

# 基于子空间分析的人脸识别算法<sup>①</sup>

江华丽

(福建师范大学闽南科技学院, 泉州 362332)

**摘要:** 本文以人脸识别为目标, 重点分析基于子空间分析的人脸特征提取技术. 首先介绍人脸识别系统的构成, 其次分析人脸识别的关键技术, 如人脸检测、特征提取和图像预处理等, 重点分析人脸识别的各种算法, 根据小波在对图像数据矩阵的处理的高效性, 以及 LDA 训练样本维数少的缺陷, PCA 不能利用数据的高阶统计特性, 本文将这三种算法进行融合, 并用 MATLAB 进行仿真实验, 实验证明该方法的有效性.

**关键词:** 人脸识别; 特征提取; 融合算法

## Face Recognition Algorithm Based on Subspace Analysis

JIANG Hua-Li

(Minnan Institute of Science and Technology, Fujian Normal University, Quanzhou 362332, China)

**Abstract:** When it comes to the face recognition, this paper exceptionally focuses on the facial feature extraction based on subspace analysis. Firstly, this paper introduces the constitution of the face recognition system, and then analyses the key technologies, such as the face detection, feature extraction, and image pretreatment processing. It mainly analyses the various face recognition algorithms. According to the high efficiency of wavelet in the processing of image data matrix and the shortcoming of less dimension of the LDA training sample, PCA cannot use higher order statistical properties of the data. Combining these three algorithms, this paper puts forward the improved recognition method. Simulation experiments with MATLAB are carried out and the results show the effectiveness of the method.

**Key words:** face recognition; feature extraction; fusion algorithm

## 1 引言

由于计算机的发展、研究成果的积累、对安全进一步的要求导致人脸识别得到快速而重大的突破. 人脸识别的研究内容很多, 涉及计算机技术、图像技术、神经科学、物理、光学器件、识别技术、数据库技术、生理、心理、法律伦理等. 近年的研究不仅包括样本采集方面的研究, 还有结合具体应用的研究, 以及信息的加工处理方面的研究. 以人脸识别为代表的感知计算已成为多个学科中的热门研究课题之一. 人脸识别是辨别身份的重要手段, 不仅在商业方面得到应用, 在法律方面同样扮演者重要的角色, 包括从静态匹配受控条件下的照片到实时匹配监控视频等. 完成人脸识别工作需要经过一系列的步骤, 它们结合起来构成一个完成的流程, 由于研究人员来自不同的学科, 有

不同的研究环境, 不同的对象进行人脸识别时流程也不统一. 人脸识别特征提取的方法有很多, Turk[1-18]等人将主成分分析法 PCA 应用到人脸识别中, 使用 PCA 人脸识别在 ORL 人脸库中判断出一个人是否存在于数据库中; Yang<sup>[1-18]</sup>等人提出二维主元分析 2D-PCA, Kongsontana<sup>[1-18]</sup>提出深入分析二维线性判别分析, 2D-LDA 提供更为高效的运算, 避免 LDA 训练样本量比维数少的问题; 深入分析神经网络方法是利用计算机模拟人的神经元工作机制, 进而处理机器学习中遇到的问题; 深入分析基于小波变换后的主成分分析在处理图像数据矩阵时比普通方法高. 目前大多数研究是基于以上几种算法的基础上进行研究, 比如通过降低人脸特征系数等来提高人脸的识别率和鲁棒性.

<sup>①</sup> 基金项目:福建省教育厅中青年项目(JAT160673);福建省高校创新创业教育改革项目(SJZY-2015-02)

收稿时间:2016-05-04;收到修改稿时间:2016-06-30 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005598]

## 2 人脸图像检测技术

人脸检测是指在输入图像中确定存在人脸的位置、大小、姿态的过程。人脸检测需要考虑多方面的因素，既保证较高的检出率，有保证较低的误检率，人脸检测中的难点：①人脸的多样性，人脸中包含很多细节信息，比如眼睛、发型、肤色都可能给人脸检测带来困难；②人脸的遮挡，如眼镜，发型；③观测人脸的角度；④复杂的背景，如人脸隐藏在与肤色相似的背景中，可能就会出现误检的情况；⑤多变的成像条件，主要有光照、成像设备还有阴影的影响。基于学习的人脸检测流程可以分为两部分：在线检测和检测器的离线学习。在线监测指利用学习得到的分离器模型扫描输入图片的从而得到人脸在图像中的位置。检测器的离线学习指的是利用手机的训练样本结合机器学习算法学习得到表示目标学习模型的分分类器结构。图 1 为基于人脸检测的基本流程图。

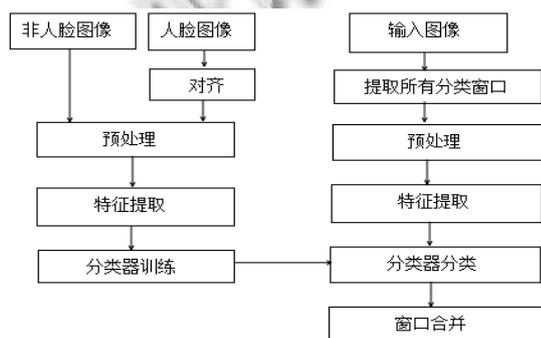


图 1 基于学习的人脸检测流程

要减少采集到的图像脸上各部分光照成程度不同的问题，即照度梯度修正(IGC)对样本图像矩阵进行处理，有  $N$  个像素，得灰度值为  $f(x_i, y_i)$ ,  $i=1, 2, \dots, N$ ，需要拟合的平面为  $z=a_1x+a_2y+a_3$ ，此平面应该使  $f(x_i, y_i)$  与  $z$  之间的均方误差最小。利用照度梯度修正可以得到图片一阶变化值，可以大部分地减小脸上光照程度不同的影响，但是脸上阴影并不能被完全消除，首先要利用两个统计量——方差与灰度均值，令把这两个为某定值，设  $W \times H$  像素的灰度矩阵为  $f(x, y)$ ,  $0 \leq x < w$ ,  $0 \leq y < H$  图像大小，得到该图像的灰度均值和方差：

$$\mu = \frac{1}{w+1} \sum_{y=0}^{H-1} \sum_{x=0}^{w-1} f(x, y) \quad (1)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{wH} \sum_{y=0}^{H-1} \sum_{x=0}^{w-1} [f(x, y) - \mu]^2 \quad (2)$$

$$f'(x, y) = \frac{f(x, y) - \mu}{\sigma} \quad (3)$$

测试样本光照变化与训练样本在变换后的图像里可以被大部分处理掉。进行提取特征时必须得兼顾到矩阵特征点的运算效率和它的有效性。比如可以在采用图像灰度值作为特征来识别，尽管是跳过提取特征这个中间过程，但图像灰度自身的可分析性比较低，况且会减少各种分类器算法分类的效率<sup>[8-13]</sup>。

## 3 人脸识别算法的仿真与分析

### 3.1 基于 PCA 的人脸识别算法

主成分分析(PCA)是把多个特征映射为少数几个中和特征的一种统计分析方法。在多特征的研究中，往往由于特征个数太多，且彼此之间存在一定的相关性，因而使得所观测的数据在一定程度上有信息的重叠。当特征较多时，在高维空间中研究样本的分布规律就更麻烦。主成分分析采取降维的方法，找出几个综合因子来代表原来众多的特征，使得这些综合因子尽可能地反映原来的变量信息，而且彼此之间互不相关，从而达到简化的目的。在模式识别问题中，对于初始特征的选择，绝大多数是在考虑样本的可分性意义上进行的。很多时候先择的初始特征集合都包含大量互相关联的特征，它们对于样本分类的贡献也不相同的。特征向量集合有很多的不变，最明显的计算方面会有很大负担，在迷失识别问题中，通常的任务就是进行特征的选择。在最初的模式识别工程中，这种选择有两个目标：(1)丢弃一些对分类贡献不大的特征；(2)达到一定程度降维的目的，降维的方法通常是采用一个从初试特征衍生得到更小的与原始特征相当的特征集合。设  $N$  个样品在  $xy$  坐标轴组成的平面上构成椭圆，将坐标系以角度  $\theta$  方差最大旋转后，令得到的椭圆长轴为  $y_1$ ，短轴为  $y_2$ ，于是有变化公式：

$$y_{1j} = x_{1j} \cos \theta + x_{2j} \sin \theta \quad (4)$$

$$y_{2j} = x_{1j} (-\sin \theta) + x_{2j} \cos \theta \quad (5)$$

式中,  $j=1, 2, \dots, N$ 。写成矩阵形式为：

$$Y = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & L & y_{1N} \\ y_{21} & y_{22} & L & y_{2N} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & L & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & L & x_{2N} \end{bmatrix} = UX \quad (6)$$

一般来说，每个样品中都提取中一个特征，一共

有  $N$  个样品, 即有  $x_1, x_2, \dots, x_n$  个特征, 再主分量分析之后, 把这些特征整合为  $n$  个结果变量得:

$$\begin{cases} y_1 = c_{11}x_1 + c_{12}x_2 + \dots + c_{1n}x_n \\ y_2 = c_{21}x_1 + c_{22}x_2 + \dots + c_{2n}x_n \\ \vdots \\ y_n = c_{n1}x_1 + c_{n2}x_2 + \dots + c_{nn}x_n \end{cases} \quad (7)$$

PCA<sup>[6-15]</sup>是最简单的模式识别, 模式识别的问题都分为两步: 训练步和测试步. 在人脸识别中首先需要采集人脸样本库来训练得到人脸模式的特征, 在获得人脸图像库的前提下, 可以进行如下操作步骤: (1) 将  $M \times N$  像素的人脸排成一列向量  $X$ :  $D = M \times N$ ,  $D$  行 1 列; (2) 将同一人脸的  $n$  个采样脸, 即  $n$  个训练样本构成  $n$  个列向量, 这  $n$  个采样脸数据都存在大量的噪声, 需要去除噪声, 从中抽取出真正的能代表人脸本质特征的主元分量, 即特征脸, 计算矢量均值和去中心化的矩阵; (3) 根据上述原理, 最大特征根对应的特征矢量, 抽取  $S$  的最主要的成分要的信息, 依次类推, 最小的特征根对应的特征矢量包含  $S$  的最不重要成分. 需要指出的是特征矩阵  $E$  是个  $D \times r$  维的标准正交阵,  $E$  中最大特征根所对应特征矢量的第一个分量是矩阵  $S$  中第一行数据的共同特征(即第一个像素点在  $n$  次采样中的最主要成分), 该特征矢量的第二个分量是矩阵中第二行数据的共同特征(即第二个像素点在  $n$  次采样中的最主要成分), 依次类推; (4) 再用这  $k$  个相互正交的  $D$  维特征矢量作为一正交基张成一个大小为  $k$  的子空间  $T$ , 即  $T = \text{span}\{E_1, E_2, \dots, E_k\}$ . 最后将每一张人脸  $D \times 1$  维矢量投影到这个空间上去, 得到一降维的特征脸( $k \times 1$  维). 平均  $n$  张训练样本的特征脸库最终得到一类人脸的特征脸, 存入特征脸样本库; (5) 将测试人脸同样投影到空间  $T$  上, 得到一测试脸的特征, 再和样本库中的模式类进行相似度量找出最小距离的模式就是识别的人脸.

### 3.2 基于 KPCA 的人脸识别算法

PCA 的缺陷在于不能使用系统中的非线性关系, 没有能利用数据中的高阶统计信息, 而高阶统计量往往包含数据之间的非线性关系的信息. 首先把图像矩阵利用和映射得到核空间, 接着核空间中实施主成分分析可解决高阶数据的问题, 通过核技巧来在核空间里实现, 这种结合的方法叫做核主分量分析(Kernel PCA, KPCA), 也叫做核主成分分析. 降维变换也称为投影变换,  $w$  就是投影方向. 降维后数据的总体离散度

为:

$$\begin{aligned} C_t^\varphi &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})(y_i - \bar{y})^T \\ &= w^T \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\varphi(x_i) - \bar{\varphi})(\varphi(x_i) - \bar{\varphi})^T \right\} w \quad (8) \\ &= w^T S_t^\varphi w \end{aligned}$$

其中  $\bar{\varphi} = \left[ \sum_{i=1}^N \varphi(x_i) \right] / N$  是核空间中的样本均值. 将核空间中的样本中心化, 即令  $\hat{\varphi}(x_i) = \varphi(x_i) - \bar{\varphi}$ , 则核空间中的总样本协方差阵.

$$J_{KPCA}(w) = w^T S_t^\varphi w \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \lambda w &= S_t^\varphi w = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{\varphi}(x_i) \hat{\varphi}(x_i)^T w \\ &= \sum_{i=1}^N \left[ \frac{1}{N} \hat{\varphi}(x_i)^T w \right] \hat{\varphi}(x_i) \end{aligned} \quad (10)$$

投影方向  $w$  是核空间中的中心化数据的线性组合, 因此可令:

$$w = \sum_{i=1}^N a_i \hat{\varphi}(x_i) = \hat{\varphi}(X) a \quad (11)$$

$k(X, x) = [k(x_1, x), k(x_2, x), \dots, k(x_N, x)]^T$  是线性组合系数, 求解完美的映射角度  $w$  则变成是求解完美的线性组合系数. 数据样本协方差阵  $S_t^\varphi$  在核空间里的特征值分解:

$$S_t^\varphi w = (\lambda / N) w \quad (12)$$

上式里  $N$  为样本容量, 再将式(3)-式(9)带入式(3)-式(10), 并两边同时左乘得:

$$\hat{\varphi}(X)^T S_t^\varphi \hat{\varphi}(X) a = (\lambda / N) \hat{\varphi}(X)^T \hat{\varphi}(X) a \quad (13)$$

即  $\hat{K}^2 a = \lambda \hat{K} a$ , 简化后得  $\hat{K} a = \lambda a$ .

$$w^T w = a^T \hat{\varphi}(X)^T \hat{\varphi}(X) a = \lambda a^T a \quad (14)$$

可以看出  $\lambda a^T a = 1$  是组合系数的必要条件, 特征向量  $a$  可以从上式得出的特征值  $\lambda$ .

KPCA 可以快速地提取图像特征, 以及可以良好地保留特征信息, 在人脸识别领域具有优越的表现. KPCA 有提取的特征意义不明的问题, 虽然 PCA 是将原有的特征线性叠加, 可以了解各特征的意义, 但是 KPCA 利用核参数来提取特征的, 所以难确定各个特征的物理意义. 从 KPCA 的推导过程可以看出, 在给定函数之后, KPCA 实际上是核空间中的 PCA, 其本质和涉及的计算量与 PCA 并无较大区别. KPCA 既保持 PCA 所具有的简单、高效、稳定的特点, 也实现算法的非线性性, 因此它是一种高效率的非线性算法.

### 3.3 基于BP神经网络的人脸识别

神经网络首先要根据一定的学习规则进行模拟数据,然后才能正确处理数据.现有神经网络利用手写的“C”“D”两个字母的为例进行识别举例,设当“D”输入网络时,应该输出“0”,而当输入为“C”时,输出为“1”.神经网络学习的准则是:重复训练减少误判的,即让网络不断训练,如果输出为“0”(即结果错误),则把网络连接权值朝着减小综合输入加权值的方向调整,其目的在于使网络下次再遇到“C”模式输入时,减小犯同样错误的可能性.如此操作调整,当给网络轮番输入若干个手写字母“C”、“D”后,当网络通过以上学习方法进行若干次后,神经网络判断的正确率将大幅提高.这说明神经网络对这两个模式的学习已经达到要求,网络的各个连接权值上这两个模式分布地记忆.当网络再次进行判定时,能够作出迅速、准确的判断和识别.一般来说,神经网络中所含的神经元个数越多,那它记忆、识别的模式也就越多.

BP网络可以有效地解决人脸识别的问题,但自身也存在一些缺陷和不足,主要包括以下几个方面的问题.首先,由于学习速率是固定的,因此网络的收敛速度慢,需要较长的训练时间.对于一些复杂问题,BP算法需要的训练时间可能非常长,这主要是由于学习速率太小造成的,可采用变化的学习速率或自适应的学习速率加以改进.其次,BP算法可以使权值收敛到某个值,但并不保证其为误差平面的全局最小值,这是因为采用梯度下降法可能产生一个局部最小值.对于这个问题,可以采用附加动量法来解决.再次,网络隐含层的层数和单元数的选择尚无理论上的指导,一般是根据经验或者通过反复实验确定.

### 3.4 基于2D-LDA和2D-PCA人脸识别

二维线性判别分析(Two Dimension Linear Discriminant Analysis,即2D-LDA),也叫做Fisher线性判别(Two Dimension Fisher Linear Discriminant,2D-FLD),是模式识别算法的发展,线性判别分析的基本思想,建立矢量空间,再将高维的模式数据投影到最佳判别矢量空间,以压缩特征空间维数和达到抽取分类信息的效果,投影后保证模式样本在新的子空间有最大的类间距离和最小的类内距离,即模式在该空间中有最佳的可分离性.它能够保证投影后模式样

本在新的空间中有最小的类内距离和最大的类间距离,即模式在该空间中有最佳的可分离性.2D-LDA<sup>[4-16]</sup>可以有效地从人脸图像矩阵上提取出人脸特征,并且2D-LDA在MATLAB上的人脸识别系统中可以有效地识别出正确的人脸,并且识别率和识别速度远远高于BP神经网络的人脸识别程序.

主成分分析是一种基于向量的特征提取方法,即在进行处理主成分分析之前,首先得把2D矩阵从2-D利用函数转成1-D向量,接着再求解出协方差和求解出主成分本征向量.比如有大小是 $M*N$ 的矩阵,它协方差矩阵的维数就是 $M^2*N^2$ ,解决这个问题的一种方法是引入奇异值分解(SVD),对协方差矩阵进行估计.然而,如果可输入数据的量很小,那么“用样本估计产生的协方差矩阵并不准确和稳定,导致计算所得到的特征向量也不够准确和稳定,从而影响到人脸”<sup>[15]</sup>.如果训练样本的数目很多,那么使用SVD奇异值分解的方案必将有更加复杂的运算量.保证更准确地获得人脸特征,同时更快捷地运用PCA方法,使用2D-PCA,2D-PCA是PCA方法的升级,主分量分析是把图像变成一维向量,二维主分量分析是在2D图像矩阵上处理数据,二维主分量分析拥有更快的处理速度.

现将2D-LDA和2D-PCA程序同时在MATLAB上进行基于ORL人脸数据库的人脸识别实验,即总共有400张图片,分成40组,每组为一个人不同角度、时间、表情、妆容的10张图片,每个图像为112\*92分辨率的256个灰度级.再将10张图片的前5张作为训练样本,后5张作为识别样本.运行程序后可以得到如下结果.

很明显,在特征个数为5的时候,两种人脸识别方法的正确率分别达到最高值,2D-PCA的人脸识别率为95.5%,2D-LDA的人脸识别率为97.5%.即在同等情况下,2D-LDA的人脸识别方法优于2D-PCA.2D-PCA的人脸识别算法运行时间为7.92s,2D-LDA的运行时间为6.55s,2D-LDA的运行时间显著少于2D-PCA.随着提取主分量个数(特征个数)的增加,成功率越来越低,即维数降低的问题逐渐显现出来,两种人脸识别算法的成功率都在降低,因为提取的主分量个数应少于原始变量的个数,否则维数降低的意义将越来越小.

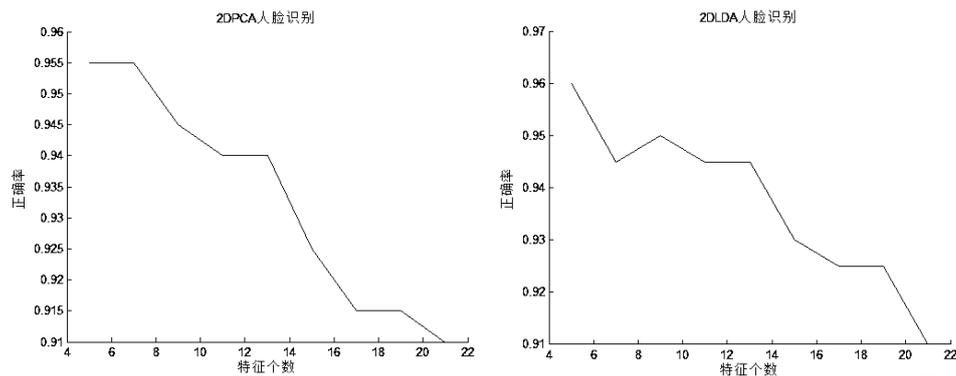


图 2 2D-PCA 和 2D-LDA 测试对比图

### 3.5 基于 WT/PCA 及其 Db-KPCA 的人脸识别

小波(Wavelets)<sup>[10-18]</sup>变换作为一种变换域信号处理办法,近年来在计算机视觉图像处理研究领域引起人们的极大兴趣,目前二维小波变换主要是应用在图像编码压缩方面,但是小波的优良性质在初级视觉信息处理中具有重要的应用意义.基于小波理论的多频率通道分解方法在解释某些生物的初级视觉过程方面是相当成功的.应用傅里叶变换是研究模拟信号的普特性,必须获得该信号子时域中的所有信息,甚至包括将来的信息.另外,短时傅里叶分析技术中,由于其时间-频域窗是严格的,不能反映出随时间变化的频率.因此,在非平稳信号分析和实时信号处理中,傅里叶变换是相当不够的.这就促使人们引入小波变换来代替傅里叶变换.五种常用的小波基分别是:Haar 小波、Daubechies(dbN)小波、Mexican Hat(mexh)小波、Morlet 小波、Meyer 小波.

现基于 ORL 部分人脸数据库来进行一个简单的人脸识别,依旧是 40 人,每人 10 张图像,变量为训练图片数量,将训练图片从 1~8 之间依次增加,检测程序的识别正确率.

先使用 Db 小波和 haar 小波现对图像数据矩阵进行分解,再利用 PCA 进行人脸识别,实验结果得出,训练样本个数为 5 的时候,人脸识别正确率最高,达到 75%以上.由于小波在对图像数据矩阵进行压缩、变换、处理时具有良好的能力,于是将 Db 小波变换与 KPCA 相结合的人脸特征提取与识别算法.首先对要测试的图像进行小波分解,再通过核映射将样本数据映射到和空间,再在核空间中用核技巧实施 PCA,于是就达到小波 Db+KPCA 的效果.训练样本:每个人

的后 5 张图片,一共 200 个训练样本.测试样本:每个人的前 5 张图片,一共 200 个测试样本.降维情况:采用 90%的贡献率,此时把数据降到 75 维.实验数据:ORL 标准人脸库.实验表明分析使用的小波 Db 与 KPCA 相结合的实际可行性,虽然在识别率上 Db-KPCA 的成功率比 WT/PCA 少 1.25%,但是 Db-KPCA 的是特征提取时间只要 16.75 秒,远远小于 WT/PCA,以及 BP 神经网络的人脸识别算法.

### 3.6 改进的 WT+LDA+PCA 融合算法实现

由于小波在对图像数据矩阵进行压缩、变换、处理时具有良好的能力方法,在处理图像数据矩阵时比普通方法来得的高效性. LDA 训练样本量比维数少的问题, PCA 不能利用数据的高阶统计特性,根据这两种算法存在的缺陷,本文将这三种算法进行融合.实验每人读取 10 张图片,训练图片为 6 张,使用 db2 小波包进行 n 层分解,提取节点(k,0)系数,变量为 n,k.图 3 为 ORL 标准人脸库数据库中的部分人脸图像,图 4 为融合算法流程图,表 1 显示实验各层节点的识别率.



图 3 数据库中的部分人脸图像

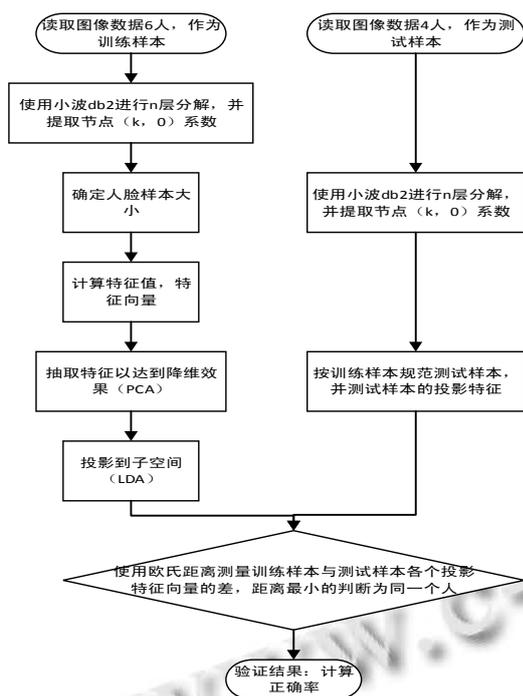


图 4 改进 WT+LDA+PCA 融合算法流程图

表 1 WT+LDA+PCA 分层节点识别率

n \ k	1	2	3	4
1	93.75%	无	无	无
2	94.375%	95.625%	无	无
3	95.625%	96.875%	98.125%	无
4	93.75%	95.625%	95.625%	93.75%
5	95.625%	95.625%	95%	94.37%

在使用 db2 进行 3 层分解时候, 提取(3,1)节点, 达到最高识别率 98.125%。在以实验大量主流人脸识别算法的基础上, 表 2 总结 ORL 标准人脸库上基于不同人脸识别算法的实验结果。

表 2 ORL 人脸库上基于不同人脸识别算法的实验结果

人脸识别算法	识别率(%)	特征抽取时间(s)	分类时间(s)	总时间(s)
2D-LDA	97.50%	6.02	0.51	6.53
2D-PCA	95.50%	6.41	1.51	7.92
BP 网络	82.50%	246.15	9.93	256.08
WT/PCA	93.75%	23.65	0.09	23.74
Db-KPCA	92.50%	11.87	4.88	16.75
WT+LDA+PCA	98.125%	5.97	0.39	6.36

实验结果表明改进的 WT+LDA+PCA 融合算法识别率 98.125%, 比其它算法相比降低其误差率, 特征

抽取时间和分类时间比其它算法少, 表明运行速度较快, 实验证明该融合算法的有效性。

#### 4 总结

本文以人脸识别为目标, 通过对各种算法进行分析和对比, 重点研究基于子空间分析的人脸特征提取技术, 最后通过改进融合算法通过 N 层分解, 提取相关节点的系数, 按训练样本规范测试样本。实验结果表明该算法提高人脸识别率和效率, 得到较好的识别结果。人脸识别检测在实际中还存在许多问题, 比如背景, 人脸表情, 各种环境因素等对人脸识别造成干扰, 导致识别率降低。因此, 人脸识别技术还有待进一步提高。

#### 参考文献

- 1 李球球,杨恢先,奉俊鹏,蔡勇勇,翟云龙.2DPCA+2DLDA 和改进的 LPP 相结合的人脸识别算法.计算机工程与应用,2015, (21):199-201.
- 2 Nguyen SH, Nguyen HS. Some efficient algorithms for rough set methods. Proc. of the Conference of Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems. 1996. 1451-1456.
- 3 Nguyen SH, Skowron A. Quantization of real value attributes-rough set and boolean reasoning approach. Proc. of the Second Joint Annual Conference on Information Sciences. Wrightsville Beach, North Carolina. 1995. 34-37.
- 4 Dai JH, Li YX. Study on discretization based on rough set theory. 2002 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. 2002. 1371-1373.
- 5 Chen CY, Li ZG, Qiao SY, et al. Study on discretization in rough set based on genetic algorithm. Proc of the 2nd International Conference on Machine Learning and Cybernetics. 2003. 1430-1434.
- 6 王神灏,宋毓.基于 SURF 特征的人脸识别方法研究.微型机与应用,2014,33(7):31-34.
- 7 谭晓衡,张建慧.基于 LLR 算法的多姿态人脸识别.计算机应用研究,2011,28(1):392-394.
- 8 李全彬,刘锦高,黄智.基于水平镜像和决策融合的多姿态人脸识别方法.计算机应用与软件,2012,29(12):33-35.
- 9 杨姝.基于单视图的多姿态人脸识别[学位论文].镇江:江苏科技大学,2013.

- 10 单桂军.基于虚拟样本扩张法的单样本人脸识别算法研究.科学技术与工程,2013,13(14):74-79.
- 11 应竞舟,傅忠谦,王建宇.基于高斯过程回归的多姿态人脸识别.计算机软件与应用,2015,32(8):174-179.
- 12 杨健兵.BP神经网络改进算法研究.软件导刊,2014,13(5):76-78.
- 13 程国.基于核特征融合与选择的人脸识别研究[学位论文].西安:西安科技大学,2010:1-25.
- 14 兰远东,高蕾,曾少宁,等.半监督边缘判别嵌入与局部保持的维度约简.计算机系统应用,2014,26(10):138-141.
- 15 吴建英.对人脸识别技术的再思考.中国电子商务,2012,16(12):168.
- 16 Lu C Y, Min H, Gui J, et al. Face recognition via weighted sparse representation. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 24(2):111-116.
- 17 Huang K, Aviyente S. Sparse representation for signal classification. Advances in neural information processing systems. Vancouver, Canada. 2006. 609-616.
- 18 Wagner A, Wright J, Ganesh A, et al. Toward a practical face recognition system: Robust alignment and illumination by sparse representation. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(2): 372-386.