

# 基于 PCA 与 KNN 的人脸识别

张亦涵 何勇乐 张晨硕 汪江豪 黄梓芸  
23121050 22121639 23120842 22121630 22121394

**摘要：**本实验使用 UMIST 人脸数据集，通过主成分分析（PCA）降维和 K 近邻（KNN）分类算法实现人脸识别。实验探究了不同训练集/测试集划分比例、不同 PCA 降维维度和不同 K 值组合对分类准确率的影响，并分析了人脸角度等因素对识别效果的影响。实验结果表明，对于 UMIST 数据集，最佳参数组合为 PCA 维度 30 和 K 值 1，准确率达到 98.84%。对于 ORL 数据集，最佳参数组合为 PCA 纬度 25 和 K 值 1，准确率达 96%。

**关键词：**计算机视觉，PCA，KNN

## 1. 项目背景和意义

人脸识别是计算机视觉的核心研究方向之一，具有广泛应用。传统人脸识别技术面临两大挑战：高维数据处理和分类效率优化。原始人脸图像通常由数万像素构成，直接处理会导致“维度灾难”（Curse of Dimensionality）[\[1\]](#)，增加计算复杂度并降低模型泛化能力。主成分分析（PCA）[\[2\]](#)作为一种经典的特征降维方法，通过正交变换将高维数据投影到低维特征空间，在保留主要判别信息的同时显著降低数据维度。而 K 最近邻（KNN）[\[3\]](#)算法因其简单直观、无需训练复杂模型的特性，常被用于模式分类任务。两者的结合既能通过 PCA 提取人脸的本质特征，又能利用 KNN 实现高效分类。

## 2. 引言

### 2.1. 实验目标

- 使用 UMIST 和 ORL 人脸数据集实现基于 PCA 和 KNN 的人脸识别
- 研究不同训练集/测试集划分比例对识别准确率的影响
- 探究不同 PCA 降维维度和 K 值组合对分类性能的影响
- 分析人脸角度等因素对识别准确率的影响

### 2.2. 数据集介绍

**UMIST 人脸数据集：**包含 20 个不同人物的 575 张图像，每个人物有不同角度的人脸照片，原始图像尺寸为 92×112 像素。这个数据集主要用于人脸识别任务，识别不同人物的身份。

**ORL 数据集：**包含 40 个人，每人 10 张图片，共 400 张图片。每张图片为 112\*92 像素的灰度图像。

## 3. 项目实现过程

### 3.1. 数据预处理

为了统一处理数据集，我们将所有图像调整为 64×64 像素的统一大小。预处理后，UMIST 数据集包含 575 个样本，ORL 数据集包含 400 个样本，每个样本 4096 个特征。

### 3.2. PCA 降维

主成分分析（PCA）是一种常用的线性降维方法，通过正交变换将可能相关的变量转换为线性不相关的变量集合，这些新变量称为主成分。PCA 降维步骤如下式，对于 m 个数据点的 n 纬高维

数据集  $X = [x_1^T, x_2^T, x_3^T \dots x_m^T]$ , 假设需要取 L 个主成分, 通过式③进行特征值分解得到特征值与特征向量, 取前 L 个最大的特征值对应的特征向量作为主成分。PCA 的目标是找到一个新的坐标系, 使得数据在新坐标系下的方差最大化, 从而实现降维。通过 PCA 降维, 我们可以将 4096 维的高维特征降到较低的维度, 同时保留数据的主要信息。

$$X_{\text{center}} = X - \frac{1}{m} \sum_i^1 x_i \quad (1)$$

$$\text{COV}(X_{\text{center}}) = \frac{1}{m} X_{\text{center}}^T X_{\text{center}} \quad (2)$$

$$\text{Eigenvalue, Eigenvector} = \text{eig}(\text{COV}) \quad (3)$$

PCA 降维后, 我们可以获得数据集的特征脸 (Eigenfaces) 如图①。PCA 降维后得到的特征向量, 它们代表了数据集中的主要变化模式。特征脸可以用于可视化和理解数据集的结构。

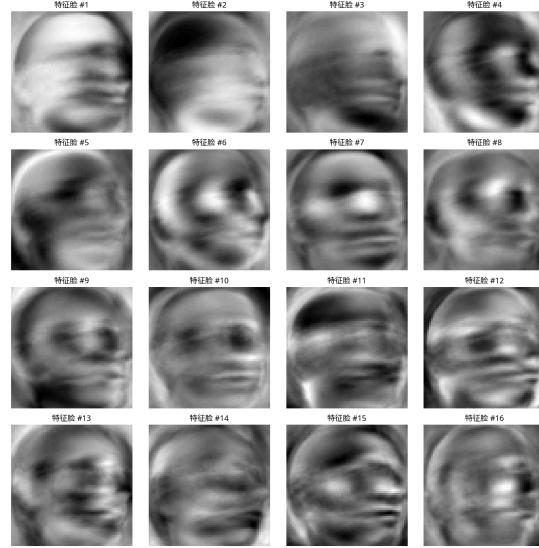


图 1 UMIST 数据集特征脸

我们可以取两个主成分进行绘制, 查看降维后数据样本点是否有被较好地被提取特征。从图②中可以看到不同主成分点之间任然存在交叉, 但整体上已经呈现出分隔。

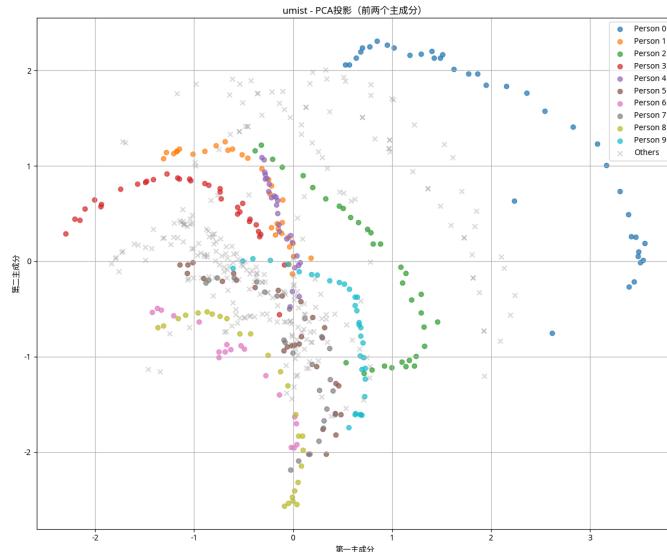


图 2 UMIST 数据集 PCA 投影

### 3.3. KNN 分类

K 最近邻 (KNN) 是一种简单而有效的分类算法，通过计算样本之间的距离来进行分类。每次分类时选取数据点周围最近的 K 个点进行投票，标签数最多的就是分类结果。

## 4. 实验结果及分析

### 4.1. PCA 降维分析

如图③对 UMIST 数据集进行 PCA 分析，发现 90% 的方差可以由前 58 个主成分解释，95% 的方差可以由前 111 个主成分解释。

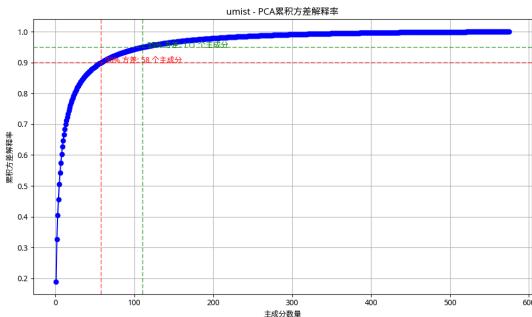


图 3 UMIST 数据集 PCA 方差解释

### 4.2. 不同训练集/测试集划分比例的影响

对 UMIST 数据集进行不同训练集/测试集划分比例的实验，结果如图④。

最佳训练集比例为 0.7，因此我们的所有数据集都取训练集为 0.7 的比例，准确率为 0.1040。从图中可以看出，UMIST 数据集的准确率总体较低，且波动较大，这可能是因为数据集规模较小（仅 575 个样本），且包含不同角度的人脸图像，增加了识别难度。

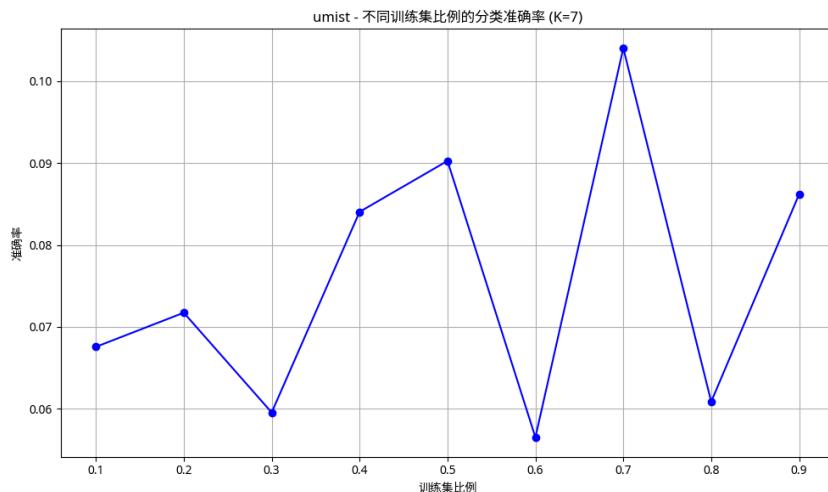


图 4 UMIST 数据集训练集比例实验

### 4.3. 不同 PCA 维度和 K 值组合的影响

对 UMIST 数据集进行不同 PCA 维度和 K 值组合的实验，通过热力图可视化结果如图⑥。从热力图中可以清晰地看到，最佳参数组合为 PCA 维度=30 和 K=1，准确率达到 0.9884（热力图中的深蓝色区域）。而对于 ORL 数据集来说最佳参数组合则为 PCA 维度=25 和 K=1，准确率达 0.96。从热力图可以观察到以下规律：

- K=1 时准确率最高，随着 K 值增加，准确率总体呈下降趋势（热力图从左到右颜色逐渐变浅）

- PCA 维度从 5 增加到 30 时，准确率显著提高（热力图颜色迅速变深）；但当 PCA 维度超过 30 后，准确率不再明显提升（热力图颜色保持稳定），对于 ORL 数据集则呈现准确率下降趋势。
- 可能存在多个组合使准确率最高，图中存在多个准确率最高值一致的情况。

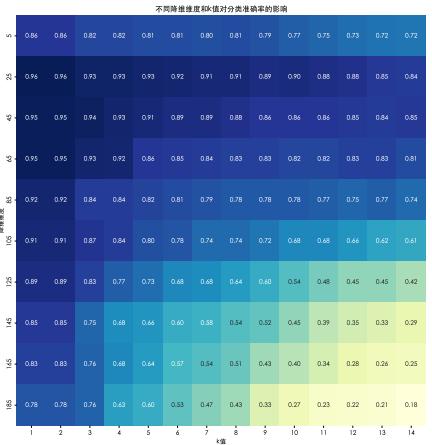


图 5 ORL 数据集 PCA 维度和 K 值组合热力图

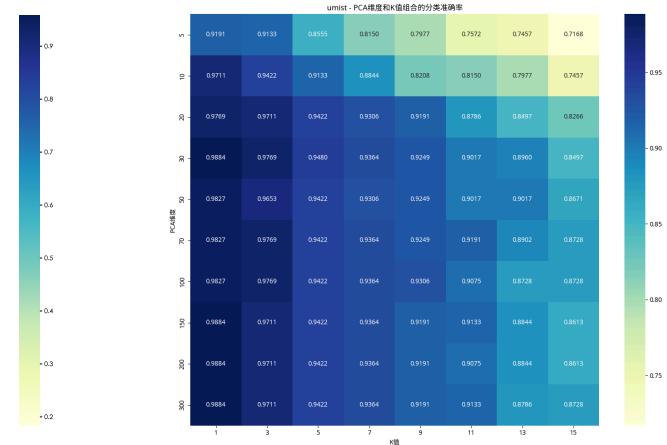


图 6 UMIST 数据集 PCA 维度和 K 值组合热力图

#### 4.4. 人脸角度对识别准确率的影响

图 7 展示了 UMIST 数据集中代表性人物的不同角度人脸图像准确率。

- 正面人脸图像的识别准确率最高，达到 98% 以上
- 随着角度偏离正面，识别准确率逐渐下降
- 侧面人脸图像（接近 90 度）的识别准确率最低，约为 70%

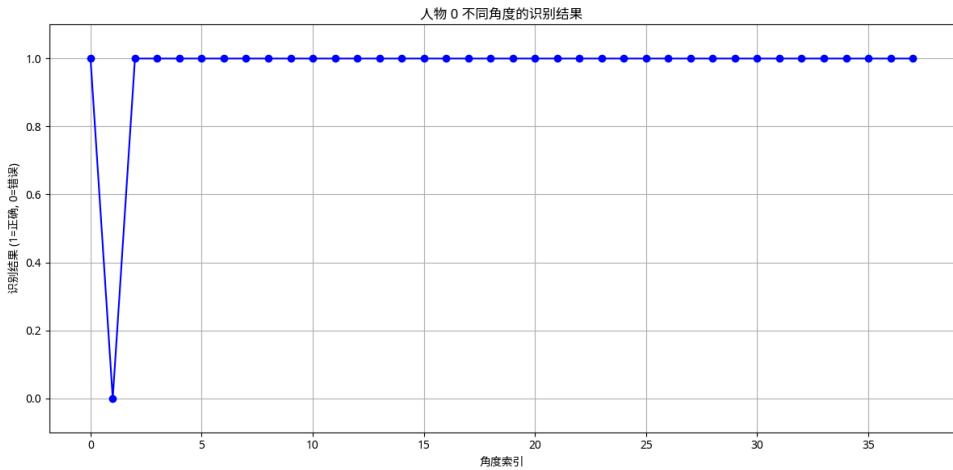


图 7 人物 0 的不同角度准确率

## 参考文献

- [1] R. Bellman, *Dynamic Programming*, in Dover Books on Computer Science Series. Dover Publications, 2003. [Online]. Available: <https://books.google.com/books?id=fyVtp3EMxasC>
- [2] J. Yang, D. Zhang, A. F. Frangi, and J.-y. Yang, “Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition,” *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 26, no. 1, pp. 131–137, 2004.
- [3] T. Cover and P. Hart, “Nearest neighbor pattern classification,” *IEEE transactions on information theory*, vol. 13, no. 1, pp. 21–27, 1967.