

矩阵在数字图像中的应用 (PCA人脸识别)

理论分析

1. 构造数据矩阵

假设有 M 张人脸图像，每张图像表示为长度为 d 的列向量 $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^d$

首先计算平均脸 (Mean Face) :

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{x}_i$$

计算每张脸与平均脸的偏差 (去中心化) :

$$\Phi_i = \mathbf{x}_i - \Psi$$

将这些偏差向量作为列构造数据矩阵 A:

$$A = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_M] \in \mathbb{R}^{d \times M}$$

2. 协方差矩阵

样本的协方差矩阵 C 可以表示为数据矩阵 A 与其转置的乘积:

$$C = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M \Phi_i \Phi_i^T = \frac{1}{M-1} A A^T \in \mathbb{R}^{d \times d}$$

3. 特征值分解

对协方差矩阵 C 进行特征值分解:

$$C \mathbf{u}_l = \lambda_l \mathbf{u}_l$$

由于 d 通常很大，我们通过求解 $A^T A$ 的特征向量 \mathbf{v}_l 来简化计算:

$$(A^T A) \mathbf{v}_l = \mu_l \mathbf{v}_l$$

由此推导出 C 的特征向量 (特征脸) :

$$\mathbf{u}_l = A \mathbf{v}_l$$

选取前 k 个最大特征值对应的特征向量构成特征空间基矩阵 U_k :

$$U_k = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_k] \in \mathbb{R}^{d \times k}$$

4. 投影与降维

对于任意去中心化的图像向量 Φ ，其在特征空间中的投影 (即低维表示) 通过投影算子的转置相关部分计算:

$$\Omega = U_k^T \Phi$$

其中 $\Omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k]^T$ 为该图像在特征脸基下的坐标

奇异值分解 (SVD) 的简化计算

为了避免直接对维度极高的协方差矩阵 $C = \frac{1}{M-1}AA^T$ 进行特征值分解，我们可以直接对去中心化后的数据矩阵 $A \in \mathbb{R}^{d \times M}$ 进行奇异值分解：

$$A = U\Sigma V^T$$

其中：

- $U = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_d] \in \mathbb{R}^{d \times d}$ 是左奇异向量矩阵，其列向量是正交的
- $\Sigma \in \mathbb{R}^{d \times M}$ 是对角矩阵，对角线元素 σ_i 为奇异值
- $V \in \mathbb{R}^{M \times M}$ 是右奇异向量矩阵

1. 左奇异向量与协方差矩阵特征向量的关系

将 A 的 SVD 形式代入协方差矩阵的表达式：

$$C = \frac{1}{M-1}AA^T = \frac{1}{M-1}(U\Sigma V^T)(U\Sigma V^T)^T$$

利用矩阵转置性质 $(BC)^T = C^T B^T$ 及 $V^T V = I$ (正交性)：

$$C = \frac{1}{M-1}U\Sigma V^T V\Sigma^T U^T = \frac{1}{M-1}U(\Sigma\Sigma^T)U^T$$

由此可见， C 的形式符合特征值分解的定义 $C = U\Lambda U^T$ 。这证明了：

数据矩阵 A 的左奇异向量 U 正是协方差矩阵 C 的特征向量（即特征脸）

2. 特征值与奇异值的关系

协方差矩阵的特征值 λ_i 与数据矩阵的奇异值 σ_i 存在如下关系：

$$\lambda_i = \frac{\sigma_i^2}{M-1}$$

3. 计算优势

在人脸识别中，由于图像维度 d 远大于样本数 M ，直接对 A 进行 SVD 分解（或截断 SVD）相比于显式计算 AA^T 具有以下优点：

1. **数值稳定性**：SVD 算法在处理近奇异矩阵时比特征值分解更稳健。
2. **计算效率**：成熟的 SVD 算法（如分治法）可以高效地只计算前 k 个最大的奇异值及其对应的左奇异向量 U_k ，直接构建特征空间基矩阵：

$$U_k = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_k]$$

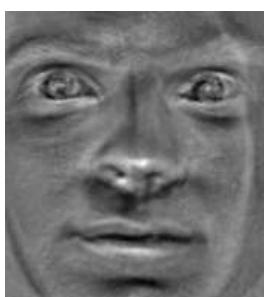
实验展示

1. 平均脸

所有训练样本的平均值，代表了该人脸库的共同特征



2. 特征值以及对应的特征脸

 $\lambda=42587680.0$  $\lambda=21281902.0$  $\lambda=7886554.0$  $\lambda=4789814.0$  $\lambda=2504138.25$  $\lambda=1492121.5$  $\lambda=1256461.25$  $\lambda=1058738.25$  $\lambda=864673.0$  $\lambda=744577.88$  $\lambda=581877.19$  $\lambda=531729.25$  $\lambda=483631.72$  $\lambda=394392.5$  $\lambda=280139.0$  $\lambda=253026.55$  $\lambda=232007.06$

3. 识别结果

取前17个特征值及其对应的特征向量，识别结果达到百分之百 (train: 30 + test: 11, 不信跑C++代码)

4. 重建对比图

