

计算机视觉和模式识别 Final Project

13331231

孙圣

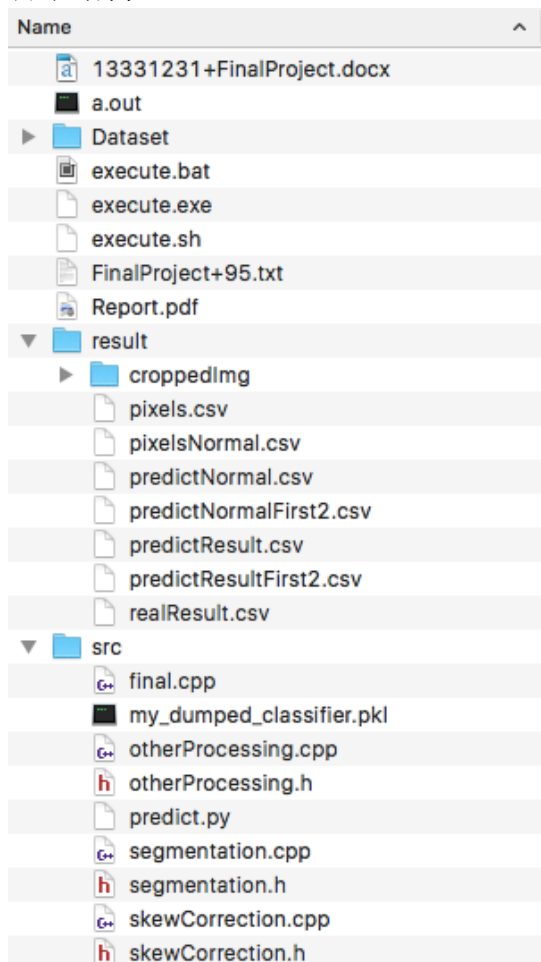
计应2班

一、使用说明

通过 `sh execute.sh` 或 `execute.bat` 直接编译运行即可（需要安装 `opencv, python3, numpy, scipy, scikit-learn`）

测试环境：MAC OSX 10.11

目录结构：



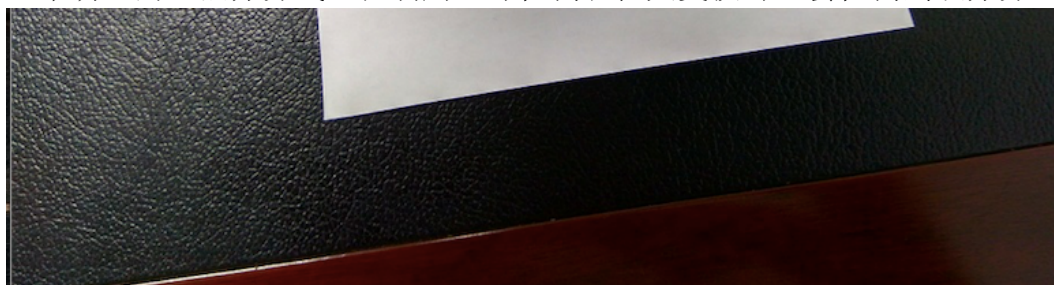
1. 其中 `a.out` 和 `execute.exe` 为 C++ 部分的可执行程序；
2. `Dataset` 中保存着被测试的三张图片；
3. `execute.bat` 和 `execute.sh` 为直接运行所有程序的脚本程序；
4. `result` 文件夹中保存着结果：
 - 4.1. `croppedImg` 目录下保存着所有的截取的数字图像；
 - 4.2. `pixels.csv` 保存着图片的 id 和展开的像素值；
 - 4.3. `predictResult.csv` 保存着预测的值；
5. `src` 文件夹中保存着所有源文件以及训练好的 SVM 模型。

二、实验过程

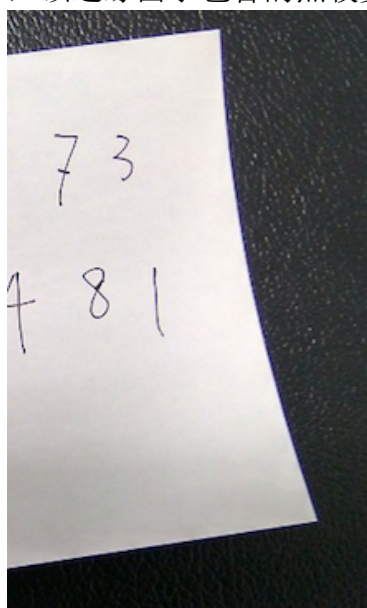
1. 图像的矫正(skewCorrection.cpp)

这次实验是把前几次的作业综合起来的实验。因此，最重要的是保证前几次的代码能够重用而不至于出现太多的 BUG。

首先利用的是作业三中的 A4 纸矫正的代码。直接对 3 张图片进行测试发现，图片 2 和图片 3 都能够成功矫正，而图片 1 不能，原因是：图片 1 中存在一个明显的红黑分界线，在利用边缘检测和霍夫变换时，会检测到该分界线：



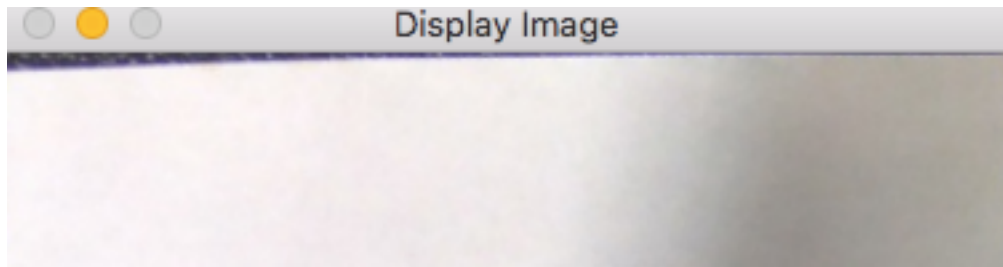
所以一开始的想法是在霍夫变换时，提高相应的阈值，使得这条额外的边不会被检测到。但是这样做会带来额外的问题，导致右侧的边无法检测到。右侧的边由于有所弯曲，并不是在一个完美的直线上，因此当提高霍夫变换的阈值时，该边缘由于包含的点较少，而被排除在外：



所以并不能通过简单的参数调节来解决这个问题。因此又考虑通过去重的方法解决。但是，以前所写的去重主要是负责去除与纸张明显不平行的线段。但在这里却并不适用，因为无关的边缘恰好与纸张的边缘平行，因此要利用其它特点。

考虑到这张图片的特性，即无关的边缘与纸张边缘距离相近，因此可以设置一个阈值来将近距离的边缘排除。在作业 3 中，考虑过排除相隔距离较远的边缘线段，因此只需要复用那段代码，将相应的参数修改一下即可。

完成了以上修改，对于图片一的矫正基本完成。还有一点需要注意的是，由于图片的边缘并不是一条完美的直线，因此矫正完成后很有可能在边缘处参杂了许多无关像素点，这会给之后的切割带来很大的麻烦，因此要去除：



方法就是通过把边缘处割去几个像素点:

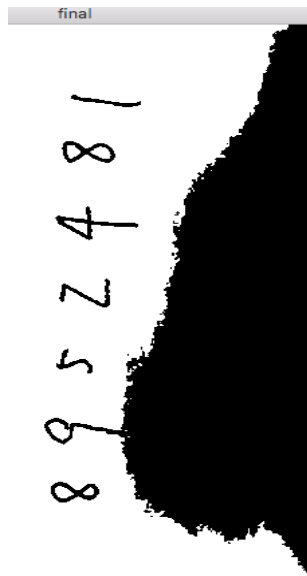
```
Mat boundaryRemovedImg(croppedImg, Rect(8, 8, croppedImg.cols - 16, croppedImg.rows - 16));
```

2. 图像切割(segmentation.cpp)

对于图像的切割主要分为两部分, 第一部分为竖直切割, 先将纸张切割呈条带状, 这里主要使用的方法是在 x 轴计算频率直方图然后分割。

2.1 stripSegmentation:

首先要做的是将图片二值化, 一开始考虑使用作业 5 中完成的 OTSU, 但是发现 OTSU 并不适合这个场景, 对图片 1 进行 OTSU 发现结果很不理想, 右侧一大片区域被设为黑色:



主要原因为光线问题, 在拍摄的时候那部分已经很暗, 因此使用 OTSU 就会把它划为黑色的部分。

后来改用 opencv 提供的 adaptiveThreshold() 方法, 其中最后两个参数需要不断调节测试, 同时将黑白反转, 与 MNIST 中的数据一致:

```
adaptiveThreshold(grayImg, binarizedImg, 255, ADAPTIVE_THRESH_GAUSSIAN_C, THRESH_BINARY_INV, 35, 27);
```

之后就要统计每一列中白色的像素点的数目, 统计结果大致如下:

由此可见，我们只需要将 0→非 0 数字转变或者非 0 数字→0 转变的点作为切割点即可。对图 3 进行统计可得：

```
====Dividing Point====  
22 67 96 134 141 206
```

之后就要进行切割。还有一个优化的地方：按照之前提到的方法寻找切割点，会导致数字的某些像素就在图片的边缘，与 MNIST 数据集相差较大，因此要补充一定的像素作为边界：

```
grayImg(Rect(pos[i * 2] - extendedBoundary, 0,  
pos[i * 2 + 1] - pos[i * 2] + extendedBoundary, grayImg.rows)).copyTo(croppedImg[i]);
```

最后就是对竖直的图像进行旋转，转换成水平的图像。

2.2 characterSegmentation:

这一部分与前一部分相比难度更大，因为在图片 2 和图片 3 中，有部分数字挨的很近，到时按照投影的方法切割十分困难。因此这部分主要采用的是 opencv 中提供的 findContours() 方法：

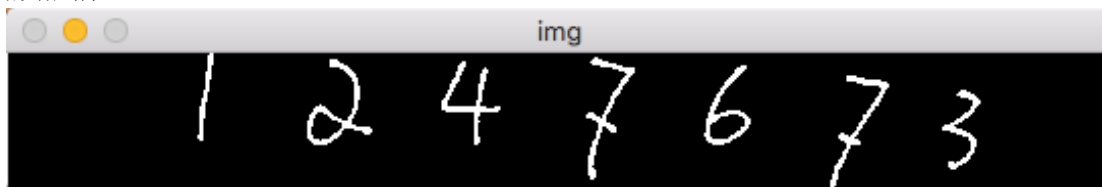
```
findContours(stripImg, contours, CV_RETR_EXTERNAL, CV_CHAIN_APPROX_SIMPLE, Point(0, 0));
```

同时为了使得把数字作为一个整体识别出来而不是分为几个子区域，要对图片进行膨胀，增大白色的像素点：

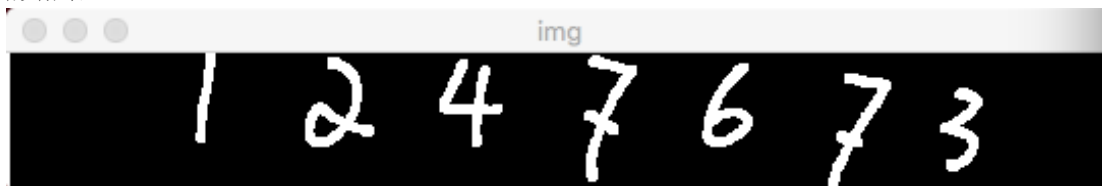
```
int size = 1;  
Mat element = getStructuringElement(MORPH_RECT,  
Size(2 * size + 1, 2 * size + 1),  
Point(size, size));  
dilate(stripImg, stripImg, element);
```

结果如下：

膨胀前：



膨胀后：

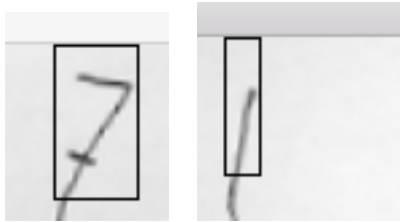


findContours() 函数返回了一系列的点作为轮廓，首先我们要将其变为矩形，因此调用 boundingRect() 方法。之后要对矩形进行筛选，如果太宽或者太窄都不可能是包含了数字的矩形，应该排除：


```
Rect bounding = boundingRect(contours[j]);
// http://docs.opencv.org/2.4/modules/core/doc/drawing_functions.html
// If the width of the region is too big or small, the region will never contain a digit.
if ( bounding.width > widthHigher || bounding.width < widthLower ) {
    continue;
}

boundingVector.push_back(bounding);
```

得到了一系列的矩形之后，要根据 x 轴的坐标进行排序，保证数字是从左往右依次排列的。之后就是对图像进行切割。这里要注意的是切割时不能按照给出的高进行切割，因为 findContours 返回的区域并不能完整的包括所要的数字，例如：



因此考虑将截取的高设为原图像的高：

```
Mat tmpImg;
srcImg[i](Rect(boundingVector[j].x, 0, boundingVector[j].width, srcImg[i].rows)).copyTo(tmpImg);
partialVector.push_back(tmpImg);
```

将切割好的图片放入 vector 内返回。至此，对数字的切割基本完成，剩下的就是进行相应的处理，并完成预测。

3. 图像的再处理(skewCorrection.cpp)

首先，要给刚才截取的图片添加边界。对于大部分的图片，宽远远比高要小。当之后要缩小到 28*28 的图像时，会带来很多的问题。所以就给图片填充纯黑色的边界：

```
if ( width < height ) {
    copyMakeBorder(dstImg, dstImg, 0, 0, (height - width) / 2, (height - width) / 2,
        BORDER_CONSTANT, Scalar(0, 0, 0));
    partialRetImg.push_back(dstImg);
} else {
    partialRetImg.push_back(srcImg[i][j]);
}
```

将图片缩小之后要做的就是风格上的处理，使得图片尽可能的接近 MNIST 数据集中提供的图片，提高正确率。有几点可以尝试的，第一，因为 MNIST 中的数字都很粗，所以可以利用膨胀来加粗；第二，可以对图像进行平滑处理等等。

4. 数据的保存(final.cpp)

在训练之前，首先要把图片的数据都保存起来。首先利用 imwrite() 方法，将图片写入到 result 目录下的 croppedImg 文件夹下。命名规范为 ImageID ID ID.jpg，三个 ID 分别为图片 ID，条带 ID 和位置 ID。

之后利用文件流的方法将 ID 和展开的像素值写入到 pixels.csv 中，以供 python 读取。

5. 训练与预测(predict.py)

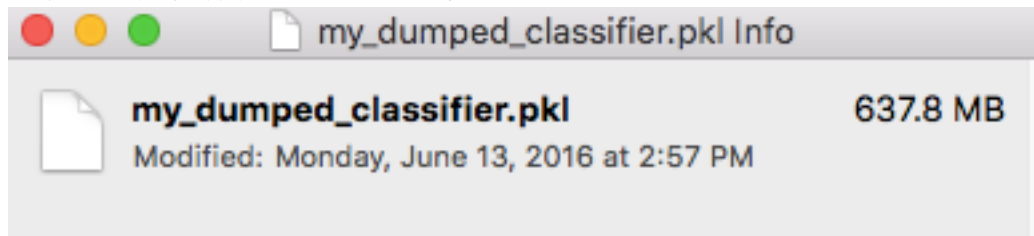
这部分的代码主要是依赖于作业 6 中的实现。首先利用 numpy 提供的 genfromtxt() 方法读取之前存下来的图片数据。之后进行归一化。

这部分代码最大的改进地方在于，将训练的模型持久化的保存下来。这里利用了 pickle.dump() 和 pickle.load() 方法。这样就可以避免每次预测时都需要花费时间重新训练：

```
else:
    with open('src/my_dumped_classifier.pkl', 'rb') as f:
        clf = pickle.load(f)

predict = clf.predict(testImg).reshape(numberOfTestData, 1)
```

这里采用的模型是 SVM 的模型，因为模型占用的空间较小，只有 64KB，而使用了随机森林的 adaboost 模型却有 600M 左右：



因此尽管 SVM 模型在训练集上的正确率只有 92%，不如 adaboost 的 97%，考虑到空间因素，还是采用 SVM 模型。

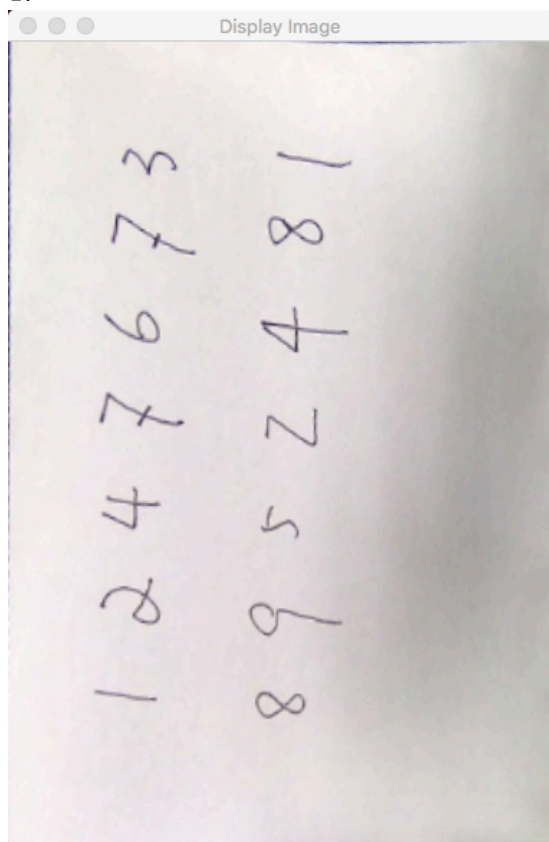
最后将预测的数据写入到文件中并在屏幕中输出。

至此所有步骤都成功完成，效果分析见实验结果部分。

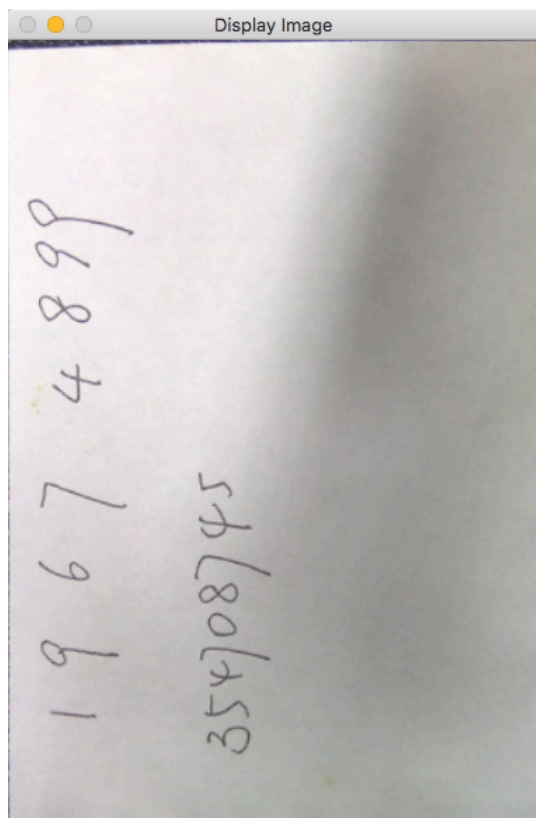
三、实现结果：

矫正结果：

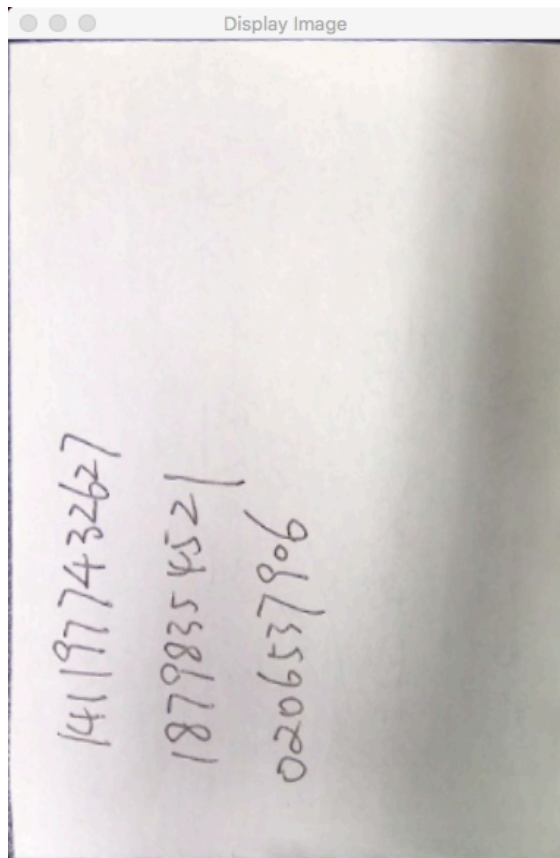
1.



2.

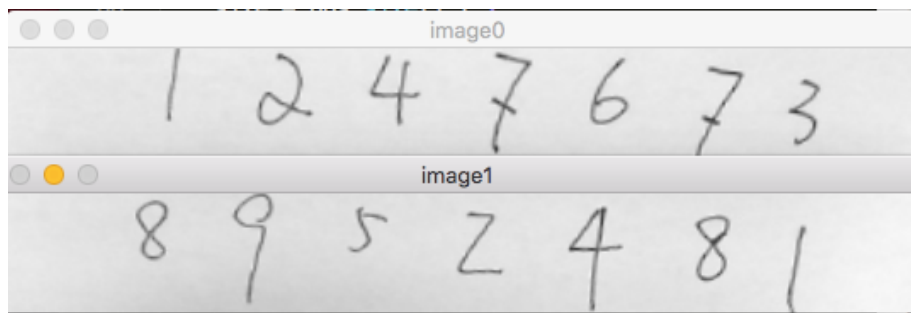


3.

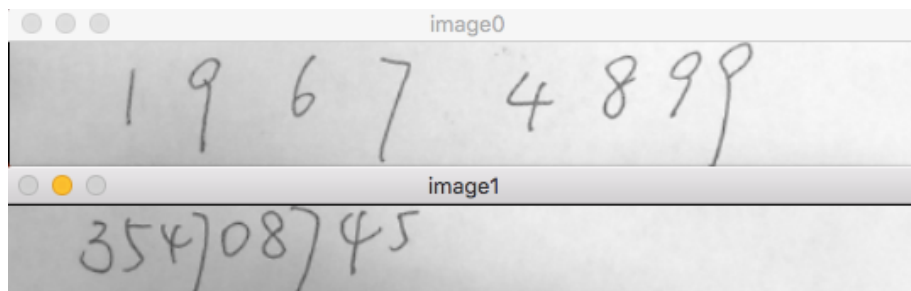


竖直切割:

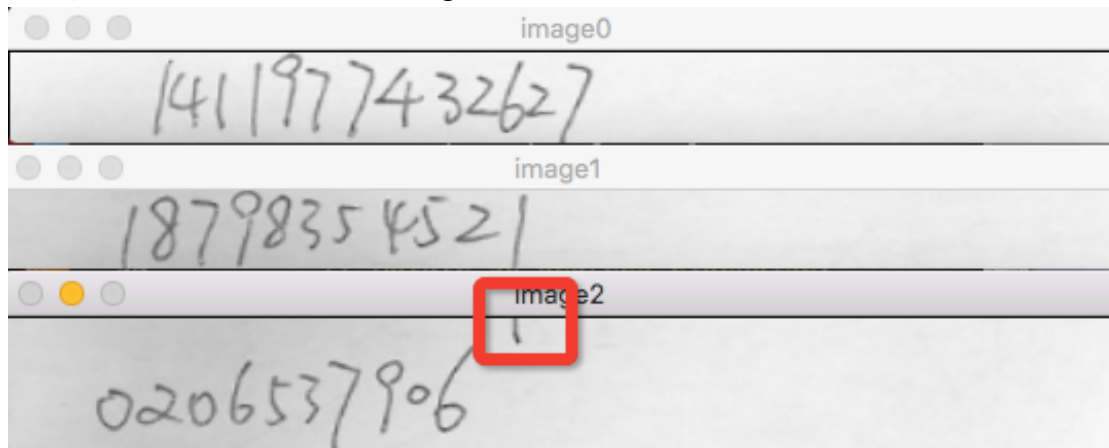
1.



2.

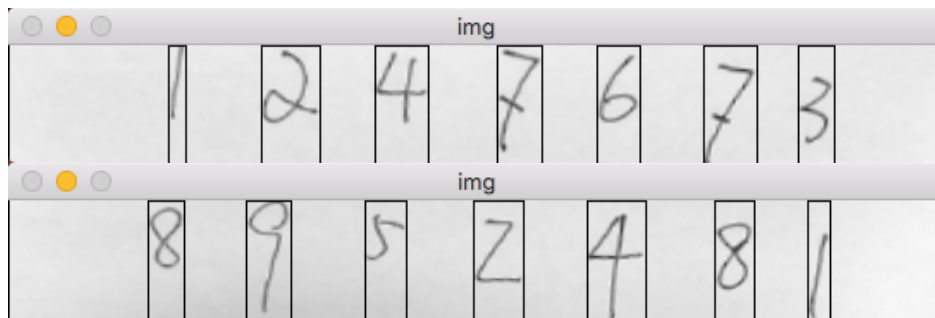


3. 可见，由于重叠的问题，image2 中还是有 1 的部分痕迹：

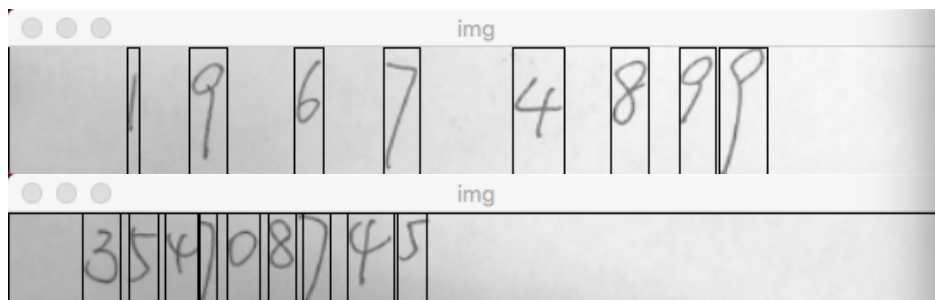


数字切割：

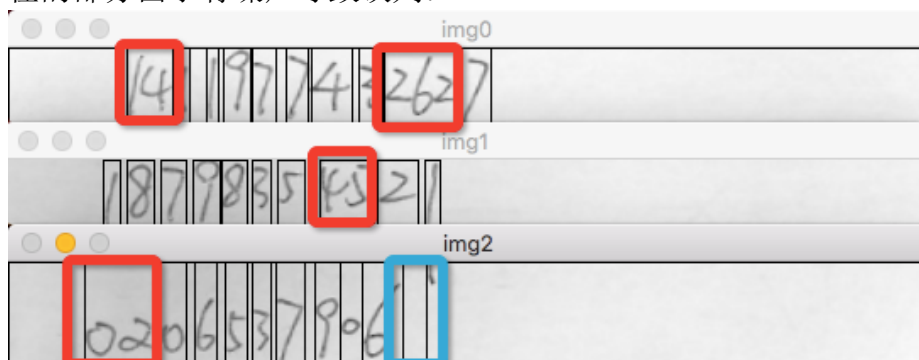
1.



2.



3. 可见红色框住的部分都是因为数字挨的太近，导致无法分割成功。而蓝色框住的部分由于有噪声导致误判：



切割字符节选：



不正确切割字符：



预测结果一般情况（仅截取前两张图的数据）：

predictNormalFirst2.csv			realResult		
1	10000	5	1	10000	1
2	10001	6	2	10001	2
3	10002	3	3	10002	3
4	10003	6	4	10003	4
5	10004	4	5	10004	6
6	10005	7	6	10005	7
7	10006	1	7	10006	3
8	10100	3	8	10100	8
9	10101	3	9	10101	9
10	10102	5	10	10102	5
11	10103	2	11	10103	2
12	10104	8	12	10104	4
13	10105	5	13	10105	5
14	10106	1	14	10106	1
15	20000	1	15	20000	1
16	20001	1	16	20001	9
17	20002	5	17	20002	6
18	20003	3	18	20003	7
19	20004	1	19	20004	4
20	20005	3	20	20005	8
21	20006	5	21	20006	9
22	20007	6	22	20007	9
23	20100	7	23	20100	3
24	20101	5	24	20101	5
25	20102	1	25	20102	4
26	20103	7	26	20103	7
27	20104	5	27	20104	0
28	20105	5	28	20105	8
29	20106	7	29	20106	7
30	20107	7	30	20107	4
31	20108	1	31	20108	5
32			32		

共有 31 张图片，预测正确 10 个，正确率 32%。

对图片进行膨胀操作的预测结果情况（仅截取前两张图的数据）：

predictResultFirst2.csv			realResult		
1	10000	1	1	10000	1
2	10001	6	2	10001	2
3	10002	3	3	10002	3
4	10003	6	4	10003	4
5	10004	6	5	10004	6
6	10005	3	6	10005	7
7	10006	3	7	10006	3
8	10100	3	8	10100	8
9	10101	3	9	10101	9
10	10102	3	10	10102	5
11	10103	2	11	10103	2
12	10104	8	12	10104	4
13	10105	8	13	10105	5
14	10106	7	14	10106	1
15	20000	1	15	20000	1
16	20001	3	16	20001	9
17	20002	1	17	20002	6
18	20003	3	18	20003	7
19	20004	9	19	20004	4
20	20005	3	20	20005	8
21	20006	3	21	20006	9
22	20007	6	22	20007	9
23	20100	0	23	20100	3
24	20101	8	24	20101	5
25	20102	8	25	20102	4
26	20103	3	26	20103	7
27	20104	9	27	20104	0
28	20105	8	28	20105	8
29	20106	3	29	20106	7
30	20107	0	30	20107	4
31	20108	3	31	20108	5

共有 31 张图片，预测正确 7 个，正确率 22%，比不做膨胀处理的正确率低了 10%。

原因分析：

造成预测成功率较低的原因有以下几个方面：

1. 图像切割时的问题：

1.1. 图像无法完美切割，即部分像素点被排除在截取的图片之外，同时又有其他噪声加入到截取的图片中；

1.2. 图像切割时位置的问题，数字像素并不是集中在图像的中部，有一些集中在上半部分，而有一些又偏下；

2. 图像预测前处理的问题：

2.1. 图像缩小带来失真的问题；

2.2. 图像像素值与训练所用数据集内图像像素值差距过大的问题：尽管已经做到使得图片的样式和训练样本中图片的样式差不多，但是像素的值的分布还是有很大的差距的。训练集中的图像的值大多为 0 和 255，有少量的值是接近 0 或 255。但是截取出来的图片中，有部分像素值是 90-170 左右的中间值，这给之后的预测带来了很大的麻烦；

2.3. 数字粗细的问题，训练集中数字是相对较粗的，而我们截取出来的数字是相对较细的。但是经过一次核为 1 的膨胀之后，由于图像本身较小，整个数字的形态会发生巨大的变化，因此造成相应的问题；

3. 分类器的问题：

3.1. 由于分类器是运用 MNIST 数据集进行训练的，由于书写风格，环境等种种因素的影响，很难推广到其他手写体识别的预测集上；

综合考虑以上几个方面，我们可以提出几个方法来改进，提高预测的成功率：

1. 使用更好的切割方法，然后对图像进行平移等变换，使得数字位于图像的中间；

2. 对图像做更好的预处理，这方面不局限于膨胀等基本方法，也可以是其他相对高级的方法；

3. 利用推广性能更好的数据挖掘算法，训练出适用面更广的方法。

老师/TA，您好。我未来有出国读研并在这方面发展的打算，在这门课上也投入了很多，希望能取得一个不错的成绩，谢谢！