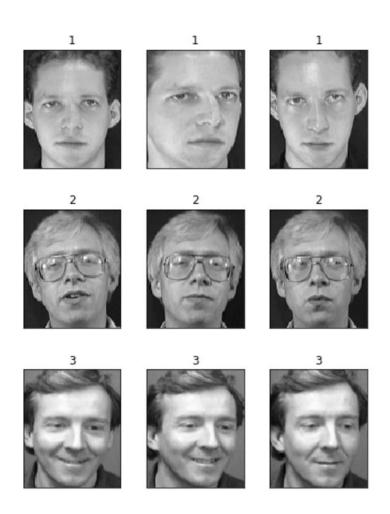
特征人脸识别

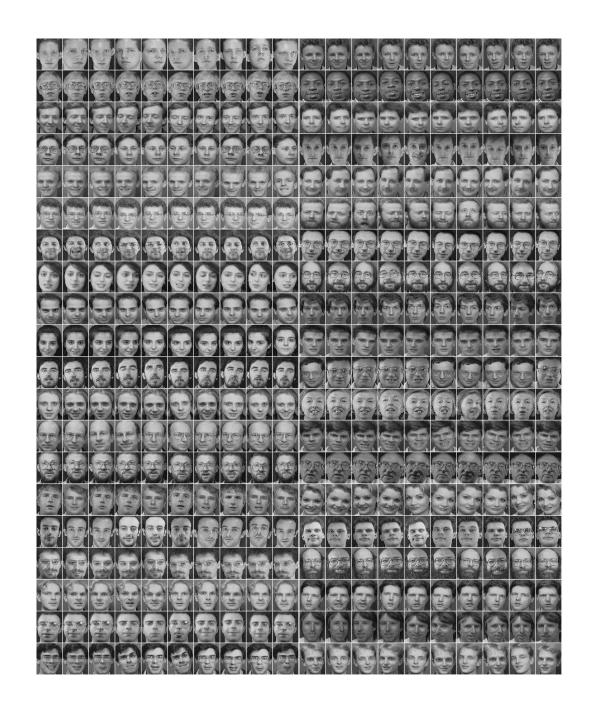
人工智能基础 —— 实践课(四)

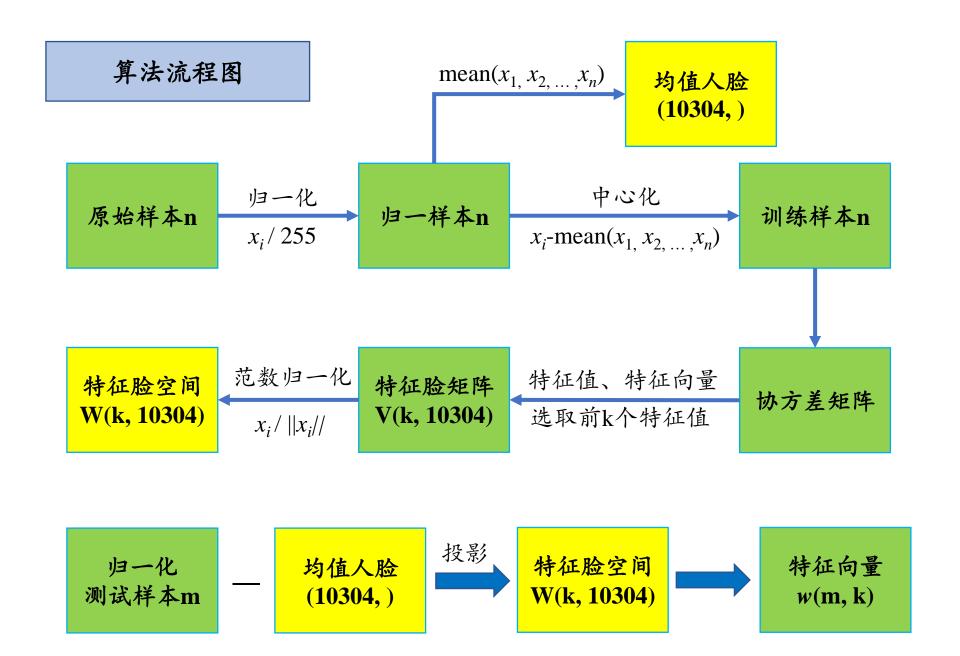


- 本实验采用特征脸(Eigenface)算法进行 人脸识别。
- 特征脸(eigenface)是第一种有效的人脸识别方法,通过在一大组描述不同人脸的图像上进行主成分分析(PCA)获得。
 - 本次实验要求大家构建一个自己的人脸库 (建议):大家可以选择基于ORL人脸库 添加自己搜集到的人脸图像形成一个更大 的人脸库,要求人脸库中的每一张图像都 只包含一张人脸且眼睛的中心位置对齐 (通过裁剪或缩放,使得每张人脸图像大 小尺寸一致且人脸眼睛的中心位置对齐)。 为了方便同学们操作,大家也可以选择直 接基于ORL人脸库进行本次实验。

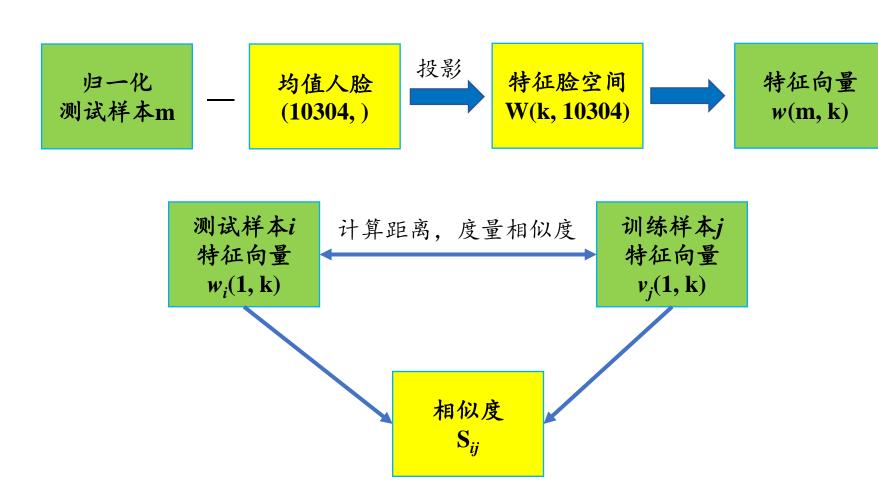
ORL人脸库

- 由英国剑桥大学AT&T实验室创建,包含40人共400张面部图像,每个采集对象包含10幅经过归一化处理的灰度图像,图像尺寸均为92×112,图像背景为黑色。
- 其中采集对象的面部表情和细节均有变化,不同人脸样本的姿态也有变化, 其深度旋转和平面旋转可达20度。
- 对于该数据库,我们取出50%的数据给同学们用作训练模型,另50%数据用作模型测试结果,最终分数将基于风格变换后的合成人脸图像进行。



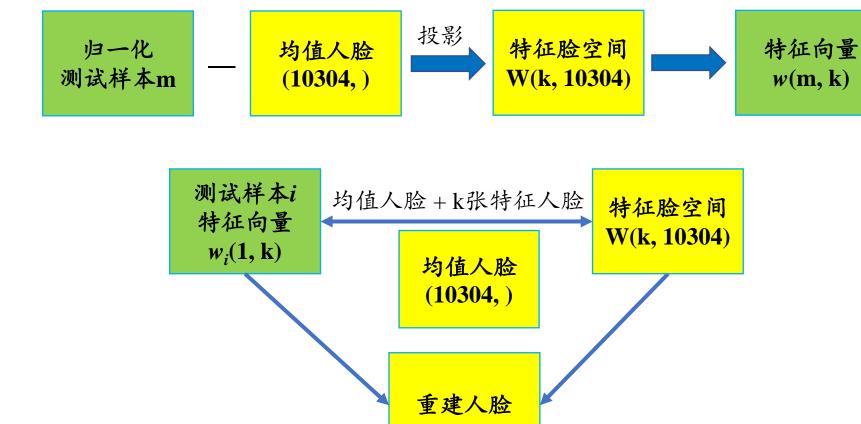


人脸识别

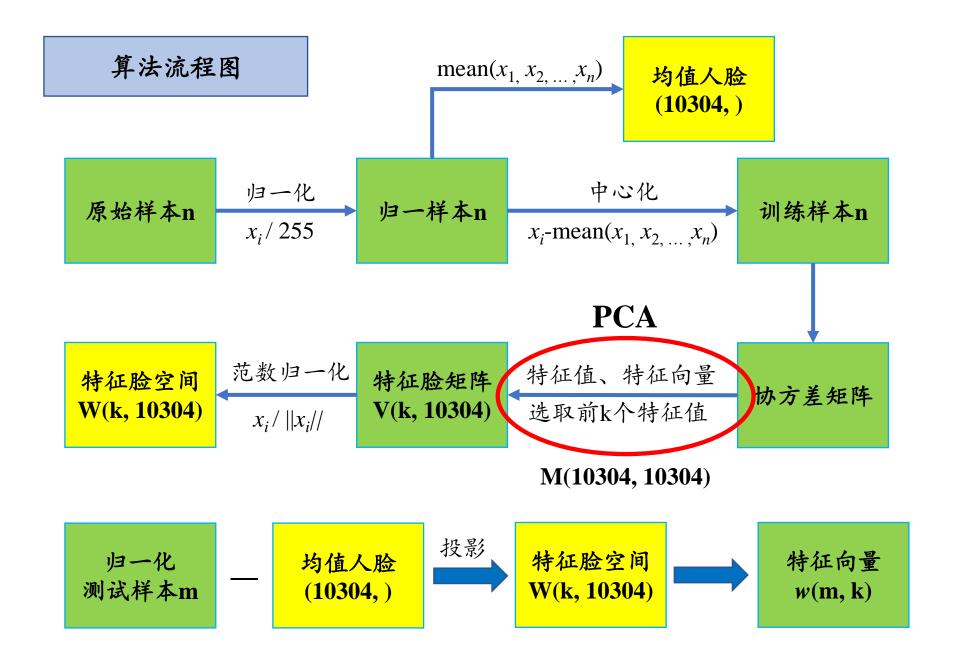


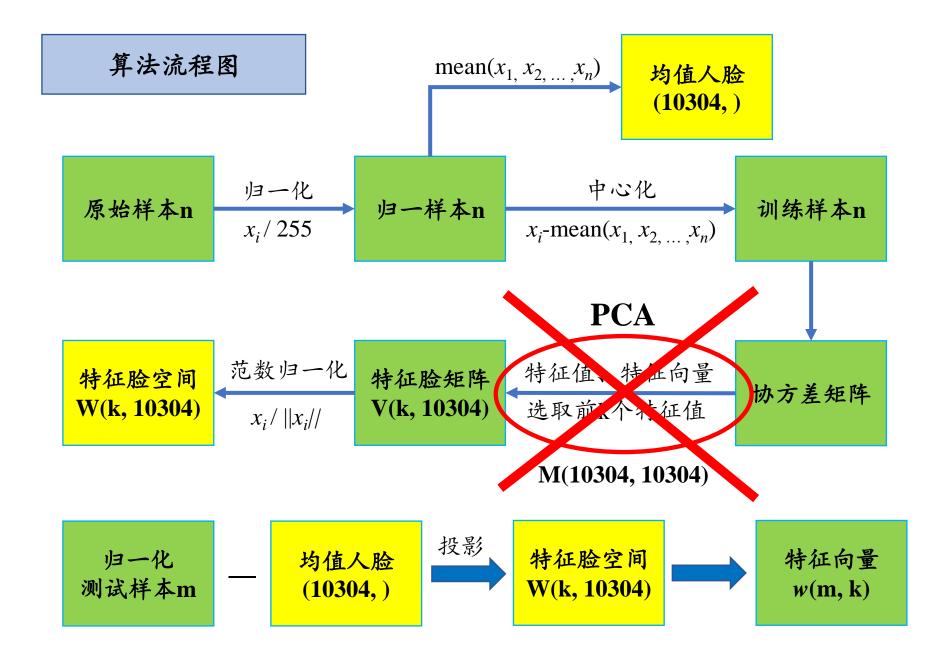
和知识库对比选择最高相似度作为分类依据

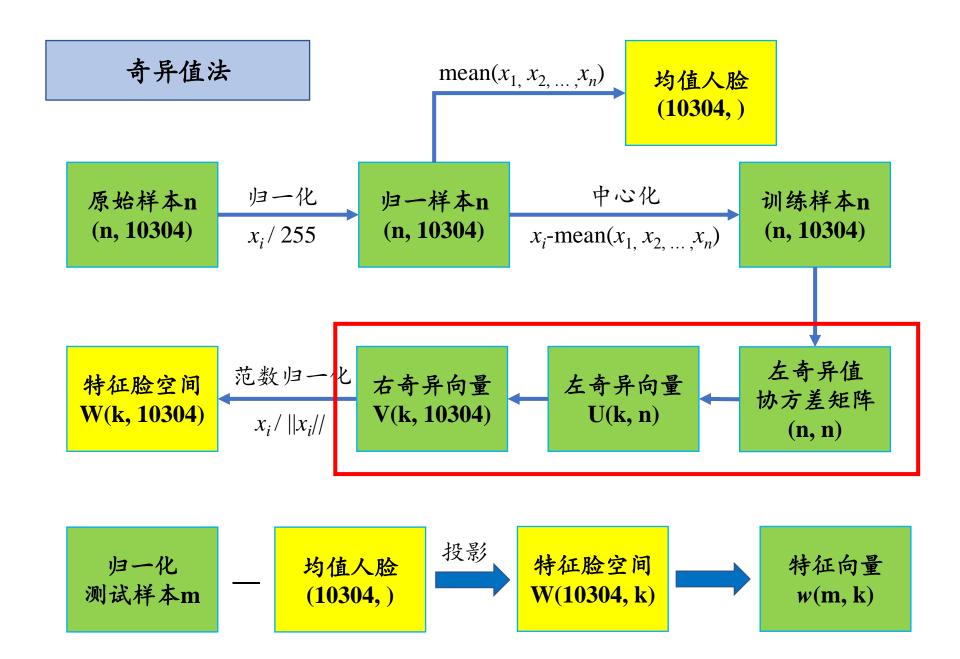
人脸重建



重建完毕





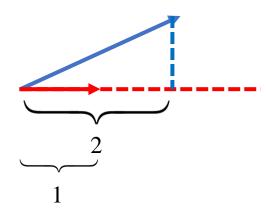


归一化特征脸空间与映射

对第i个特征脸向量进行范数归一化(i=1,2,...,n):

$$x_i \coloneqq x_i / || x_i || = x_i / \sqrt{\sum_j x_{ij}^2}$$

即使得特征脸向量的模长为1: $||x_i||=1$



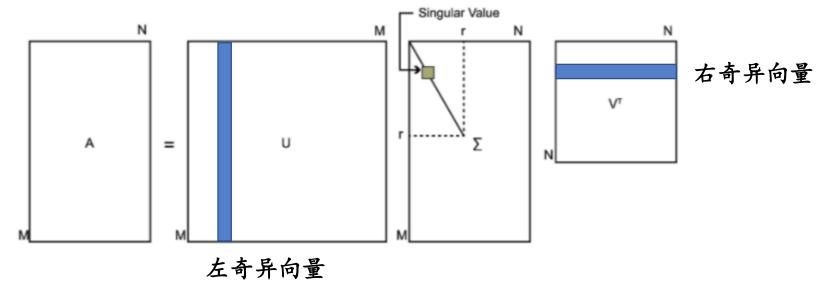
映射:

$$x \cdot y = ||x||_2 ||y||_2 \cos \theta = ||y||_2 \cos \theta$$

当x模长为1,将映射长度视为相似度。

奇异值分解

奇异值分解会将矩阵A分解为三个子矩阵 $A=UDV^T$,其中U和V都是酉矩阵,即转置矩阵等于逆矩阵,满足 $UU^T=VV^T=I$ 。其中D是矩阵 AA^T 或矩阵 A^TA 的所有特征值开根号后组成的对角矩阵。



矩阵U即为矩阵AA^T所有特征向量构成的矩阵,同理矩阵V即为矩阵A^TA所有特征向量构成的矩阵。

奇异值分解

在原始PCA中,我们直接计算维度为10304的特征的协方差矩阵A TA / (n-1),然后计算协方差矩阵的特征向量(右奇异值向量),是一个非常耗时且难以计算的过程。

注意到: $U^{\mathsf{T}}A = U^{\mathsf{T}}UDV^{\mathsf{T}} = DV^{\mathsf{T}} \rightarrow u_i^{\mathsf{T}}A = d_i v_i^{\mathsf{T}}$

$$(AA^{T})u_{i} = \lambda_{i}u_{i}$$

$$A^{T}(AA^{T})u_{i} = A^{T}\lambda_{i}u_{i}$$

$$A^{T}A(A^{T}u_{i}) = \lambda_{i}(A^{T}u_{i})$$

可知 $A^{\mathrm{T}}u_{i}$ 是矩阵 $A^{\mathrm{T}}A$ 的左特征向量V。

通过右特征向量U推导出了左特征向量V。