

人脸识别

人脸识别

实验目标

实验原理

主成分分析

梯度方向直方图

实验结果

内容一

内容二

内容三

附件说明

实验目标

- 本次实验通过使用主成分分析（PCA）和梯度方向直方图（HOG），对人脸数据进行特征提取，进而完成分类任务。
- 使用的方法有：PCA，HOG

实验原理

主成分分析

PCA 的主要目标是给定了某些数据，假设每个数据都有 P 个属性，共有 N 个数据。我们的目标是通过一些变换，使得数据变换后，这些数据的属性仅保留 Q 个，且这 Q 个属性能最大程度反映原有数据的信息。

PCA 重新选取 Q 个相互正交的基对属性进行展开，使得变换后的属性是相互不相关的。变换后的协方差矩阵是对角阵：

$$\hat{C} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{pmatrix}$$

推导可知，设计的线性变换的矩阵是单位特征向量为行组成的矩阵：

$$A = (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n)^T$$

坐标变换公式为：

$$\begin{pmatrix} \hat{d}_1 \\ \hat{d}_2 \\ \vdots \\ \hat{d}_n \end{pmatrix} = (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n)^T \begin{pmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_n \end{pmatrix}$$

PCA 的主要步骤为：

- 首先，将数据进行去中心化处理。
- 计算原始数据的样本协方差矩阵，并进行特征值和特征向量的分析。
- 根据保留的最大的若干个特征值对应的特征向量形成变换矩阵。
- 使用变换矩阵进行坐标变换

梯度方向直方图

HOG (Histogram of Oriented Gradient) 通过直方图的形式来描述图像的梯度方向分布特征。其做法是先计算图像的两个方向的梯度，然后换算为幅度和角度特征。之后将角度划分为 9 个范围，按照范围将梯度值进行分类求和，得到图像的 HOG 特征。

实验结果

内容一

使用HOG提取特征并运用KNN进行分类，计算预测准确度。

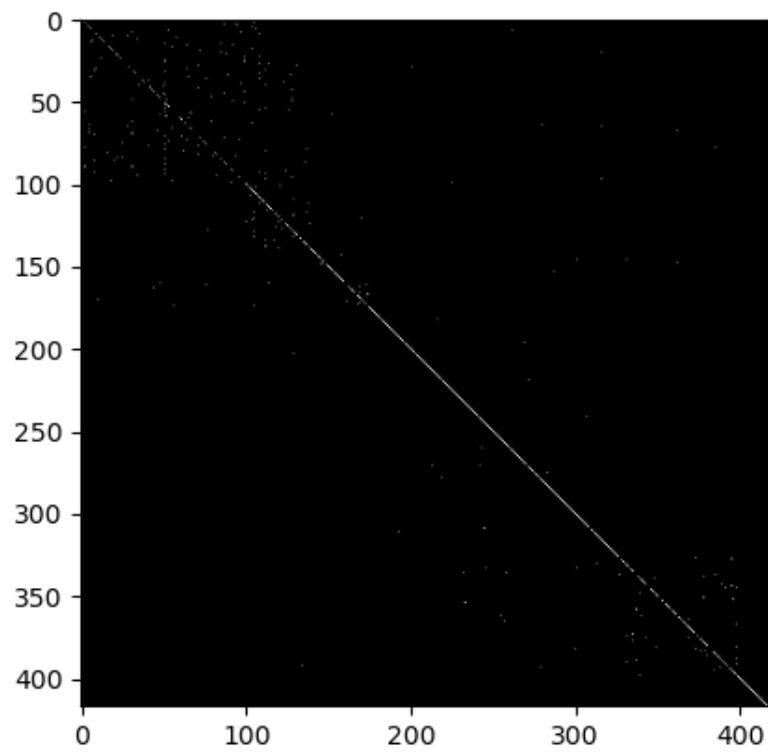
实验从所给数据集中每个分类选择4个作为训练样本，2个作为测试样本。由于训练样本较少，KNN的系数K总是设定为1。

终端输出提示如下：下面是选择 block 为 2*2，cell 为 4*4 像素的例子0的结果：

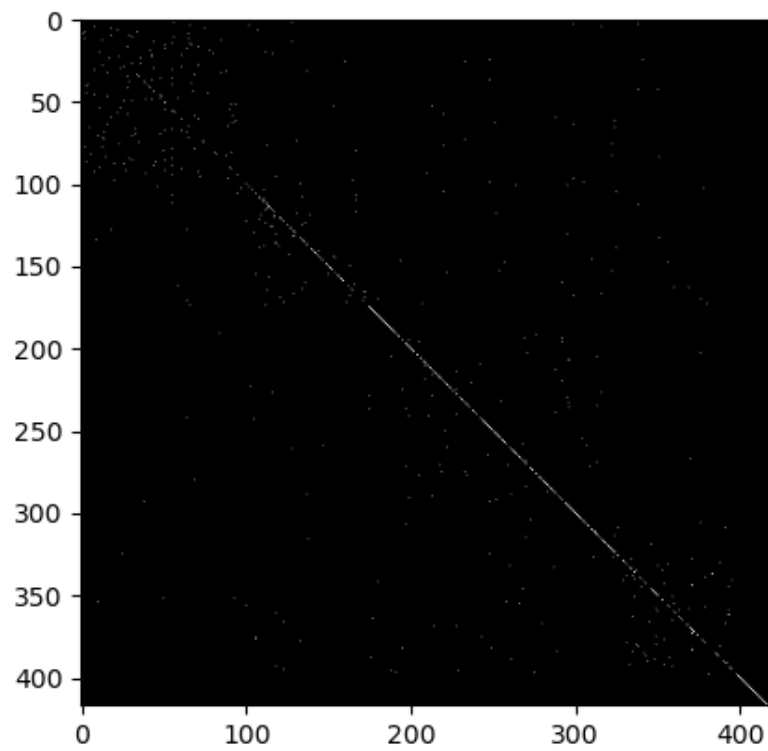
```
D:\Anaconda3\python.exe C:/Users/三十/Desktop/pythonProject/section1.py
parameter:
blocksize:2 cellsize 4 K:1
- analyzing image character on TRAIN set (HOG)
100%|██████████| 1668/1668 [00:20<00:00, 83.17it/s]
- finish: get 576.0 character per image
- analyzing image character on TEST set (HOG)
100%|██████████| 834/834 [00:08<00:00, 94.49it/s]
- finish
- KNN model built
- predicting on KNN model
- analyzing result
- result: correct rate 0.6798561151079137

进程已结束，退出代码为 0
```

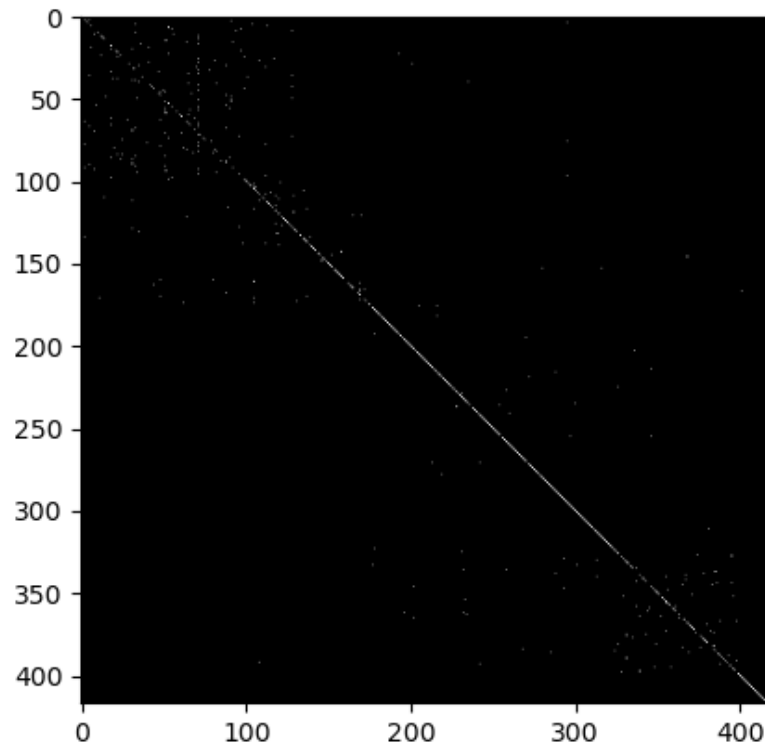
准确率为 68.0%。混淆矩阵可视化结果如下（较浅的亮点为1，较深的亮点为2）



选择 block 为 2×2 , cell 为 10×10 像素。准确率为 47.1%



选择 block 为 4×4 , cell 为 4×4 像素。准确率为 62.0%



可以看到，划分粒度越小，准确率越高。最主要的因素是特征数会变少，其次还有划分单元越大，提取的属性反映局部特征的能力就越小。

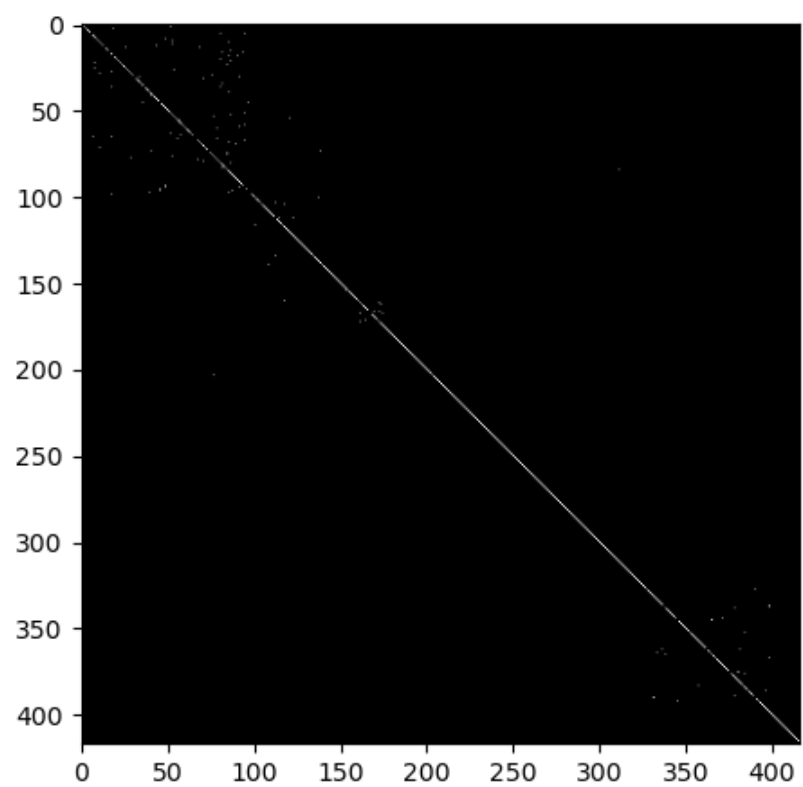
内容二

使用PCA对图像进行特征提取，使用不同的保留特征数量。

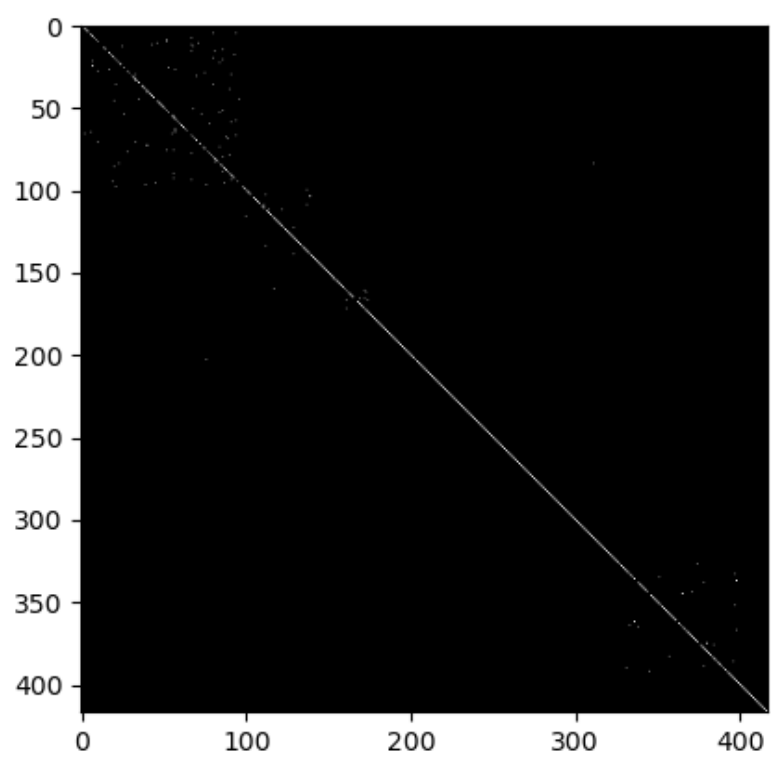
运行提示如下：

```
D:\Anaconda3\python.exe C:/Users/三十/Desktop/pythonProject/section2.py
eigen value resered: 128
- KNN model built
- prediting on KNN model
- analyzing result
- result: correct rate 0.8633093525179856
```

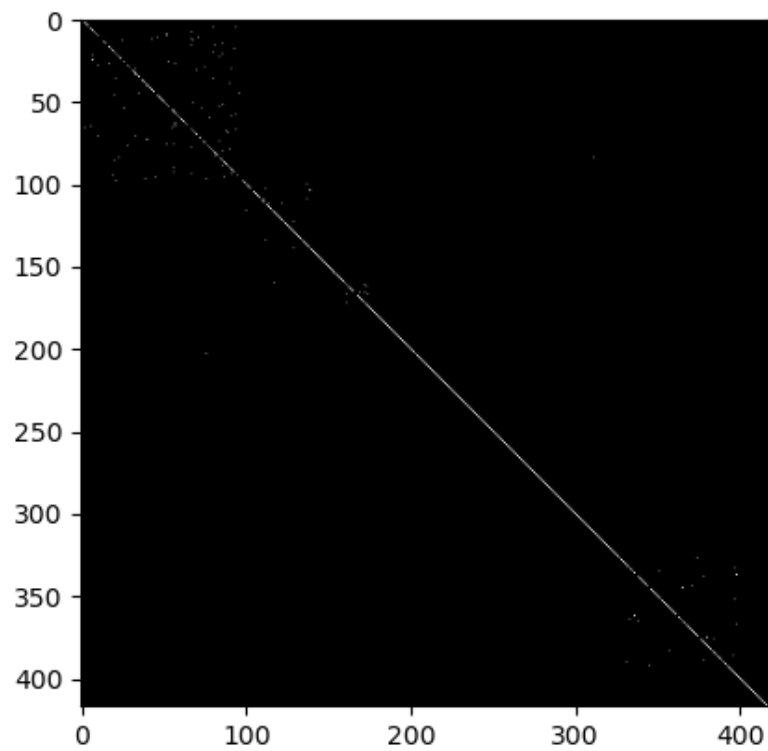
选择保留特征值数量为128。准确率为86.3%



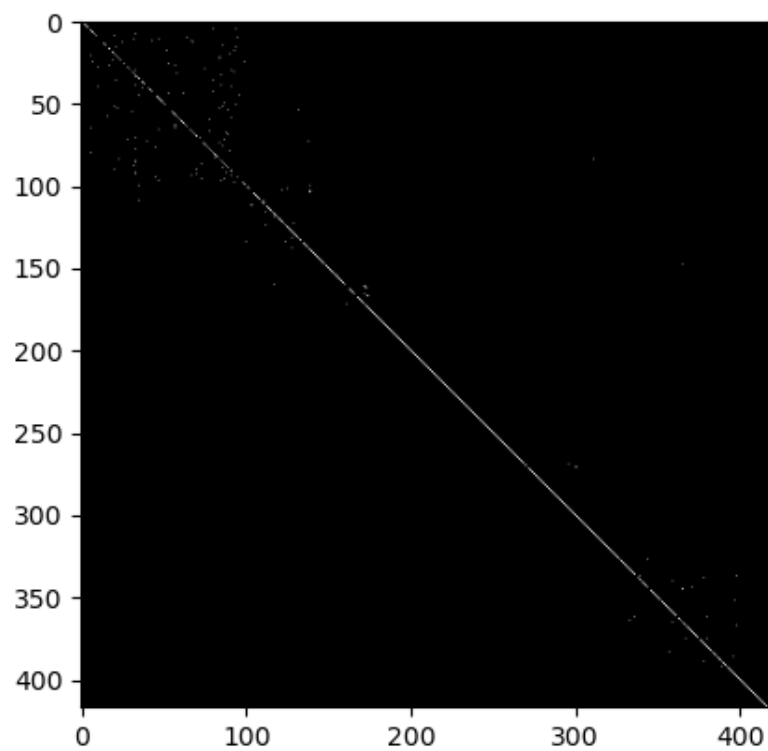
选择保留特征值数量为128。准确率为84.8%



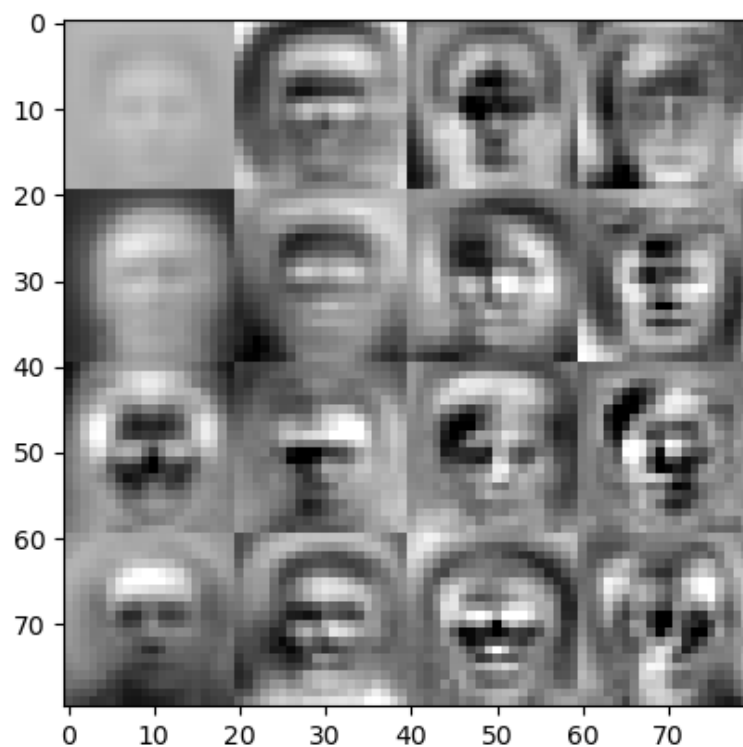
选择保留特征值数量为32。准确率为83.6%



选择保留特征值数量为16。准确率为81.4%



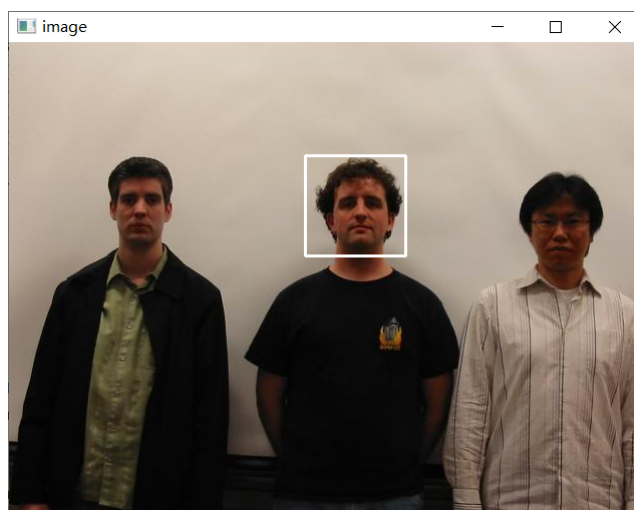
选择的前16个特征向量如下，在可视化的过程中，先放大了向量的幅度，之后进行直流偏置以使得所有像素均能大于0。

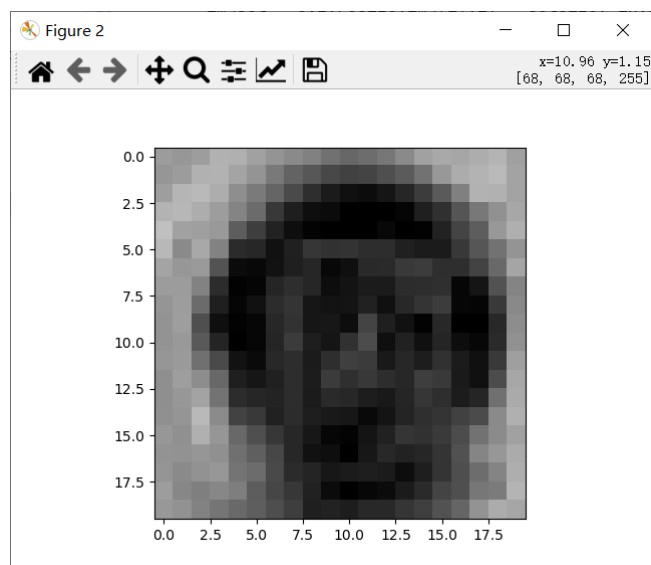
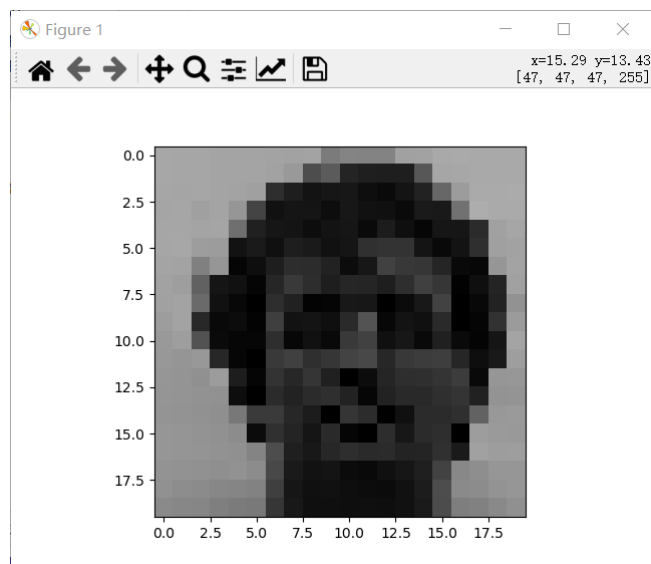


可以看到随着保留特征数的减少，预测准确率并没有明显的下降，这是因为主成分提取选择的是特征值最大的特征向量作为基。原数据的属性在这些基上的坐标的方差是更大的，属性值具有更大的方差更利于区分不同的分类。

内容三

`section3-1` 运行后，即可以交互式的操作观察重建结果。默认使用 100 大小的选区，鼠标左键点击位置即可出现白色矩形选区，确定选择区域按 ESC 键。观察原图和重建结果如下：

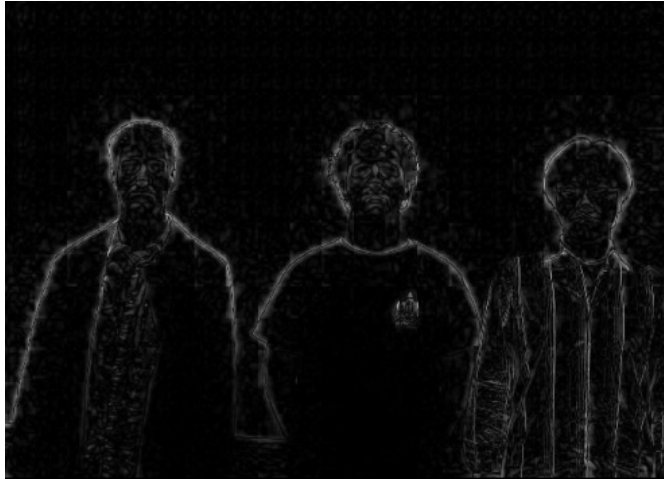
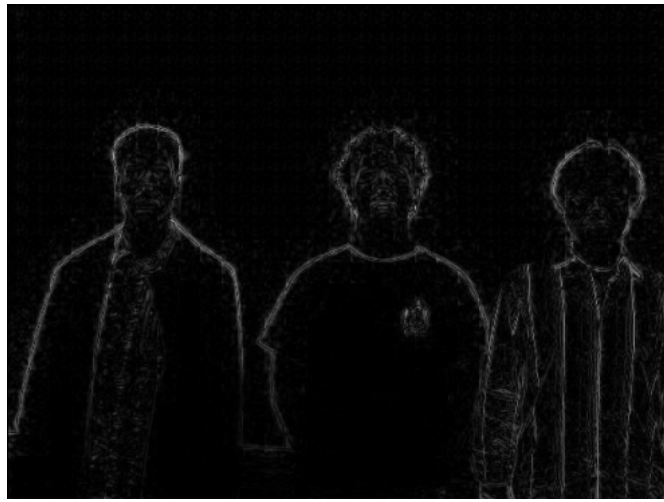




运行 `section3-2`，修改选取的滑动窗口大小，观察重建误差。选取的特征数固定为 64，移动步长固定为窗口长度的一半。窗口大小为 40 时的重建图像如下所示：



由于误差值过小不明显，因此在可视化重建误差的时候以2作为权值进行了像素灰度值的放大操作。窗口大小为 **40**，**60**，**80**，**100** 时候的重建误差如下：



可以看到随着窗口大小增加，重建误差也越来越大，并且误差主要体分布边缘上。

现在调整不同的滑动步长和窗口尺寸，并以平均平方差作为度量对重建质量进行度量，得到的结果如下：

	40	60	80	100
窗长即步长	227.05	408.28	793.54	937.66
1/2窗长	125.56	292.07	601.07	754.88
1/4窗长	102.69	269.72	538.10	673.48

```
D:\Anaconda3\python.exe C:/Users/三十/Desktop/pythonProject/section3-2.py
```

```
parameter:
```

```
- eig:64  
- window size:20  
- footstep:5  
- estimate error: 102.69231613959553
```

```
进程已结束，退出代码为 0
```

可以看到，窗尺寸越小，步长越小，重建质量越高。较小的窗长使得重构数据的过程损失的信息越少，越能反应原图像的信息。

附件说明

section1 实验内容一

section2 实验内容二

section3-1 实验内容三，以交互界面选取

section3-2 实验内容三，展示重构误差

GenDataSet 提取数据并划分样本训练集和测试集

Interface 提供交互选择接口

PC Apro 主成分分析模块

HOG 梯度直方图模块