

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.12.037

基于迁移学习的无人机影像耕地信息提取方法^{*}

鲁恒^{1,2} 付萧³ 贺一楠⁴ 李龙国^{1,2} 庄文化^{1,2} 刘铁刚^{1,2}

(1. 四川大学水力学与山区河流开发保护国家重点实验室, 成都 610065; 2. 四川大学水利水电学院, 成都 610065; 3. 西南交通大学地球科学与环境工程学院, 成都 611756; 4. 北卡罗来纳大学地理与地球科学学院, 夏洛特 28223)

摘要: 随着精准农业技术的发展,对农作物用地信息快速、准确提取的需求越来越高。同时,无人机技术以其方便、高效、具有低空云下飞行能力等优势被广泛应用于自然资源的调查中。但无人机影像普遍光谱信息较为匮乏,因此很难准确、快速地提取出耕地信息。基于此,提出了一种利用迁移学习机制的耕地提取方法(TLCLE)。首先,利用深度卷积神经网络(DCNN)剔除线状地物(道路、田埂等),然后,通过引入迁移学习机制将DCNN特征训练过程中得到的特征提取方法迁移到耕地提取中,最后,将所提方法与利用易康(eCognition)软件进行耕地提取(ECLE)结果进行对比。研究表明:对于实验影像1、2,TLCLE方法耕地提取总体精度分别为91.9%、88.1%,ECLE方法总体精度分别为90.3%、88.3%,2种方法提取精度相当,在保证耕地地块完整、连续性上TLCLE方法优于ECLE方法。

关键词: 耕地信息 无人机影像 信息提取 迁移学习 深度卷积神经网络

中图分类号: P231.5; TP75 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)12-0274-06

Cultivated Land Information Extraction from High Resolution UAV Images Based on Transfer Learning

Lu Heng^{1,2} Fu Xiao³ He Yi'nan⁴ Li Longguo^{1,2} Zhuang Wenhua^{1,2} Liu Tiegang^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Hydraulics and Mountain River Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China

2. College of Hydraulic and Hydroelectric Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China

3. Faculty of Geosciences and Environmental Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China

4. Department of Geography and Earth Sciences, University of North Carolina, Charlotte 28223, USA)

Abstract: The development of precision agriculture demands high accuracy and efficiency of cultivated land information extraction. Due to the low spatial resolution of satellite remote sensing images, it is difficult to identify cultivated land of small areal extent in critical regions, which requires image data of high spatial resolution for specific or general cases. Simultaneously, unmanned aerial vehicle (UAV) has been increasingly used for natural resource applications in recent years as a result of their great availabilities, the miniaturization of sensors, and the ability to deploy UAV relatively quickly and repeatedly at low altitudes. But most UAV images lack spectral information and cultivated land information extraction which usually leads to an unsatisfactory result. Based on this, a novel cultivated land information extraction method based on transfer learning (TLCLE) was proposed. Firstly, linear features (roads and ridges, etc.) were rejected based on deep convolutional neural network (DCNN). Secondly, feature extraction method learned from DCNN was used for extracting cultivated land information by introducing transfer learning mechanism. Finally, cultivated land information extraction results were completed by the TLCLE method and eCognition software for cultivated land information extraction (ECLE). The experimental results show that TLCLE can obtain equivalent accuracy to ECLE,

收稿日期: 2015-09-09 修回日期: 2015-09-29

^{*} 国家自然科学基金青年科学基金资助项目(51209153,41301021)、数字制图与国土信息应用工程国家测绘地理信息局重点实验室开放基金资助项目(DM2014SC02)和国土资源部地学空间信息技术重点实验室开放基金资助项目(KLGSIT2015-04)

作者简介: 鲁恒,讲师,博士,主要从事3S技术在农业信息化中的应用研究,E-mail: luheng@scu.edu.cn

通讯作者: 李龙国,副教授,主要从事农业水土工程研究,E-mail: cwrh_awr@scu.edu.cn

and it outperforms ECLE in terms of guaranteeing the integrity and continuity of cultivated land information.

Key words: Cultivated land information Unmanned aerial vehicle images Information extraction Transfer learning Deep convolutional neural network

引言

精准农业是近年来新兴的农业经营、管理策略^[1-2]。对耕地的分布情况进行精确提取与制图是进行耕地信息管理的基本需求^[3-4]。随着遥感技术的发展,如何快速、准确地提取耕地信息已成为研究焦点,同时也是研究的一个难点^[5]。

近年来,进行耕地信息精确提取主要是利用遥感技术,进行耕地信息变更动态监测的数据源主要来源于卫星传感器^[6-7]。但运用卫星遥感影像存在缺陷,由于卫星影像空间分辨率偏低,很难从中识别出面积较小的耕地,这就需要利用空间分辨率更高的影像,同时需要高效、精确的耕地信息提取方法^[8-9]。精准农业要求小尺度和高精度的耕地信息提取与制图,低空间和时间分辨率的卫星影像很难满足需求。基于此,新兴的无人机低空遥感技术在耕地信息提取与制图上表现出了巨大的潜力^[10]。但耕地表现在无人机影像上是一种光谱和纹理信息都较复杂的地类,目前无人机遥感影像的耕地信息提取仍然主要是以目视解译为主,耗时费力,成为精准农业中耕地信息快速获取应用的瓶颈。随着计算机机器学习技术的发展,自动解译和地物分类已经成为研究热点。机器学习按照模型的层次结构可以划分为浅层学习和深度学习,浅层学习包括逻辑回归、支持向量机(SVM)、隐含层较少的神经网络等;深度学习在

2006年由Hinton等^[11]提出,与浅层学习相比较,深度学习模型的表达能力更强,本文所述的迁移学习就是深度机器学习的一种。由于传统的计算机机器学习需要对每个领域都标定大量训练数据,这将耗费大量的人力与物力,而没有大量的标注数据,会使很多与学习相关研究与应用无法开展,迁移学习可以从现有的数据中迁移知识用来帮助新环境中的学习任务,因此,迁移学习不会像传统机器学习那样作同分布假设。针对此,本文通过引入迁移学习机制,将深度卷积神经网络(DCNN)聚类机制迁移到耕地提取任务中,首先建立DCNN线状地物剔除网络模型,通过样本进行训练,学习网络模型参数,实现影像特征提取的自主学习。通过引入迁移学习机制将DCNN线状地物剔除模型训练过程中得到的特征提取方法迁移到耕地信息提取中,完成耕地信息自动提取,提出一种基于迁移学习的无人机影像耕地提取方法。

1 研究区概况及工作流程

研究区是应德阳市广汉市连山镇基本农田保护区耕地保护需求选择的。广汉市人多地少,面积5.5万 hm^2 ,总人口60万人,但耕地面积只有3.4万 hm^2 ,耕地保有量3.1万 hm^2 ,基本农田保护面积2.8万 hm^2 。研究区位置示意图如图1所示。

无人机拍摄的影像存在大量的变形,直接用于耕地信息提取与面积量算误差会很大。为此,首先

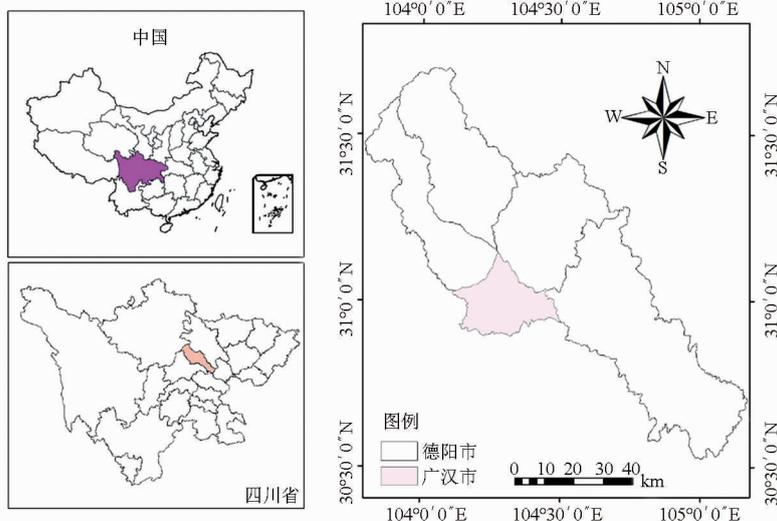


图 1 研究区位置

Fig. 1 Location of Guanghan City selected for experimental purpose

对无人机影像进行正射校正、影像拼接等预处理,然后利用 DCNN 剔除影像中的线状地物(道路、田埂等),将 DCNN 特征训练过程中得到的特征提取方法迁移到耕地提取中,完成耕地信息的提取。最后将本文方法与利用易康(eCognition)软件进行耕地提取的结果进行对比,进行提取精度评估。

2 数据与方法

2.1 数据获取与预处理

获取的无人机影像如图 2 所示。实验采用的无人飞机是固定翼机型,搭载了 Canon EOS 5D Mark 数



(a)



(b)

图 2 实验影像

Fig. 2 Experimental images

(a) 实验影像 1 (b) 实验影像 2

2.2 DCNN 剔除线状地类

当前神经网络应用于影像数据处理时,通常输入的维数非常高,若输入图像的大小为 50 像素 × 50 像素,则输入层需要 2 500 个神经节点,从而导致隐含层需要的节点数非常多;另外随着网络层次的加深,会导致整个网络结构复杂,权重参数增加,整个训练过程缓慢。为了解决该问题, Bengio^[12] 提出一种层与层之间局部连接的神经网络,称为卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN),另外将层数较多(大于 5)的卷积神经网络称为深度卷积神经网络(DCNN)。

典型的 CNN 主要由卷积层(Conv)和下采样层(Pool)组成,卷积层由输入图像与一组卷积模板进行卷积运算得到,每个卷积层包括多个特征图,其中卷积模板选用 Gabor 滤波算子,而在 CNN 中卷积模板是网络待学习参数,需要通过训练得到。下采样层通过对上述卷积层特征图进行下采样得到。通常一个完整的 CNN 网络由卷积层和下采样层交替反复,并在最后添加若干全连接层组成。

神经网络模型中标准神经元激励函数主要有 Sigmoid 函数以及双曲正切函数,上述函数属于非线性饱和型函数,在神经网络反向传播训练过程中,梯

度计算比较耗时;另一种非线性非饱和型神经元激活函数 $f(x) = \max(0, x)$,称为 ReLU(Rectified linear units),梯度计算效率高,经实验发现采用 ReLU 型神经元训练速度为双曲正切函数型神经元的 6 倍。

利用武汉大学研发的 DPGRID 软件进行影像预处理,首先完成相邻影像对的连接点提取与匹配,然后加入野外测量获取的地面控制点与获取的连接点一同进行空中三角测量,求解影像的外方位元素精确值。最后,完成影像的正射校正,为后续耕地信息提取提供高精度的正射影像数据。

度计算比较耗时;另一种非线性非饱和型神经元激活函数 $f(x) = \max(0, x)$,称为 ReLU(Rectified linear units),梯度计算效率高,经实验发现采用 ReLU 型神经元训练速度为双曲正切函数型神经元的 6 倍。

为保证提取出的耕地地块具有完整、连续性,同时为了尽可能减少非目标地物造成的干扰,采用深度目标识别框架构建 DCNN 线状地物剔除模型,该 DCNN 网络由 1 个输入层、3 个卷积层(卷积层 + 下采样层)以及 1 个全连接层和 1 个输出层组成,网络各层神经元均采用 ReLU 型神经元。其中,3 个卷积层都包括卷积层和下采样层,其中各层的参数设置如图 3 所示,FC256 是一个全连接层;FC2 层为输出层,输出层由 2 个节点组成,节点 0 为欲剔除掉的线状地类(道路、田埂等),节点 1 为其他地类。节点 1 的输出结果作为下一步迁移学习提取耕地信息的输入数据,如图 3 所示。

2.3 TLCLE 方法的耕地提取

耕地样本是耕地信息提取模型构建的基础,通过目视解译方法,为不同光谱、不同纹理、不同形状的耕地采集样本,并按照标准格式进行存储,形成耕地信息提取样本库。根据实验区影像建立了耕地信

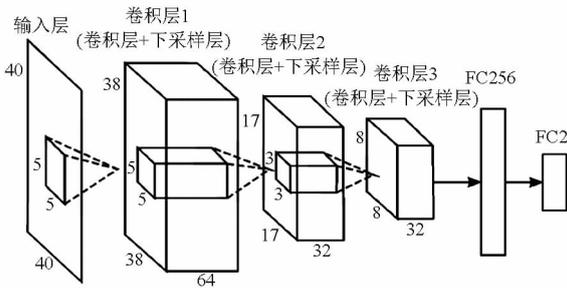


图 3 DCNN 线状地类剔除模型

Fig. 3 Model of linear elimination based on DCNN



图 4 耕地提取样本库示例

Fig. 4 Example sample library of cultivated land information extraction

(a) 正样本 (b) 负样本

程中样本由耕地样本和非耕地样本组成,而非耕地样本获取相对容易;但在耕地信息提取回归模型训练中,受制于耕地样本和部分林地样本很易混淆,将导致直接训练耕地信息提取模型难以收敛。

为此引入特征迁移学习机制,将源任务(线状地类别除)训练过程中学习得到的特征提取方法迁移到目标任务(耕地信息提取)中,如图 5 所示为基于特征迁移学习的耕地信息提取网络结构。其中,主要包括特征学习、特征迁移以及回归训练 3 部分。首先建立 DCNN 网络进行特征学习,采用手工标注的方法标注出各种形态的线状地类作为线状地物剔除的训练影像样本,建立的 DCNN 线状地类别除源任务(线状地类别除)

型由 3 层卷积网络层和 2 层全连接层组成。然后进行特征迁移,保持整个模型 3 个卷积层及 FC6 层参数不变的情况下,选择 FC6 层的输出作为特征,因为通过实验发现与其他层相比 FC6 层的输出具有更好的泛化能力,且特征向量的长度合适。将基于迁移学习所得到的特征向量作为 SVM 的训练输入,用于耕地信息提取网络模型训练。

2.4 ECLE 方法耕地信息提取

为了验证所提方法有效性,利用广泛应用的易康软件(eCognition 8)进行耕地信息提取(ECLE)实验,与 TLCLE 方法进行对比。ECLE 方法是面向对象的耕地信息提取方法,首先需要进行影像分

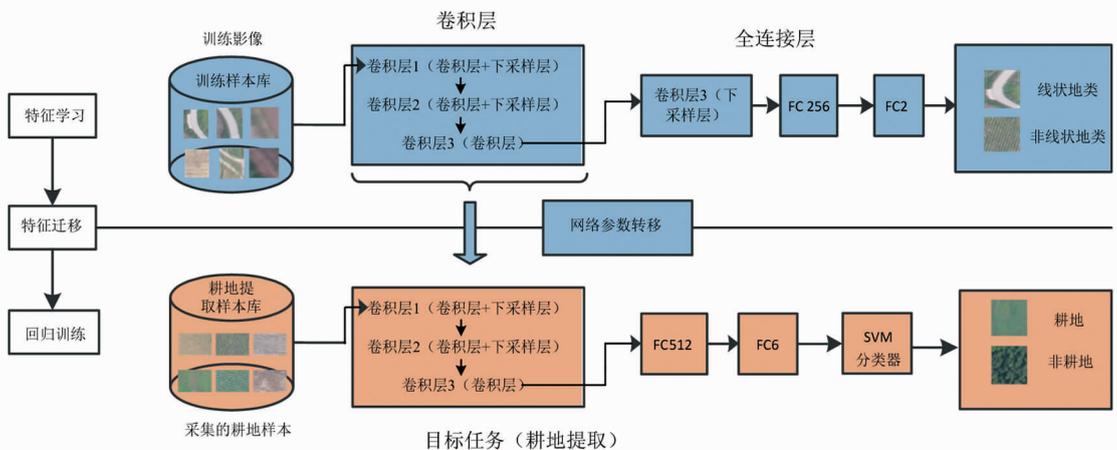


图 5 基于迁移学习的耕地信息提取网络结构

Fig. 5 Structure of cultivated land information extraction based on transfer learning

割,参照文献[13]建立最优分割尺度判别函数获取最优分割尺度,然后对分割后的影像对象进行信息提取,通过对影像对象特征信息分析选择可用于耕地信息提取的特征信息,根据获取的特征信息建立提取耕地信息的自定义特征,从而完成耕地信息提取。

通过大量实验发现,将耕地划分为有作物覆盖耕地和无作物覆盖耕地分别进行提取最可行,主要从光谱和纹理2个方面定义了耕地信息提取的自定义函数。有作物覆盖耕地在影像上通常表现为黄色和绿色。为提取有作物覆盖耕地,建立自定义特征 M ,公式为

$$M = \frac{2\bar{G} - \bar{B} - \bar{R}}{2\bar{G} + \bar{B} + \bar{R}} \quad (1)$$

式中 \bar{R} 、 \bar{G} 、 \bar{B} ——影像红、绿、蓝通道的平均值

根据该自定义特征 M 建立分类定义1,影像对象中若 $M \geq 0.25$,为有作物覆盖耕地。该类地块提取完成后,通过观察影像,发现有少量光谱信息和有作物覆盖耕地相似的林地被误提取出来。考虑到两者纹理差异较大,采用灰度差分矢量方法(GLDV)。其熵值 N 的计算公式为

$$N = \sum_{k=0}^{n-1} v_k (-\ln v_k) \quad (2)$$

式中 v_k ——影像对象层灰度共生矩阵(GLCM)的对角线之和

根据GLDV熵值建立分类定义2,若提取的有

作物覆盖耕地中 $N \geq 4.6$,则为林地。少量被误分的林地被提取出来。

在影像上表现为褐色的地类实际上包含2种类型的土地:无作物覆盖耕地和裸地。为准确地提取无作物覆盖耕地,建立自定义分类特征 O ,公式为

$$O = \frac{(\bar{B} - \bar{G})(\bar{G} - \bar{R})}{255} \quad (3)$$

由此建立分类定义3,若 $O \geq 4.3$,为无作物覆盖耕地。然后将有作物覆盖耕地和无作物覆盖耕地合并为耕地层。

3 结果与分析

3.1 耕地信息提取结果

根据2.2节和2.3节所述原理,首先建立了DCNN线状地物剔除网络模型,通过输入样本进行训练,学习网络模型参数。通过引入迁移学习机制将DCNN线状地物剔除模型训练过程中得到的特征提取方法迁移到耕地信息提取中,完成了耕地信息自动提取。

图6是2种方法耕地信息提取结果。为了进一步分析基于特征迁移的网络训练结果,对不同类型样本输入下网络各层的激活情况进行了对比分析。研究发现,将耕地正、负样本网络激活,在卷积层2开始稀疏化,随着网络前向传播过程中在卷积层3,耕地正、负样本的激活情况呈现出明显不同的模式,最后在FC6层耕地正、负样本激活情况基本上完全

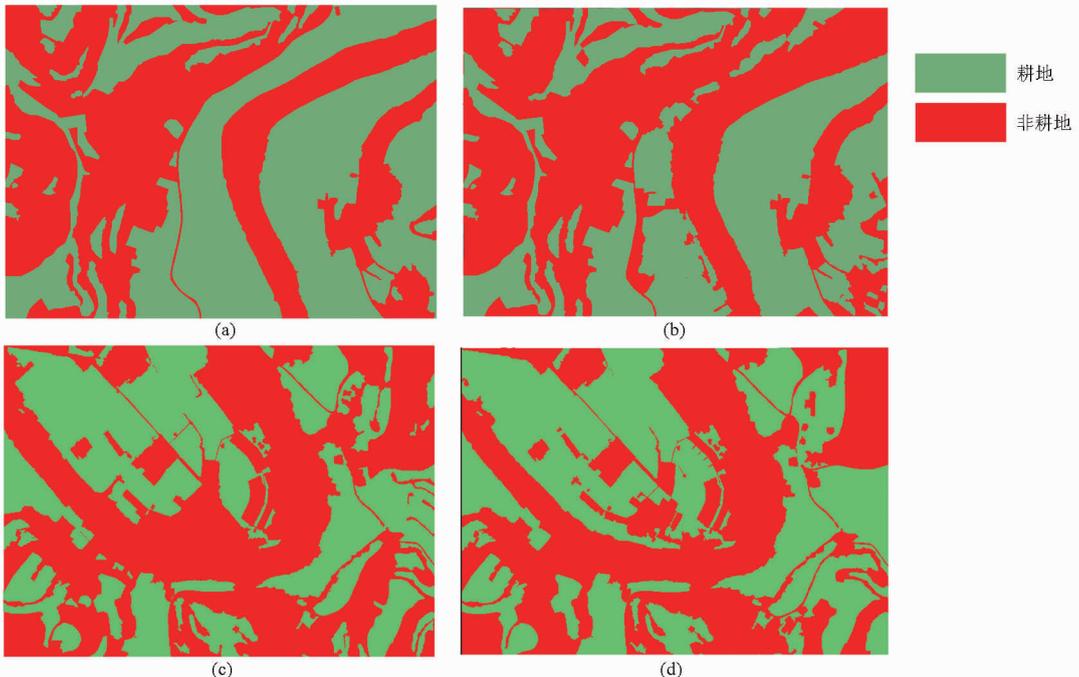


图6 2种方法耕地信息提取结果

Fig. 6 Results of cultivated land information extraction based on two methods

(a) 实验影像1, TLCLE方法结果 (b) 实验影像1, ECLE方法结果 (c) 实验影像2, TLCLE方法结果 (d) 实验影像2, ECLE方法结果

相反,完全适用于区分耕地与非耕地,这也是在特征迁移学习过程中选取卷积层 3 的原因。最终 TLCLE 方法耕地信息提取结果如图 6a 和图 6c 所示。

根据 2.4 节所述原理,通过实验获得本文研究的无人机影像最优分割尺度为 100,具体分割参数结果如表 1 所示,最终通过 ECLE 方法耕地信息提取结果如图 6b 和图 6d 所示。

表 1 最优分割参数

Tab.1 Optimal image segmentation parameters

实验影像	分割尺度	颜色/形状	光滑度/紧凑度	影像对象数量
实验影像 1	100	0.6/0.4	0.5/0.5	890
实验影像 2	100	0.6/0.4	0.5/0.5	834

观察原始实验影像(图 2)和耕地信息提取结果(图 6)可知,ECLE 方法在部分区域出现了耕地误提取,TLCLE 方法提取出的耕地保持了地块较好的连续性和完整性,避免了部分区域的误提取,减少了影像提取产生的噪声。TLCLE 方法在保证耕地准确提取的前提下同时保证了耕地提取的完整性。

3.2 精度评价

遥感影像信息提取的精度通常是通过总体精度、生产精度、用户精度和 Kappa 系数进行评定^[14-15]。考虑到无人机影像空间分辨率很高,可直接通过人工目视解译获得验证数据。对于实验影像 1,通过人工目视解译随机获取了 320 个耕地数据验证点,350 个非耕地数据验证点;对于实验影像 2,通过人工目视解译随机获取了 540 个耕地数据验证点,590 个非耕地数据验证点。通过将验证点与提取结果进行叠加来判断提取的耕地结果是否正确。经过统计计算可得,对于实验影像 1,TLCLE 方法提取耕地的总体精度为 91.9%,Kappa 系数为 0.862;ECLE 方法提取耕地的总体精度为 90.3%,Kappa 系数为 0.838,具体结果如表 2 所示。对于实验影像 2,TLCLE 方法提取耕地的总体精度为 88.1%,Kappa 系数为 0.796;ECLE 方法提取耕地的总体精度为 88.3%,Kappa 系数为 0.801,具体结果如表 3

所示。实验发现 2 种方法进行耕地提取的精度基本相同。

表 2 实验影像 1 混淆矩阵

Tab.2 Confusion matrix of experimental image 1

参数	TLCLE 方法		ECLE 方法	
	耕地	非耕地	耕地	非耕地
提取结果为耕地的样本数	287	21	273	18
提取结果为非耕地的样本数	33	329	47	332
生产精度/%	89.7		85.3	
用户精度/%	92.9		93.8	
总体精度/%	91.9		90.3	
Kappa 系数	0.862		0.838	

表 3 实验影像 2 混淆矩阵

Tab.3 Confusion matrix of experimental image 2

参数	TLCLE 方法		ECLE 方法	
	耕地	非耕地	耕地	非耕地
提取结果为耕地的样本数	462	57	451	43
提取结果为非耕地的样本数	78	533	89	547
生产精度/%	85.6		83.5	
用户精度/%	89.0		91.3	
总体精度/%	88.1		88.3	
Kappa 系数	0.796		0.801	

4 结束语

研究了一种基于迁移特征的高分辨率无人机遥感影像耕地信息自动提取方法。与当前广泛应用的分类软件(eCognition)耕地提取方法进行对比,本文所提方法(TLCLE)不仅与 ECLE 方法在耕地信息提取精度上相当,而且在保证耕地地块的完整性和连续性上结果更优。但是 TLCLE 方法也存在一些不足,首先 DCNN 的训练需要一定数量的训练样本,训练过程较缓慢,复杂模型需要消耗更多的数据及计算资源。随着传感器的发展,数据获取成本降低,样本的获取会更容易,使得迁移学习模型训练更加容易。因此,迁移学习理论运用于空间数据信息提取具有较大的潜力,本文研究为农业遥感中耕地信息提取提供了新思路。

参 考 文 献

- Liaghat S, Balasundram S K. A review: the role of remote sensing in precision agriculture[J]. American Journal of Agricultural and Biological Sciences, 2010,5(1):50-55.
- Ma Lei, Cheng Liang, Han Wenqi, et al. Cultivated land information extraction from high-resolution unmanned aerial vehicle imagery data[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2014,8(1):083673.
- Huang Yongqi, Cui Weihong, Zhang Yangjian, et al. Research on development of agricultural geographic information ontology[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2012,11(5):865-877.
- Cheng Yongxiang, Huang Jingfeng, Han Zhongling, et al. Cold damage risk assessment of double cropping rice in Hunan, China [J]. Journal of Integrative Agriculture, 2013,12(2):352-363.

- 11 López-Sánchez M, Joseayora-Canada M, Molina-Diaz A. Olive fruit growth and ripening as seen by vibrational spectroscopy[J]. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 2010,58(1):82-87.
- 12 Prieto N, Roehe R, Lavín P, et al. Application of near infrared reflectance spectroscopy to predict meat and meat products quality: a review [J]. *Meat Science*, 2009,83(2):175-186.
- 13 Jagdish C Tewari, Vivechana Dixit, Byoung-Kwan Cho, et al. Determination of origin and sugars of citrus fruits using genetic algorithm, correspondence analysis and partial least square combined with fiber optic NIR spectroscopy [J]. *Spectrochim Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2008,71(3):1119-1127.
- 14 De Belie N, Pedersen K, Martens M, et al. The use of visible and near-infrared reflectance measurements to assess sensory changes in carrot texture and sweetness during heat treatment[J]. *Biosystems Engineering*, 2003,85(2):213-225.
- 15 Liu Yongliang, Brenda G Lyon, William R Windham, et al. Prediction of color, texture, and sensory characteristics of beef steaks by visible and near infrared reflectance spectroscopy. A feasibility study[J]. *Meat Science*, 2003,65(3):1107-1115.
- 16 Hacisalihoglu G, Larbi B, Settles A M. Near-infrared reflectance spectroscopy predicts protein, starch, and seed weight in intact seeds of common bean (*Phaseolus vulgaris* L.) [J]. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 2010,58(2):702-706.
- 17 Sivertsen A H, Kimiya T, Heia K. Automatic freshness assessment of cod (*Gadus morhua*) fillets by vis/nir spectroscopy [J]. *Journal of Food Engineering*, 2011,103(3):317-323.
- 18 金航峰. 基于光谱和高光谱图像技术的蚕茧品质无损检测研究[D]. 杭州:浙江大学,2013.
Jin Hangfeng. Research on nondestructive determination of cocoon quality based on spectroscopy and hyperspectral imaging techniques[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013. (in Chinese)
- 19 李玉品. 红外光谱分析法识别蚕茧雌雄的研究[D]. 镇江:江苏大学,2008.
Li Yupin. Research on male and female discrimination of cocoon based on NIR pectroscopy[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2008. (in Chinese)
- 20 苏越,郭寅龙. 偏最小二乘法中主成分数确定的新方法[J]. *计算机与应用化学*, 2001,18(3):237-240.
Su Yue, Guo Yinlong. The novel algorithm for estimation of the number of principal component in partial least-squares method [J]. *Computers and Applied Chemistry*, 2001,18(3):237-240. (in Chinese)

~~~~~

(上接第 279 页)

- 5 董士伟,李宪海,李红,等. 基于多尺度分形特征的 ETM + 影像耕地提取[J]. *农业工程学报*, 2011,27(2):213-218.  
Dong Shiwei, Li Xianhai, Li Hong, et al. Extraction of cultivated land using ETM + image based on multiscale fractal signature [J]. *Transactions of the CSAE*, 2011,27(2):213-218. (in Chinese)
- 6 Ding Jianli, Wu Manchun, Tashpolat Tiyp. Study on soil salinization information in arid region using remote sensing technique [J]. *Agricultural Sciences in China*, 2011,10(3):404-411.
- 7 Feng Meichen, Yang Wude, Cao Liangliang, et al. Monitoring winter wheat freeze injury using multi-temporal MODIS data[J]. *Agricultural Sciences in China*, 2009,8(9):1053-1062.
- 8 王利民,刘佳,杨玲波,等. 基于无人机影像的农情遥感监测应用[J]. *农业工程学报*, 2013,29(18):136-145.  
Wang Limin, Liu Jia, Yang Lingbo, et al. Applications of unmanned aerial vehicle images on agricultural remote sensing monitoring[J]. *Transactions of the CSAE*, 2013,29(18):136-145. (in Chinese)
- 9 鲁恒,李龙国,贺一楠,等. 考虑地形特征的无人机影像分区域加权平差拼接方法[J]. *农业机械学报*, 2015,46(9):296-301.  
Lu Heng, Li Longguo, He Yi'nan, et al. Method of UAV image mosaic based on weighted adjustment considering terrain feature [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015,46(9):296-301. (in Chinese)
- 10 史舟,梁宗正,杨媛媛,等. 农业遥感研究现状与展望[J]. *农业机械学报*, 2015,46(2):247-260.  
Shi Zhou, Liang Zongzheng, Yang Yuanyuan, et al. Status and prospect of agricultural remote sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015,46(2):247-260. (in Chinese)
- 11 Hinton G, Salakhutdinov R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. *Science*, 2006,313(5786):504-507.
- 12 Bengio Y, Lecun Y. Convolutional networks for images, speech, and time-series [M] // Aibib M A. *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*. Cambridge: MIT Press, 1995,3361:310.
- 13 鲁恒,李永树,唐敏. 面向对象的山地区域多源遥感影像分割尺度选择及评价[J]. *山地学报*, 2011,29(6):687-694.  
Lu Heng, Li Yongshu, Tang Min. Evaluation and selection of segmentation scale with object-oriented method in multiple source remote sensing image of mountain areas[J]. *Journal of Mountain Science*, 2011,29(6):687-694. (in Chinese)
- 14 薄树奎,丁琳. 训练样本数目选择对面向对象影像分类方法精度的影响[J]. *中国图象图形学报*, 2010,15(7):1106-1111.  
Bo Shukui, Ding Lin. The effect of the size of training sample on classification accuracy in object-oriented image analysis[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2010,15(7):1106-1111. (in Chinese)
- 15 Foody G M. Status of land cover classification accuracy assessment[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002,80(1):185-201.