# 哈尔滨工业大学

# <<模式识别>> 实验报告

## (2019年度春季学期)

姓名:	李国建		
学号:	1160300426		
学院:	计算机学院		
教师:	金野		

#### 一、SVM:

手写数字识别:

参数影响:

初始参数:

### gamma=0.001, C=100, kernel='linear'

准确率:

0. 97777777777777

更改惩罚项大小为 10、 20、 50、 120、 150、 200 时,正确率不变,还是: 0.977777777777%

目测惩罚项对结果的影响不大(或许是我调整的参数范围太小了)

不同核函数对结果的影响:

调整 kernel 值:

更改为 'poly', 正确率仅为:

0.08666666666666667%

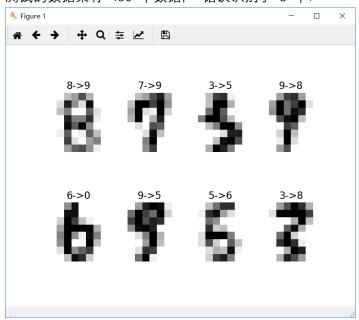
更改为 'sigmoid', 正确率为:

0.98% 比初始情况好很多

更改为 'rbf' 时,正确率为:

0.9822222222222222 这是所有情况中最好的

#### 测试的数据集有 450 个数据, 错误识别了 8 个:



8->9 表示正确值为 8,被错误地识别成了 9

猜测当核函数为多项式核函数 (poly) 时,效果不好的原因:

多项式核函数的参数多, 当多项式的阶数比较高的时候, 核矩阵的元素值将趋于无穷大或者无穷小, 计算复杂度会很大, 因此效果不佳。

### 二、PCA:

人脸识别,使用的是剑桥大学 AT&T 实验室的 Our Database of Faces 数据集 (http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html)

最开始的时候,将 10304 (112\*92) 个维度降低到 150 个维度:交叉验证的平均准确率为:

0.8170583435332518%

将维度继续减少, 当减少到 100 时: 平均准确率为: 0.8584927624253466%

减少到 80 时: 平均准确率为: 0.8981532969484777% 减少到 30 时, 平均准确率为: 0.9279786968844667%

减少到 20 时,平均准确率为: 0.8915911872705019% 此时准确率下降 当减少到 10 时,平均准确率为: 0.8149770392637811% 此时缓慢下降 当减少到 5 时,平均准确率仅为: 0.5310584361336241% 此时急剧下降。

训练集数据的原	始维度是: (?	300. 10304	)	nabcophoanning		
PCA降维后训练集数据是: (300, 30)						
交叉验证准确率是: 0.9145367239426645						
[0.9009009 0.91089109 0.93181818]						
20.0000000	precision		f1-score	support		
	procession	100011	11 55515	Support		
orl faces/s1	1.00	0. 25	0.40	4		
orl faces/s10	1.00	1. 00	1. 00	$\overline{2}$		
orl_faces/s11	1. 00	1. 00	1.00	$\bar{1}$		
orl faces/s12	1. 00	1. 00	1. 00	3		
orl faces/s13	1.00	1.00	1.00	4		
orl faces/s14	0.71	1.00	0.83	5		
orl_faces/s15	1.00	1.00	1.00	4		
orl_faces/s16	1.00	1.00	1.00	3		
orl_faces/s17	0. 50	1.00	0. 67	1		
orl_faces/s18	0. 33	1. 00	0. 50	1		
orl_faces/s19	1. 00	1. 00	1. 00	1		
orl_faces/s2	0. 50	1. 00		1		
orl_faces/s20	1. 00	1. 00	1. 00	6		
orl_faces/s21	1. 00	1. 00	1. 00	2		
orl_faces/s22	1. 00	0. 75	0.86	4		
orl_faces/s23	1.00	1. 00	1.00	1		
orl_faces/s24	1.00	1.00	1. 00	$\frac{1}{2}$		
orl_faces/s25		1. 00	1. 00	3		
orl_faces/s26	1.00	1.00	1.00	1		
orl_faces/s27	1.00	1.00	1.00	$\frac{2}{4}$		
orl_faces/s28	1.00	0. 75	0.86	4		
orl_faces/s29	1.00	1.00	1.00	1 1		
orl_faces/s3	1.00	1.00	1.00	1		
orl_faces/s30 orl faces/s31	1. 00 1. 00	1. 00 1. 00	1. 00 1. 00	2 2 3		
orl_faces/s31	1.00	0. 67	0.80	∠ 2		
orl_faces/s32	0. 75	1. 00	0.86	3		
orl_faces/s34	1. 00	1.00	1. 00	ა 1		
orl faces/s35	0. 67	1.00	0.80	2		
orl faces/s36	1. 00	1.00	1. 00	2		
orl_faces/s37	1.00	1.00	1.00	3		
orl faces/s38	1. 00	1.00	1.00	2		
orl faces/s39	1.00	1.00	1.00	1 2 3 2 2 3 4 2		
orl faces/s4	1.00	1.00	1.00	3		
orl faces/s40	1.00	0. 50	0. 67	4		
orl_faces/s5	1.00	1. 00	1. 00	$\hat{\overline{2}}$		
orl faces/s6	1.00	1. 00	1. 00	$\overline{4}$		
orl_faces/s7	1.00	1. 00	1. 00	3		
orl_faces/s8	1. 00	1. 00		3		
orl_faces/s9	1.00	1. 00	1. 00	$\overset{\circ}{2}$		
accuracy			0.92	100		
macro avg	0.94	0. 95	0.92	100		
weighted avg	0. 95	0. 92	0. 92	100		

可以看到,效果最好的时候是在下降维度为 30 时。

实验的过程是: 先利用 pca 进行降维, 再使用 Logistic 方法进行分类。

可以发现,实验在降到 30 维左右的时候,效果最好;当降到个位数时,效果会急剧下降,说明此时损失了重要的特征信息;但当维数很多时,如 80,效果并没有 30 维时好,初步猜测虽然特征信息没有损失,但维度较高使分类器分类的效果降低了。

#### 三、GMM:

#### 动物语音种类识别:

对每一种动物声音进行聚类,每一个聚类分 n 个类别。

实验中, 使用了 45 段语音进行训练, 15 段语音进行测试, 将语音中每一帧利用 GMM 进行聚类,观测一段语音都是由哪些类别的帧产生的,从而将语音进行分类。

当 n = 30 时, 准确率是 73.3333333333333333

当 n = 16 时, 准确率是 80%

当 n = 10 时, 准确率是 80%

当 n = 3 时, 准确率是 73.3333333333333333

当 n = 1 时, 准确率是 53.333333333333336%

```
detected as - Cat
Testing Audio: Cat_test4.wav
detected as - Dog
Testing Audio: Cat_test5.wav
detected as - Bird
Testing Audio: Bird_test1.wav
detected as - Bird
Testing Audio: Bird_test2.wav
detected as - Bird
Testing Audio: Bird_test3.wav
detected as - Bird
Testing Audio: Bird_test4.wav
detected as - Bird
Testing Audio: Bird_test4.wav
detected as - Bird
Testing Audio: Bird_test5.wav
 Testing Audio : Bird_test5.wav
detected as - Bird
erro: 3 total: 15.0
 erro: 3 total: 15.0
The Accuracy Percentage for the current testing Performance with MFCC + GMM is: 80.0%
```

可以发现, 当聚类在 16 左右时, 分类的效果最好。

由于实验数据很少,测试的准确率不是很高,但80%的准确率相对而言已经很高了。

GMM 方法中,聚类的类别数 n 会对效果产生很大的影响;此外,实验还验证了参数 初始化次数对结果的影响,次数太少会导致分类效果差很多,猜测是 GMM 初始参数会对 训练有很大的影响; 迭代次数设为了 300, 在此次实验中, GMM 能够很快地收敛, 因此 没有调成默认的 1000。