

基于全卷积神经网络的灌区无人机正射影像渠系提取

张宏鸣¹ 王 斌¹ 韩文霆² 杨江涛³ 蒲 攀¹ 蔚继承¹

(1. 西北农林科技大学信息工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100;
3. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 为快速准确获取灌区渠系分布信息,科学调配区域农业水资源、提高水资源利用率,通过基于全卷积神经网络(Fully convolutional networks,FCN)的语义分割模型进行渠系轮廓提取。利用无人机采集正射影像并进行标注,以VGG-19网络为基础,通过多尺度特征融合的方式实现FCN-8s结构,使用Tensorflow深度学习框架构建FCN渠系提取模型;对数据集进行数据增强,分割后放入FCN模型中训练、测试。实验结果显示,针对不同复杂程度的测试区域,FCN模型的提取准确度、完整度、精度均高于支持向量机方法和改进霍夫变换方法,均值分别为95.78%、92.29%、89.45%。结果表明,该方法能够实现灌区渠系轮廓的高精度提取,具有较好的泛化性和鲁棒性。

关键词: 渠系;提取;全卷积神经网络;无人机;正射影像;语义分割

中图分类号: S247.2; TP79 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2019)06-0241-08

Extraction of Irrigation Networks in Irrigation Area of UAV Orthophotos Based on Fully Convolutional Networks

ZHANG Hongming¹ WANG Bin¹ HAN Wenting² YANG Jiangtao³ PU Pan¹ WEI Jicheng¹

(1. College of Information Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

3. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: The distribution information of irrigation networks in irrigation area acquired quickly and accurately had great important research significance, especially in the scientific allocation of regional agricultural water resources and improvement of water resources utilization rate. The semantic segmentation model based on fully convolutional networks (FCN) was used to extract the irrigation networks contours. Firstly, the orthophotos collected by UAV were manually labeled. Based on the VGG-19 network, the FCN-8s structure was realized by multi-scale feature fusion, and the Tensorflow deep learning framework was used to construct the FCN irrigation networks extraction model. Secondly, the data sets were enhanced and segmented. Lastly, the data sets were put into the FCN model for training and testing. The experimental results showed that for the test areas with different complexities, the extraction precision, completion and accuracy of the FCN model were 95.78%, 92.29% and 89.45%, respectively, which were higher than the support vector machine (SVM) method and the revised Hough transform (RHT) method. The results showed that the method can achieve high-accuracy extraction of the irrigation networks contours in irrigation area, and had good generalization and robustness, which provided good technical support for further accurate irrigation in agriculture.

Key words: irrigation networks; extraction; fully convolutional networks; UAV; orthophoto; semantic segmentation

0 引言

灌溉渠系作为现代农业最主要的水利设施,对

农业高效节水灌溉具有重要意义。随着农业节水理论研究的不断深入,农业节水正趋于精准化和可控化。多级灌溉渠系(干、支、斗、农、毛)作为灌区农

收稿日期: 2019-02-14 修回日期: 2019-03-31

基金项目: 国家自然科学基金项目(41771315)、国家重点研发计划项目(2017YFC0403203)、宁夏回族自治区重点研发计划项目(2017BY067)和欧盟地平线 2020 研究与创新计划项目(GA:635750)

作者简介: 张宏鸣(1979—),男,教授,博士,主要从事空间大数据管理与区域土壤侵蚀评价研究,E-mail: zhm@nwsuaf.edu.cn

田重要的输、配水设施是实现灌区精细化管理的关键^[1]。因此,快速准确获取大范围渠系分布情况显得尤为重要,完善渠系信息的分布研究也是解决我国水资源短缺和节水问题的先决条件^[2]。无人机技术作为获取地理信息的前沿技术,具有数据客观、现实性好等优点,能够在短时间内获取较大面积的精准地形数据。可以通过无人机获取高分辨率遥感影像资料^[3],为后期的数字化技术提供丰富的地理信息,以实现农业的精准灌溉^[4]。

通常,主要通过数字高程模型(Digital elevation model, DEM)^[5]或遥感图像进行灌溉渠系的提取^[6-8]。文献[9]基于DEM数据通过改进霍夫变换方法进行渠系轮廓提取,但仅在渠系特征明显地区提取效果较好,较难提取人造渠系网络。并且,使用DEM作为数据源是通过模拟水流的方式进行渠系提取,该方法需要人为预设渠系的起点位置,结合水流流向获取汇水面积进而划分流域信息,达到渠系提取目的。而河套灌区渠系在冻土时期处于少水或无水状态,因此该提取方法受季节环境影响,存在一定的局限性。遥感图像分类的常用算法^[10-12]包括最大似然法、K-means 算法、支持向量机(Support vector machine, SVM)等。文献[13]在DEM基础上通过SVM模型提取灌区渠系轮廓,该方法对大部分支渠、斗渠提取效果良好,但对农渠提取效果较差,并且在图像预处理(样本点选取、阈值寻优)、后处理(断线连接)过程中人工干预较多。

卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)是深度学习模型中一种包含多个卷积层的人工神经网络模型,主要用来识别二维图像^[14]。CNN模型的优势在于权值共享,自动学习多层次特征并调节网络参数,比传统的机器学习具有更强的特征学习和特征表达能力^[15-19]。近年来,CNN模型凭借特征自提取的特点在图像领域中广泛应用,一些学者已经将其应用在遥感领域当中^[14-19]。文献[20]提出在开放街道地图(Open street map, OSM)中应用CNN模型进行立交桥交叉结构分类。该方法将矢量数据与栅格图像相结合,利用CNN模型学习立交桥类型的高层次模糊性特征,并对OSM中的复杂交叉结构进行分类,取得了较好的效果。但由于灌区正射影像中渠系、田间小路交错分布,且特征相似,同谱异物现象较为严重,使用CNN模型不能对二者进行有效区分。文献[21]在CNN模型的基础上,提出用全卷积神经网络(Fully convolutional networks, FCN)模型进行像素级别的分类,从而有效地解决了语义级别的图像分割问题。基于该网络可从抽象的特征中恢复出每个像素所属

的类别,即从图像级别的分类进一步延伸到像素级别的分类,从而完成对目标图像的分类提取^[22-27]。

本文将FCN模型引入到渠系提取领域,以无人机采集的高分辨率正射影像为研究对象,通过FCN模型进行渠系轮廓提取,并将提取结果与改进霍夫变换模型、SVM模型的提取结果作对比,最后进行精度评价,实现灌区渠系轮廓的精确提取。在土地整理规划时通常不考虑毛渠信息^[9],因此主要对灌区支渠、斗渠和农渠轮廓进行提取,不考虑渠宽小于1 m的毛渠。

1 研究区域及实验样本

1.1 研究区域概况

研究区域位于内蒙古自治区临河市海丰县河套灌区,地理坐标范围为41°6′52″~41°8′27″N, 107°51′29″~107°53′4″E,海拔范围为973.76~1 037.01 m。研究区域灌溉面积约为688万m²。2016年3月,首先在能见度高、风速小于10 m/s的晴朗天气,使用T-EZ AF1000型无人机在400 m的飞行高度搭载索尼A5100型相机获取该区域正射影像信息,飞行速度14 m/s。然后使用Agisoft Photoscan软件拼接生成空间分辨率为0.25 m的正射影像。研究区域正射影像如图1所示。

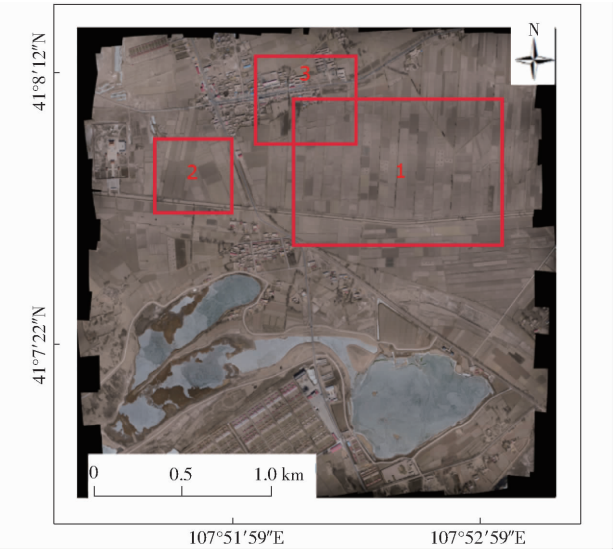


图1 研究区域正射影像

Fig.1 DOM data of study area

从研究区域选取3块实验区,其正射影像如图2所示。实验区1(图2a)图像分辨率为10 000像素×7 000像素,覆盖面积约67.9万m²,作为本次实验的训练、验证样本,范围最大,包含信息最为全面。实验区2(图2b)图像分辨率为4 000像素×3 000像素,覆盖面积约12.5万m²,作为本次实验测试样本。实验区3(图2c)图像分辨率为5 000像素×

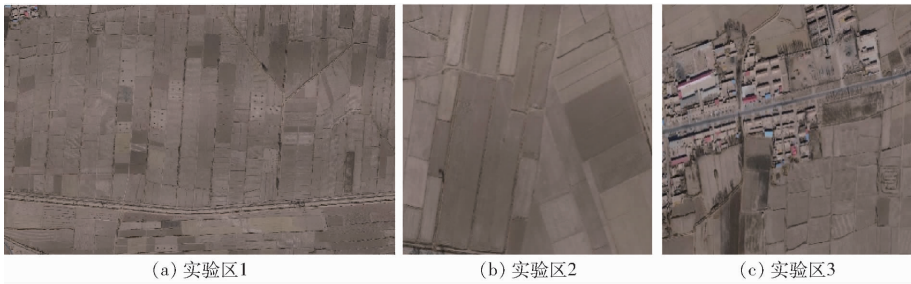


图 2 各实验区域正射影像
Fig.2 DOM data of each experimental area

4 000 像素,覆盖面积约为 27.5 万 m²,作为本次实验的测试样本,环境最为复杂。

1.2 实验样本

在深度学习的分类算法中,实验样本的品质直接决定了训练的结果。由于本文实验使用的正射影像数据空间分辨率较高(0.25 m)、细节清晰、特征丰富,因此基于目视解译的方法使用 Photoshop 软件制作标签图像,设置渠系的灰度为 255,其他区域灰度设置为 0。为防止过拟合,对实验数据进行数据增强,数据增强的方法包括:对图像进行水平、垂直翻转和 90°、180°、270° 旋转。为节省内存空间并且保证渠系的分割效果,将 3 块实验区正射影像和标签图像分割成若干组 500 像素 × 500 像素的图像。经过数据增强并分割后,训练集 1 600 组(剔除实验区 1 和实验区 3 中重复样本),验证集 400 组,测试集 1 024 组。随机选取的实验样本正射影像和标签图像如图 3 所示。

2 FCN 算法

FCN 模型与 CNN 模型最大的区别在于卷积层之后的结构不同。FCN 模型是将 CNN 模型中的全连接层转换为卷积层,可以接受任意尺寸的图像输入,并加入反卷积层^[28]。

本文使用的 FCN 模型基于 VGG-19 网络改进而来,前 16 层为卷积层,后 3 层为反卷积层,共 19

层。

基于 FCN 模型进行渠系轮廓提取的方法流程如图 4 所示。主要过程描述如下:①利用无人机获取高分辨率正射影像,形成训练集、验证集和测试集。②标注训练集、验证集、测试集。③对训练集、验证集、测试集进行数据增强并分割。④以改进的 VGG-19 网络为基础,采用 FCN-8s 结构,使用 Tensorflow 框架构建 FCN 渠系提取模型。⑤将训练集、验证集放入 FCN 模型中进行训练、验证,获得 FCN 渠系轮廓提取模型。⑥将测试集放入训练好的 FCN 模型中进行测试。⑦将测试结果拼接并进行精度评价。⑧和其他提取模型对比,最终完成渠系轮廓提取。

2.1 卷积层

卷积层的主要目的是提取图像特征信息,减少不必要的权值连接,降低噪声对图像的影响。卷积层常用的激活函数包括 Sigmoid 函数、Tanh 函数和 ReLu 函数。由于 ReLu 函数只包含线性关系,无论正向传播还是反向传播,ReLu 函数的收敛速度都比 Sigmoid 函数和 Tanh 函数快很多。因此本文选择 ReLu 作为激活函数,其数学表达式为

f(x) = max(0,x) (1)

式中 x——输入的神经元

2.2 池化层

下采样作为池化层的主要操作,其主要目的是

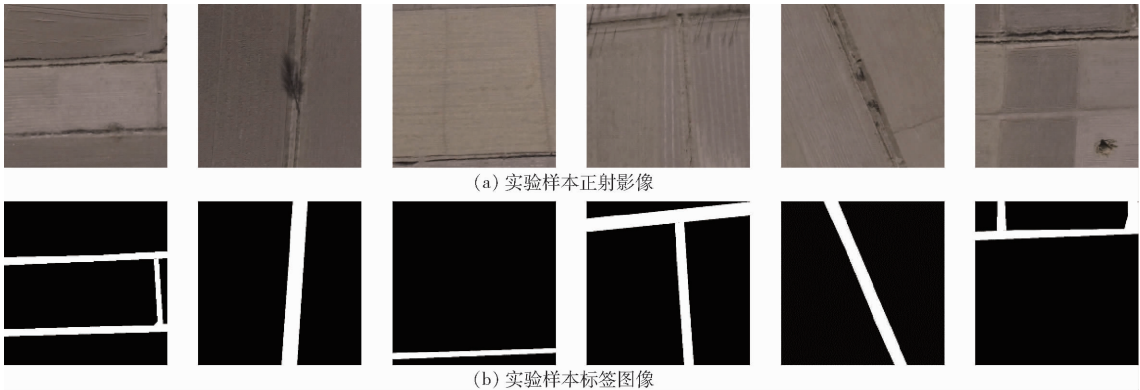


图 3 实验样本图像
Fig.3 Experimental sample images

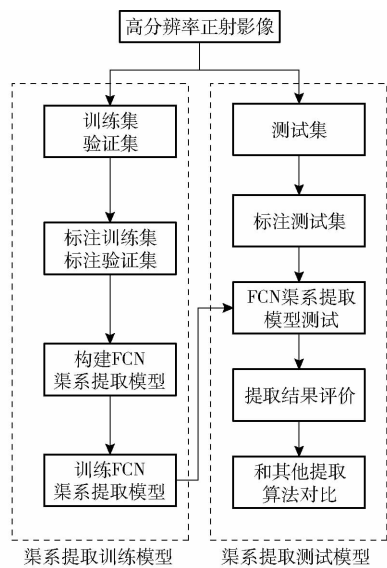


图4 方法流程图

Fig.4 Flow chart of method

对输入的特征图进行压缩,减少模型参数,简化网络计算的复杂度,同时防止过拟合。

2.3 反卷积层

反卷积层是卷积的逆过程,通过反卷积层对最后一个卷积层的特征图进行上采样,使其恢复到输入图像的原始尺寸,从而可以对每个像素都产生一个预测,同时保留了原始输入图像中的空间信息。在相同尺寸的特征图上对每个像素进行分类,利用softmax交叉熵函数作为损失函数逐像素地计算损失^[29],其数学表达式为

$$L = -\sum_i y_i \ln a_i \tag{2}$$

其中

$$a_i = e^{z_i} / \sum_k e^{z_k} \tag{3}$$

$$z_i = \sum_j w_{ij} x_{ij} + b \tag{4}$$

式中 L ——损失函数

y_i ——真实分类结果

a_i ——softmax 的第 i 个输出值

z_i ——网络第 i 个输出
 w_{ij} ——第 i 个神经元的第 j 个权重
 x_{ij} ——第 i 个神经元在第 j 个维度上的值
 b ——偏移值

2.4 跳跃结构

实验样本图像经过一系列的卷积、下采样操作,得到的特征图尺寸为原图像尺寸的 1/32,此时的特征图称为 heat map。

此时 FCN 模型有 3 种不同的融合方式:
①FCN-32s 模型,直接对 heat map 进行 32 倍上采样。
②FCN-16s 模型,将 FCN-32s 模型得到的 heat map 进行 2 倍上采样后与第 4 次下采样后的特征图融合,再进行 16 倍上采样。
③FCN-8s 模型,将 FCN-16s 模型得到的 heat map 进行 2 倍上采样后与第 3 次下采样后的特征图融合,再进行 8 倍上采样。

实验中渠系在实验样本图像中趋于细长,在模型提取过程中经过多次下采样后再经过上采样会造成特征信息丢失,因此 FCN-32s 模型和 FCN-16s 模型的上采样结果很难提取出有用信息。综上所述,主要依据 FCN-8s 模型的上采样结果进行渠系提取,其结构如图 5 所示。

3 实验结果与分析

3.1 FCN 模型训练

将训练集、验证集放入 FCN 模型进行训练、验证,设置批大小为 4,训练速率初值设置为 1×10^{-6} ,训练过程中损失函数曲线如图 6 所示。前 10 000 次迭代过程中损失函数迅速减小,经过 45 000 次迭代后损失函数基本收敛,损失函数值稳定在 9.725×10^{-3} ,虽然仍有波动出现,但随着迭代次数的增加,波动的频率逐渐减小。FCN 模型训练结构如图 7 所示。

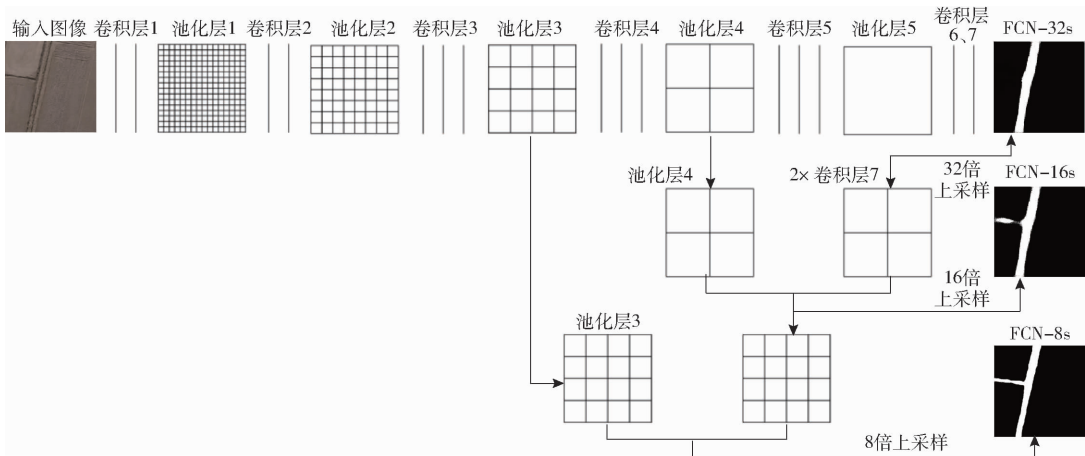


图5 FCN-8s 模型结构

Fig.5 Structure of FCN-8s model

3.2 精度评估

将测试集放入训练好的 FCN 模型进行测试,并将测试结果拼接显示。然后进行精度评估。

为了进一步量化该方法的提取效果,需要统计提取结果的像元数据,将提取结果保存为以空格符分隔的 RGB 三元组文本文件,通过遍历获得统计结果。在实际地形中,渠系一般为具有一定宽度的线状结构,因此判读渠系提取正确与否应设置缓冲半径 R ,若缓冲半径 R 过大,错误提取的渠系像元会被误判,从而造成渠系提取准确率虚高;同样,缓冲半径 R 过小也会影响真实结果。

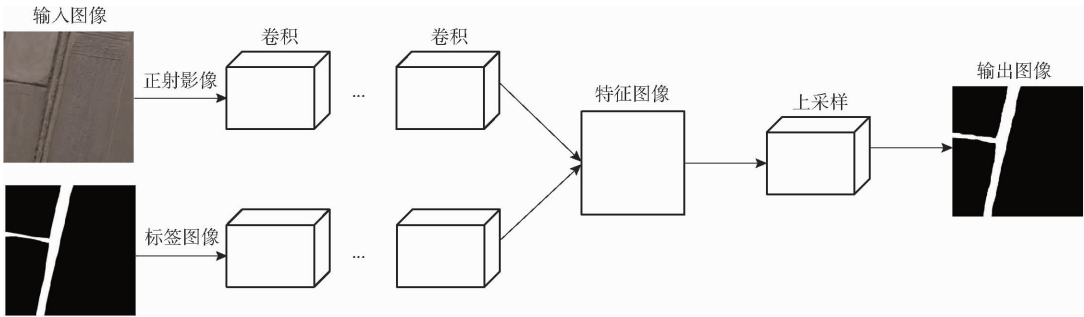


图7 FCN 模型训练结构
Fig.7 Training structure of FCN model

通常渠系宽度最窄为 0.5 m,设缓冲半径为 0.25 m 用以统计正确像元数,如果该点左右缓冲半径内有识别出来的像元,则认为是正确提取。

通过 3 项精度评估指标:准确度 P (Precision)、完整度 C (Completion)、精度 A (Accuracy) 对渠系轮廓提取结果进行量化评价^[30],其计算公式为

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\%$$
 (5)

$$C = \frac{T_N}{T_N + F_N} \times 100\%$$
 (6)

$$A = \frac{T_p}{T_p + F_p + F_N} \times 100\%$$
 (7)

式中 T_p ——正确识别的渠系数量
 F_p ——非渠系识别为渠系数量
 T_N ——正确识别的非渠系数量
 F_N ——渠系识别为非渠系数量

3.3 结果与分析

通过 FCN 模型进行渠系轮廓提取,并与文献[13]采用的 SVM 模型以及文献[9]采用的改进霍夫变换模型进行对比,3 种提取模型的准确度、完整度、精度均值如表 1 所示。

两块测试区域渠系轮廓提取结果如图 8 所示,标签图(图 8a、8e)中支渠、斗渠用白色线条表示,农渠用红框标出。结果表明:

(1)3 种模型在环境良好、干扰信息较少的测试

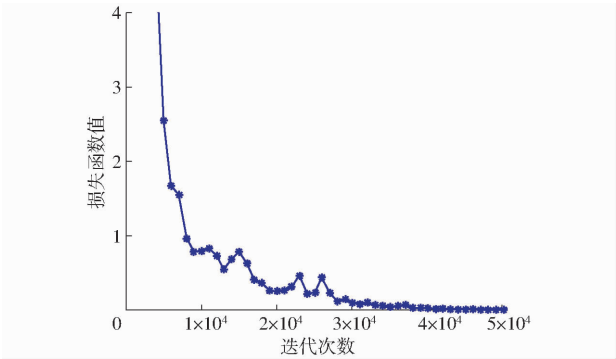


图6 损失函数曲线
Fig.6 Curve of loss function

表 1 精度评价及对比				
Tab.1 Performance evaluation and comparison of proposed method				%
测试区	实验方法	准确度	完整度	精度
1	FCN	98.37	96.22	94.21
	SVM	95.68	92.57	89.35
	改进霍夫变换	95.06	91.33	87.04
2	FCN	93.18	88.36	84.69
	SVM	90.23	85.58	80.42
	改进霍夫变换	92.90	83.10	74.84

区 1 上对支渠、斗渠提取效果均较为良好,但 SVM 模型(图 8c)对农渠的提取效果较差;改进霍夫变换模型(图 8d)则出现部分错提、漏提现象,FCN 模型(图 8b)对农渠提取效果较好,在整个测试区 1 提取准确度、完整度、精度均值分别为 98.37%、96.22%、94.21%。

(2)环境复杂的测试区 2 中存在大面积房屋、焚烧秸秆的残留物、树木阴影以及人为活动等干扰信息,可验证 FCN 模型在环境复杂区域的鲁棒性。结果显示,针对环境复杂、同谱异物现象严重的区域,SVM 模型(图 8g)出现较多错提取现象;改进霍夫变换模型(图 8h)出现大范围漏提取现象;FCN 模型(图 8f)对支渠、斗渠、农渠的整体提取效果均优于其他两种模型,其准确度、完整度、精度均值分别为 93.18%、88.36%、84.69%,均高于 SVM 模型和改进霍夫变换模型。

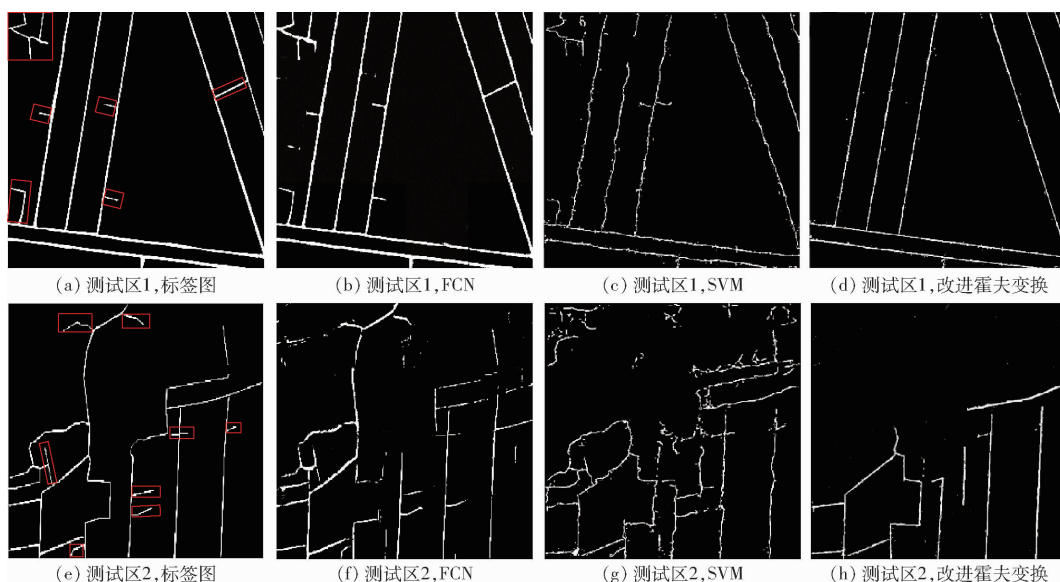


图8 测试区渠系轮廓提取结果

Fig.8 Extraction maps of test area irrigation networks

综上所述,通过改进霍夫变换模型对灌区渠系轮廓的提取主要集中在环境良好、干扰信息较少区域的高级别渠系,而对环境复杂区域的斗渠、农渠等低级别渠系的提取效果不佳,在整个测试区提取的准确度、完整度、精度均值分别为 93.98%、87.22%、80.94%。通过 SVM 模型训练分类得到渠系和非渠系结果,该方法对大部分支渠、斗渠提取效果良好,但是对农渠提取效果不佳,在整个测试区提取的准确度、完整度、精度均值分别为 92.96%、89.08%、84.89%。通过 FCN 模型对灌区渠系轮廓进行提取,该方法对灌区支渠、斗渠、农渠提取效果均较为良好,在整个测试区提取的准确度、完整度、精度均值分别为 95.78%、92.29%、89.45%,各项指标均优于 SVM 模型以及改进霍夫变换模型。因此,该方法针对不同复杂程度的测试区域,均能得到更加完整精确的渠系分布信息,具有较好的泛化性和鲁棒性。然而,本文提取结果的主要误差由同谱

异物现象造成,对图像特征与渠系相近的田间小路、空地等干扰区域未能较好地地区分,有待在今后的研究中改进。

4 结论

(1)以无人机采集的高分辨率渠系正射影像为研究对象,通过 FCN 语义分割模型进行灌区渠系轮廓提取,针对不同复杂程度的测试区域,FCN 模型的提取准确度、完整度、精度均高于支持向量机方法和改进霍夫变换方法,均值分别为 95.78%、92.29%、89.45%。

(2)采用 FCN 模型进行渠系轮廓提取,简化了传统识别方法中复杂的图像预处理和后处理过程,避免了传统分类方法复杂的特征选择过程,实现了渠系轮廓特征的自动提取,在人工干预较少的情况下,能够较为完整、精确地提取渠系轮廓信息,为进一步实现农业的精准灌溉提供了良好的技术支持。

参 考 文 献

- [1] 韩文霆,张立元,张海鑫,等. 基于无人机遥感与面向对象法的田间渠系分布信息提取[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(3):205-214.
HAN Wenting,ZHANG Liyuan,ZHANG Haixin,et al. Extraction method of sublateral canal distribution information based on UAV remote sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2017,48(3):205-214. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20170326&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.026. (in Chinese)
- [2] 屈忠义,杨晓,黄永江. 内蒙古河套灌区节水工程改造效果分析与评估[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(4):70-76,112.
QU Zhongyi,YANG Xiao,HUANG Yongjiang. Analysis and assessment of water-saving project of Hetao irrigation district in Inner Mongolia[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2015,46(4):70-76,112. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20150412&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.04.012. (in Chinese)
- [3] ZHANG H,YANG J,BAARTMAN J E,et al. Quality of terrestrial data derived from UAV photogrammetry: a case study of

- Hetao irrigation district in northern China[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(3): 171 – 177.
- [4] 张海鑫. 基于无人机遥感的渠系分布信息提取方法研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2016.
ZHANG Haixin. Method of extracting canal distribution based on UAV remote sensing of system [D]. Yangling:Northwest A&F University,2016. (in Chinese)
- [5] LIU X,ZHANG Z. Drainage network extraction using LiDAR-derived DEM in volcanic plains [J]. Area,2011,43(1): 42 – 52.
- [6] 刘如意,宋建锋,权义宁,等. 一种自动的高分辨率遥感影像道路提取方法[J]. 西安电子科技大学学报,2017,44(1): 100 – 105.
LIU Ruyi,SONG Jianfeng,QUAN Yining,et al. Automatic road extraction method for high-resolution remote sensing images[J]. Journal of Xidian University,2017,44(1): 100 – 105. (in Chinese)
- [7] 汪小钦,王苗苗,王绍强,等. 基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J]. 农业工程学报,2015,31(5): 152 – 159.
WANG Xiaoqin,WANG Miaomiao,WANG Shaoqiang,et al. Vegetation information extraction based on remote sensing of visible light band UAV[J]. Transactions of the CSAE,2015,31(5): 152 – 159. (in Chinese)
- [8] 刘凯,汤国安,黄晓力,等. 面向地形特征的 DEM 与影像纹理差异分析[J]. 地球信息科学学报,2016,18(3): 386 – 395.
LIU Kai,TANG Guoan,HUANG Xiaoli,et al. DEM and image texture differences for terrain features[J]. Journal of Earth Information Science,2016,18(3):386 – 395. (in Chinese)
- [9] 张宏鸣,李瑶,王猛,等. 基于无人机 DEM 的灌区渠系提取方法[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(10): 165 – 171.
ZHANG Hongming,LI Yao,WANG Meng,et al. Extraction method of irrigation networks in irrigated area based on UAV DEM [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(10):165 – 171. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20171020&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.10.020. (in Chinese)
- [10] 刘焕军,杨昊轩,徐梦园,等. 基于裸土期多时相遥感影像特征及最大似然法的土壤分类[J]. 农业工程学报,2018,34(14):132 – 139.
LIU Huanjun,YANG Haoxuan,XU Mengyuan,et al. Soil classification based on maximum likelihood method and features of multi-temporal remote sensing images in bare soil period[J]. Transactions of the CSAE,2018,34(14): 132 – 139. (in Chinese)
- [11] 赵越,周萍. 改进的 K-means 算法在遥感图像分类中的应用[J]. 国土资源遥感,2011,23(2): 87 – 90.
ZHAO Yue,ZHOU Ping. An improved K-means algorithm for remote sensing classification [J]. Remote Sensing for Land & Resources,2011,23(2): 87 – 90. (in Chinese)
- [12] 王振武,孙佳骏,于忠义,等. 基于支持向量机的遥感图像分类研究综述 [J]. 计算机科学,2016, 43(9): 11 – 17.
WANG Zhenwu,SUN Jiajun,YU Zhongyi,et al. Review of remote sensing image classification based on support vector machine [J]. Computer Science,2016,43(9): 11 – 17. (in Chinese)
- [13] 张宏鸣,任强,韩文霆,等. 基于 SVM 的灌区无人机影像渠系提取[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(2): 141 – 148.
ZHANG Hongming,REN Qiang,HAN Wenting, et al. Extraction of irrigation networks of UAV orthophotos based on SVM classification method[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(2):141 – 148. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20180219&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.019. (in Chinese)
- [14] 刘德营,王家亮,林相泽,等. 基于卷积神经网络的白背飞虱识别方法[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(5):51 – 56.
LIU Deying,WANG Jialiang,LIN Xiangze,et al. Automatic identification method for *Sogatella furcifera* based on convolutional neural network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(5):51 – 56. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180506&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.05.006. (in Chinese)
- [15] 卢伟,胡海阳,王家鹏,等. 基于卷积神经网络面部图像识别的拖拉机驾驶员疲劳检测[J]. 农业工程学报,2018,34(7): 192 – 199.
LU Wei,HU Haiyang,WANG Jiapeng,et al. Tractor driver fatigue detection based on convolution neural network and facial image recognition[J]. Transactions of the CSAE,2018,34(7): 192 – 199. (in Chinese)
- [16] 龙满生,欧阳春娟,刘欢,等. 基于卷积神经网络与迁移学习的油茶病害图像识别[J]. 农业工程学报,2018,34(18): 194 – 201.
LONG Mansheng,OUYANG Chunjuan,LIU Huan,et al. Image recognition of *Camellia oleifera* diseases based on convolutional neural network & transfer learning[J]. Transactions of the CSAE,2018,34(18): 194 – 201. (in Chinese)
- [17] 杨国国,鲍一丹,刘子毅. 基于图像显著性分析与卷积神经网络的茶园害虫定位与识别[J]. 农业工程学报,2017,33(6):156 – 162.
YANG Guoguo,BAO Yidan,LIU Ziyi. Localization and recognition of pests in tea plantation based on image saliency analysis and convolutional neural network[J]. Transactions of the CSAE,2017,33(6): 156 – 162. (in Chinese)
- [18] 李政,李永树,吴玺,等. 基于卷积神经网络的空心村高分影像建筑物检测方法[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(9): 160 – 165,110.
LI Zheng,LI Yongshu,WU Xi,et al. Hollow village building detection method using high resolution remote sensing image based

- on CNN[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(9): 160–165, 110. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20170920&flag=1&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.09.020. (in Chinese)
- [19] 何小飞, 邹峥嵘, 陶超, 等. 联合显著性和多层卷积神经网络的高分影像场景分类[J]. 测绘学报, 2016, 45(9): 1073–1080.
HE Xiaofei, ZOU Zhengrong, TAO Chao, et al. Combined saliency with multi-convolutional neural network for high resolution remote sensing scene classification[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2016, 45(9): 1073–1080. (in Chinese)
- [20] HE H, QIAN H, XIE L, et al. Applying CNN classifier to road interchange classification[C]//2018 26th International Conference on Geoinformatics. IEEE, 2018.
- [21] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 39(4): 640–651.
- [22] 周云成, 许童羽, 郑伟, 等. 基于深度卷积神经网络的番茄主要器官分类识别方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(15): 219–226.
ZHOU Yuncheng, XU Tongyu, ZHENG Wei, et al. Classification and recognition approaches of tomato main organs based on DCNN[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(15): 219–226. (in Chinese)
- [23] PATHAK D, KRAHENBUHL P, DARRELL T. Constrained convolutional neural networks for weakly supervised segmentation[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE Computer Society, 2015.
- [24] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE Computer Society, 2014.
- [25] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKIONS I, et al. Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected CRFs[J]. Computer Science, 2014(4): 357–361.
- [26] LIU M Y, ONCEL T, SRIKUMAR R, et al. Entropy-rate clustering: cluster analysis via maximizing a submodular function subject to a matroid constraint[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2013, 36(1): 99–112.
- [27] 刘云鹏, 蔡文立, 洪国斌, 等. 应用图像块和全卷积神经网络的肩关节 MRI 自动分割[J]. 中国图象图形学报, 2018, 23(10): 1558–1570.
LIU Yunpeng, CAI Wenli, HONG Guobin, et al. Automatic segmentation of shoulder joint in MRI by using patch-wise and full-image fully convolutional networks[J]. Journal of Image and Graphics, 2018, 23(10): 1558–1570. (in Chinese)
- [28] 段凌凤, 熊雄, 刘谦, 等. 基于深度全卷积神经网络的大田水稻穗分割[J]. 农业工程学报, 2018, 34(12): 202–209.
DUAN Lingfeng, XIONG Xiong, LIU Qian, et al. Field rice panicles segmentation based on deep full convolutional neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(12): 202–209. (in Chinese)
- [29] 张永宏, 夏广浩, 阚希, 等. 基于全卷积神经网络的多源高分辨率遥感道路提取[J]. 计算机应用, 2018, 38(7): 2070–2075.
ZHANG Yonghong, XIA Guanghao, KAN Xi, et al. Road extraction from multi-source high resolution remote sensing image based on fully convolutional neural network[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(7): 2070–2075. (in Chinese)
- [30] BARRETTE J, AUGUST P, GOLET F. Accuracy assessment of wetland boundary delineation using aerial photography and digital orthophotography[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2000, 66(4): 409–416.
-

(上接第 351 页)

- [21] 张茜, 肖红伟, 杨旭海, 等. 预处理对线辣椒气体射流冲击干燥特性和色泽的影响[J]. 农业工程学报, 2012, 28(1): 276–281.
ZHANG Qian, XIAO Hongwei, YANG Xuhai, et al. Effects of pretreatment on air impingement drying characteristics and product color for line pepper[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(1): 276–281. (in Chinese)
- [22] 张卫鹏, 肖红伟, 高振江, 等. 中短波红外联合气体射流干燥提高茯苓品质[J]. 农业工程学报, 2015, 31(10): 269–276.
ZHANG Weipeng, XIAO Hongwei, GAO Zhenjiang, et al. Improving quality of poria cocos using infrared radiation combined with air impingement drying[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(10): 269–276. (in Chinese)
- [23] WANG Y C, ZHANG M, MUJUMDAR A S, et al. Study of drying uniformity in pulse-spouted microwave-vacuum drying of stem lettuce slices with regard to product quality[J]. Drying Technology, 2013, 31(1): 91–101.
- [24] FENG H, TANG J M, MATTINSON D S, et al. Microwave and spouted bed drying of frozen blueberries: the effect of drying and pretreatment methods on physical properties and retention of flavor volatiles[J]. Journal of Food Processing and Preservation, 1999, 23(6): 463–479.