

# 数字图像实验

*PCA 人脸识别 PCA*

算法描述&结果对比

# 目 录

1. 算法描述.....	1
1 数学原理（公式）.....	1
2. 结果.....	2
3. 思考与优化.....	2
1 思考.....	2
2 优化.....	3

# 1. 算法描述

## 1. 数学原理

1. 基于课件上的资料与网上的资料，我对 PCA 的理解大致如下：在误差允许的范围下，将一个高维的数据集，寻找一个数据集分布较为集中的低维空间，将数据投影到此空间上，即，其他坐标设为 0。（如三维空间 XYZ，将数据投影到 XY 平面上即将 z 坐标设为 0）。在矩阵中，这个空间，可用矩阵的特征向量来构成。具体操作为，求此矩阵的协方差矩阵  $\Sigma$  ( $n \times n$ )，利用此其最大的 h 个特征值对应的特征向量，构成 ( $n \times h$ ) 的矩阵  $\Omega$ ，用  $\Omega$  的逆矩阵乘以原数据集，即可获得降维数据集。

## 2. 数学步骤如下：

1. 假设有 n 幅尺寸为 112\*92 的图像，将每一副图像排成一个列向量，构成  $(112 \times 92) \times n$  的矩阵  $X = [x_1, \dots, x_n]$ ;

2. 计算均值  $\mu = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j$ ，令  $H = \frac{1}{\sqrt{n-1}} [x_1 - \mu, \dots, x_n - \mu]$ ;

3. 根据定义，计算协方差矩阵  $\Sigma = HH^T$ ;

4. 计算  $\Sigma$  的特征值与特征向量，取前 h 个最大特征值所对应的特征向量，构成矩阵  $\Phi$ ;

5. 矩阵  $\Phi$  可对数据降维： $\Phi^T X = Y$ ，Y 是 h 行 n 列的矩阵，也就是将数据从 112\*92 维降为 h 维。

6. 利用降维数据集的每一个种类，（此次实验中有 40 种），对其降维后的数据取均值向量，将此向量作为此种类的匹配向量。

7. 对于每一个进行测试的向量，利用矩阵  $\Phi$  对其降维。之后与每个种类的匹配向量作最小二范数匹配。匹配程度最高的，记录下匹配组号。最后计算正确率。将结果输出到文件中。

## 2. 结果

1. 储存在主目录的 Output 目录下的 output.txt 中。

工作 (Q:) > 大三上 > 数图 > 期末 > 期末项目 > 基于PCA的人脸识别-元东霖-15331383 > Output			
<input type="checkbox"/> 名称	修改日期	类型	大小
<input type="checkbox"/> output(QR).txt	2018/2/13 18:11	文本文档	1 KB
<input checked="" type="checkbox"/> output.txt	2018/2/12 2:21	文本文档	1 KB

正确率: 百分之88.33  
第1个错误图像为s4的8. pgm  
第2个错误图像为s4的9. pgm  
第3个错误图像为s5的7. pgm  
第4个错误图像为s10的7. pgm  
第5个错误图像为s15的8. pgm  
第6个错误图像为s18的9. pgm  
第7个错误图像为s23的7. pgm  
第8个错误图像为s27的8. pgm  
第9个错误图像为s28的9. pgm  
第10个错误图像为s30的8. pgm  
第11个错误图像为s30的9. pgm  
第12个错误图像为s35的7. pgm  
第13个错误图像为s36的7. pgm  
第14个错误图像为s40的7. pgm

## 3. 思考与优化

### 1. 思考

1) 运行的匹配正确率仅为 88.33，说实话有点低了。经过思考，不难发现，这是因为我偷懒了，没有按照随机取 7 张作训练集 3 张作测试集，而是固定选取前七张作训练集，后三张当测试集，证明前七张和后三张有毒。此问题，不予优化。

2) 程序运行时，效率出奇的低，而且占用电脑的 CPU 和内存也很大。

名称	状态	80% CPU	84% 内存	27% 磁盘	0% 网络
应用 (5)					
MATLAB R2016a		54.9%	4,429.0 ...	0 MB/秒	0 Mbps

运行时间在 15 分钟~20 分钟不等。且我在程序中及时清除无关的变量，释放内存，但是依旧没有什么改观。经过断点运行排查发现，是利用 Matlab 内部算法计算特征值时，由于矩阵过大，占用的资源过多。所以考虑使用 QR 分解进行优化。

```

22
23 %用于计算协方差矩阵的H矩阵
24 H=zeros(height*width, group*num);
25 for i=1:group*num
26     H(:,i) = imgdata(:,i)-imgu;
27 end
28 %协方差矩阵
29 Cov=H*H'/(group*num-1);
30 %主成分分析
31 [PC, ~, ~] = pcacov(Cov');
32 clear Cov H imgu;%清除变量释放内存
33 Dimension = 80;%设置维数为80
34 lowDimension=(PC(:,1:Dimension))';%降维矩阵
35 ldImgData = lowDimension * imgdata;%降维后的数据矩阵。
36 clear imgdata PC;
37

```

## 2. 优化

1. 已知  $\Sigma = HH^T$ , 其中  $\Sigma$  为  $d \times d$ ,  $H$  为  $d \times n$ ,  $d$  代表原始数据的维数,  $n$  代表样本数,  $d$  远大于  $n$ ;
2. 对  $H$  作 QR 分解,  $h = QR$ , 其中  $Q$  为  $d \times t$ ,  $R$  为  $t \times n$ ,  $1 \leq t \leq n$ ;
3. 则  $\Sigma = QRR^TQ^T$ , 对  $R^T$  作奇异值分解  $R^T = UDV^T$ , 其中  $U$  为  $n \times t$ ,  $V$  为  $t \times t$ ,  $D = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_t)$ ;
4. 于是  $\Sigma = QVDU^TUDV^TQ^T = QVD^2V^TQ^T = QV\Lambda V^TQ^T$ , 其中  $\Lambda = D^2$ ;
5. 由于  $(QV)^T(QV) = V^TQ^TQV = V^TV = I$ , 所以  $QV$  可将  $\Sigma$  对角化,  $QV$  为  $\Sigma$  的特征向量矩阵,  $\Lambda$  为  $\Sigma$  的特征值矩阵;
6. 选取  $D$  前  $h$  个最大对角元所对应于  $V$  中的  $h$  个列, 构成  $t \times h$  的矩阵  $V_h$ , 则降维矩阵  $\Phi = QV_h$ ;

优化后部分代码:

```

%QR分解
[Q,R] = qr(H);
clear H imgu;%清除变量释放内存
%奇异值分解
[U,S,V] = svd(R');

Dimension = 80;%设置维数为80
lowDimension=(Q*V(:,1:Dimension))';%降维矩阵
ldImgData = lowDimension * imgdata;%降维后的数据矩阵。
clear imgdata;

```

优化后结果保存在 Output 目录下的 output(QR).txt, 可喜可贺的是, 经过优化, 不仅运行时间和占用内存比以前大大降低, 匹配准确率也有一丁点增长。可能是优化之后, 内部计算的

时候由于维度变小更精准了吧。

正确率:百分之89.17

第1个错误图像为s4的9. pgm

第2个错误图像为s5的7. pgm

第3个错误图像为s10的7. pgm

第4个错误图像为s15的8. pgm

第5个错误图像为s18的9. pgm

第6个错误图像为s23的7. pgm

第7个错误图像为s27的8. pgm

第8个错误图像为s28的9. pgm

第9个错误图像为s30的8. pgm

第10个错误图像为s30的9. pgm

第11个错误图像为s35的7. pgm

第12个错误图像为s36的7. pgm

第13个错误图像为s40的7. pgm