

引用格式: Song Dejuan, Wei Qingdi, Zhang Chengming, *et al.* Extraction Method for Winter Wheat Planting Area based on RefineNet[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(4): 720–726. [宋德娟, 魏青迪, 张承明, 等. 利用RefineNet模型提取冬小麦种植信息的方法[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(4): 720–726.]
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2019.4.0720

利用 RefineNet 模型提取冬小麦种植信息的方法

宋德娟^{1,2}, 魏青迪^{1,2}, 张承明^{1,2}, 李 峰³, 韩颖娟⁴, 范克琦¹

(1. 山东农业大学 信息科学与工程学院, 山东 泰安 271018;

2. 山东省数字农业工程技术研究中心, 山东 泰安 271018;

3. 山东省气候中心, 山东 济南 250001;

4. 中国气象局旱区特色农业气象灾害监测预警与风险管理重点实验室, 宁夏 银川 750002)

摘要: 冬小麦是我国主要的粮食作物, 获取精细的冬小麦种植信息对于指导农业生产具有重要的意义。通过对RefineNet模型进行扩展, 形成了适宜提取冬小麦种植信息的Ex-RefineNet(Extend-RefineNet)模型, Ex-RefineNet模型由两个子模型组成, Ex-RefineNet-Edge子模型用于提取冬小麦种植区域的边缘像素, Ex-RefineNet-Inner子模型用于提取冬小麦种植区域的内部像素, 使用贝叶斯模型对两个子模型的提取结果进行合并处理, 形成最终提取结果。利用山东省济南市和泰安市的16幅高分2号遥感影像进行实验, 将每幅影像的2/3作为训练数据, 其他数据作为测试数据, 选择平均精度、查全率和Kappa系数作为对比指标, Ex-RefineNet模型的结果分别为0.93、0.92、0.91, 而RefineNet模型的结果分别为0.86、0.84、0.83, 说明本文给出的方法在提取冬小麦种植信息方面具有较明显的优势。

关键词: 影像分割; GF-2; RefineNet模型; 贝叶斯模型; 冬小麦

中图分类号: TP753 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2019)04-0720-07

1 引言

冬小麦是我国主要的粮食作物, 及时、准确地获取冬小麦种植区域的面积和空间分布信息, 能够为农业管理部门指导农业生产、调整农业结构提供技术支撑^[1]。

目前, 遥感影像已经成为获取冬小麦种植信息的重要数据源^[2-3]。许青云等利用MODIS、TM/ETM、SPOT等数据成功提取了作物种植面积和空间分布信息, 显示了遥感技术的优势, 但受数据源自身空间分辨率的制约, 提取结果的空间分辨率较粗, 不能很好地满足应用的需要^[4-7]。Hao Weiping等使用高分辨率遥感影像作为数据源, 提取结果的

空间分辨率和精度明显提高, 在作物播种面积监测方面发挥了较好的作用^[8-9]。游炯等以我国高分1号卫星获取的遥感影像为数据源提取冬小麦种植信息, 取得了较好的效果, 但所用的方法仍为传统的遥感分类方法^[10-14]。

与中低分辨率影像相比, 高分辨率遥感影像细节更为丰富, 同物异谱及同谱异物现象更加普遍, 增加了提取特征的难度^[15-17]。传统的针对中低分辨率影像特点的分类方法, 如 k 最近邻域^[18]、最大熵法^[19]等, 仅能提取图像的颜色、形状、纹理等低层特征进行分类, 缺乏对图像语义的描述, 不能提取更高层次的特征, 应用于高分辨率影像时, 很难取得好的效果^[20]。

收稿日期: 2018-08-23; 修订日期: 2019-06-28

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFA0603004), 国家自然科学基金项目(41471299), 山东省自然科学基金项目(ZR2017MD018), 中国气象局旱区特色农业气象灾害监测预警与风险管理重点实验室开放研究项目(CAMF-201701, CAMF-201803)。

作者简介: 宋德娟(1994—), 女, 山东曲阜人, 硕士研究生, 主要从事遥感信息提取研究。E-mail: 15650099558@163.com。

通讯作者: 张承明(1971—), 男, 山东泰安人, 教授, 主要从事遥感信息提取研究。E-mail: chming@sdaa.edu.cn。

随着机器学习技术的发展,CNN(Convolutional Neural Networks, 卷积神经网络)由于其优越的特征学习能力而被广泛应用于相机图像处理^[21]。CNN利用卷积运算提取像素的特征,通过将多层卷积运算嵌套的方式提取高级语义特征,具有非常强大的特征提取能力,在自然图像分类中取得了良好的效果^[22]。2015年提出的FCN^[23](Fully Convolutional Networks, 全卷积网络)是第1个用于图像分割的卷积神经网络,此后,研究者们开发了一系列基于卷FCN的分割模型,包括UNet^[24],SegNet^[25],DeepLab^[26],RefineNet^[27]等。其中,UNet、SegNet都使用编码器-解码器结构,虽然模型结构非常清晰,便于理解,但由于解码器无法恢复编码过程中丢失的低阶视觉特征,无法输出精确的高分辨率预测。DeepLab采用了空洞卷积结构增加感受野,改善了分割网络,但它的计算成本较高,扩张的卷积会使特征提取结果更加粗糙,应用于遥感图像时会丢失重要的细节。

RefineNet模型采用了一种被称为Multipath的结构,能够较好地融合粗糙的高级特征与较为精细的低级特征,从而有效地提高了结果的精度。RefineNet在PASCAL VOC、PASCAL-context、NYUDv2、SUNRGBD、Cityscapes、ADE20K、Person-Parts等数据集上进行了测试,均取得了很好的效果^[27]。

卷积神经网络应用于遥感影像信息提取得到了研究者的重视。潘旭冉等采用改进的全卷积网络在高分1号影像上提取居民地^[28];刘文定基于全卷积网络识别虫害区域^[29];王静等利用深度信念网络进行烟叶部位的近红外光谱分类^[30]。这些研究为深入研究卷积神经网络应用于遥感图像分割提供了经验。

GF-2(高分2号)影像包括全色和多光谱两种影像,其中全色影像的空间分辨率为1 m,多光谱影像的空间分辨率为4 m,是进行冬小麦种植信息提取的理想数据源。本文根据高分2号遥感影像的特点,对RefineNet进行改进,形成了Ex-RefineNet(Extend-RefineNet)模型,用于提取冬小麦种植信息,取得了较好的效果。

2 研究方法

2.1 模型结构

本文在描述时,使用内部冬小麦像素和边缘冬小麦像素两个名词,其中,内部冬小麦像素是指以该像素为中心像素进行卷积运算时,所使用的像素块均为冬小麦的像素;而边缘冬小麦像素则是指计算该像素的特征时,像素块包含非冬小麦的像素。

图1给出了Ex-RefineNet模型结构,共分为5个部分:(a)输入;(b)Edge-Feature;(c)Inner-Feature;(d)Softmax编码器;(e)贝叶斯模型;(f)输出。

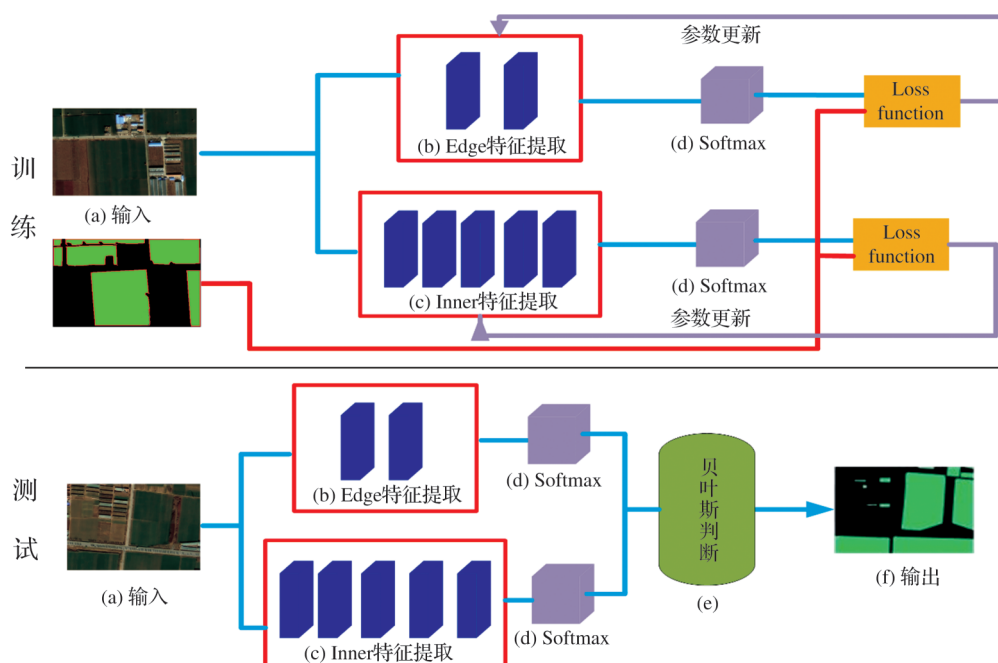


图1 模型结构图

Fig.1 Model structure diagram

在训练阶段,模型的输入为 GF-2 遥感影像和相应的标记文件;在测试阶段,模型输入为待分割的 GF-2 遥感影像;Edge-Feature 用于提取边缘冬小麦像素的特征;Inner-Feature 用于提取内部冬小麦像素的特征;Softmax 编码器的输入是 Edge-Feature 和 Inner-Feature 提取的特征向量,输出是归属概率最大的类别号以及对应的概率值;贝叶斯模型利用两个子模型的最大概率值确定最终的像素类别;最终输出为图像文件,每个像素的内容为对应原始影像像素的类别号,本文使用 100 表示其他,200 表示冬小麦。

2.2 制作数据集

制作数据集包括预处理、数据融合和标注三个步骤。使用 ENVI5.3 对原始 GF-2 遥感影像进行大气校正、几何校正、辐射校正等预处理;将全色波段数据和多光谱波段数据进行融合,生成空间分辨率为 1m 的融合图像。

标注过程如图 2 所示:(1)在 ArcGIS10.2 中,建立一个矢量文件,利用目视解释标注出冬小麦区域和背景区域;(2)将冬小麦区域分解为边缘区域和内部区域,形成具有三个子类别的标记文件;(3)对图像和标记文件进行裁剪,每个图像块的大小为 480×360 像素。将得到的图像分为训练集、验证集和测试集,其中,训练集包含 2 600 张图像、验证集包括 508 张图像,测试集包含 1 554 张图像。

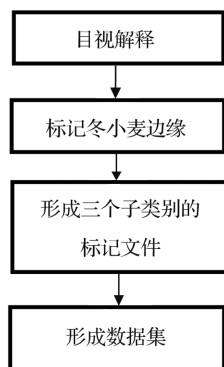


图 2 样本制作流程图

Fig.2 Sample making flow chart

2.3 训练模型

Ex-RefineNet 模型使用 RefineNet 的损失函数计算损失值,计算公式如(1)所示。

$$\text{loss} = -\frac{1}{m} \sum p \log q \quad (1)$$

其中: m 代表训练集中像素的个数, p 代表某个像素的标记值, q 代表该像素的预测值。

使用 SGD (Stochastic Gradient Descent, 随机梯度下降) 算法对模型进行训练。具体训练过程为;

(1)初始化 Ex-RefineNet 模型的参数;

(2)将随机选出的一组 GF-2 影像和对应的标记作为训练数据输入到模型;

(3)利用现有参数进行一次前向计算,得到预测结果与标记之间交叉熵,将其作为损失值,利用链规则,进行后向传播;

(4)在后向传播过程中,根据 SGD 算法对 Ex-RefineNet 模型的对参数进行调整;

(5)重复上述步骤中(2)~(4),直到损失值小于给定的阈值,结束对模型的训练。

2.4 使用训练成功的模型进行提取

提取冬小麦信息时,首先利用成功的 Ex-RefineNet 模型对 GF-2 影像进行分割,得到像素的类别概率向量集合;然后结合贝叶斯模型判断确定每个像素点的类别,判定规则为:对于某个待判定的像素,如果两个子模型提取的最大概率值对应类别相同,将像素确定为这个类别;如果不相同,根据两个子模型输出的类别概率向量,利用贝叶斯模型重新进行判断,确定像素类别。逐像素判定完成后,得到最终的提取结果。

3 数据与实验

3.1 实验方案

本文选择山东省作为研究区域,研究区范围在 $34^{\circ}22'52'' \sim 38^{\circ}15'02''\text{N}$, $114^{\circ}19'53'' \sim 122^{\circ}43'\text{E}$ 之间,全境总面积为 15.3 万 km^2 。使用的影像数据为 GF-2,包括 12 幅 2016 年 2 月 17 日的影像,覆盖范围为泰安市肥城县和宁阳县,14 幅 2018 年 1 月 11 日的影像,覆盖范围为济南章丘市。图 3 给出了研究使用的数据示意图。

本文选择 TensorFlow 框架实现的原始的 RefineNet 模型作为对比模型。以 Ubuntu16.04 作为开发环境,利用 Python 语言完成了模型的改进,形成 Ex-RefineNet 模型开展实验。

3.2 实验结果和评价

选择正确识别的冬小麦占整体冬小麦的比例、正常识别的背景占整体背景的比例、漏分的冬小麦占整体冬小麦的比例、错分的冬小麦占整体背景的比例、总体分类精度、查全率和 Kappa 系数作为评价指标。表 1 给出了 RefineNet 模型及 Ex-RefineNet

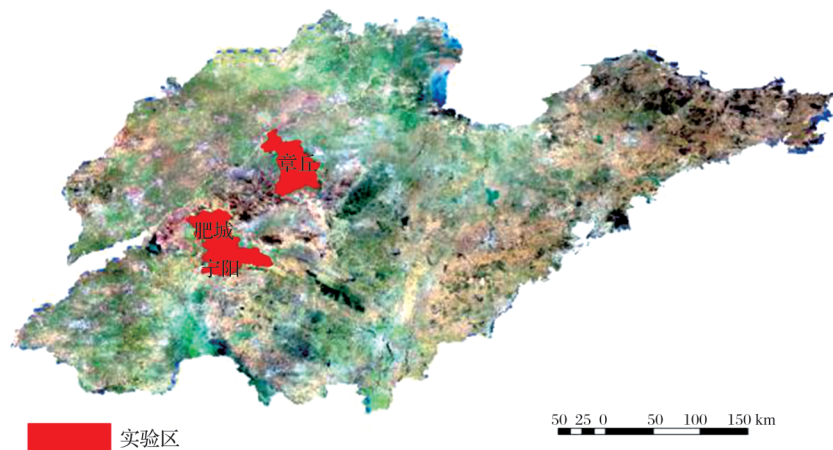


图3 山东省影像图

Fig.3 Image map of Shandong province

模型的结果评价。从表1中可以看出,Ex-RefineNet模型比RefineNet模型的精度提高了约9%。

本文从实验结果中随机选择了两组进行对比展示,如图4所示,其中图4(a)是原图,4(b)是人工标记图,4(c)是RefineNet提取结果图,4(d)是Ex-RefineNet模型的提取结果图。

从图4可以看出,RefineNet模型和Ex-RefineNet模型能提取出所有的内部冬小麦像素,但在RefineNet模型的提取结果中,冬小麦种植边缘区域有较明显的错分和漏分现象。在Ex-RefineNet模型的提取结果中,不仅边缘区域的错分和漏分现象明显减少,而且边缘的形状与实际更加相符,达到了实用的要求,体现了Ex-RefineNet的合理性。

4 结果分析与讨论

4.1 RefineNet 边缘粗糙的原因

RefineNet模型采用了Multipath结构,将粗糙的高层语义特征和精细的低层特征进行融合,通过深度卷积提取出更多图像的特征,这种结构在处理细节丰富的相机图像时具有明显的优势。但在遥感图像上,一个像素往往包含多个提取目标,这种情况下,使用深度卷积不仅达不到提取更多细节特征的目的,反而可能会因视野过大引入更多的噪

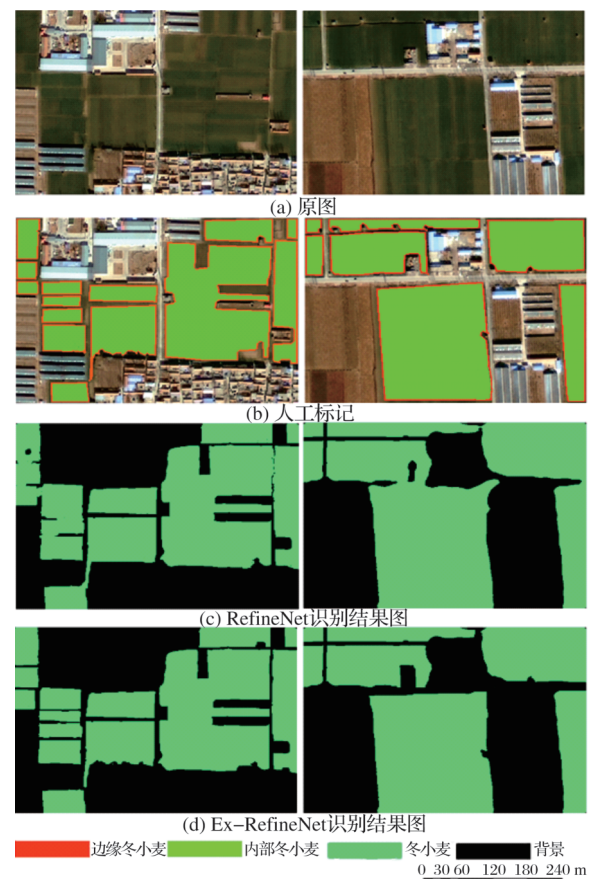


图4 部分实验结果图

Fig.4 Test result map

声,使得到的特征值会出现偏差。

表1 实验结果评价

Table 1 Evaluation of experiment result

方法	正确识别的冬小麦占 整体冬小麦的比例/%	正常识别的背景占 整体背景的比例/%	漏分的冬小麦占整 体冬小麦地比例/%	错分的冬小麦占整 体背景地比例/%	总体分类 精度/%	查全率 /%	Kapp 系数
RefineNet	85	83	15	17	84	84	0.83
Ex-RefineNet	94	92	8	6	93	92	0.91

根据卷积运算的规则,卷积核与像素块每次运算得到的卷积值,作为像素块的中心像素的特征值。在提取冬小麦时,位于边缘位置的像素,每次卷积运算时,使用的像素块中,有50%的像素为非冬小麦像素;而位于拐角位置的像素,每次运算时,可能会有75%甚至更高的像素为非冬小麦像素,导致这些位置像素的特征值与中心位置的特征值相差很多,从而导致边缘和拐角像素被错分的可能性增加,最终产生了边缘粗糙的后果。

4.2 Ex-RefineNet模型的优势

在高分2号图像上,1个像素覆盖的1平方米区域内,一般包含上百株冬小麦。虽然从一片种植区域来看,占据的像素数量很多,但由于单棵冬小麦覆盖面积较小,处在种植区域边缘上的像素点同时包含冬小麦和其他分类,导致冬小麦种植区域边缘的像素构成与冬小麦种植区域内部像素的构成差别较大。针对这种情况,Ex-RefineNet模型使用两个子模型分别提取冬小麦内部像素和边缘像素,并根据相对位置关系,利用贝叶斯模型优化像素判定结果,这种处理方式有效地弥补了原始的RefineNet模型在提取时忽略的边缘区域像素和内部区域像素的特征差异的问题,从而使Ex-RefineNet的提取有较大幅度的提高。

4.3 卷积层深度对提取结果的影响

卷积层深度是影响Ex-RefineNet模型分类精度的关键因素。在实验过程中,对使用不同深度的卷积结构得到的结果进行了统计,统计结果如图5所示。使用的统计数据中,共有268 531 200个像素,包含冬小麦像素数为85 500 400个,其中边缘冬小麦像素为895 104,内部冬小麦像素为84 605 296个,其余像素为背景像素。

从图5可以看出,卷积层数为二层及以下时,冬小麦的整体提取精度较低,但边缘冬小麦提取精度

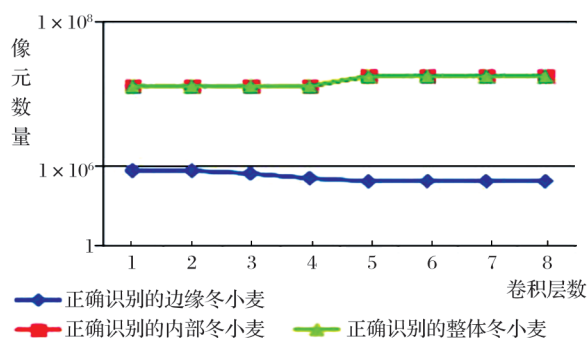


图5 结果统计

Fig.5 Results of statistical

较高;随着卷积层数的增加,冬小麦整体提取精度增高,内部冬小麦提取精度增高,但边缘冬小麦提取精度降低;卷积层数为五层及以上时,冬小麦整体提取精度趋于稳定。进一步说明了Ex-RefineNet采用两种结构不同的模型来分别提取边缘冬小麦像素和内部冬小麦像素是合理的、恰当的。

5 结 语

本文提出了一种适用于高分辨率遥感影像的冬小麦种植信息提取方法,所建立的Ex-RefineNet模型充分考虑了GF-2遥感影像上冬小麦种植区域细节信息较少等特点,较好地解决了从GF-2影像上提取的冬小麦种植信息边缘粗糙的问题,实现了从获取高精度的冬小麦种植信息的目标。

本文的主要贡献有:(1)结合遥感影像的特点和提取目标的特点,分析了使用卷积神经网络提取信息时边缘粗糙的原因,在此基础上,建立了一种新的卷积神经网络结构;(2)深入挖掘了卷积神经网络所输出的类别概率向量所包含的信息,合理利用语义特征和统计特征,建立了一种利用贝叶斯模型进行边缘精细化的方法,实现了对边缘的精细化处理。

下一步的工作中,将进一步对编码器进行改进,解决目前Softmax编码器没有考虑特征空间分布信息的问题,进一步提高模型的稳定性。

参考文献 (References):

- [1] Wang Limin, Liu Jia, Yao Baomin, *et al.* Area Change Monitoring of Winter Wheat based on Relationship Analysis of GF-1 NDVI among Different Years [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineer, 2018, 34(8): 184-191. [王利民, 刘佳, 姚保民, 等. 基于GF-1影像NDVI年度间相关分析的冬小麦面积变化监测[J]. 农业工程学报, 2018, 34(8): 184-191.]
- [2] Zhang J H, Feng L L, Yao F M. Improved Maize Cultivated area Estimation over a Large Scale Combining MODIS-EVI Time Series Data and Crop Phenological Information [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 94: 102-113.
- [3] Wu M Q, Wang C Y, Niu Z. Mapping Paddy Field in Large areas, based on Time Series Multi-sensors Data [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2010, 26(7): 240-244.
- [4] Xu Qingyun, Yang Guijun, Long Huiling, *et al.* Crop Information Identification based on MODIS NDVI Time-series Data [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(11): 134-144. [许青云, 杨贵军, 龙慧

- 灵. 基于 MODIS NDVI 多年时序数据的农作物种植识别[J]. 农业工程学报, 2014, 30(11): 134-144.]
- [5] Mkhabela M S, Bullock P, Raj S, *et al.* Crop Yield Forecasting on the Canadian Prairies Using MODIS NDVI Data[J]. Agricultural Forest Meteorology, 2011, 151(3): 385-393.
- [6] Pringle M J, Denham R J, Devadas R. Identification of Cropping Activity in Central and Southern Queensland, Australia, with the aid of MODIS MOD13Q1 Imagery[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2012, 19: 276-285.
- [7] Yang Y Z, Zhao P X, Hao H K, *et al.* Spatiotemporal Variation of Vegetation in Northern Shaanxi of Northwest China based on SPOT-VGT NDVI[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2012, 23(7): 1897-1903.
- [8] Hao W P, Mei X R, Cai X L, *et al.* Crop Planting Extraction based on Multi-temporal Remote Sensing Data in Northeast China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2011, 27(1): 201-207.
- [9] Jha A, Nain A S, Ranjan R. Wheat Acreage Estimation Using Remote Sensing in Tarai Region of Uttarakhand[J]. Vegetos, 2013, 26(2): 105-111.
- [10] Wu M Q, Yang L C, Yu B, *et al.* Mapping Crops Acreages based on Remote Sensing and Sampling Investigation by Multivariate Probability Proportional to Size[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(2): 146-152.
- [11] You Jiong, Pei Zhiyuan, Wang Fei, *et al.* Area Extraction of Winter Wheat at County Scale based on Modified Multivariate Texture and GF-1 Satellite Images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(13): 131-139.[游炯, 裴志远, 王飞, 等. 基于改进多元纹理信息模型和 GF-1 影像的县域冬小麦面积提取[J]. 农业工程学报, 2016, 32(13): 131-139.]
- [12] Ma S J, Yi X S, You J, *et al.* Winter Wheat Cultivated Area Estimation and Implementation Evaluation of Grain Direct Subsidy Policy based on GF-1 Imagery[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(18): 169-174.
- [13] Wang Limin, Liu Jia, Yang Fugang, *et al.* Early Recognition of Winter Wheat Area based on GF-1 Satellite[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(11): 194-201.[王利民, 刘佳, 杨福刚, 等. 基于 GF-1 卫星遥感的冬小麦面积早期识别[J]. 农业工程学报, 2015, 31(11): 194-201.]
- [14] Wu M Q, Huang W J, Niu Z, *et al.* Fine Crop Mapping by Combining High Spectral and High Spatial resolution Remote Sensing Data in Complex Heterogeneous Areas[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 139: 1-9.
- [15] Li Xiaofeng, Zhang Shuqing, Liu Qiang, *et al.* Fast Segmentation Method of High-resolution Remote Sensing Image[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2009, 28(2): 146-150.[李晓峰, 张树清, 刘强, 等. 高分辨率遥感影像的快速分割方法[J]. 红外与毫米波学报, 2009, 28(2): 146-150.]
- [16] Luo B, Zhang L. Robust Autodual Morphological Profiles for the Classification of High-resolution Satellite Images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(2): 1451-1462.
- [17] Xu Xingang, Li Qiangzi, Zhou Wancun, *et al.* Classification Application of QuickBird Imagery to Obtain Crop Planting Area[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2008, 23(1): 17-23.[徐新刚, 李强子, 周万村, 等. 应用高分辨率遥感影像提取作物种植面积[J]. 遥感技术与应用, 2008, 23(1): 17-23.]
- [18] Cui B G, Meng A X. Fast Remote Sensing Image Segmentation Algorithm based on Nearest Neighbor Direct Graph[J]. Computer Science, 2013, 40(10): 274-278.[崔宾阁, 孟翔翔. 基于最近邻有向图的遥感图像快速分割算法[J]. 计算机科学, 2013, 40(10): 274-278.]
- [19] Wu Nailong. Maximum Entropy Method[C]//Beijing Branch Academic Annual Conference, 1987.[吴乃龙. 最大熵方法[C]//北京分会学术年会, 1987.]
- [20] Huang Xin, Zhang Liangpei, Li Pingxiang. Classification of High Spatial Resolution Remotely Sensed Imagery based Upon Fusion of Multiscale Features and SVM[J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(1): 48-54.[黄昕, 张良培, 李平湘, 等. 基于多尺度特征融合和支持向量机的高分辨率遥感影像分类[J]. 遥感学报, 2007, 11(1): 48-54.]
- [21] Wu C L, Chau K W, Fan C. Prediction of Rainfall Time Series Using Modular Artificial Neural Networks Coupled with Data-preprocessing Techniques[J]. Journal of Hydrology, 2010, 389(1): 146-167.
- [22] Hu F, Xia G S, Hu J, *et al.* Transferring Deep Convolutional Neural Networks for the Scene Classification of High-resolution Remote Sensing Imagery[J]. Remote Sensing, 2015, 7(11): 14680-14707.
- [23] Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, *et al.* Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets and Fully Connected CRFs[J]. Computer Science, 2015(4): 357-361.
- [24] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[J]. arXiv: 1505.04597.
- [25] Badrinarayanan V, Kendall A, Cipolla R. SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Scene Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017 (99): 2481-2495. doi: 10.1109/TPAMI.2016.2644615.
- [26] Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, *et al.* DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs[J]. arXiv, 2017; arXiv:1606.00915v2.
- [27] Lin G, Milan A, Shen C, *et al.* RefineNet: Multi-Path Refinement Networks for High-resolution Semantic Segmentation[J]. arxiv, 2016. arxiv:1611.06612v3.
- [28] Pan Xuran, Yang Fan, Pan Guofeng. Extraction of Residen-

- tial Areas in GF-1 Remote Sensing Images based on Improved Fully Convolutional Network[J]. Telecommunication Engineering, 2018(2):119-125.[潘旭冉,杨帆,潘国峰.采用改进全卷积网络的“高分一号”影像居民地提取[J].电讯技术,2018(2):119-125.]
- [29] Liu Wending, Tian Hongbao, Xie Jiangjian, *et al.* Identification Methods for Forest Pest Areas of UAV Aerial Photography based on Fully Convolutional Networks[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural, 2019,50(3):179-185.[刘文定,田洪宝,谢将剑,赵恩庭,张军国.基于全卷积网络的林业航拍图像虫害区域识别方法[J].农业机械学报,2019,50(3):179-185.]
- [30] Wang Jing, Ding Xiangqian, Wang Xiaodong, *et al.* Study of Near Infrared Spectrum Classification for Tobacco Leaf Position based on Deep Belief Network[J]. Infrared and Laser Engineering, 2019,48(4):0404001.[王静,丁香乾,王晓东,等.基于深度信念网络的烟叶部位近红外光谱分类方法研究[J].红外与激光工程,2019,48(4):0404001.]
- [31] Li Feiteng. The Convolutional Neural Network and Its Applications[D]. Qingdao: Dalian University of Technology, 2014 [李飞腾.卷积神经网络及其应用[D].青岛:大连理工大学,2014.]
- [32] Fu G, Liu C, Zhou R, *et al.* Classification for High Resolution Remote Sensing Imagery Using a Fully Convolutional Network[J]. Remote Sensing, 2017, 9(6):498.doi:10.3390/rs9050498.
- [33] Li Yandong, Hao Zongbo, Lei Hang. Research Summary of Convolutional Neural Network [J]. Computer Application, 2016, 36(9): 2508-2515.[李彦冬,郝宗波,雷航.卷积神经网络研究综述[J].计算机应用,2016,36(9):2508-2515.]

Extraction Method for Winter Wheat Planting Area based on RefineNet

Song Dejuan^{1,2}, Wei Qingdi^{1,2}, Zhang Chengming^{1,2}, Li Feng³,
Han Yingjuan⁴, Fan Keqi¹

(1.School of Information Science & Engineering, Shandong Agricultural University, Tai'an 271018, China;

2.Shandong Technology and Engineering Center for Digital Agriculture, Tai'an 271018, China;

3.Shandong Provincial Climate Center, Jinan 250001, China;

4.Key Laboratory for Meteorological Disaster Monitoring and Early Warning and Risk Management of Characteristic Agriculture in Arid Regions, CMA, Yinchun 750002, China)

Abstract: Winter wheat is the main food crop in Shandong area. It is of great significance to obtain accurate information of winter wheat planting structure for the study of food security. By expanding the RefinNet model, an Ex-RefineNet(Extend-RefineNet) suitable for extracting the information of winter wheat planting structure was formed. Ex-RefineNet consists of two submodels, the Ex-RefineNet-Edge submodel used to extract the edge pixels of the winter wheat growing area, Ex-RefineNet-Innner submodel is used to extract the inner pixels of winter wheat growing area. Finally, using Bayesian model the extraction results of the sub-model are merged to form the final extraction results. A total of 16 GF-2 images were used for comparative experiments in Jinan City and Tai'an City, Shandong Province, and 2/3 of each image was used as training data and other data were used as test data. In terms of average accuracy, total search rate, and Kapp-coefficient, results of the Ex-RefineNet model were 0.93, 0.92, and 0.91, respectively, while results of the RefineNet model were 0.86, 0.84, and 0.83, respectively. The extraction effect of the Ex-RefineNet model is significantly higher than that of the RefineNet model. Results showed that the Ex-RefineNet is advantageous to extract the structure of winter wheat.

Key words: Image Segmentation; GF-2; RefineNet Model; Bayesian Model; Winter wheat