

模式识别第三次作业

- 姓名：潘国盛(本科保送) 本科学号：3014218157 院系：计算机系研究生

1.

(a) 矩阵的二范数为最大特征值的开方，且互逆矩阵的特征值互为倒数。

$$\text{所以 } k_2(X) = \frac{\sigma_1}{\sigma_n}$$

(b) X 是满秩的方阵，可以看作线性变化，或者是旋转、缩放、平移这些操作的叠加或单个操作。而通过PCA的学习我们知道 X 方阵将一块圆形区域变为一个椭圆形，而椭圆形的轴长与原矩阵的特征值正相关。2范式条件数就是最长轴除以最短轴，椭圆形越扁这个值越大，也代表对输入值 a 的改变大。

(c) 正交矩阵逆矩阵就是自己的转置矩阵且特征值为1或-1，所以条件数也是1或-1。这相当于一个旋转变换或一个翻转变换，并不会改变轴长，所以是well-conditioned的

2.

(c)

PCA的运行结果如下：

```
[142: ./opencv/facerec_eigenfaces facerec.csv opencv/eigenfaces/ ]
Predicted class = 39 / Actual class = 39.
Eigenvalue #0 = 2821437.63319
Eigenvalue #1 = 2061768.68526
Eigenvalue #2 = 1097036.82426
Eigenvalue #3 = 892072.93331
Eigenvalue #4 = 819432.79582
Eigenvalue #5 = 539015.30950
Eigenvalue #6 = 390872.85487
Eigenvalue #7 = 373689.19757
Eigenvalue #8 = 313679.14058
Eigenvalue #9 = 289046.71201
```

而FLD的运行结果如下：

```
[143: ./opencv/facerec_fisherfaces facerec.csv opencv/fisherfaces/ ]
Predicted class = 39 / Actual class = 39.
Eigenvalue #0 = 67239.08797
Eigenvalue #1 = 4713.30259
Eigenvalue #2 = 1832.97376
Eigenvalue #3 = 1497.24676
Eigenvalue #4 = 631.96906
Eigenvalue #5 = 377.93553
Eigenvalue #6 = 256.68486
Eigenvalue #7 = 197.19217
Eigenvalue #8 = 148.88811
Eigenvalue #9 = 115.20196
Eigenvalue #10 = 85.59302
Eigenvalue #11 = 79.08640
Eigenvalue #12 = 56.77618
Eigenvalue #13 = 46.21607
Eigenvalue #14 = 40.12289
Eigenvalue #15 = 33.86131
```

PCA的目标是保留所有数据最大的方差，所以会选择特征值最大的方向进行保留，而FLD既需要保证类间距离最大同时还要保证类内距离最小，所以选择的特征值往往不是最大的那个。

(d) 下面是10,100,190,250,295,以及原图



190左右的时候牙齿已经可以看清，250左右的时候已经相当接近原图

3.

(a) 下载文件后解压并执行make命令完成编译，并安装gnuplot

```
1 $ sudo apt-get install gnuplot-x11
```

(b)

i.

```
1 $ ./svm-train -t 2 -c 1 svmguide1
2 optimization finished, #iter = 5371
3 nu = 0.606150
4 obj = -1061.528918, rho = -0.495266
5 nSV = 3053, nBSV = 722
6 Total nSV = 3053
7
8 $ ./svm-predict svmguide1.t svmguide1.model svmguide1.output
9 Accuracy = 66.925% (2677/4000) (classification)
```

ii.

对训练数据进行标准化，并把结果输出至文件

```
1 $ ./svm-scale -s scale_svmguide1 svmguide1 > new_svmguide1
```

得到的输出文件 `scale_svmguide1` 内容为缩放后的最小值与最大值以及缩放前每一维的最小值、最大值

```
1 x
2 -1 1
3 1 0 297.05
4 2 -4.555206 581.0731
5 3 -0.7524385 0.7170606
6 4 8.157474000000001 180
```

同样缩放测试集

```
1 $ ./svm-scale -s scale_svmguide1.t svmguide1.t > new_svmguide1.t
```

然后进行训练

```
1 $ ./svm-train -t 2 -c 1 new_svmguide1
2 optimization finished, #iter = 496
3 nu = 0.202599
4 obj = -507.307046, rho = 2.627039
5 nSV = 630, nBSV = 621
6 Total nSV = 630
7
8 $ ./svm-predict new_svmguide1.t new_svmguide1.model new_svmguide1.output
9 Accuracy = 95.6% (3824/4000) (classification)
```

iii.

```
1 $ ./svm-train -t 0 -c 1 svmguide1
2 optimization finished, #iter = 3509115
3 nu = 0.121917
4 obj = -376.234540, rho = 5.887607
5 nSV = 381, nBSV = 375
6 Total nSV = 381
7
8 $ ./svm-predict svmguide1.t svmguide1.model svmguide1.output
9 Accuracy = 95.675% (3827/4000) (classification)
```

iv

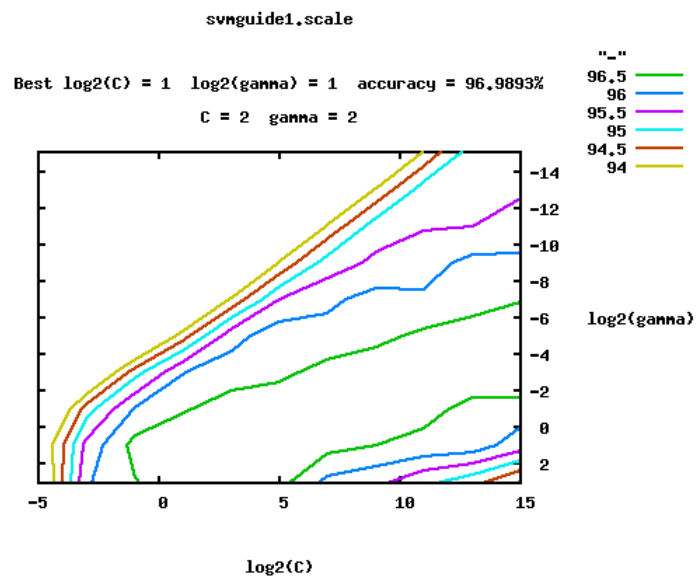
```
1 $ ./svm-train -t 0 -c 1 svmguide1
2 optimization finished, #iter = 6383
3 nu = 0.000721
4 obj = -1114.038221, rho = -0.407723
5 nSV = 3001, nBSV = 0
6 Total nSV = 3001
7
8 $ ./svm-predict svmguide1.t svmguide1.model svmguide1.output
9 Accuracy = 70.475% (2819/4000) (classification)
```

v.

```

1 $ ./easy.py ../svmguide1 ../svmguide1.t
2 Scaling training data...
3 Cross validation...
4 Best c=2.0, g=2.0 CV rate=96.9893
5 Training...
6 Output model: svmguide1.model
7 Scaling testing data...
8 Testing...
9 Accuracy = 96.875% (3875/4000) (classification)
10 Output prediction: svmguide1.t.predict
11

```



超参数的设置对SVM的分类精确度有很大的影响

(c)

svmguide3是一个 imbalanced datasets , 其中'+1'类有296个而'-1'类又947个

如果设置等权重训练, 那么得到的结果

```

1 $ ./svm-train -t 2 -c 1 svmguide3
2 optimization finished, #iter = 535
3 nu = 0.452614
4 obj = -545.901031, rho = -0.985060
5 nSV = 570, nBSV = 552
6 Total nSV = 570
7
8 $ ./svm-predict svmguide3.t svmguide3.model svmguide3.output
9 Accuracy = 2.43902% (1/41) (classification)

```

而设置'+1'类权重为3.1993后

```

1 $ ./svm-train -t 2 -c 1 -w1 3.1993 svmguide3
2 optimization finished, #iter = 1126
3 obj = -1402.089020, rho = -3.212808
4 nSV = 984, nBSV = 973
5 Total nSV = 984
6
7 $ ./svm-predict svmguide3.t svmguide3.model svmguide3.output
8 Accuracy = 70.7317% (29/41) (classification)

```

有明显提升效果

4.

(a)

求概率密度积分

$$\int_{x_m}^{+\infty} \frac{c_1}{x^{\alpha+1}} = 1$$

解得

$$c_1 = \alpha x_m^\alpha$$

所以X也服从Pareto分布

(b)

对数似然函数

$$\theta = \arg \max_{x_m, \alpha} \sum_{i=1}^n \log\left(\frac{\alpha x_m^\alpha}{x_i^{\alpha+1}} \mathbb{I}x \geq x_m \mathbb{I}\right)$$

$$x_m = \min(x_i)$$

对 α 求偏导使为0得解

$$\frac{n}{\alpha} + n \ln x_m - \sum_{i=1}^n \frac{1}{x_i} = 0$$

$$\alpha = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\ln x_i) - \ln x_m\right)^{-1}$$

(c)

5.

(a) 下载源码文件后，解压进入目录输入命令

```
1 make
```

就会出现两个可执行文件 `train` `predict`

如果要配置matlab接口，则matlab进入源码中/matlab目录下进行make即可

(b)

```

1 $ ./train mnist
2 $ ./predict mnist.t mnist.model mnist.output
3 Accuracy = 80.26% (8026/10000)

```

精确率是80.26%

(c)

```

1 $ ./train mnist.square
2 $ ./predict mnist.square.t mnist.square.model mnist.square.output
3 Accuracy = 87.22% (8722/10000)

```

精确率为87.22%

(d)

可能手写数字集并非一个线性可分的数据集，无法直接使用超平面将数据完美分割开，所以当使用平方根转换后，有可能增加数据的分类精确率

6.

(a) 距离矩阵的性质：对称性、非负性、自反性(主对角元为0)、满足三角不等式($D(i,j) + D(j,k) \geq D(i,k)$)

(b)

得到的KL散度矩阵

$$\begin{bmatrix} 0 & 0.21 & 0.60 \\ 0.19 & 0 & 0.08 \\ 0.46 & 0.07 & 0 \end{bmatrix}$$

KL散度矩阵不是一个距离矩阵，不满足对称性和三角不等式，但是满足非负性和自反性

(c)

```

1 import numpy as np
2
3 arr = np.array([[1/2, 1/2], [1/4, 3/4], [1/8, 7/8]])
4 result = np.zeros([3,3])
5
6 for i in range(arr.shape[0]):
7     p = arr[i]
8     for j in range(arr.shape[0]):
9         q = arr[j]
10        result[i, j] = np.sum(p * (np.log2(p / q))) #KL
11
12 for i in range(arr.shape[0]):
13     print('%7.4f%7.4f%7.4f'%(result[i,0], result[i, 1], result[i, 2]))

```

$$\begin{aligned}
& \max_q \int_{-\infty}^{+\infty} -q(x) \ln q(x) dx \\
& s. t. \int_{-\infty}^{+\infty} q(x) dx = 1 \\
& \mu = \int_{-\infty}^{+\infty} x q(x) dx > 0
\end{aligned}$$

拉格朗日乘子法求解