# 机器学习纳米学位

# 开题报告

Xuefeng Sun 优达学城 2018年7月21号

### 项目背景

光学图像识别 OCR (Optical Character Recognition) 领域,是通过扫描等光学输入方式将各种票据、报刊、书籍、文稿及其它印刷品的文字转化为图像信息,再利用文字识别技术将图像信息转化为可以使用的计算机输入技术。可应用于银行票据、大量文字资料、档案卷宗、文案的录入和处理领域。 OCR技术已经有了很长的历史,并且比较成熟。被广泛应用到车牌号,门牌号,自动身份证识别。利用机器自动识别,可以快速准确的将图片中包含的信息转化为文字输出。代替人工识别,节省了大量的人力。 深度学习是近年来非常热门的一类机器学习,在图像识别方面拥有很高的识别度和准确度。本项目也因此结合深度学习技术对图片进行识别,正确提取图片中的算式表达式。图像序列识别旨在提取和分析图像中的序列,一般可以被分为长度固定的序列,例如:身份证号,也有长度不固定的序列,例如:文字提取。本项目是一个算式识别项目,其序列的长度也是不固定的。

### 问题描述

本项目将原始图片作为输入,输出为图片中的算式表达式。如图:

原始图片



(1\*4)-8=4

识别结果

图片由数学表达式和噪点组成,每一个字符都有可能旋转或者和其相邻的字符粘连在一起。目前比较流行的识别的方法有分割法识别和深度学习识别。分割法,比较传统就是就是将每一个字符"扣"下来,再利用KNN/SVM 等这些机器学习算法进行单个字符的识别。例如:



深度学习识别是利用了卷积神经网络 CNN (Convolutional Neural Network) 提取图片特征和循环神经网络 RNN (Recurrent Neural Network) 处理图片中的序列自动的提取图片特征并且识别图片中的序列。通过这样的一个模型自动的识别和分析图片,让机器能够自我学习如何识别。

# 数据和输入

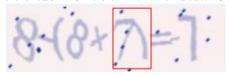
项目所用的数据集来源于: <a href="https://s3.cn-north-1.amazonaws.com.cn/static-documents/nd009/MLND+Capstone/Mathematical Expression Recognition train.zip">https://s3.cn-north-1.amazonaws.com.cn/static-documents/nd009/MLND+Capstone/Mathematical Expression Recognition train.zip</a> 整个数据集有10万张彩色图片和一张对应于每张图片的标签列表。每一张图片都包含一个算式。标签列表中与之文件名相对的则是该图片对应的算式表达式。例如:

标签列表		图片
filename	label	0.jpg
train/0.jpg	(0+0)+9=9	(0+01+9-8
train/1.jpg	9*8+6=78	

算式中的字符为数字0-9,括号(),以及运算符\*+-和=。每张图片中算式序列长短不一,最短的序列为7,最长是11.由于图片中字符的旋转,字符之间的粘连,以及图片中的干扰物都给图片识别带来了一定的难度。在该项目中将整个数据集(10万张图片)划分为训练集,用于训练模型参数;验证集,对模型进行验证;测试集,用于最终的模型测试所用数据。

### 解决方法描述

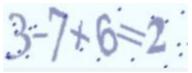
传统的解决思路比较暴力, 先对图片进行去燥, 二值化; 然后切分字符; 再对每一个字符单独识别。这种方法虽然简单常用, 但是也会有很大的困难, 主要表现在: 1) 去燥, 数据集中每一个图片都有一些噪点, 并且数字有旋转和变形。比如\*和+非常的相近, 这也会给识别带来很大难度, 阻碍识别的准确性。2) 数字粘连, 这是最难处理的一个问题, 如何准确的切分, 非常的难以把握。如下图: 7和右半边花括号粘连。



基于以上传统方法的缺点,本项目将构建一个 CRNN (Convolutional Recurrent Neural Network) 模型。深度学习非常擅长端到端的学习,结合卷积神经网络 CNN 和 循环神经网络 RNN 构建的端到端的模型,有几个特点: 1) 不需要切分字符,能够直接通过标签对图像进行学习; 2) 有RNN 的特性能够学习识别一个序列; 3) 不需要太过于关系序列长度; 4) 有很高的准确度。

### 评估标准

本项目将选择准确度作为评判标准,只有当所有算式字符都正确,才判为该识别图片被正确识别,反之识别错误。 例如:



, 只有输出为 "3-7+6=2" 是才能记为正确。

# 基准测试

项目要求在测试数据集上的准确度为99%以上。

# 项目设计

整个项目由以下几部分组成:

#### 1. 数据分析和处理

- 1. 将10万张图片按照(8:1:1)比例进行分割为训练集,验证集和测试集;
- 2. 每张原始图片为300 x 64 x 3,将其进行缩放为150 x 32 x 3,加快训练的过程;
- 3. 由于数据量大,一次性加载所消耗的内存比较大,所以构建一个生成器分批次加载数据。对于每一个图片而言是一个不定长的序列,现将其转化为定长的序列,对于长度不足最大长度的序列以某一数据进行填充。

#### 2. 模型构建和模型训练

- 1. 构建卷积神经网络 CNN 模型对原始图片进行特征的提取;
- 2. 以 CNN 模型的输出作为循环神经网络 RNN 的输入构建一个端对端的模型;
- 3. RNN 输出输入到 CTC 算法计算 loss 并进行序列化预测;
- 4. 自定义评估函数;
- 5. 训练模型。

#### 3. 可视化结果和测试

- 1. 以图表形式可视化模型 loss 和准确率, 并根据结果微调参数重建模型;
- 2. 在测试集上进行验证,并获得99%的准确率。

#### 4. 模型结构以及参数调优

模型结构如下。本结构是参照"参考文献2"中模型结构做了一些调整。

Туре	Configuration
Input	image size: (150, 32, 3)
Convolution	kernels 64, size:(3, 3), s:1, p:"valid"
MaxPooling	size: (2, 2), s:2
BatchNormaliztion	
Convolution	kernels 128, size:(3, 3), s:1, p:"valid"
Convolution	kernels 128, size:(3, 3), s:1, p:"valid"
Convolution	kernels 128, size:(3, 3), s:1, p:"valid"
MaxPooling	size: (2, 2), s:2
BatchNormaliztion	
Convolution	kernels 256, size:(3, 3), s:1, p:"same"
Convolution	kernels 256, size:(3, 3), s:1, p:"same"
Convolution	kernels 256, size:(3, 3), s:1, p:"same"
Convolution	kernels 256, size:(3, 3), s:1, p:"same"
MaxPooling	size: (1, 2), s:1
BatchNormaliztion	
Convolution	kernels 512, size:(3, 3), s:1, p:"same"
Convolution	kernels 512, size:(2, 2), s:1, p:"same"
Convolution	kernels 512, size:(2, 2), s:1, p:"same"
MaxPooling	size: (1, 2), s:1
BatchNormaliztion	
Reshape	
Dense	128
Dropout	0.2
Bidirectional(GRU)	rnn_size:128
Bidirectional(GRU)	rnn_size:128
Dropout	0.3
Dense	n_class:(16 + 1)
ctc	
optimizer	adadelta

针对以下几种可能的情况对参数进行调优:

- 1. 欠拟合
  - o 增加卷积层
  - o 增加训练次数
  - o 降低 Dropout
  - o 数据增强
- 2. 过拟合
  - o 增加 Dropout
  - ο 正则化
- 3. 模型不收敛或者收敛慢
  - o 更换 optimizer
  - o 调整学习速率
  - o 更换 activation function

# 参考文献

- 1. https://baike.baidu.com/item/OCR%E6%8A%80%E6%9C%AF/15695472?fr=aladdin
- 2. An End-to-End Trainable Neural Network for Image-based Sequence Recognition and Its Application to Scene Text Recognition