

doi: 10.13990/j.issn1001-3679.2017.01.031

## 基于深度学习的无人机遥感影像水体识别

杜 敬<sup>1 2</sup>

(1. 东华理工大学测绘工程学院 330013 南昌;

2. 流域生态与地理环境监测国家测绘地理信息局重点实验室 330013 南昌)

**摘要:** 针对无人机遥感影像分辨率高、信息量大易造成错分、漏分现象,导致识别分类精度不高的问题,采用一种基于深度学习的水体识别方法进行无人机遥感影像水体识别。该方法首先选取大量样本训练并构建深度卷积神经网络模型(DCNN),然后利用最大稳定极值区域(MSER)对无人机遥感影像进行分割得到待识别目标子区,最后根据深度卷积神经网络模型对分割后影像目标进行水体识别,并且将识别结果与目前常用方法进行比较。实验结果表明,该方法能有效识别水体目标,减少错分、漏分现象,提高识别精度,优于其他方法。

**关键词:** 深度学习; 卷积神经网络; 无人机遥感; MSER; 水体识别

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1001-3679(2017)01-158-05

## Deep Learning Based UAV Remote Sensing Image Water Body Identification

DU Jing<sup>1 2</sup>

(1. School of Geomatics, East China University of Technology, 330013, Nanchang, PRC;

2. Key Laboratory of Watershed Ecology and Geographical Environment Monitoring, NASG, 330013, Nanchang, PRC)

**Abstract:** UAV remote sensing image has the characteristics of high resolution and large information, so it is easy to cause misclassification and leakage phenomenon during the process of water body identification. In order to improve the accuracy of water identification, we present a method based on deep learning for UAV remote sensing image water identification. Firstly, a large amount of trained samples are collected to construct the water identification by convolutional neural network (DCNN). Then, water area are acquired from maximally stable extremal region (MSER) and the segmentation of UAV remote sensing image. Finally, the water body target are identified according to the convolution neural network model for water body identification. Experimental results show that the method can effectively identify the water body target and improve the accuracy.

**Key words:** deep learning; Convolutional Neural Network (CNN); UAV Remote Sensing; maximally stable extremal region (MSER); water body identification

收稿日期: 2016-10-27; 修订日期: 2016-11-28

作者简介: 杜 敬(1993-), 男, 硕士研究生, 主要从事摄影测量与遥感等方面研究。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(编号: 41401526); 地理空间信息工程国家测绘地理信息局重点实验室经费资助项目(编号: 201407); 流域生态与地理环境监测国家测绘地理信息局重点实验室资助课题(编号: WE2015003); 江西省教育厅科技项目与江西省高等学校科技落地计划项目(编号: KJLD14049)。

## 0 引言

水体空间分布和地理相关信息的及时获取对研究淡水生物学、区域间水文与气候变化有重要意义。遥感能动态监测地表信息,多时相、多光谱对地表水进行动态监测,是研究水资源的重要工具<sup>[1]</sup>。针对无人机遥感影像进行信息提取识别,许多学者进行了研究:胡勇等采用面向对象方法对房屋信息进行提取<sup>[2]</sup>;杨柳等以城市绿地为对象分析讨论了基于像元统计分类方法与面向对象分类方法的优点与不足<sup>[3]</sup>;马潇潇等基于 Diverse AdaBoost 对支持向量机(SVM)算法进行改进后进行无人机影像提取识别。然而上述方法图像分割尺度以及阈值设定直接影响识别分类精度,且可能存在椒盐噪声<sup>[4]</sup>。

近 10 年,人工智能快速发展,成为社会关注焦点,越来越多人开始研究机器学习、人工神经网络、深度学习等领域。高常鑫等采用深度学习方法对高分辨率影像进行飞机目标检测<sup>[5]</sup>;Castelluccio 等利用卷积神经网络对土地利用进行分类<sup>[6]</sup>;针对当前常用高分辨率遥感影像分类方法不能满足大数据环境的要求,曹林林等采用深度卷积神经网络模型进行影像分类<sup>[7]</sup>。然而无人机遥感影像具有分辨率高、数据量大的特点,需要进行分割处理。目前常用的影像分割方法有:数学形态学、阈值法、分水岭算法、人工神经网络等<sup>[8]</sup>。全斌等采用阈值法对影像进行分割<sup>[9]</sup>;何少林等利用面向对象多尺度分割分类方法对无人机遥感影像进行土地利用分类<sup>[10]</sup>;吕凤华等提出一种自适应尺度计算方法与 mean shift(MS)算法结合分割影像<sup>[11]</sup>;丁文锐等利用 Maximum Stable Extremal Regions(MSER)算法与自适应 K 均值聚类算法对建筑区域进行分类<sup>[12]</sup>。

为提高无人机遥感影像水体识别精度,本文引入一种基于深度学习的水体识别方法,该方法通过 MSER 算法对无人机遥感影像进行影像分割,得到待识别目标子区,然后采用深度卷积神经网络(DCNN)模型进行水体识别。通过无人机遥感影像试验,并与其它影像分割、水体识别方法做对比分析,验证该方法的可靠性。

## 1 深度学习与卷积神经网络

2006 年 Hinton 等提出深度学习<sup>[13-14]</sup>,在特征学习中取得了突破性进展。至此,深度学

习展现出强大的特征表达能力,在计算机视觉应用领域得到广泛应用。一方面,与传统需要大量人工设计特征学习结构方法相比,深度学习可以通过深度神经网络结构自动从数据中提取特征学习,这些需要手工操作的特征学习过程都转化成网络结构工作内容;另一方面,深度学习与传统的特征提取方法相比能够提取更具有代表性的特征。深度学习常用模型有:自动编码器(AutoEncoder)、深度信任网络(Deep Belief Networks)、稀疏编码(Sparse Coding)、限制波尔兹曼机(Restricted Boltzmann Machine)、卷积神经网络(Convolutional Neural Networks)。如图 1 所示为深度学习结构图。其中卷积神经网络模型常用于图像处理与语音识别等领域,是图像识别与分析领域、语音识别等领域的研究热点。

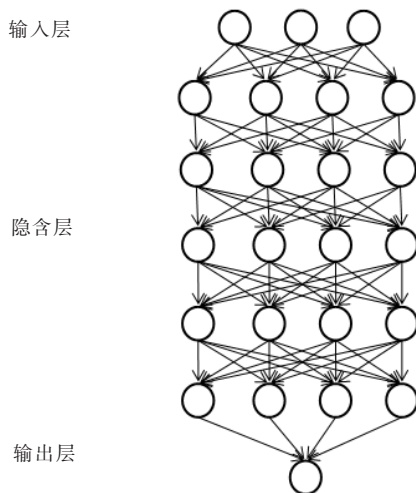


图 1 深度学习结构图

卷积神经网络(CNN)是一种前馈神经网络,其中神经元之间的连接模式来源于动物视觉皮层的组织方式。动物视觉皮层组织方式是将神经元在区域平铺重叠排列。CNN 已经广泛应用于图像和视频识别。CNN 架构是将许多不同层作为输入量转化为一个输出量,中间包含层有不同类型:卷积层、池化层、全连接层等。CNN 训练过程一般分为 2 个阶段:向前传播阶段和向后传播阶段。其结构模型如图 2 所示。

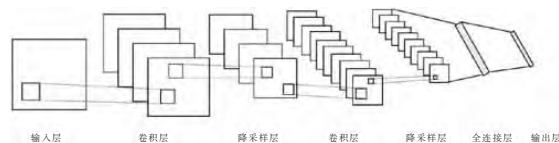


图 2 CNN 结构图

CNN 训练过程与传统 BP 算法类似,主要包括 2 个阶段 4 个步骤。

第 1 阶段,向前传播阶段: 1) 从样本集中取一个样本  $(X, Y_p)$  将  $(X, Y_p)$  输入网络; 2) 计算相应的实际输出  $O_p$ 。

$$O_p = F_n(\cdots(F_2(F_1(XW_1)W_2)\cdots)W_n) \quad (1)$$

第 2 阶段,向后传播阶段: 1) 计算实际输出  $O_p$  与相应的理想输出  $Y_p$  之间的差; 2) 通过极小化误差的方式反向传播调整权矩阵。

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (y_{pj} - o_{pj})^2 \quad (2)$$

卷积层的计算公式如下:

$$x_j^l = f(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} \times k_{ij}^l + b_j^l) \quad (3)$$

其中  $l$  为卷积层层数  $k$  为卷积核  $b$  是偏置参数,  $f$  为激活函数  $M_j$  是上层输入特征图。卷积计算完成后要进行池化得到降采样层。池化计算形式如下:

$$x_j^l = f(\beta_j^l \text{down}(x_j^{l-1}) + b_j^l) \quad (4)$$

其中  $\text{down}()$  是子采样函数  $\beta$  是子采样系数  $b$  是偏置参数  $f$  是激活函数。图片直接作为输入层导入卷积网络结构中,进行卷积运算和子采样池化过程,最后全连接层对提取的特征分类输出,这是一次正向的学习传播过程。

## 2 最大稳定极值区域( MSER)

最大稳定极值区域( MSER) 是基于分水岭的概念求解稳定区域,最早由 Matas<sup>[15]</sup> 提出。使用 MSER 算法进行区域提取时,首先需要通过使用一系列阈值获得相对应的二值化图像。二值化即: 将像素灰度值大于或者等于阈值的灰度值设置为 255,即白色,反之若像素灰度值小于阈值,则设置为 0,即黑色。二值化阈值  $t$  的取值范围  $t = \{0, 1, \cdots, 255\}$ 。若阈值为 0 则得到全白图像,当阈值增加到 255 时,则得到全黑图像。从 0 ~ 255,逐渐增加灰度变化量大小的阈值,对图像的每个像素点灰度值进行检查,将灰度值大于或等于阈值的像素点进行记录,极值区域由当中相邻接的点组成。在不断增加阈值的过程中,有些极值区域经过若干个阈值变化后其区域的面积基本保持不变,这些区域即最稳定极值区域。

最大稳定极值区域( MSER) 区域提取<sup>[16]</sup> 主要包括: 1) MSER 检测: 将彩色图像转变成灰度图像,经过算法计算得到 MSER + 区域和 MSER—区

域; 2) MSER 区域拟合与归一化; 对 MSER 区域进行椭圆拟合。通过 MSER 算法对无人机遥感影像进行处理,得到特征区域,并对无人机遥感影像进行分割,得到待识别目标子区,将其输入到 DCNN 水体识别模型中,得到识别结果,如图 3 所示为本文的方法流程图。

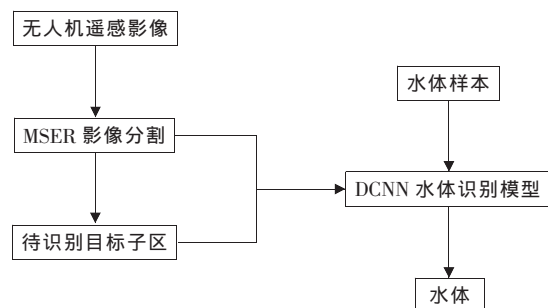


图 3 方法流程图

## 3 实验与分析

为验证基于深度学习的无人机遥感水体识别方法的可靠性,采用无人机遥感数据进行实验,实验数据为空间分辨率为 1 m 的无人机正射影像,采用并行化多尺度分割方法与基于 MSER 图像分割方法进行对比实验,同时选取湖泊、河流、建筑物等样本进行深度卷积神经网络模型训练,将训练后的模型用于水体识别,并同时运用支持向量机( SVM) 分类方法、面向对象分类方法进行对比。本文实验采用的深度卷积神经网络模型共 7 层,包括 1 个输入层 2 个卷积层 2 个降采样层 1 个全连接层和 1 个输出层。如图 4 所示为 DCNN 水体识别模型训练所用样本图,图 5 为某个样本及其在卷积神经网络结构中特征图。

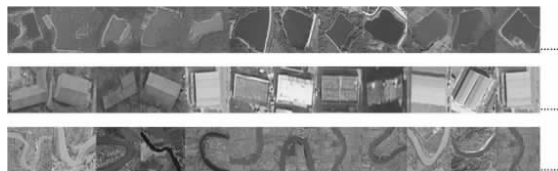


图 4 训练样本

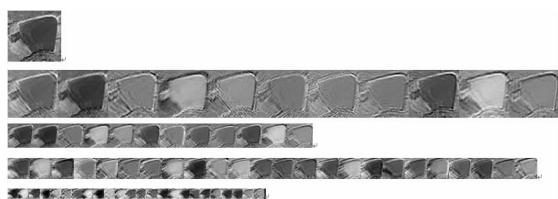


图 5 水体样本及特征图

采用并行化多尺度分割方法与本文方法进行对比,分割参数参考文献[8]分割最佳尺度,分割尺度为 200,紧致度为 0.5。图 6 为 2 种分割方法的分割效果对比图,由图可知多尺度分割方法可分割出水体目标子区,但分割的子区不完整,存在将一个水体图板块分割成若干小图斑块现象,比如图 6 中多尺度分割方法与 MSER 方法分割出的第一个目标子区,左下角处明显缺失部分水体图像,而 MSER 分割图像更为完善,效果更好。MSER 算法计算获得最大稳定极值区域能够保障分割时水体目标的完整性,因此分割后水体目标子区相对更完整。并行多尺度分割方法可分割出水体目标子区,但分割尺度的选择需经大量实验确定,仅针对特定的遥感影像分割效果才能最佳,而 MSER 算法无需反复试验,具有一定的普适性。

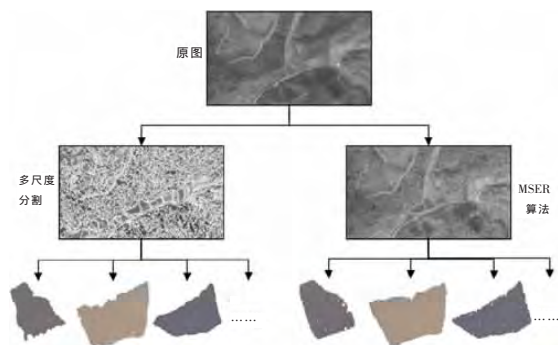


图 6 分割效果对比图

将分割后目标子区进行水识别试验,采用支

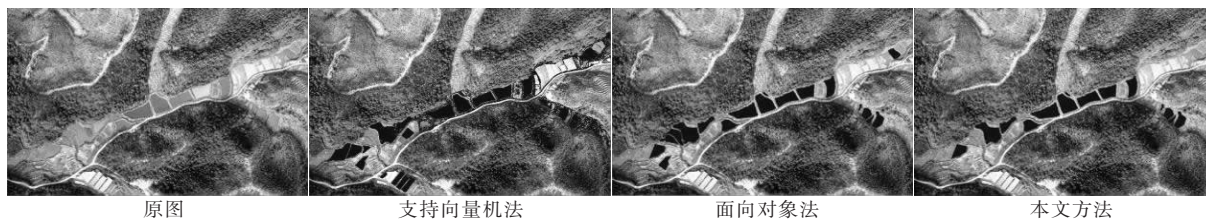


图 7 识别效果对比图

## 4 总结

本文针对无人机遥感影像分辨率高、信息量大而导致信息识别提取精度不高的问题,引入深度学习思想,采用深度卷积神经网络构建水体识别模型,同时利用 MSER 算法对无人机遥感影像进行影像分割得到待识别目标子区,最后将待识别目标子区输入 DCNN 水体识别模型进行水体识别,确定其是否为水体目标。实验表明该方法能够有效识别水体,提高了水体识别准确度,减少

持向量机方法(SVM)、面向对象方法进行对比,结果如图 7 所示。为验证上述 3 种水体识别方法精度,利用正确识别率与未识别率进行评定,见表 1,其定义公式为:

$$\begin{aligned} \text{正确识别率} &= \frac{\text{正确识别水体面积}}{\text{目视解译水体总面积}}, \\ \text{未识别率} &= \frac{\text{未识别水体面积}}{\text{目视解译水体总面积}} \end{aligned} \quad (5)$$

表 1 3 种方法精度对比

	正确识别率/%	未识别率/%
支持向量机(SVM)方法	88.74	11.25
面向对象方法	93.14	6.86
本文方法	95.36	4.64

由图 7 可看出支持向量机(SVM)方法可识别水体目标,但仍存在错误识别现象,且与水体类似目标不能完全区分,将部分房屋目标错分成水体,存在较多“椒盐现象”,识别精度为 88.74%,在 3 种方法中精度最低;面向对象方法相对 SVM 方法能够根据一定规则将水体目标分离出来,且不受山体阴影和建筑物的影响,识别精度较高,然而存在少量错误识别现象即将农田错误识别成水体,其正确识别率为 93.14%,未识别率未 6.86%。本文方法通过 MSER 算法与深度卷积神经网络相结合,能避免山体阴影和建筑物的干扰,正确识别出水体目标,精度与其他两种方法相比更高,正确识别率为 95.36%,识别效果更佳。

漏分错分现象,优于目前主流水体识别方法,证明了深度学习在无人机遥感水体识别中的可行性,对遥感水体分类识别领域等相关工作提供参考价值。

## 参考文献:

- [1] Jawak S D, Luis A J. A rapid extraction of water body features from antarctic coastal oasis using very high-resolution satellite remote sensing data[J]. Aquatic (下转第 170 页)



- [3] 陈焕新,刘栋永,徐明世,等. 空间数据融合的框架流程及发展现状研究[J]. 地理信息世界, 2013, 20(5): 26-31.
- [4] 文敏,唐新明,史绍雨,等. 针对海陆图融合的数字海图自动预处理及实现[J]. 地理空间信息, 2011, 9(1): 126-135.
- [5] 崔铁军,郭黎. 多源地理空间矢量数据集成与融合方法探讨[J]. 测绘科学技术学报, 2007(2): 1-4.
- [6] 龙毅,汤国安,周炯. 地理空间分析与制图的数据整合策略和方法[J]. 地球信息科学, 2006, 8(2): 125-130.
- [7] 许辉熙,卢正,薛万蓉. GIS 中多源空间数据集成方法研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2009, 32(5): 1-5.

(上接第 161 页)

- Procedia, 2015, 4: 125-132.
- [2] 胡勇,张孝成,马泽忠,等. 无人机遥感影像中农村房屋信息快速提取[J]. 国土资源遥感, 2016, 28(3): 96-101.
- [3] 杨柳,陈延辉,岳德鹏,等. 无人机遥感影像的城市绿地信息提取[J]. 测绘科学, 2016(7): 1-9.
- [4] 马潇潇,王宝山,李长春,等. 基于 Diverse AdaBoost 改进 SVM 算法的无人机影像信息提取[J]. 地理与地理信息科学, 2014, 30(1): 13-17.
- [5] 高常鑫,桑农. 基于深度学习的高分辨率遥感影像目标检测[J]. 测绘通报, 2014(S1): 108-111.
- [6] Castelluccio M, Poggi G, Sansone C, et al. Land use classification in remote sensing images by convolutional neural networks[J]. Journal of Molecular Structure Theochem, 2015, 537(1): 163-172.
- [7] 曹林林,李海涛. 卷积神经网络在高分遥感影像分类中的应用[J]. 测绘科学, 2016(9): 1-11.
- [8] 刘建华,毛政元. 高空间分辨率遥感影像分割方法研究综述[J]. 遥感信息, 2009(6): 95-101.
- [9] 全斌,李文文. 丘陵区无人机影像基础信息提取方法初探[J]. 测绘科学, 2016, 41(4): 108-112.
- [10] 何少林,徐京华,张帅毅. 面向对象的多尺度无人机影像土地利用信息提取[J]. 国土资源遥感, 2013, 25(2): 107-112.
- [11] 吕凤华,舒宁,龚龔,等. 基于自适应 Mean Shift 影像分割算法的研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014(7): 850-855.
- [12] 丁文锐,康传波,李红光,等. 基于 MSER 的无人机图像建筑区域提取[J]. 北京航空航天大学学报, 2015(3): 383-390.
- [13] Hinton G E, Salakhutdinov R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313: 504-507.
- [14] Hinton G E, Osindero S, Teh Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Computation, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [15] Matas J, Chum O, Urban M, et al. Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions[J]. Image & Vision Computing, 2004, 22(10): 761-767.
- [16] 程丹,范洪冬,邓喀中,等. 基于 MSER 的 SAR 影像配准算法[J]. 测绘通报, 2014(12): 28-31.