

深度学习 (http://lib.csdn.net/base/deeplearning) - 深度学习应用 (http://lib.csdn.net/deeplearning/node/747) - 图像检测 (http://lib.csdn.net/deeplearning/knowledge/1726)

**●** 1224 **○** 0

## 基于Faster-rcnn及FCN的中文OCR文本定位

作者:wqzghost (http://my.csdn.net/wqzghost)

## 启发

光学字符识别(Optical Character Recognition, OCR)是指对文本资料的图像文件进行分析识别处理,获取文字及版面信息的过程。一般分为两个步骤:文字定位,即找到文字在图片中的位置;文字识别,即识别出找到的文字。文字定位也可能包含一些二值化,矫正的步骤。

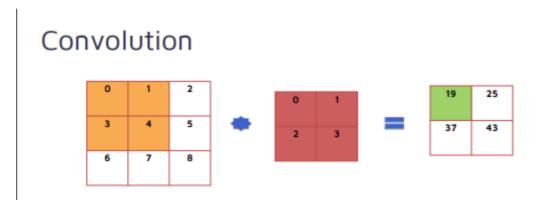
文字定位常见的算法MSER +SVM或者MSER + CNN,是一种自底向上的方法:首先产出大量MSER区域,进而用 SVM或者CNN进行二分类过滤掉非文字区域,最后合并文字区域产生文字区域。这种方法一方面产生大量候选 MSER区域,另一方面,文字合并中考虑到中文特殊的左右,上下结构,过程会非常复杂,结果难以把控。

受启发于ImageNet比赛中的Image Classification任务,能否将Faster-rcnn 以及FCN 算法应用于OCR\*的文本定位过程中。答案应该时肯定的。现在相当于进行一个只有两类的Image Classification,一类是图片背景,另一类则是文本行。不在像MSER那样把字切碎了,在合并起来。而是直接找到一整行文字。这就是它的优势所在。

之所以选择Faster-rcnn和FCN算法,一方面它们是目前效果比较好的算法,另一方面它们代表了两种不同的思路:
Faster-rcnn是以 bounding box为训练目标,FCN则是一种逐像素labelling的方法。在给出实验结果之前,比较一下这两种算法。

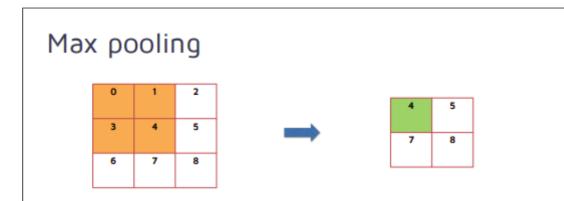
### Faster-rcnn

Faster-rcnn的思想在于利用神经网络中conv + pooling并没有改变特征在图像中的相对位置。真正改变是在fc层。如下图:

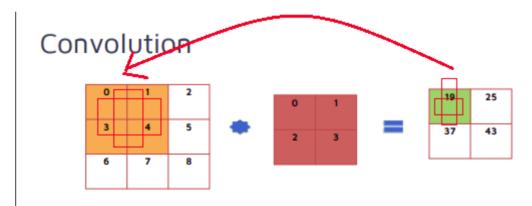


可以清晰的看到左侧图片,在中间卷积核的作用下,最终得到数值19(观察图片中矩阵带有颜色的的部分)。也就是19这个特征值对应图片中的左上角,这个值在图片中有明显的位置关系。同样,特征值25对应图片中的右上角,即值为1,2,4,5的部分。

pooling也有同样的效果:

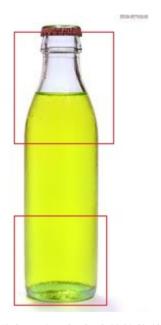


实际上这也是rpn网络的原理,rpn网络在全卷积网络,即只有conv + pooling ,的输出上,每一个特征值产生9个 anchor ,对应原图中的相应位置。



rpn网络的巧妙应该有三点:1) rpn利用了conv + pooling不改变相对位置关系的特性。2) cnn特征不仅用来做分类,即特征产生标签,还用来做bounding box的回归,即特征产生bounding box坐标。3) rpn突破了我们对标签的理解,在bounding box回归上,判断网络优良的标准是生成的box和ground truth的IOU到底有多大。

但是,rpn网络也有它的缺点:rpn生成的anchor,有位置关系以及一定的长宽比例,整个训练过程通过调节anchor的坐标来达到与ground truth的最大IOU。如果anchor长宽比例设置不合理的话,对一个长宽比例失调的物体就会很难找到一个将它整个包围的bounding box。以瓶子为例,因为它比较高,所以瓶子上端和下端特征距离比较远,这样很可能产生下面两个anchor,都不能把瓶子包围住。或许瓶子中间特征产生的anchor,通过调节是可以的,或者还是有误差。这里只是个例子,为了说明情况而已。



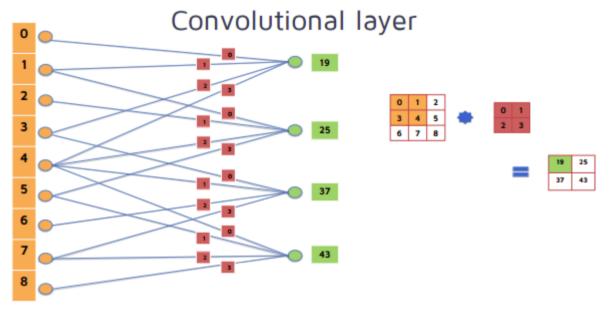
另外一个问题就是,Faster-rcnn采用了nms,这样会导致互相有遮盖的物体不能同时被检查出来,如果发现有问题可以尝试把nms去掉试试。

### **FCN**

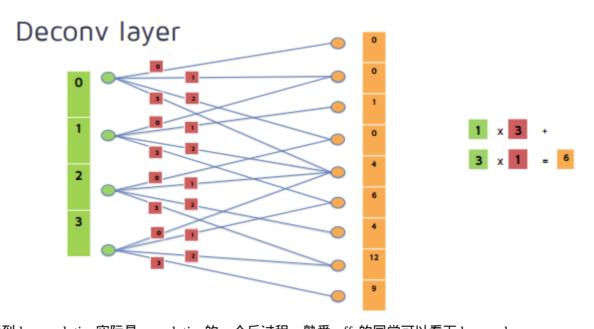
FCN(fully convolutional network),全卷积网络,没有fc层。所以它在整个网络中是不会丢失位置信息的,与 Faster-rcnn不同的是FCN对每一个像素分类,在OCR里面每个像素分成两类:文字行和非文字行(背景)。比如一张300\*400的图片,最后FCN会对所有300\*400个像素做分类。

FCN问题的关键是如何将卷积后的特征还原成原始图片大小,这个过程在许多深度学习框架里叫做 deconvolution(参加),许多人认为并不准确,因为整个过程并不是真正的deconvolution(参见wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/Deconvolution)),而是应该称为transposed convolutional network。这是一个什么样的过程呢?

如果将图片reshape成一个一维矩阵,然后在convolution,情况是这样的:



deconvolution是这样的:



可以看到deconvolution实际是convolution的一个反过程,熟悉caffe的同学可以看下deconv\_layer

(https://github.com/BVLC/caffe/blob/80f44100e19fd371ff55beb3ec2ad5919fb6ac43/src/caffe/layers/deconv\_layer.cpp#L32) 实际是改变了forward和backward的调换位置。细心的同学也会发现,虽然过程相反,但实际上值不一样。其实, deconvolution并不是要还原成原来一模一样的图片,而是将特征值恢复到相应的位置。而且,在实际应用中, deconvolution也可以利用bilinear卷积核,也就是双线性插值的一个resize的过程。

相对于convolution来说,恢复max pooling容易的多,只需要在做max的时候记录下最大值的位置,在unpooling的时候根据相应规则赋值相应位置即可。

FCN的优势在于利用deconvolution, unpooling等操作,将特征矩阵恢复到原图大小,然后对每一个位置上的像素做预测,形成一个heat map,整个过程并没有fc的出现。可想而知,不会出现Faster-rcnn的情况,对一些比列失调的物体鲁棒性差。当然,它也有自身的问题,就是计算时间复杂度大。

# 实验对比

这里仅给出FCN在人工数据集上的效果,该数据集来自于vgg的《SynthText in the Wild Dataset》,参见这里(http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/data/scenetext/)。效果如下图:







图中用红色描出了FCN识别出的区域,总结起来大概有两个问题:

- 1) 对大号字的识别效果不佳,原因可能是因为字号太大,卷积窗口太小,所以找到整个字的特征,解决方法可以添加多尺度,但是这样做的结果是带来更大的时间复杂度。
- 2)当行与行间距过小的话,很难将行分开,就是图中看到的连成一片的区域。一些论文中针对这个问题都会进行两阶段处理:第一阶段找出图中文字区域,大概就是现在这个样子;第二阶段对找到的区域继续fine tuning。有兴趣的读者可以参考《Multi-Oriented Text Detection with Fully Convolutional Networks
- 》,《Accurate Text Localization in Natural Image with Cascaded Convolutional Text Network》。

我本人采用的事另一种方式:针对每一个文本行,我只取中间部分作为训练标签。这个中间部分占整个文本行高度的0.4到0.8不等,分别实验。最后虽然取得了一定效果,但是相对小号字上的定位效果就差了些。希望有思路的同学也能分享下。

## 引用

A guide to convolution arithmetic for deep learning (https://arxiv.org/pdf/1603.07285v1.pdf)

查看原文>> (http://blog.csdn.net/wqzghost/article/details/53228468)



1

#### 看过本文的人也看了:

- 深度学习知识结构图 (http://lib.csdn.net/base/deeplearning/structure)
- 【转载】SSD下的 MySQL IO 优化 (http://lib.csdn.net/article/deeplearning/53060)
- SSD的配置及运行 (http://lib.csdn.net/article/deeplearning/53859)

- faster rcnn源码理解 (二)之AnchorTarge... (http://lib.csdn.net/article/deeplearning/50134)
- Faster-RCNN+ZF用自己的数据集训练模... (http://lib.csdn.net/article/deeplearning/61652)
- windows 下编译py-faster-rcnn, py-rfcn... (http://lib.csdn.net/article/deeplearning/55081)

### 发表评论

输入评论内容

发表

### 0个评论

公司简介 (http://www.csdn.net/company/about.html) | 招贤纳士 (http://www.csdn.net/company/recruit.html) | 广告服务 (http://www.csdn.net/company/marketing.html) | 联系方式 (http://www.csdn.net/company/contact.html) | 版权声明 (http://www.csdn.net/company/statement.html) | 法律顾问 (http://www.csdn.net/company/layer.html) | 问题报告 (mailto:webmaster@csdn.net) | 合作伙伴 (http://www.csdn.net/friendlink.html) | 论坛反馈 (http://bbs.csdn.net/forums/Service)

网站客服 杂志客服 (http://wpa.qq.com/msgrd?v=3&uin=2251809102&site=qq&menu=yes)

微博客服 (http://e.weibo.com/csdnsupport/profile)

webmaster@csdn.net (mailto:webmaster@csdn.net)

400-660-0108 | 北京创新乐知信息技术有限公司 版权所有 | 江苏知之为计算机有限公司 | 江苏乐知网络技术有限公司

京 ICP 证 09002463 号 | Copyright © 1999-2016, CSDN.NET, All Rights Reserved

(http://www.hd315.gov.cn/beian/view.asp?bianhao=010202001032100010)