

基于 FCN-AC-ASPP 的手写体去除方法^①

方海泉^{②*} 邓明明^{***} 冶运涛^{****}

(* 浙江工业大学公共管理学院 杭州 310023)

(** 北京大学数学科学学院 北京 100871)

(*** 浙江星算科技有限公司 杭州 310023)

(**** 中国水利水电科学研究院水资源研究所 北京 100038)

摘 要 针对印刷体和手写体分类准确率不够高的问题,本文首先提出了一种印刷体与手写体像素级样本制作方法,并制作了印刷体和手写体数据集。其次提出了一种基于带空洞卷积和空洞空间金字塔池化的全卷积神经网络(FCN-AC-ASPP)模型。经过对 FCN-AC-ASPP 模型的训练和检测,该模型的分类准确率平均交并比(IoU)达到 96.10%,优于全卷积神经网络(FCN)、DeeplabV3+、带空洞卷积的全卷积神经网络(FCN-AC)模型。最后对于同时含有印刷体和手写体的新图片,用训练好的 FCN-AC-ASPP 模型对印刷体和手写体分类,从而把手写体去除。

关键词 手写体;印刷体;分类;全卷积神经网络(FCN);空洞卷积(AC);空洞空间金字塔池化(ASPP)

0 引 言

对于同时含有印刷体和手写体的纸张文档图片,手写体去除有重要的应用场景,比如中小學生试題去除手写体后,可以再次练习,常用于错题收集。要实现手写体去除,其中的一个关键技术问题是印刷体与手写体分类。印刷体与手写体分类问题可以定义为:对于同时含有印刷体、手写体的纸质文档图片,希望对图片里的印刷体、手写体和背景实现像素级分类。这个问题属于语义分割问题。

1 相关工作

印刷体与手写体分类方法可以分为传统方法和深度学习的方法。传统方法一般包括 4 个步骤。

(1) 图片预处理,预处理方法包括图片噪声去除、转为灰度图和黑白图^[14]。

(2) 识别出文本区域,识别方法包括基于区域的方法(如词级切分、线级分割)、基于模板的方法^[1-8]和基于纹理的方法^[9-10]。

(3) 对识别出的区域提取特征,包括水平和垂直投影剖面的特征,即字符高度、基线像素数和字符间距长度^[1,3,6,11]。

(4) 根据提取的特征,应用算法模型将检测区域中包含的文本分类为印刷体、手写体。分类算法包括多层感知器模型、基于规则的方法、判别分析法、隐马尔可夫模型和判别随机场方法^[1,6,11-13]。

近年来,随着人工智能的飞速发展,深度学习方法在各行各业得到广泛应用。同样,深度学习方法也可用于印刷体和手写体的分类。文献[12]用全卷积神经网络(FCN)对印刷体和手写体进行分类^[14]。该方法的分类准确率相对传统方法有所提高,也能区分印刷体与手写体重叠部分,但是由于样本量只有 80 个,模型的泛化能力较弱。文献[15]

① 国家自然科学基金(51309254),国家重点研发计划(2017YFC0405801)和浙江省教育厅科研项目(GZ21461220008)资助。

② 男,1985 年生,博士,讲师;研究方向:人工智能;联系人,E-mail: fanghaiquan@zjut.edu.cn。

(收稿日期:2022-01-17)

用 U-Net 算法把手写体分离出来,该文献用的数据集通过合成的方法得到,并不是真实的样本^[16]。文献[17]应用卷积神经网络与隐马尔可夫模型对印刷体和手写体进行分类。

在 FCN 和 U-Net 提出之后,很多先进的语义分割算法被提出,其中 DeeplabV3 + 算法是目前语义分割领域非常先进的算法,该算法在遥感建筑物提取、消防烟雾识别、表面缺陷检测等多个领域得到广泛的应用^[18-20]。DeeplabV3 + 算法吸收了 Deeplab 系列方法的优点,相对 FCN 和 U-Net 算法有很多改进^[21-24]。DeeplabV3 + 算法集成了深度可分离卷积、残差网络、空洞卷积、空间金字塔、空洞空间金字塔模块的优点^[23,25-33]。深度可分离卷积将标准卷积分解为深度卷积和逐点卷积,大大降低了计算复杂度;残差网络可以简化更深的网络的训练;空洞卷积可以增加网络的感受野从而提高网络性能;空间金字塔和空洞空间金字塔可以在多个尺度探测卷积特征。

文献[34]提出了一种手写内容去除方法,通过区域识别模型检测出手写区域,然后用像素模型对手写区域进行像素识别。文献[35]应用全卷积神经网络对印刷体和手写体分类。文献[36]应用空洞卷积神经网络对印刷体和手写体分类。从现有的研究来看,印刷体与手写体分类问题取得了较多研究成果,但是还有提升空间,包括两个方面:一是公开的印刷体与手写体数据集样本量太少;二是算法模型有待改进。

本文的创新点包括以下两个方面。第一,提出了一种印刷体与手写体像素级样本制作方法,制作了包含 3000 个样本的印刷体和手写体数据集 2021 (PHTD2021);第二,提出了一种带空洞卷积和空洞空间金字塔池化的全卷积神经网络 (FCN-AC-ASPP) 模型,该模型结合了空洞卷积神经网络和空洞空间金字塔池化的优点,可以有效提高印刷体与手写体分类准确率,分类之后可以实现手写体去除。分类准确度高,手写体去除效果才好。

2 FCN-AC-ASPP 模型

为了实验对比,设计了 4 个模型;第 1 个模型是

全卷积神经网络模型 (FCN) 模型;第 2 个模型是 DeeplabV3 + 模型;第 3 个模型是带空洞卷积的全卷积神经网络模型 (FCN-AC);第 4 个模型是本研究方法提出的带空洞卷积和空洞空间金字塔池化的全卷积神经网络 (FCN-AC-ASPP) 模型。FCN-AC-ASPP 模型的结构如图 1 所示。具体如下。

(1) 模型的输入层为 1024×1024 的 3 通道图。

(2) FCN-AC 模块。

(2.1) 空洞卷积层,具有 32 个特征图,卷积核为 5×5 ,扩张率 = 2。

(2.2) Dropout 层,Dropout 概率为 20%。

(2.3) 空洞卷积层,具有 32 个特征图,卷积核为 5×5 ,扩张率 = 3。

(2.4) 池化层,采样因子为 2×2 。

(2.5) 空洞卷积层,具有 64 个特征图,卷积核为 5×5 ,扩张率 = 2。

(2.6) Dropout 层,Dropout 概率为 20%。

(2.7) 空洞卷积层,具有 64 个特征图,卷积核为 5×5 ,扩张率 = 3。

(2.8) 池化层,采样因子为 2×2 。

(2.9) 空洞卷积层,具有 64 个特征图,卷积核为 5×5 ,扩张率 = 2。

(2.10) Dropout 层,Dropout 概率为 20%。

(2.11) 空洞卷积层,具有 64 个特征图,卷积核为 5×5 ,扩张率 = 3。

(3) 空洞空间金字塔 ASPP 模块。

(3.1) ASPP 分支 1,卷积层,通道数为 64,卷积核为 1×1 ,扩张率为 1。

(3.2) ASPP 分支 2,深度可分离卷积层,通道数为 64,卷积核为 3×3 ,扩张率为 8。

(3.3) ASPP 分支 3,深度可分离卷积层,通道数为 64,卷积核为 3×3 ,扩张率为 16。

(3.4) ASPP 分支 4,深度可分离卷积层,通道数为 64,卷积核为 3×3 ,扩张率为 32。

(3.5) Concat 层,将 4 个 ASPP 分支合并。

(4) 卷积层,具有 32 个特征图,卷积核为 1×1 。

(5) 反卷积层,具有 3 个特征图,卷积核为 4×4 ,步长为 4×4 。

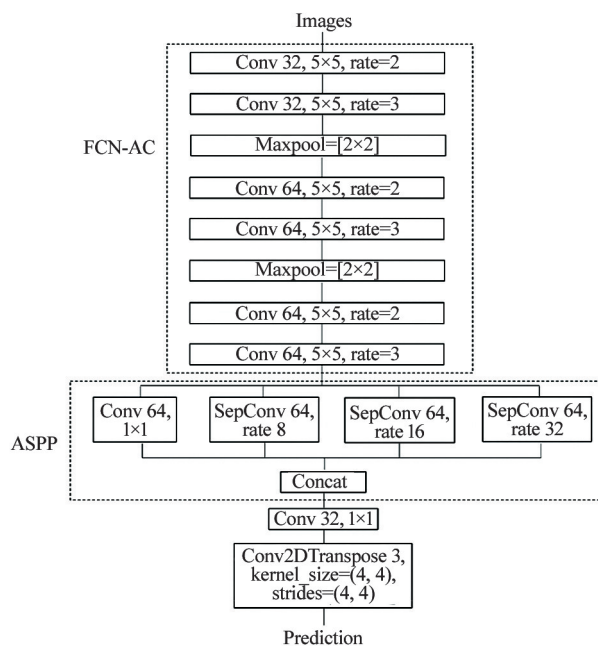


图1 本研究方法的网络结构图

3 实验与应用

3.1 技术路线

本文的技术路线如图2所示,包括模型训练、模型检测和模型应用3部分。模型训练包括制作印刷体与手写体数据集,建立 FCN-AC-ASPP 模型,把数据集里的训练样本输入模型进行训练,得到训练好的模型;模型检测是把数据集里的测试样本输入训练好的模型进行检测,计算模型分类准确率,从而评价模型的性能,如果性能好,模型就可以应用;模型应用是对同时含有印刷体和手写体的纸质文档进行拍照或者扫描得到图片,再对图片预处理,包括边框裁剪和自适应二值化为黑白图,然后输入到训练好的模型检测,得到分类结果图。

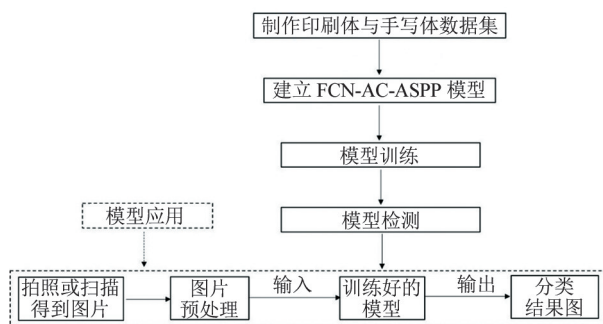


图2 技术路线图

3.2 数据集制作方法

由于同时含有印刷体和手写体的数据集比较缺乏,本文提出了一种制作印刷体和手写体像素级数据集方法。常规的数据标注方法(如 labelme)需要人工在电脑上标注。本文提出的数据集制作方法用算法程序自动处理,不需要人工参与标注。因此,制作得到的样本标注精度较高,省时省力。

样本制作的具体流程图如图3所示。

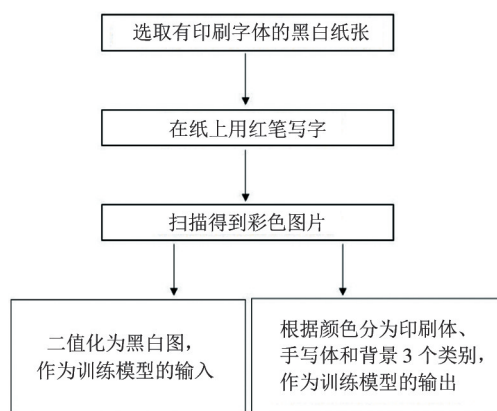


图3 样本制作流程

具体步骤如下。

步骤1 选取一张 A4 纸大小的有印刷字体的黑白纸张,印刷字体为黑色,背景为白色。

步骤2 在纸上用红笔写字。

步骤3 写好之后,用扫描仪扫描,得到一张彩色图片,如图4(a)所示。

步骤4 通过算法程序对图4(a)进行预处理,包括二值化为黑白图,得到的结果如图4(b)所示,图4(b)为训练模型的输入样本。图4(b)里的印刷体和手写体为黑色,背景为白色。

步骤5 通过算法程序可以对图4(a)中的印刷体、手写体和背景进行像素级分类。分类原理是基于不同颜色对应的像素值大小不同,红色手写体、黑色印刷体和白色背景3个类别由于颜色不同,对应的像素值差异较大,容易用算法程序区分开。

分类之后,对3个类别进行 one-hot 编码,印刷体用[1,0,0]表示,手写体用[0,1,0]表示,背景用[0,0,1]表示,得到结果记为 *mask* 矩阵,*mask* 矩阵为训练模型的输出样本,也是样本的标签数据。为了直观看出分类效果,用不同颜色代替不同类别,印

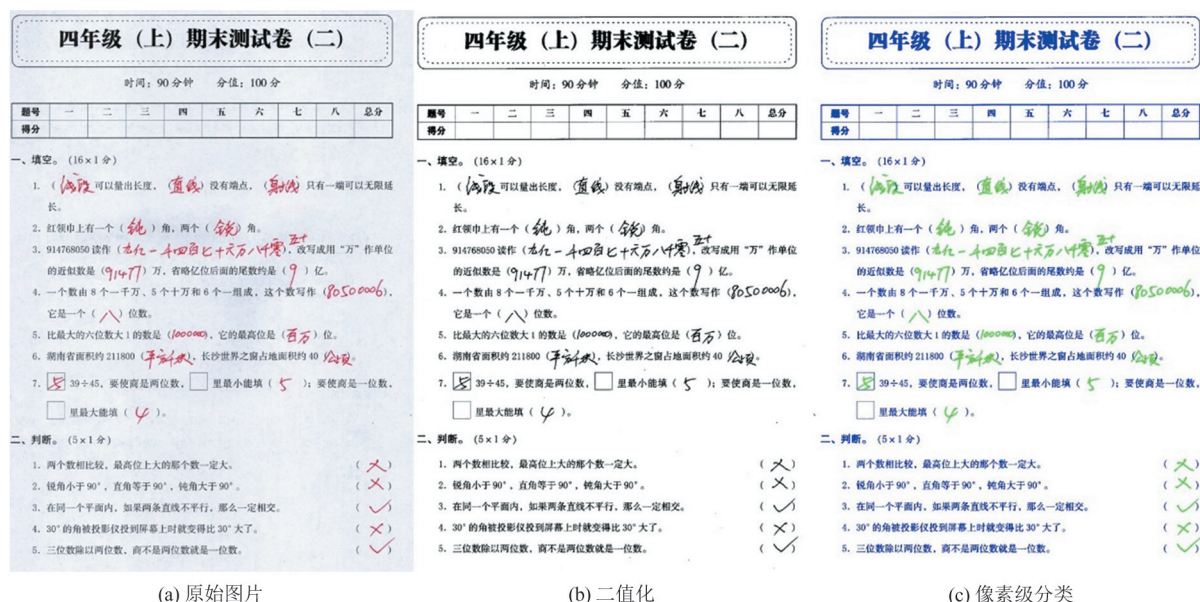


图4 制作1个样本的示意图

刷体类别用蓝色[255,0,0]表示,手写体用绿色[0,255,0]表示,背景用白色[255,255,255]表示,结果如图4(c)所示。

按照以上步骤,制作得到数据集。数据集里共有3000个样本,包括2000个训练样本,300个评价样本和700个测试样本。这里的1个样本是指1张A4纸大小的纸张经过扫描仪扫描得到的照片。用于制作样本的素材选自中小学各科纸质空白试卷。印刷体的字体主要包括宋体、楷体、黑体、Times New Roman。印刷体和手写字体的语言包括中文和英文。参与书写的人员共有10人。

本文把这个数据集命名为印刷体和手写体数据集2021(printed and handwritten texts dataset 2021, PHTD2021),所有的模型都在数据集PHTD2021上训练、评价和检测,数据集PHTD2021的分布如表1所示。

表1 数据集PHTD2021的分布

	PHTD2021
训练样本	2000
评价样本	300
测试样本	700

数据集PHTD2021中的每张图片分辨率为

3000×2000,训练模型之前把每张图片随机裁剪为20张大小为1024×1024的小图,即输入模型的训练样本为 $2000 \times 20 = 4 \times 10^4$ 张。

3.3 模型训练

应用TensorFlow和Keras的深度学习框架分别构建FCN、DeeplabV3+、FCN-AC和FCN-AC-ASPP模型;硬件配置为NVIDIA RTX 3060 Ti显卡,30 GB内存,i9-10900K CPU。计算机操作系统为Linux系统。

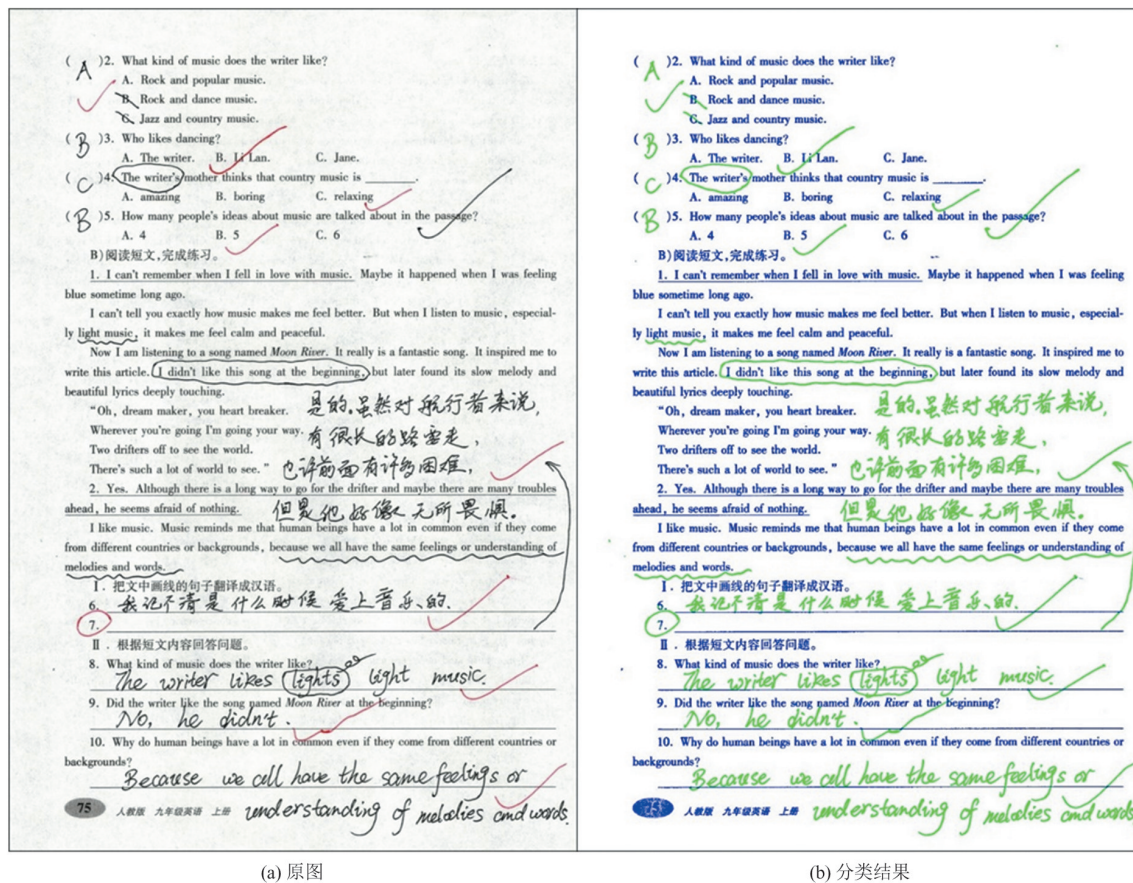
3.4 实验结果

把训练好的FCN、DeeplabV3+、FCN-AC和FCN-AC-ASPP模型分别在PHTD2021测试集的700张检测样本上检测,检测结果如表2所示。可以看出FCN-AC-ASPP模型效果最优,总交并比(intersection over union, IoU)平均值达到96.10%。值得注意的是DeeplabV3+模型,该算法模型在图像语义分割方面原本是非常好的,但是对于印刷体和手写体的分类却并不是最理想的。其原因是由于DeeplabV3+算法模型经过了4次下采样,对于印刷体和手写体这种小目标图像,会丢失较多信息,导致分类准确率不高。而本文提出的FCN-AC-ASPP模型只用了2次下采样,可以减少信息丢失。

FCN-AC-ASPP模型训练好之后,对一个新的检测样本进行检测,检测样本如图5(a)所示。在检测

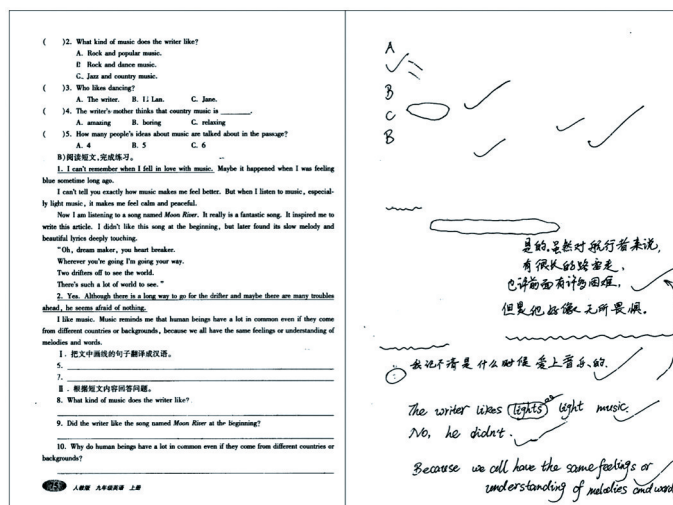
表 2 FCN、DeeplabV3 +、FCN-AC 和 FCN-AC-ASPP 的检测结果

	FCN	DeeplabV3 +	FCN-AC	FCN-AC-ASPP
印刷体 IoU 平均值 (%)	83.82	81.13	95.03	95.98
手写体 IoU 平均值 (%)	52.26	83.97	87.22	92.53
背景 IoU 平均值 (%)	99.80	98.23	99.78	99.78
总 IoU 平均值 (%)	78.63	87.78	94.01	96.10



(a) 原图

(b) 分类结果



(c) 手写体去除后得到的结果

(d) 分离出手写体

图 5 FCN-AC-ASPP 模型对图片分类结果

之前需要对图片进行预处理,包括边框裁剪和自适应二值化,采用 OpenCV 算法可以实现预处理。边框裁剪是为了去除纸质文档周围背景。自适应二值化可以把图片转为黑白图,印刷体和手写体为黑色,没有字体的地方为白色。通过边框裁剪和自适应二值化的预处理可以较好地处理现实场景中亮度和噪声的影响。

图片预处理之后,输入到训练好的 FCN-AC-ASPP 模型可以实现印刷体和手写体分类,结果如图 5(b) 所示,绿色、蓝色、白色 3 种颜色分别表示手写体、印刷体、背景,可以看出分类效果较好。对于印刷体和手写体重叠的部分也能比较准确地识别出来。本文方法对印刷体和手写体能达到较高的分类准确率有两个方面的原因,一方面是数据集样本量较多,另一方面是算法模型较好。

对于同时含有印刷体和手写体的图片,在对印刷体与手写体分类之后,可以把印刷体与手写体分离,分离方法以图 5(a) 的原始图为例。首先对图 5(a) 进行分类得到图 5(b),然后把手写体类别的像素用 255 代替,因为在计算机程序里 255 对应的是白色,这样手写体就转换为白色背景,而印刷体保持不变,结果如图 5(c) 所示。图 5(c) 是从原始图片中提取出的印刷体,也可以看作是把手写体去除之后得到的印刷体。同理,对图 5(a) 进行分类得到图 5(b),把印刷体类别的像素用 255 代替,这样印刷体就转换为白色背景,而手写体保持不变,结果如图 5(d) 所示。图 5(d) 是从原始图片中提取出的手写体。

4 结 论

为了把图片中的手写体去除,首先需要把印刷体与手写体分类,本文做了以下 3 方面的工作。(1) 提出了一种用于印刷体与手写体分类的像素级样本制作方法,用这个方法制作了包含 3000 个样本的数据集 PHTD2021;(2) 构建了 FCN-AC-ASPP 模型,经过训练和检测发现该模型有较好的泛化能力,分类准确率达到 96.10%,优于 FCN、DeeplabV3+、FCN-AC 模型;(3) 把训练好的 FCN-AC-ASPP 模型

应用于新图片,可以把印刷体与手写体分类,从而进一步把手写体去除。

本文提出的方法还存在以下 3 个局限性。(1) 由于制作训练样本都是扫描得到的图片,对于手机拍照的图片分类效果会略低于扫描的图片;(2) 由于训练样本只包括英文和中文,对于其他语言文字的印刷体与手写体不能很好地分类;(3) 目前训练样本涉及的印刷体的字体类型主要包括宋体、楷体、黑体和 Times New Roman,对于其他类型的字体效果不一定好。这 3 个方面值得今后进一步研究。

参考文献

- [1] SILVA L F D, CONCI A, SANCHEZ A. Automatic discrimination between printed and handwritten text in documents [C] // Proceedings of SIBGRAPI 22nd Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, Rio de Janeiro, Brazil, 2009: 261-267
- [2] GARLAPATI B M, CHALAMALA S R. A system for handwritten and printed text classification [C] // 2017 UKSim-AMSS 19th International Conference on Computer Modelling and Simulation, Cambridge, UK, 2017: 50-54
- [3] JINDAL A, AMIR M. Automatic classification of handwritten and printed text in ICR boxes [C] // Advance Computing Conference, Gurgaon, India, 2014: 1028-1032
- [4] MALAKAR S, DAS R K, SARKAR R, et al. Handwritten and printed word identification using gray-scale feature vector and decision tree classifier [J]. *Procedia Technology*, 2013, 10: 831-839
- [5] SADANI A, ECHI A K. Pyramid histogram of oriented gradient for machine-printed/handwritten and Arabic/Latin word discrimination [C] // 2014 6th International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition, Tunis, Tunisia, 2014: 267-272
- [6] KAVALLIERATOU E, STAMATATOS S, ANTONOPOULOU H. Machine-printed from handwritten text discrimination [C] // International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition, Kokubunji, Japan, 2004: 312-316
- [7] SABA T, ALMAZYAD A S, REHMAN A. Language independent rule based classification of printed and handwritten text [C] // IEEE International Conference on Evol-

- ving and Adaptive Intelligent Systems, Douai, France, 2015: 1-4
- [8] PERVEEN N, KUMAR D, BHARDWAJ I. An Overview on Template Matching Methodologies and its Applications [J]. *International Journal of Research in Computer and Communication Technology*, 2013, 2(10): 988-995
- [9] JAIN A K, BHATTACHARJEE S. Text segmentation using gabor filters for automatic document processing[J]. *Machine Vision and Applications*, 1992, 5(3): 169-184
- [10] KUMAR S, GUPTA R, KHANNA N, et al. Text extraction and document image segmentation using matched wavelets and MRF model[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(8): 2117-2128
- [11] GUO J K, MA M Y. Separating handwritten material from machine printed text using hidden Markov models[C] // Proceedings of the International Conference on Document Analysis and Recognition, Seattle, USA, 2001: 439-443
- [12] DUTLY N, SLIMANE F, INGOLD R. PHTI-WS: a printed and handwritten texts identification web service based on FCN and CRF post-processing [C] // International Conference on Document Analysis and Recognition Workshops, Sydney, Australia, 2019: 20-25
- [13] 丁红, 张晓峰. 非均匀光照图像中粘连手写体和印刷体的辨别[J]. *计算机工程与设计*, 2012, 33(12): 4634-4638
- [14] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Boston, USA, 2015: 3431-3440
- [15] JO J, KOO H I, SOH J W, et al. Handwritten texts segmentation via end-to-end learning of convolutional neural networks[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 79(43): 32137-32150
- [16] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation [C] // The 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2015: 234-241
- [17] 林琴, 夏俊峰, 涂铮铮, 等. 基于帧特征及维特比解码的手写体与印刷体分类[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(6): 1-7
- [18] 胡智翔, 鲍胜利, 徐传洪, 等. 基于 DeepLabv3 + 的遥感建筑物语义分割算法[J]. *计算机应用*, 2021, 41(S2): 71-75
- [19] 宁阳, 杜建超, 韩硕, 等. 改进 DeeplabV3 + 的火焰分割与火情分析方法[J]. *西安电子科技大学学报(自然科学版)*, 2021, 48(5): 38-46
- [20] 陈亮, 杨贤昭, 刘惠康. 基于改进 Deeplabv3 + 网络的线缆表面缺陷检测研究[J]. *高技术通讯*, 2021, 31(9): 986-992
- [21] CHEN L, ZHU Y, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[C] // Proceedings of the 2018 European Conference on Computer Vision, Munich, Germany, 2018: 833-851
- [22] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected CRFs[J]. *Computer Science*, 2014, (4): 357-361
- [23] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. Deeplab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected crfs [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 40(4): 834-848
- [24] CHEN L C, PAPANDREOU G, SCHROFF F, et al. Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation[EB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1706.05587.pdf>; arXiv, (2017-06-17), [2022-01-10]
- [25] CHOLLET F. Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 1800-1807
- [26] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. Mobilenets: efficient convolutional neural networks formobile vision applications [EB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1704.04861.pdf>; arXiv, (2017-04-17), [2022-01-10]
- [27] WANG M, LIU B, FOROOSH H. Design of efficient convolutional layers using single intra-channel convolution, topological subdivision and spatial ‘bottleneck’ structure[EB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1608.04337.pdf>; arXiv, (2016-08-15), [2022-01-10]
- [28] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, USA, 2016: 770-778
- [29] YU F, KOLTUN V. Multi-scale contexts aggregation by dilated convolutions [C] // International Conference on

- Learning Representations, San Juan, Puerto Rico, 2016: 1-13
- [30] SERMANET P, EIGEN D, ZHANG X, et al. Overfeat: Integrated recognition, localization and detection using convolutional networks [EB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1312.6229.pdf>; arXiv, (2013-12-21), [2022-01-10]
- [31] GIUSTI A, CIRESAN D, MASCI J, et al. Fast image scanning with deep max-pooling convolutional neural networks[C]//IEEE International Conference on Image Processing, Melbourne, Australia, 2013: 4034-4038
- [32] PAPANDREOU G, KOKKINOS I, SAVALLE P A. Modeling local and global deformations in deep learning: Epitomic convolution, multiple instance learning, and sliding window detection[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Boston, USA, 2015: 390-399
- [33] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(9):1904-1916
- [34] 杭州大拿科技股份有限公司. 手写内容去除方法、手写内容去除装置、存储介质[P]. 中国专利: CN202010072431.4, 2020-06-12
- [35] 作业帮教育科技(北京)有限公司. 手写字迹的识别/提取、擦除方法及擦除系统、电子设备[P]. 中国专利: CN202011581322.1, 2021-04-02
- [36] 浙江星算科技有限公司. 一种基于人工智能的手写字体去除方法[P]. 中国专利: CN202111059410. X, 2022-01-28

Handwritten texts removal method based on FCN-AC-ASPP

FANG Haiquan^{****}, DENG Mingming^{***}, YE Yuntao^{****}

(^{*} School of Public Administration, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

(^{**} School of Mathematical Sciences, Peking University, Beijing 100871)

(^{***} Zhejiang Xingsuan Technology Co., Ltd, Hangzhou 310023)

(^{****} Institute of Water Resources, China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038)

Abstract

Aiming at the problem that the classification accuracy of printed and handwritten texts is not high enough, first, a pixel-level sample making method for printed and handwritten texts is proposed, and a printed and handwritten texts dataset is constructed. Second, a fully convolutional network with atrous convolutional and atrous spatial pyramid pooling (FCN-AC-ASPP) is proposed. After training and testing the FCN-AC-ASPP model, the classification accuracy average intersection over union (IoU) of the model reaches 96.10%, which is better than FCN, DeeplabV3+, FCN-AC models. Finally, for a new picture containing both printed and handwritten texts, the trained FCN-AC-ASPP model is used to classify the printed and handwritten texts, and then the handwritten texts are removed.

Key words: handwritten texts, printed texts, classify, fully convolutional network(FCN), atrous convolution(AC), atrous spatial pyramid pooling(ASPP)