

引文格式: 杨泽宇, 张洪艳, 明金, 等. 深度学习在高分辨率遥感影像冬油菜提取中的应用[J]. 测绘通报, 2020(9): 110-113. DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2020.0294.

深度学习在高分辨率遥感影像冬油菜提取中的应用

杨泽宇¹, 张洪艳², 明金¹, 冷伟¹, 刘海启³, 游炯³

(1. 武汉珈和科技有限公司, 湖北 武汉 430000; 2. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430000; 3. 农业农村部耕地利用遥感重点实验室/农业农村部规划设计研究院, 北京 100000)

摘要: 近年来, 深度学习在基于高分辨率遥感影像的农作物种植信息提取领域应用广泛。本文充分利用油菜在盛花期的光谱特征, 提出了基于深度学习理论的单时相高分辨率遥感影像油菜分布提取方法。以 2016 年湖北省沙洋县作为研究区域, 获取油菜盛花时期高分一号(GF-1)影像, 并以沙洋县为基础影像, 通过手工标记制作油菜训练样本。设计两种深度学习框架模型, 一种以卷积神经网络(CNN)为框架, 构建一维卷积神经网络(1D-CNN)模型, 第二种以循环神经网络(RNN)为框架, 组合门控循环单元(GRU)模型, 训练标准样本模型, 完成油菜分类提取。最后, 与传统支持向量机(SVM)、随机森林(RF)方法进行了结果对比。试验结果表明, 本文设计的基于深度学习 CNN 和 RNN 模型提取的冬油菜空间分布精度和面积精度皆优于其他两种方法, 为实现冬油菜提取自动化提供试验基础。

关键词: 油菜提取; 深度学习; 卷积神经网络(CNN); 循环神经网络(RNN); 高分一号

中图分类号: P237

文献标识码: A

文章编号: 0494-0911(2020)09-0110-04

Extraction of winter rapeseed from high-resolution remote sensing imagery via deep learning

YANG Zeyu¹, ZHANG Hongyan², MING Jin¹, LENG Wei¹, LIU Haiqi³, YOU Jiong³

(1. Wuhan Jiahe Technology Co., Ltd., Wuhan 430000, China; 2. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430000, China; 3. Key Laboratory of Cultivated Land Use, MARA/ Academy of Agricultural Planning and Engineering, MARA, Beijing 100000, China)

Abstract: Recently, deep learning technology has been widely used in the crop extraction from high-resolution remote sensing data. This paper exploits the use of the spectral characteristics of rapeseed in the flowering period, and proposes a rapeseed extraction method from single-phase high-resolution remote sensing image based on deep learning theory. The paper employs GF-1 satellite data during the rapeseed flowering period, Shayang City, Hubei Province, as the research data. Firstly, rapeseed training samples are annotated on the image by manual labeling. Then, two deep learning framework models are built, including a one-dimensional convolutional neural network (1D-CNN) and a recurrent neural network (RNN), to conduct the rapeseed extraction with the help of annotated training samples. Finally, the rapeseed extraction results are evaluated by comparing with traditional support vector machine (SVM) and random forest (RF) methods. The experimental results show that the spatial distribution accuracy and area accuracy of winter rapeseed based on deep learning CNN and RNN models designed in this paper are better than the other two methods, which provides guidance for automation of large area winter rapeseed extraction.

Key words: extraction of winter rapeseed; deep learning; CNN; RNN; GaoFen-1

传统农作物提取一般使用物候期内表征作物的不同光谱特性, 解译方法有非监督分类^[1]、最大似然分类、SVM 分类^[2]、决策树分类^[3-4]等。近年来, 人工智能技术迅猛发展, 并且已广泛应用于图像处理领域, 给遥感图像数据处理带来了一场智能革命。目前基于深度学习的农作物提取方法通常以卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)为框架, 构建

多层神经网络, 基于增强型植被指数(EVI)、归一化植被指数(NDVI)等时序数据, 训练得到作物分类模型^[5-6]。文献[7]提出一种基于 CNN 框架的深度学习分类方法, 对 Landsat 8 和哨兵 1 号卫星采集的 19 景影像组成时序影像进行分类, 并与多层感知机(MLP)、随机森林分类器(RF)等方法进行分类比

收稿日期: 2019-12-27; 修回日期: 2020-03-16

基金项目: 农业农村部耕地利用遥感重点实验室开放课题(2019LCLU002)

作者简介: 杨泽宇(1987-)女, 硕士, 工程师, 从事农业遥感研究工作。E-mail: yangzywhu@sina.cn

通信作者: 张洪艳。E-mail: zhanghongyan@whu.edu.cn

较。结果表明,CNN 方法的分类精度最高,而且所有作物(小麦、玉米、大豆等)的分类精度均超过 85%。文献[8]对多光谱多时相影像进行精细分类,结果表明,对含有时空信息的数据进行分类时,3D CNN 优于 2D CNN。

本文在分析油菜盛花期特征的基础上,针对高空间分辨率单时相遥感影像,设计了两种基于高分辨率遥感影像进行油菜分类的深度学习方法。首先,建立两种深度学习模型,其中一种以 CNN 为基础框架,构建 1D-CNN 模型;另一种以 RNN 为基础框架,构建多层循环神经网络,组合多个门控循环单元(GRU)。然后,对照实调数据与遥感影像结合获得的标准地物解译标志,绘制精确的训练样本,进行冬油菜分布提取。最后,与传统 SVM、RF 方法进行比较,并从空间分布精度和面积精度两个方面对冬油菜分类结果进行评价。空间分布精度评价因子选取生产者精度(PA)、用户精度(UA)、总体精度(OA)、kappa 系数。面积分布精度评价主要以湖北省统计局官方发布的统计年鉴中 2016 年冬油菜标准面积作为参考。

1 试验数据和预处理

本文研究区域为湖北省沙阳县,2016 年 3—4 月在该研究区开展野外实地考察,利用手持 GPS 采集研究区沙阳县作物样本和控制点信息。获取多种地面样本点后,结合 2016 年 3 月 28 日沙阳县高分一号影像建立地物标准解译标志,地物包含冬油菜、冬小麦、建筑物、林地、水域、草地、道路、暂未播种的耕作用地(裸地),其中面块总数为 2401,冬油菜面块总数为 325,其中冬油菜面积占实调总面积的 41%。

本文采用从中国资源卫星应用中心网站下载的高分一号卫星 WFV 传感器数据,包含蓝、绿、红、近红外 4 个波段,空间分辨率为 16 m。经过一系列预处理后,获得沙阳县影像,其行列号为 4171×4038。数据预处理包括解压、辐射定标、大气校正、正射校正、几何配准、匀色和镶嵌、裁剪。

2 方法

2.1 卷积神经网络(CNN)和一维卷积(1D-CNN)

1D-CNN 是 CNN 的一种,常应用于时序类的数据处理。近些年也逐渐应用于影像解译中^[9]。本文选用 1D-CNN 作为农作物解译的训练模型。本文中 1D-CNN 是由卷积层、池化层、全连接层组成。经过多种参数测试,最终确定各网络层输入参数。经过 4 个卷积层和池化层组合后,连接多个全连接层,

将输入向量转化为相关类别输出。其中组合中的卷积层滤波器个数分别设置为 32、64、128、256,卷积核大小设置为 5×5,步长设置为 1,填充选择“same”项,卷积层输出则是通过引入 relu 作激活函数。池化层选用最大池化方法,滤波器大小设置为 2×2,步长设置为 2,填充选择“same”项。进行第一个全连接层之前,需要将输入进行扁平化处理,即改变输入维度。第一个全连接层设置 512 个神经单元,激活函数选择 relu,最后一个全连接层中神经元个数设置为类别数,激活函数选择 softmax 函数完成类别识别,输出最终分类结果。

2.2 循环神经网络(RNN)和门控循环单元(GRU)

RNN 是一类擅长处理有时间序列变化特征的网络,一般处理一维时间序列数据,特别是可以处理输入输出长度不一致的情况,目前在自然语言处理、语音识别、机器翻译等方面有着广泛的应用^[10]。在不同的 RNN 模型中 GRU 使用广泛^[11-12]。综合考虑样本点数量、网络训练复杂程度,本文选择 GRU 作为构建 RNN 的基本单元。深度循环神经网络系统主要由输入层、隐藏层、输出层组成。通过构建 3 层循环神经网络,每层组合 16 个 GRU 单元,每层网络内部的输入输出选择 tanh 激活函数进行连接,最后连接全连接层,选择 softmax 激活函数完成类别识别。

3 试验设置和结果

3.1 试验设置

本文利用 Python 语言的 tensorflow 库构建 1D-CNN 和 RNN 的基础框架,GPU 采用 RTX 2080ti,两个深度学习模型的学习率均设置为 1e-4,分块大小为 1000,标准训练样本在进行 1D-CNN 和 RNN 训练之前,先进行标准差归一化。经过反复试验,1D-CNN 循环次数设定为 500,RNN 循环次数设定为 1000。本文选择随机森林分类器(RF)^[13]、支持向量机(SVM)^[14]与深度学习算法进行精度对比。RF 和 SVM 分类器分别使用 ENVI 软件来实现,SVM 算法配置默认参数,RF 引用 EnMAP-Box 中的随机森林工具箱^[15],配置生成决策树的数量参数为 100,特征选择方法配置基尼系数,其他参数选择默认。

3.2 结果分析

本文以 2016 年 3 月 28 日湖北省沙阳县高分一号 WFV 传感器影像为基准,根据实调数据建立标准解译标志,绘制冬油菜和其他地物标准样本,参与训练的总样本量为 14 313 个像素,其中冬油菜样本为 4014 个像素,占总样本量 28.04%。4 种方法的分类结果如图 1 所示。

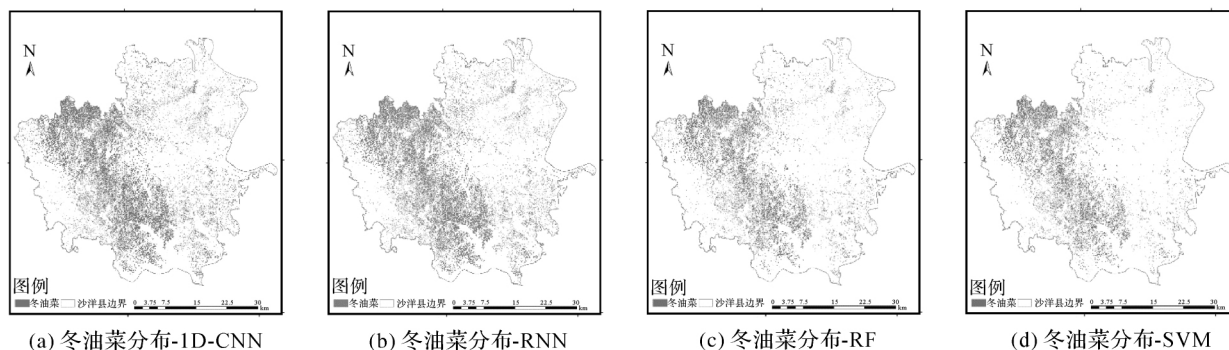


图1 湖北省沙阳县油菜不同方法提取结果

本文利用生产者精度(PA)、用户精度(UA)、总体精度(OA)、Kappa系数对不同算法分类结果进行空间精度评价,评价基准选用高分影像地物标准解译点。分类空间精度评价结果见表1。

从表1中可以看出,RF、SVM、1D-CNN、RNN算法的总体精度分别为89.37%、89.04%、91.88%、92.12%,其中神经网络(1D-CNN、RNN)的总体精度均高于RF和SVM方法,RNN方法的总体精度最高。Kappa系数也是神经网络(1D-CNN、RNN)分类

结果最高,由高到低分别为RNN、1D-CNN、RF、SVM,最高精度分别为0.8、0.79。冬油菜的生产者精度由高到低依次为RNN、1D-CNN、RF、SVM,分别为95.17%、86.82%、74.00%、72.05%。而冬油菜的用户精度则是RF算法最高,为83.11%。非冬油菜的生产者精度是SVM算法最高,为94.68%,而非冬油菜的用户精度是RNN算法最高,精度为98.27%,后面依次为1D-CNN、RF、SVM。

表1 分类精度评价

类别	RF		SVM		1D-CNN		RNN	
	PA/(%)	UA/(%)	PA/(%)	UA/(%)	PA/(%)	UA/(%)	PA/(%)	UA/(%)
冬油菜	74.00	83.11	72.05	81.77	86.82	81.73	95.17	78.01
其他	94.46	91.64	94.68	91.09	93.57	95.54	91.11	98.27
Kappa系数	0.71		0.69		0.79		0.80	
OA/(%)	89.37		89.04		91.88		92.12	

从湖北省统计局官方网站下载《2017年荆门市统计年鉴》,在农业10-21县市区播面与产量(三)中查找沙阳县油菜官方统计面积,2016年油菜种植面积约为59.85万亩。以官方公布的统计面积作为参考进行面积精度评价,见表2。RF和SVM提取的冬油菜面积过少,而1D-CNN、RNN提取的面积更接近官方统计值。其中,RNN方法提取的面积精度最高,比统计数据少3.11%;1D-CNN模型提取的面积比统计数据少7.97%。综合空间分布精度和面积精度,1D-CNN、RNN在冬油菜提取中精度比传统的两种机器学习方法要高,其中RNN模型在提取冬油菜中表现相对更好。

表2 面积精度评价

类别	RF	SVM	1D-CNN	RNN
面积/万亩	34.88	31.29	55.08	57.99
面积差/(%)	-41.72	-47.72	-7.97	-3.11

注:1万亩≈666.67hm²。

4 结论

针对冬油菜提取,本文设计了两种深度学习神经网络架构,一维卷积神经网络(1D-CNN)和循环神经网络(RNN)。用于训练模型的样本来源于高分一号,而验证样本来源于实际调查数据。本文试验影像选用2016年3月28日湖北省沙阳县高分一号影像。以该影像为基准,建立实际调查数据与该遥感影像中地物标准解译标志,选取少量冬油菜和非冬油菜样本,应用不同的分类方法,进行冬油菜分布提取。采用生产者精度(PA)、用户精度(UA)、总体精度(OA)、Kappa系数等精度评价因子对冬油菜分布结果进行精度评定。试验结果表明:1D-CNN、RNN方法的总体精度和Kappa系数要高于RF和SVM方法。在面积精度评价中,基于神经网络模型方法提取的冬油菜分布精度要远高于其他两种机器学习方法,其中RNN面积精度明显高于其他方法,RF和SVM存在冬油菜大量漏分的情况。

在实际生产过程中,仅靠单期影像难以提取高精度冬油菜分布,并且对于一些生长特征比较复杂的作物如中稻等,需要分析其在不同物候期的光谱特征来进行提取,因此后期工作将研究基于 CNN 和 RNN 模型的多时序影像农作物分类。

参考文献:

- [1] 王冬利,张安兵,赵安周,等. 非监督分类的冬小麦种植信息提取模型[J]. 测绘通报, 2019(8): 68-71.
- [2] NITZE I, SCHULTHESS U, ASCHE H. Comparison of machine learning algorithms random forest, artificial neural network and support vector machine to maximum likelihood for supervised crop type classification [C] // Proceedings of the 4th GEOBIA. Rio de Janeiro: [s.n.], 2012.
- [3] SONOBE R, TANI H, WANG X F, et al. Random forest classification of crop type using multi-temporal TerraSAR-X dual-polarimetric data [J]. Remote Sensing Letters, 2014, 5(2): 157-164.
- [4] TATSUMI K, YAMASHIKI Y, TORRES M A C, et al. Crop classification of upland fields using random forest of time-series Landsat 7 ETM+ data [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 115: 171-179.
- [5] ZHONG L, HU L, ZHOU H. Deep learning based multi-temporal crop classification [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 221: 430-443.
- [6] SUN Z H, DI L P, FANG H. Using long short-term memory recurrent neural network in land cover classification on Landsat and Cropland data layer time series [J]. International Journal of Remote Sensing, 2019, 40(2): 593-614.
- [7] KUSSUL N, LAVRENIUK M, SKAKUN S, et al. Deep learning classification of land cover and crop types using remote sensing data [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(5): 778-782.
- [8] 龚健雅,季顺平. 摄影测量与深度学习 [J]. 测绘学报, 2018, 47(6): 693-704.
- [9] PELLETIER C, WEBB G I, PETITJEAN F. Temporal convolutional neural network for the classification of satellite image time series [J]. Remote Sensing, 2019, 11(5): 523.
- [10] NDIKUMANA E, MINH D H T, BAGHDADI N, et al. Deep recurrent neural network for agricultural classification using multitemporal SAR Sentinel-1 for Camargue, France [J]. Remote Sensing, 2018, 10(8): 1217.
- [11] MOU L, GHAMISI P, ZHU X X. Deep recurrent neural networks for hyperspectral image classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(7): 3639-3655.
- [12] DEY R, SALEM F M. Gate-variants of gated recurrent unit (GRU) neural networks [C] // Proceedings of the 60th IEEE International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS). Boston: IEEE, 2017: 1597-1600.
- [13] PAL M. Random forest classifier for remote sensing classification [J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(1): 217-222.
- [14] SUKAWATTANAVIJIT C, CHEN J, ZHANG H S. GA-SVM algorithm for improving land-cover classification using SAR and optical remote sensing data [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(3): 284-288.
- [15] VAN DER LINDEN S, RABE A, HELD M, et al. The EnMAP-Box: a toolbox and application programming interface for EnMAP data processing [J]. Remote Sensing, 2015, 7(9): 11249-11266.
- [16] FAN Dazhao, DONG Yang, ZHANG Yongsheng. Satellite image matching method based on deep convolutional neural network [J]. Journal of Geodesy and Geoinformation Science, 2019, 2(2): 90-100.

(责任编辑: 郭新新)