图像处理与模式识别大作业3：K-L人脸识别

何嘉怡，19373611

理论推导

pgm文件

pgm文件的主要结构是：


```
P5
92 112
255
01-/19'*515<L[c_PKB6/12+.5=FTi厒n^Qk_P97BVPJAG>T4JGC@XDGKB9=>4/2:<@B9.6BPPDGW@MBSM:.)+873886-4'.8-'/
^dgny 亅{三亜yx { 洰謍犇搗犇彍 " 澙妢{xxmja`dQPY]_RSMUVOK>DA.%+16=/(0$4,5/:%-01463>88+35=W`UU`nt} 僡垗實嫛嚗
[QCVA;.*$A1$3-.12/)$/3BPQTcp€帟湑熶 ぉ枟…枟ǐ鄁鮫瑀彻复腹焦兜罇映昝鮫谑砥鄁弡 ě 洊謇c^GHMVO5''(/-,0/32@#)-FB
06235.1525+_='LL愶枒檵櫃晸暘棎剛~}厙嫊粂 ' Z瑀贝返杯渤钞í ?ulkpwqw}僪憮蒅媿椨敀玫d0$#>C:2@412044/7!*X9-LP帹摂棐
 悕晩p窦€姡礌箔 y}摵瑪憶) 菲才 à焎灩媢HИ综矮 ē ' 騄潮鮀钘煖櫵湢! 㛓iv う|…偓钘 強槤I厇€暢グ啞堡僵憽粵操
,*,#H¨砗嚼哪侨抢篮洞氦鮫秭粫玽 棔恨枬牅 | 纠骈背侗桓泛斗绝鮠 栌` &)'()+*%*-,,)2,++,*,.+*0,浖琔祭聊侨坡揪动洞富返渤哀E
4..5/13.,□m黇濯ú鐱炯箍美靠交己焊朝隤ぇぅ3 罇瑯弡И钘 粇掛毳娓挃瞔i#&%'((-'(.(.1(040433/2./2/+01.□i 熐熕北督脊苛纠考焊
枴P陡航潮獉槤熁车杭购蛋垰丨ぃ! iiiИェΓ抜€{€原帞湞íè 睹b□'"('&&**/-.,01/1/4203/133'&□□□洝 蹈瘓旱搏 粂缤敨档抖博…ěイ
```


1. 第一行内容“P5”表示.pgm文件的模式。
2. 第二行“92, 112”表示图片的宽度、图片的高度。
3. 第三行“255”表示图片数据的最大值。
4. 第三行之后的文件表示图片的像素值，每个像素用二进制表示。灰度值的最大值为255，那么该图像每个像素使用一个字节表示。

K-L变换与PCA

在阅读完作业要求后，我仍然对K-L变换在人脸中起到的作用不甚明朗，所以去wiki上搜索了该项的定义：K-L转换(Karhunen-Loève Transform)是建立在统计特性基础上的一种转换，它是均方差(MSE, Mean Square Error)意义下的最佳转换，因此在资料压缩技术中占有重要的地位。而联想到常见的提取特征的方法主成分分析PCA，我进一步了解了两者的区别：PCA的变换矩阵是协方差矩阵，K-L变换的变换矩阵可以有很多种（二阶矩阵、协方差矩阵、总类内离散度矩阵等等）。当K-L变换矩阵为协方差矩阵时，等同于PCA。

因此，求样本x_i的k维的主成分其实就是求样本集的协方差矩阵$\frac{1}{m}XX^T$的前k个特征值对应特征向量矩阵P，然后对于每个样本x_i,做如下变换$y_i = Px_i$，即达到降维的PCA目的。下面简单叙述PCA的算法流程。

输入：n维样本集$X = (x_1, x_2, \cdots, x_m)$，要降维到的维数$k$

输出：降维后的样本集

1. 对所有的样本进行规范化
2. 计算样本的协方差矩阵
3. 求出协方差矩阵对应的特征值和特征向量
4. 将特征向量按照对应特征值的大小排序，取前k行为矩阵，即为降维后的数据

PCA算法仅仅需要以方差衡量信息量，不受数据集以外的因素影响；同时各主成分之间正交，可消除原始数据成分间的相互影响的因素；同时PCA的计算方法简单，易于实现。通过PCA提取人脸的特征后，能够聚焦于主要特征之间的联系，而忽略一些细节，再通过进一步分类实现人脸识别。

代码解析

`convert_pgm_P5`

这个文件用于将原始的.pgm文件转化为存储矩阵，具体操作是：

1. 提取第一行，判断是否是P5格式的文件；
2. 提取第二行，判断图像的长宽；
3. 提取第三行，判断每个像素的最大字节数`maxval`

   注意此处需要对`maxval`进行判断，如果大于256表示每个像素需要两个字节存储，反之只需要一个字节。
4. 提取第三行之后的数据，将其转化为utf-8数据表示并存储在一个矩阵中，即为图像对应像素的原始矩阵。

```
def convert_pgm_P5(f):
      magic_number = f.readline().strip().decode('utf-8')   # P5
      if not operator.eq(magic_number, "P5"):
            raise Exception("Error with magic number.")
      width, height = f.readline().strip().decode('utf-8').split(' ')   # 长宽
      width = int(width)
      height = int(height)
      maxval = f.readline().strip()   # 最大字节数
      if int(maxval) < 256:
            pad = 1
      else:
            pad = 2
      img = np.zeros((height, width))
```

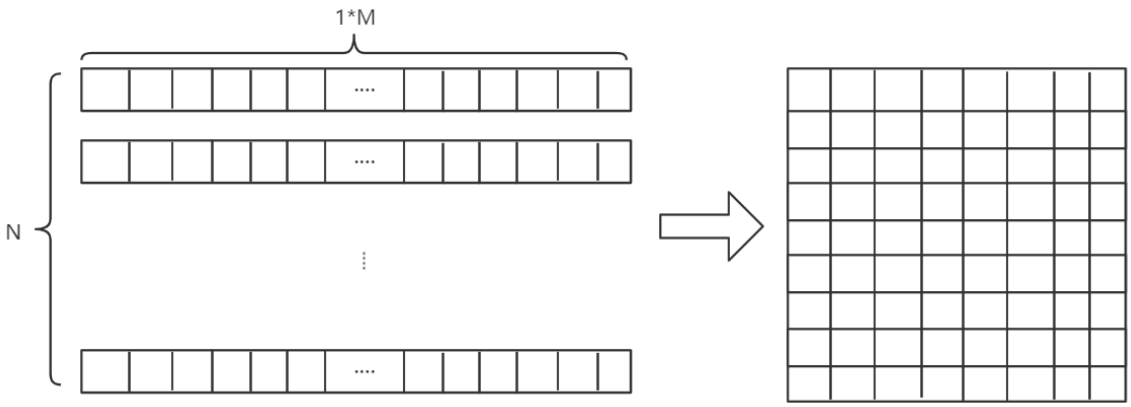
```
        img[:, :] = [[ord(f.read(pad)) for j in range(width)]
                                for i in range(height)]
        return img
```

process_data

此函数表示对数据进行预处理。对于训练集中的每张图片，首先调用`convert_pgm_P5`函数将pgm文件中的像素矩阵提取出来，再将该矩阵压缩到一行。最后，将每张图片压缩而成的矩阵拼接，假设一共有N张图片，每张图片压缩而成的矩阵大小是$1 * M$，则最后得到的矩阵大小为$N * M$。

```
def process_data(rootDir):
      mat = None
      cnt = 0
      for _, dirs, _ in os.walk(rootDir):
            for dir in dirs:
                  for _, _, files in os.walk(os.path.join(rootDir, dir)):
                        for file in files:
                              if os.path.splitext(file)[1] == '.pgm':
                                    f = open(os.path.join(rootDir, dir, file), 'rb')
                                    img = convert_pgm_P5(f)
                                    img = img.reshape(1, -1)
                                    if cnt == 0:
                                          mat = img
                                    else:
                                          mat = np.concatenate((mat, img), axis=0)
                                    cnt += 1
      return [mat, cnt]
```

示意图为：



PCA

这个函数对应PCA（也就是离散区间上的K-L变换）的计算过程。为了便于后续验证，将计算得到的矩阵均以.npy的文件格式存储。

1. 第2行：首先计算出每列的平均值，即对应所有图片的平均值。
2. 第4行：用原矩阵减去平均值，得到该图片的独有特征。
3. 第6行：计算原矩阵的协方差矩阵。
4. 第7行：计算协方差矩阵对应的特征值和特征向量
5. 第10-11行：将特征向量按照特征值的大小进行排序，选取前k维作为提取出的主特征。这里k我选择取50，具体原因下方叙述。这里k维特征组成的向量空间，也是人脸识别最后会用到的特征空间。

6. 第12行：将规范化的矩阵的转置乘以上述特征空间，即得到图像在这个特征空间上的位置（以向量的形式表示）
7. 第14行：计算从原矩阵到特征空间的映射，后面实际上没有用到。

```
def PCA(mat, k):
    mean = np.mean(mat, axis=0)
    np.save('./matrix/mean.npy', mean)
    stdMat = mat - mean
    np.save('./matrix/stdMat.npy', stdMat)
    covMat = np.cov(stdMat)
    feaVal, feaVec = np.linalg.eig(covMat)
    np.save('./matrix/feaVal.npy', feaVal)
    np.save('./matrix/feaVec.npy', feaVec)
    index = np.argsort(feaVal)
    sortedFeaVec = feaVec[:, index[:-k-1:-1]]
    eigenface = np.dot(stdMat.T, sortedFeaVec)
    np.save('./matrix/eigenface.npy', eigenface)
    trainSample = np.dot(stdMat, eigenface)
    np.save('./matrix/trainSample.npy', trainSample)
```

上述过程为利用训练集进行训练（实际是得到特征空间）。

下述过程是对测试集进行测试。

load_pic

仿照训练集中对数据的处理，对测试集中的图片进行类似处理，将图片映射到特征空间并返回对应矩阵。

```
def load_pic(f):
    img = convert_pgm_P5(f)
    img = img.reshape(1, -1)
    meanMat = load_matrix('mean')
    normMat = img - meanMat
    eigenface = load_matrix('eigenface')
    testSample = np.dot(normMat, eigenface)
    return testSample
```

batch_test

由于需要计算FAR和FRR两个指标，所以需要对整个测试集中的数据进行统一测试。

1. 第4-18行：处理测试集的数据，并将其存储到一个矩阵 `testMat` 中。
2. 第22-28行：测试集中每两张图片分别计算欧式距离，并将结果存储到一个列表 `mark` 中。
3. 第29-30行：对 `mark` 中的数据进行排序，并返回对应下标。将列表中的第二个值作为阈值 `thres`，这一阈值十分重要，因为**判定标准即是：两张图片之间的欧式距离小于阈值即视为同一个对象；反之视为不同对象。**
4. 第31-42行：逐一计算FAR和FRR。

```
def batch_test(rootDir):
    testMat = None
    cnt = 0
    for _, dirs, _ in os.walk(rootDir):
        for dir in dirs:
            for _, _, files in os.walk(os.path.join(rootDir, dir)):
```

```
                        for file in files:
                              if os.path.splitext(file)[1] == '.pgm':
                                    num = os.path.splitext(file)[0]
                                    # print("Start testing pic{} of {}".format(num, dir))
                                    f = open(os.path.join(rootDir, dir, file), 'rb')
                                    testSample = load_pic(f)
                                    if cnt == 0:
                                          testMat = testSample
                                    else:
                                          testMat = np.concatenate(
                                               (testMat, testSample), axis=0)
                                    cnt += 1
        scale = testMat.shape[0]
        farCnt = 0
        frrCnt = 0
        for i in range(scale):
              mark = []
              for j in range(scale):
                    if i == j:
                          continue
                    dis = np.linalg.norm(testMat[i] - testMat[j])
                    mark.append(dis)
              key = sorted(enumerate(mark), key=lambda x: x[1])
              thres = key[1][1]
              for k in range(scale-1):
                    if key[k][1] < thres and key[k][0]//10 != i//10:
                          farCnt += 1
                    if key[k][1] > thres and key[k][0]//10 == i//10:
                          frrCnt += 1
        totalNum1 = scale * 9
        totalNum2 = scale * (scale - 1) - totalNum1
        far = farCnt/totalNum1
        frr = frrCnt/totalNum2
        print(str(totalNum1) + '      '+ str(totalNum2))
        # print("FAR: {:.2%},  FRR: {:.2%}".format(far,frr))
        return far,frr
```

此处简单解释为什么选取这一值作为阈值：对于每两张图片之间，欧式距离最小表示两张图片特征越接近，越有可能指向同一个对象。如果选取阈值过大，更可能将不是同一个人的两张照片视为同一个人，为了控制FAR在1%以内，经过简单实验最终决定取第二小的值作为阈值。

main

主函数。

```

if __name__ == '__main__':
        trainDir = './data/train'
        testDir = './data/test'
        k = 50

        trainMat, num = process_data(trainDir)
        PCA(trainMat, k)
        minfar,minfrr = batch_test(testDir)
        # best = 0
        # for i in range(10,200):
        #       PCA(trainMat, i)
```

```
        #       far,frr = batch_test(testDir)
        #       if far<minfar:
        #             minfar = far
        #             minfrr = frr
        #             best = i
        #       print("Iter{}: bestFAR->{:.2%},  bestFRR->{:.2%}".format(i,minfar,minfrr))
        # print(best)
        print("The dimensionality of PCA is: %d"%k)
        print("bestFAR: {:.2%},  bestFRR: {:.2%}".format(minfar,minfrr))
```

其中注释掉的部分即为k的选取实验过程。k依次从10取到200，分别判断取k维主成分后判断的结果，发现k取50的时候就已经收敛到最优。

运行步骤

结果展示

直接运行 `main.py` 即可，得到的结果为：

```
PS E:\3rd-2ndsemi\image processing\K-L Processing> python -u "e:\3rd-2ndsemi\image processing\K-L Processing\main.py"
The dimensionality of PCA is: 50
bestFAR: 0.35%,  bestFRR: 5.38%
```

可以发现FAR值为0.35%，FRR值为5.38%，满足要求。

平均脸展示

调用 `display_mean` 函数，可以得到一张平均脸，如图所示：