) Loss function and precision curve

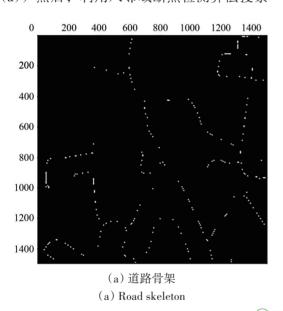
图 6 U-Net 网络道路提取实验

Fig.6 U-Net network road extraction experiment

通过目视效果进行定性分析,U-Net 网络能使 学习到的道路轮廓特征表达清晰,降低了高分辨 率遥感影像道路提取后标签边缘的噪声,使道路 边缘更加平滑,突出了原始影像的细节特征,训练出的模型有利于道路提取研究,但在树木遮挡时存在道路未预测到的缺陷,如图7中矩形圈注所示。从损失收敛函数和精度函数曲线图可以观察到,训练精度和验证精度均约达到90%,训练和验证收敛损失可降到0.1左右,无过拟合现象,表明训练的模型可靠性高。

3.3 兼顾连通性的道路断线修复

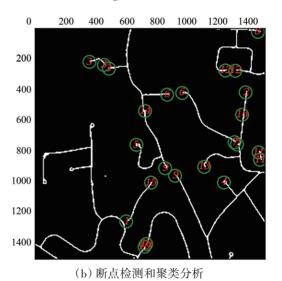
为解决上述实验出现的树木遮挡而使道路预测提取不到的情况,本文基于道路的连通性,对预测结果做多项式拟合修复,以此解决道路断线问题。先对U-Net 网络提取的道路图像进行二值化操作,其次,对其中的道路特征进行骨架提取,(图 8 (a)) 然后,利用八邻域断点检测算法搜索



到道路边缘断点,用K-means算法聚类,将聚类后的道路断点圈注表示,并对聚类结果的类别进行编号(图8(b))。



图7 道路断线标注 Fig.7 Broken road marks



(b) Breakpoints detection and cluster analysis

図8 断点检测流程

Fig.8 Breakpoints detection process

根据图 8 可知, K-means 算法对搜索到的断点,根据预设规则去除了部分噪声断点,将断点点集分成了 16类(类别标号从 1 起始),其断点类型为(1)非匹配噪声点。此类断点多为单个断点,在图像中找不到其他点与之匹配(如第 1 类,第 4 类,第 14 类等)。(2)可匹配点。若只有 2 个断点(如第 6 类,第 9 类等)匹配为一类,后续直接加入多项式曲线拟合处理;若 3 个断点(如第 3 类等)匹配为一类,可以剔除同一条线上的一个点,

根据断点间距离最短将其余两点加入多项式曲线拟合处理。(3)多值邻近非所需匹配点。此类断点多是至少3个断点聚集在一起且距离相对较近,易形成聚类错误,如第9类与第15类。本文主要解决的是可匹配点的道路断线修复。利用聚类后的可匹配断点逆向回溯规定的像素数量,得到其余点数量,对最终点集结果分别用多项式进行拟合,本文中采用三次多项式拟合各类别点集,本应每个断点逆向回溯采集2个点即可,但为确保拟

合完整性,逆向回溯采集5个点。三次多项表达 式为

$$f(x) = w_1 x^1 + w_2 x^2 + w_3 x^3 + b \tag{6}$$

式中, w_1 、 w_2 、 w_3 为系数, x为横坐标值, b为常数。

对各断点点集求横坐标最值,并用拟合的三次多项式曲线在最值之间进行坐标插值,根据坐标序列绘制曲线,可视化模型结果如图9所示。

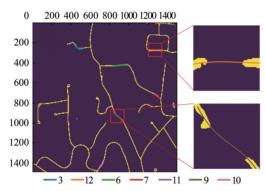


图9 多项式道路曲线拟合可视化模型

Fig.9 Polynomial road curve fitting visual model

从图9可视化模型中可观察得出,三次多项式曲线拟合效果较好,能弥补树木遮挡所产生的断线,实现道路完整性的修复,但本文算法存在非匹配噪声点(第1类聚类点集)和匹配点聚类错误(第11类聚类点集)情况,属于算法的缺陷。结合U-Net网络道路提取后图像中道路像元宽度,实现道路的深层次细节特征表达的修复,其结果如图10所示。



图 10 兼顾连通性的 U-Net 网络道路提取可视化结果 Fig.10 The visualization result of U-Net network road extraction with consideration of connectivity

3.4 结果分析

为评定兼顾连通性的 U-Net 网络道路提取实验的优劣,本文利用遥感影像分类提取中常用的 3个指标进行精度、完整度和质量评定,3个指标分别为查准率 P、查全率 R 以及 F1-score(Martin 等,2004;Wiedemann,2003),数学表达式为

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{7}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{8}$$

$$F1 = 2\frac{P \cdot R}{P + R} \tag{9}$$

式中,TP表示道路提取正确的像元数,FP表示道路提取错误的像元数,FN表示道路提取遗漏的道路像元数。

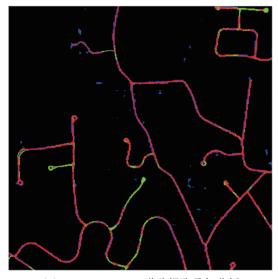
通过 AreGIS 10.2 软件将实验道路提取结果与地面真实道路影像进行叠加分析,直观地展现道路提取的遗漏提取区域、错误提取区域和正确提取区域。本文对叠加效果进行道路提取实验三参数指标评定,并与 FCN_VGG16_8s 道路提取及Res_U-Net 道路提取结果对比分析,叠加效果如图11所示,其评定结果如下表2所示。

表2中三参数评价分析中可以清楚地观察到, 本文U-Net网络道路提取比FCN_VGG16_8s网络道 路提取结果参数都略高,主要是FCN VGG16 8s 网络对道路细节捕捉不足,导致漏分现象严重; 鉴于深度的残差网络 (ResNet) 可以缓解梯度消 失和梯度爆炸问题,将其与U-Net网络结合,既减 少了ResNet 网络结构层数,又缩小了道路提取错 误率, 但网络层数的减少又导致细节特征表达的 缺失,故融合的Res U-Net 网络查全率较U-Net 网 络会有所下降。本文兼顾连通性的道路提取方法, 其查准率比直接使用 U-Net 网络道路提取略低一 些,主要是因为三次多项式并不能完全把道路断 线拟合的跟真实地面影像一样, 存在少量的错误 修复,但查全率有了2%的提升,弥补了U-Net网 络道路提取漏分的缺陷,修复了道路提取的完整 性, F1-score 质量评价的提高表明本文方法行之 有效。

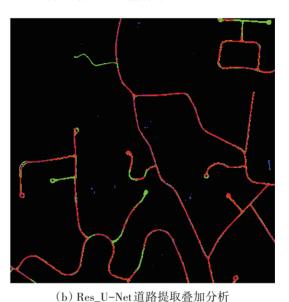
U-Net 网络训练和验证过程中,本文设置了合适的网络参数和结构,训练精度和验证精度随迭代次数稳固提高,收敛损失不断下降,在迭代17次后,精度和收敛损失均无显著变化,即达到最终

收敛状态,收敛速度快。U-Net网络提取的道路边缘平滑,无锯齿状,细节特征表达明显,能充分表现出道路的弯曲程度,提取的准确率高,其中查准率、查全率和F1-score均达到80%以上,且

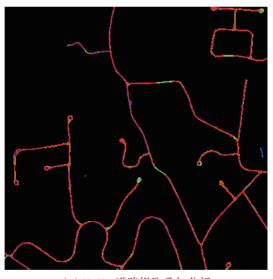
通过最优训练模型在相同区域数据集上进行预测时具有较强的适应性。虽然 U-Net 网络道路提取结果存在少量散落的野值噪声点和漏测的情况,但不影响道路提取的整体效果。



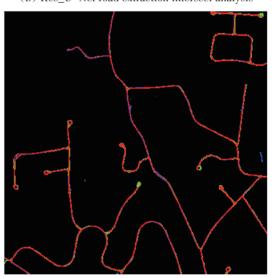
(a) FCN_VGG16_8s 道路提取叠加分析
(a) FCN_VGG16_8s road extraction intersect analysis



(b) Res_U-Net road extraction intersect analysis



(c) U-Net 道路提取叠加分析 (c) U-Net road extraction intersect analysis



(d) 兼顾连通性的 U-Net 道路提取叠加分析(d) U-Net road extraction and intersect analysis with consideration of connectivity

■■其他 遗漏提取 電視提取 正确提取 E确提取 图 11 道路预测结果叠加分析

Fig.11 Intersect analysis of road prediction results

表 2 道路提取结果评价指标统计分析
Table 2 Statistical analysis of evaluation indexes of road extraction results

实验设置	评价参数			实验设置	评价参数		
	查准率(P)	查全率(R)	F1-score	大地以且.	查准率(P)	查全率(R)	F1-score
FCN_VGG16_8s道路提取	67.51	78.93	72.77	本文方法(U-Net 网络道路提取)	86.83	83.21	84.98
Res_U-Net道路提取	87.24	74.32	80.26	本文方法(U-Net 网络+断线连接)	86.25	85.50	85.87

/%

本文的断线修复方法在一定程度上成功修复了U-Net 网络模型道路提取的缺陷,提高了道路提取的完整度。骨架法提取道路骨架能保证断点保留的完好,以便于八邻域检测算法在遍历整个影像像素时,能快速且准确的识别断点。利用K-means聚类分析将搜索到的道路边缘断点进行聚类,有效地将不同断点类别分离开来,避免了后续多项式拟合时混入噪声拟合点而致使拟合的多项式函数出错。通过三次多项式拟合道路修复曲线,主要考虑了道路的弯曲曲率,从而能极大限度的根据地面真实道路形状修复道路。从道路修复完整度来看,整体提取效果良好,但本文算法有非匹配噪声点(第1类聚类点集)和匹配点聚类错误(第11类聚类点集)的情况,从而存在道路修复的缺陷。

4 结 论

由于U-Net 网络并不能完全适应遥感影像的道 路提取,存在树木遮挡处学习不到道路特征的问 题,从而出现道路断线。为呈现更高的道路提取 效果, 在U-Net 网络道路提取结果中, 从道路连通 性出发,提出多项式拟合的道路断线修复方法, 实验可视化效果好。本文提出的方法不仅利用 U-Net 网络保留了道路边缘的平滑性, 也完善了道 路形态完整度。U-Net 网络预测结果充分体现了 U-Net 网络强大的学习能力,整体提取效果良好, 对于U-Net 网络结构设计不能完全学习和表达部分 被遮挡道路段的细节信息问题,在考虑道路连通 性的基础上,实现了道路断线处三次多项式曲线 拟合的修复,实验表明,所提方法行之有效,查 全率达到了85.50%, 弥补了U-Net 网络道路提取 不完整性的缺陷。本文提出的兼顾连通性的 U-Net 网络道路提取方法有以下优势: (1) U-Net 网络能 在较少数据集样本中提取较优的结果;(2)三次 多项式拟合的道路断线考虑了道路弯曲度,与真 实地面道路能极大限度的重合; (3) 弥补了U-Net 等具有编解码结构网络的缺乏深层次细节特征提 取的缺陷,方法具有泛性。本文的方法存在道路 断点聚类缺陷,下一步的研究将对算法改进,将 细节特征(断线连接)融入进U-Net网络预测提取 中,提高U-Net网络道路提取的完整性,实现全自 动化提取。本文提出的方法对道路、电网、轨道、 河流等线性地物断线问题具有一定的参考意义,

对于提取后的道路数据可直接应用于网络分析和路径规划。

志 谢 此次实验的高分辨率遥感影像数据来源于Volodymyr Mnih 制作的 Massachusetts Roads数据集,在此表示衷心的感谢!

参考文献(References)

- Biswas S, Ghoshal D and Hazra R. 2016. A new algorithm of image segmentation using curve fitting based higher order polynomial smoothing. Optik, 127(20): 8916-8925 [DOI: 10.1016/j.ijleo.2016. 06.110]
- Cardim G P, Da Silva E A, Dias M A, Bravo I and Gardel A. 2018. Statistical evaluation and analysis of road extraction methodologies using a unique dataset from remote sensing. Remote Sensing, 10 (4): 620 [DOI: 10.3390/rs10040620]
- Chen Y S, Lin Z H, Zhao X, Wang G and Gu Y F. 2014. Deep learning-based classification of hyperspectral data. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 7(6): 2094-2107 [DOI: 10.1109/JSTARS.2014.2329330]
- Chowdhury K, Chaudhuri D, Pal A K and Samal A. 2019. Seed selection algorithm through K-means on optimal number of clusters.

 Multimedia Tools and Applications, 78(13): 18617-18651 [DOI: 10.1007/s11042-018-7100-4]
- He H, Wang S C, Yang D F, Wang S Y and Liu X. 2019. An road extraction method for remote sensing image based on Encoder-Decoder network. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 48(3): 330-338 (贺浩, 王仕成, 杨东方, 王舒洋, 刘星. 2019. 基于 Encoder-Decoder 网络的遥感影像道路提取方法. 测绘学报, 48 (3): 330-338) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2019.20180005]
- Hoberg T and Rottensteiner F. 2010. Classification of settlementareas in remote sensing imagery using conditional random fields. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 38(7): 53-58 [DOI: 10.15488/1114]
- Hu J S, Kang J R, Zhang Q, Liu P C and Zhu M D. 2018. An improving image boundary tracking algorithm based on eight neighborhood. Bulletin of Surveying and Mapping, (12): 21-25 (胡晋山,康建荣,张琪,刘鹏程,朱铭达. 2018. 一种八邻域图像边界追踪改进算法. 测绘通报, (12): 21-25) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2018.0451]
- Kim J, Kim J, Jang G J and Lee M. 2017. Fast learning method for convolutional neural networks using extreme learning machine and its application to lane detection. Neural Networks, 87: 109-121 [DOI: 10.1016/j.neunet.2016.12.002]
- Kim J H, Lee H, Hong S J, Kim S, Park J, Hwang J Y and Choi J P. 2019. Objects segmentation from high-resolution aerial images using U-Net with pyramid pooling layers. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 16(1): 115-116 [DOI: 10.1109/LGRS.2018. 28688801
- Lam L, Lee S W and Suen C Y. 1992. Thinning methodologies-a com-

- prehensive survey. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 14(9): 869-885 [DOI: 10.1109/34.161346]
- Li H C, Chu H, Huo Y H. 2018. Multi-feature multiple kernels SVM-based urban road extraction. Bulletin of Surveying and Mapping, (2): 72-77 (李洪川, 楚恒, 霍英海. 2018. 城市道路的多特征多核 SVM提取方法. 测绘通报, (2): 72-77) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2018.0047]
- Li L W, Liu J P and Yin Z W. 2005. Road extraction from high resolution remote sensing image based on mathematic morphology. Remote Sensing Information, (5): 9-11 (李利伟, 刘吉平, 尹作为. 2005. 基于数学形态学的高分辨率遥感影像道路提取. 遥感信息, (5): 9-11) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2005.05.003]
- Long Y, Gong Y P, Xiao Z F and Liu Q. 2017. Accurate object localization in remote sensing images based on convolutional neural networks. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 55 (5): 2486-2498 [DOI: 10.1109/TGRS.2016.2645610]
- Martin D R, Fowlkes C C and Malik J. 2004. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 26(5): 530-549 [DOI: 10.1109/TPAMI.2004.1273918]
- Meng X L, Currit N, Wang L and Yang X J. 2012. Detect residential buildings from Lidar and aerial photographs through object-oriented land-use classification. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 78(1): 35-44 [DOI: 10.14358/PERS.78.1.35]
- Mittal K, Aggarwal G and Mahajan P. 2019. Performance study of K-nearest neighbor classifier and K-means clustering for predicting the diagnostic accuracy. International Journal of Information Technology, 11(3): 535-540 [DOI: 10.1007/s41870-018-0233-x]
- Mnih V. 2013. Machine Learning for Aerial Image Labeling. Toronto: University of Toronto
- Oon A, Shafri H Z M, Lechner A M and Azhar B. 2019. Discriminating between large-scale oil palm plantations and smallholdings on tropical peatlands using vegetation indices and supervised classification of LANDSAT-8. International Journal of Remote Sensing, 40(19): 7312-7328 [DOI: 10.1080/01431161.2019.1579944]
- Pan J P and Li Z. 2009. Road extraction based on remote sensing classification and mathematic morphology. Computer Engineering and Applications, 46(34): 213-214, 227. (潘建平, 李治. 2009. 基于遥感分类与数学形态学的道路信息提取. 计算机工程与应用, 46(34): 213-214, 227) [DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010. 34.064]
- Panboonyuen T, Jitkajornwanich K, Lawawirojwong S, Srestasathiern P and Vateekul P. 2017. Road segmentation of remotely-sensed images using deep convolutional neural networks with landscape metrics and conditional random fields. Remote Sensing, 9(7): 680 [DOI: 10.3390/rs9070680]
- Peng D F, Zhang Y J and Guan H Y. 2019. End-to-End change detection for high resolution satellite images using improved UNet++. Remote Sensing, 11(11): 1382 [DOI: 10.3390/rs11111382]
- Ronneberger O, Fischer P and Brox T. 2015. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation//Proceedings of the 18th International Conference on Medical Image Computing and

- Computer-Assisted Intervention. Munich: Springer: 234-241 [DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4 28]
- Saeed K, Tabędzki M, Rybnik M and Adamski M. 2010. K3M: a universal algorithm for image skeletonization and a review of thinning techniques. International Journal of Applied Mathematics and Computer Science, 20(2): 317-335 [DOI: 10.2478/v10006-010-0024-4]
- Salari E and Siy P. 1984. The ridge-seeking method for obtaining the skeleton of digital images. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-14(3): 524-528 [DOI: 10.1109/TSMC. 1984.6313252]
- Salehnia N, Salehnia N, Ansari H, Kolsoumi S and Bannayan M. 2019.

 Climate data clustering effects on arid and semi-arid rainfed wheat yield: a comparison of artificial intelligence and K-means approaches. International Journal of Biometeorology, 63(7): 861-872 [DOI: 10.1007/s00484-019-01699-w]
- Sobel L. 1978. Neighborhood coding of binary images for fast contour following and general binary array processing. Computer Graphics and Image Processing, 8(1): 127-135 [DOI: 10.1016/S0146-664X(78)80020-3]
- Tang Z M, Luo L K, Peng H and Li S H. 2018. A joint residual network with paired ReLUs activation for image super-resolution. Neurocomputing, 273: 37-46 [DOI: 10.1016/j. neucom. 2017. 07.061]
- Wiedemann C. 2003. External evaluation of road networks[J]. ISPRS Archives, 34(3/W8): 93-98
- Xu R and Wunsch D. 2005. Survey of clustering algorithms. IEEE Transactions on Neural Networks, 16(3): 645-678 [DOI: 10.1109/TNN.2005.845141]
- Xu Y Y, Xie Z, Feng Y X and Chen Z L. 2018. Road extraction from high-resolution remote sensing imagery using deep learning. Remote Sensing, 10(9): 1461 [DOI: 10.3390/rs10091461]
- Yuan M, Liu Z and Wang F. 2019. Using the wide-range attention U-Net for road segmentation. Remote Sensing Letters, 10(5): 506-515 [DOI: 10.1080/2150704X.2019.1574990]
- Zhang M M, Li W and Du Q. 2018. Diverse region-based CNN for hyperspectral image classification. IEEE Transactions on Image Processing, 27(6): 2623-2634 [DOI: 10.1109/TIP.2018.2809606]
- Zhang Y D, Pan C C, Sun J D and Tang C S. 2018. Multiple sclerosis identification by convolutional neural network with dropout and parametric ReLU. Journal of Computational Science, 28: 1-10 [DOI: 10.1016/j.jocs.2018.07.003]
- Zhang Y H, He J, Kan X, Xia G H, Zhu L L and Ge T T. 2018. Summary of road extraction methods for remote sensing images. Computer Engineering and Applications, 54(13): 1-10, 51 (张永宏, 何静, 阚希, 夏广浩, 朱灵龙, 葛涛涛. 2018. 遥感图像道路提取方法综述. 计算机工程与应用, 54(13): 1-10, 51) [DOI: 10.3778/j.issn. 1002-8331.1804-0271]
- Zhang Z X, Liu Q J and Wang Y H. 2018. Road extraction by deep residual U-Net. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 15 (5): 749-753 [DOI: 10.1109/LGRS.2018.2802944]

Road extraction of high-resolution satellite remote sensing images in U-Net network with consideration of connectivity

WANG Bin¹, CHEN Zhanlong¹, WU Liang¹, XIE Peng^{2,3}, FAN Donglin⁴, FU Bolin⁴

School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430078, China;
 Xi' an Research Institute of Surveying and Mapping, Xi' an 710054, China;
 State Key Laboratory of Geo-Information Engineering, Xi' an 710054, China;
 College of Geomatics and Geoinformation, Guilin University of Technology, Guilin 541004, China

Abstract: Existing remote sensing image interpretation methods can obtain high-precision classification results but also have some defects. On the one hand, the problem of disconnection in the road extraction result of remote sensing image reduces the extraction precision. On the other hand, this problem affects the integrity of the road morphology. Thus, the extraction result cannot be directly applied to spatial decision making and analysis. Therefore, this study solves the problem of disconnection in the road extraction results of remote sensing images. A road extraction method for high-resolution remote sensing image of U-Net network with consideration of connectivity is also proposed.

On the basis of the advantages of global feature representation of U-Net network in road extraction of high-resolution remote sensing images, this study proposes a broken road repair method that considers connectivity to improve the local features of U-Net network. First, the sample data after data enhancement and data volume expansion are used as an input of the U-Net network to train the model and perform road extraction of the optimal model. Then, the road breakpoint detection, the road breakpoint clustering, and the cubic polynomial curve fitting are organically combined to optimize the result because of the broken road appearing in the extraction result.

The proposed method is practical and feasible according to the verification of experimental results. The method is also universal. The experiment shows that the accuracy and shape integrity of the road extraction in this method are improved significantly compared with similar networks. The precision is 86.25%, the recall rate is 85.50%, and F1-score reaches 85.87%.

The roads extracted by the proposed method have good connectivity and morphological integrity. The resulting image can be directly applied to geographic decision analysis, especially for post-disaster path planning. The proposed method has certain reference significance for the occurrence of similar disconnection problems in the classification results of linear objects, such as roads, power grids, orbits, and rivers.

Key words: remote sensing, the integrity of the road morphology, U-Net network, high-resolution remote sensing images, connectivity, broken road

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41871305, 41801071); National Key Research and Development Program of China (No. 2017YFC0602204)