

# 基于自适应特征融合的人脸识别

曹洁<sup>1,2</sup>, 李雪真<sup>1</sup>, 王进花<sup>1</sup>

CAO Jie<sup>1,2</sup>, LI Xuezhen<sup>1</sup>, WANG Jinhua<sup>1</sup>

1. 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 兰州 730050

2. 甘肃省制造业信息化工程研究中心, 兰州 730050

1. College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China

2. Gansu Manufacturing Informatization Engineering Research Center, Lanzhou 730050, China

CAO Jie, LI Xuezhen, WANG Jinhua. Face recognition based on adaptive feature fusion. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(1): 153-158.

**Abstract:** Aiming at the limitation of the single face feature in face recognition and the lack of discriminative information of 2DPCA, a weighted fusion algorithm of face recognition based on 2DPCA and 2DLDA is proposed, which is according to the complementary idea. Firstly, the method of DCT is used to compress and reconstruct the original face image to filter out the middle and high frequency part that the human eye is not sensitive to in the image. Next, the face feature is extracted via the way of 2DPCA. Then, the discriminative face feature of the original face image is also extracted based on 2DLDA. At last, an adaptive weight selection method is proposed to fuse two kinds of face features and realize the classification recognition. The experimental results on ORL and YALE face database show that the proposed algorithm is effective.

**Key words:** face recognition; discrete cosine transform; two-dimensional principal component analysis; two-dimensional linear discriminant analysis; weighted fusion

**摘要:** 针对单一人脸特征在人脸识别中的局限性问题和二维主成分分析人脸特征缺少判别信息的问题, 利用互补思想, 提出了一种改进的二维主成分分析与二维线性鉴别分析加权融合的人脸识别算法。利用离散余弦变换对原始人脸图像进行压缩并重建, 以滤除图像中人眼并不敏感的中高频部分, 再利用二维主成分分析方法进行人脸特征的提取; 运用二维线性鉴别分析方法提取原始人脸图像中具有鉴别性的人脸特征; 最后, 提出一种自适应的权值选取方法, 将两种人脸特征进行加权融合以实现分类识别。在 ORL 和 Yale 人脸数据库上的实验结果证明了该方法的有效性。

**关键词:** 人脸识别; 离散余弦变换; 二维主成分分析; 二维线性鉴别分析; 加权融合

**文献标志码:** A **中图分类号:** TP391 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1607-0084

## 1 引言

人脸识别技术是公认的最不具“侵犯性”和最方便的生物特征识别技术, 是智能系统里的一个非常基础又非常困难的问题, 它的识别率容易受到待识别特征的制约。因此, 寻求一个关于人脸图像的最优表达并以此进行分类是提高人脸识别率和增加人脸识别鲁棒性的前提条件。鉴于人脸图像包含多方面的识别信息, 不能用单一的人脸特征进行完整表征, 因此, 将多种互补性的

特征融合来进行人脸识别就成为了一个新的研究方向, 并且在人脸识别系统中取得了良好的应用效果<sup>[1]</sup>。

DCT 是图像压缩中比较常用的一种次最优正交变换, 它的一个重要性质就是其变换结果的能量主要集中在左上角的位置。因此, 可以保留变换后能量比较集中的左上角部分进行离散余弦反变换 (IDCT), 以实现图像压缩<sup>[2-4]</sup>。文献[5]提出了一种基于鉴别能力分析和 LDA-LPP 算法的人脸识别方法, 利用鉴别能力分析方

**基金项目:** 国家自然科学基金 (No.61263031); 甘肃省自然科学基金 (No.1506RJZA105)。

**作者简介:** 曹洁 (1966—), 女, 教授, 博士生导师, 研究方向: 信息融合、智能交通; 李雪真 (1989—), 女, 硕士研究生, 研究方向: 智能信息融合, E-mail: 1031292806@qq.com; 王进花 (1978—), 女, 副教授, 研究方向: 多源信息融合, 目标跟踪。

**收稿日期:** 2016-07-07 **修回日期:** 2016-09-01 **文章编号:** 1002-8331(2018)01-0153-06

**CNKI 网络优先出版:** 2016-12-28, <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20161228.0957.022.html>

法来选择 DCT 系数,人脸特征的特征能力得到了提高。上述方法只选取少数 DCT 系数作为待识别人脸特征,降低了数据量。但是,这种方法容易失去图像的部分细节。主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)技术在生物特征识别领域得到了大量应用。它在降维处理时,容易获得反应不同样本间差异的主要信息,且能减少由于人脸的细节变化(如表情与姿态的细节变化)带来的不同样本间的差异<sup>[6]</sup>。但需要指出的是,PCA 方法是一维降维方法,而人脸图像是二维数据,其在计算时会存在计算复杂度高、所需空间内存较大等问题。为此,文献[7]提出了 2DPCA 方法,它可以直接计算图像矩阵到向量的投影,并将其看作图像特征。实际上,2DPCA 是此种思路下的最优压缩技术。但由于失去了部分图像细节并缺少分类信息,使得识别率难以提高<sup>[8]</sup>。

在 PCA 技术风行的同时,一维线性鉴别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)方法也在人脸识别中得到大量应用。它的主要思想是:将所有模式投影到“最佳”投影方向后,具有最大类间距离与类内距离比值<sup>[9]</sup>。文献[10]提出了 2DLDA 方法,相对于 LDA 方法减少了计算量。在实际人脸识别应用中,2DLDA 方法在降低人脸样本维数的同时,有利于获取反映不同人脸间的主要差异以及反映相同人脸间相似性的信息。

经研究发现,单独使用一种特征提取方法很难获得人脸面部特征的完整信息,导致识别率不高。针对这个问题国内外研究人员做了大量研究,文献[11]提出了全局特征与局部特征相融合的人脸识别方法,人脸表征能力得到提高。文献[12-13]提出将已有人脸识别方法与稀疏表示等新型人脸识别方法相结合,在改进原有人脸识别方法的基础上,提高人脸识别精度。鉴于 2DLDA 在人脸图像分类处理方面的优势<sup>[14-15]</sup>,文献[16]和[17]提出了将 2DPCA 与 2DLDA 结合的人脸识别方法,充分考虑了“不同类样本间的距离越大而相同类样本的距离越小”这个分类初衷。文献[18]提出了一种 2DPCA+2DLDA 和改进的 LPP 相结合的人脸识别算法,利用样本类内、类间信息对 LPP 算法进行优化,提高了人脸特征的鉴别能力。虽然上述方法的识别率都有所提高,但仍存在着不足之处。上述方法中的人脸特征在经过 DCT 或是 2DPCA 处理后丢失了可以进行鉴别分析的信息<sup>[9]</sup>,因此再利用 2DLDA 方法也难以起到互补的作用。

为了提高算法的稳定性,并同时引入样本的描述信息和鉴别信息,本文提出了一种改进的融合 DCT+2DPCA 和 2DLDA 的人脸识别算法:首先,分别利用 DCT+2DPCA 方法和 2DLDA 方法对训练样本进行特征提取,得到各自的特征向量。然后,分别利用欧氏距离方法来计算测试样本与训练样本的特征相似度。最后,利用本文所提出的自适应特征融合方法将两种特征相似度进行加权融合,以实现分类识别。

## 2 基于 DCT 的 2DPCA 特征提取

### 2.1 离散余弦变换

DCT 具有良好的能量集中性,是常用的图像压缩技术,在人脸识别中也具有广泛的应用,其定义为:

$$C(u, v) = a(u)a(v) \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cdot \cos \frac{(2x-1)u\pi}{2M} \cos \frac{(2y-1)v\pi}{2N} \quad (1)$$

其中,  $C(u, v)$  称为  $M \times N$  维图像矩阵  $f(x, y)$  的 DCT 系数,  $u=0, 1, \dots, M-1$ ,  $v=0, 1, \dots, N-1$ 。  $a(u)$  和  $a(v)$  分别定义为:

$$a(u) = \begin{cases} \sqrt{1/M}, & u=0 \\ \sqrt{2/M}, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$a(v) = \begin{cases} \sqrt{1/N}, & v=0 \\ \sqrt{2/N}, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

图 1 是一幅人脸图像 DCT 系数的分布情况。从图中可以看出, DCT 系数越大,其对应的频率的分量变化越明显,并且主要集中分布在低频部分。

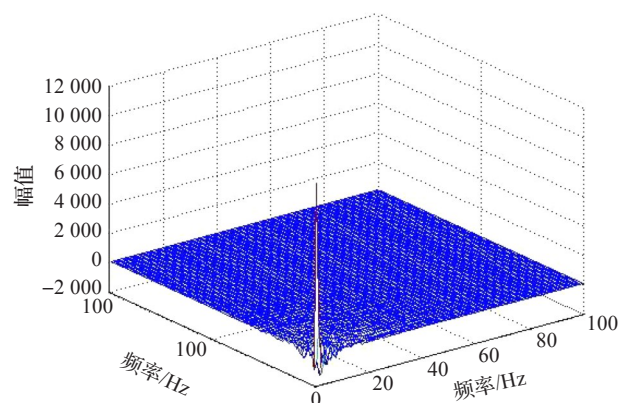


图1 人脸图像 DCT 系数分布情况

利用 DCT 变换矩阵最左上角的 10 个低频系数来进行离散余弦反变换(IDCT),得到的重构图像如图 2 所示。



(a)原始图像 (b)重构图像

图2 原始人脸图像和它的重构图像

### 2.2 二维主成分分析

2DPCA 方法是一种直接图像投影技术,它可以直接利用二维图像矩阵来构造图像协方差矩阵,并求出协方差矩阵的最优投影方向,然后直接在最优投

影方向上进行二维图像的投影, 从而获得图像的特征表示。

假设训练样本集合为:

$$\{S_j^i \in R^{m \times n}, i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, K\} \quad (4)$$

其中,  $i, j$  表示第  $i$  个人的第  $j$  幅图像。

设所有训练样本图像矩阵的平均值为  $S$ , 则计算公式为:

$$S = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K S_j^i \quad (5)$$

式中,  $M$  表示样本总数。

令样本的协方差矩阵记为  $G$ , 则:

$$G = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K (S_j^i - S)^T (S_j^i - S) \quad (6)$$

显然,  $G$  是  $n \times n$  维非负定矩阵。

投影空间  $U$  由协方差矩阵  $G$  的前  $p$  个最大特征值  $U_1, U_2, \dots, U_p$  所对应的正交特征向量  $X_1, X_2, \dots, X_p$  组成。为衡量投影空间  $U$  的优劣, 现将准则函数  $J(U)$  定义为投影矩阵  $Y$  的总离散度:

$$J(U) = \text{tr}(S_u) \quad (7)$$

式中,  $\text{tr}(S_u)$  是  $S_u$  的迹, 协方差矩阵  $S_u$  由投影矩阵  $Y$  得到, 且:

$$S_u = U^T E \left\{ (x - E(x))^T (x - E(x)) \right\} U \quad (8)$$

选取的特征向量需满足:

$$\begin{cases} \{X_1, X_2, \dots, X_p\} = \arg \max J(U), \\ X_i^T X_j = 0, i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, p \end{cases} \quad (9)$$

则将训练样本  $\{S_j^i \in R^{m \times n}, i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, K\}$  向  $X_1, X_2, \dots, X_p$  投影可以得到:

$$Y_j^i = [S_j^i X_1, S_j^i X_2, \dots, S_j^i X_p] = [Y_j^i(1), Y_j^i(2), \dots, Y_j^i(p)] \quad (10)$$

且  $Y_j^i \in R^{m \times p}$ 。

将测试样本  $W \in R^{m \times n}$  向  $X_1, X_2, \dots, X_p$  投影可以得到测试样本  $W$  的特征矩阵和主成分分量  $Y_j^i(1), Y_j^i(2), \dots, Y_j^i(p)$ :

$$Y_i = [Y_j^i(1), Y_j^i(2), \dots, Y_j^i(p)] = [WX_1, WX_2, \dots, WX_p] \quad (11)$$

利用公式(12)来进行分类识别:

$$p(Y_j^i, Y_l) = \sum_{n=1}^p \|Y_j^i(n) - Y_l(n)\|^2 \quad (12)$$

式中,  $\sum_{n=1}^p \|Y_j^i(n) - Y_l(n)\|^2$  表示两个特征向量之间的欧氏距离。

若  $p(Y_d^q, Y_l) = \min_i \min_j p(Y_j^i, Y_l)$ , 则  $Y_l$  属于第  $q$  个人。

### 3 2DLDA 特征提取

设训练样本集有  $M$  个大小为  $m \times n$  维的训练样本

图像, 样本图像类别数为  $C$ ,  $A_j (j=1, 2, \dots, M)$  表示第  $j$  个训练样本图像, 第  $i$  类的样本数目用  $n_i$  表示, 所有训练样本的平均值为  $\bar{A}$ , 第  $i$  类训练样本的平均值用  $\bar{A}_i (i=1, 2, \dots, C)$  表示, 则:

$$\bar{A} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^C \sum_{j \in C_i} A_j \quad (13)$$

$$\bar{A}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} A_j \quad (14)$$

$S_B$  和  $S_W$  分别表示训练样本的类间离散度矩阵和类内离散度矩阵:

$$S_B = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^C n_i (\bar{A}_i - \bar{A})^T (\bar{A}_i - \bar{A}) \quad (15)$$

$$S_W = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^C \sum_{j \in C_i} n_i (A_j - \bar{A}_i)^T (A_j - \bar{A}_i) \quad (16)$$

Fisher 准则函数定义为:

$$J_F(X) = \frac{\text{tr}(S_B)}{\text{tr}(S_W)} = \frac{X^T S_B X}{X^T S_W X} \quad (17)$$

2DLDA 算法的基本思想就是: 寻求最优投影向量 (投影轴)  $X_{opt}$ , 并使 Fisher 准则达到最大。鉴于样本类别数目较多, 单一的最佳投影方向不能满足需要。因此, 需要寻找一组最佳投影向量  $X_1, X_2, \dots, X_d$  使 Fisher 判决准则极大化, 并且满足标准正交条件。

利用特征分解的方法求解  $X$ , 如下式:

$$S_B X = \lambda S_W X \quad (18)$$

式中,  $X$  是由  $S_W^{-1} S_B$  矩阵的前  $d$  个较大特征值对应的特征向量组成的。

对于给定的  $m \times n$  维的人脸图像  $A$ , 经过  $X$  投影后, 可得到  $m \times d$  维的特征矩阵:  $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_d]$ ,  $Y$  又被称为  $A$  的特征图像。

### 4 自适应特征融合

鉴于 2DLDA 方法因含有鉴别性信息而在低样本数目时也有较高识别率的特性, 正好与 DCT+2DPCA 方法在低样本数目时识别率低, 在样本充足时识别率较高的特点形成互补。因此, 本文提出了一种自适应权值的选取方法, 对分别提取的 2DPCA 特征和 2DLDA 特征在决策级进行加权融合。具体的人脸识别过程如图 3 所示。

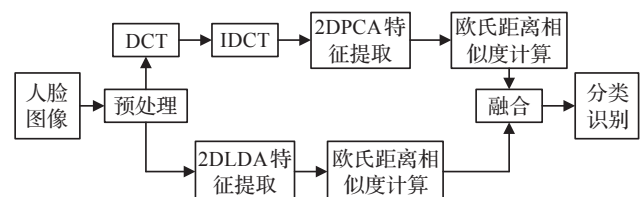


图3 本文算法流程

其中, 加权融合公式为:

$$S = \omega S_{\text{DCT}+2\text{DPCA}} + (1 - \omega) S_{2\text{DLDA}} \quad (19)$$



图4 ORL人脸数据库的部分图像



图5 Yale人脸数据库的部分图像

式中,  $S_{DCT+2DPCA}$ 、 $S_{2DLDA}$  分别表示两种方法归一化后的相似度,  $\omega$  表示权值。比较  $S_{DCT+2DPCA}$  和  $S_{2DLDA}$  值的大小, 值大的赋予较大权重。

## 5 实验结果和分析

通过MATLAB仿真实验可分别得到DCT+2DPCA和2DLDA特征提取时的欧氏距离相似度, 即两种人脸特征单独作用时的识别精度。然后, 利用文中公式(19)将两种欧氏距离相似度进行加权融合, 得到本文算法的识别精度。

### 5.1 实验数据库

英国剑桥大学的ORL人脸数据库包括40个人的400幅人脸灰度图像, 每个人10幅尺寸为 $92 \times 112$ 的图像。图像背景为黑色, 主要包括不同光照条件下人脸角度、人脸姿态、人脸面部表情和人脸面部细节的变化, 如图4所示。

美国耶鲁大学的Yale人脸数据库包括15个人的165张图像, 每个人11幅尺寸为 $243 \times 320$ 的正面人脸图像。图像主要包括面部表情、面部细节和光照的变化, 在实验中每幅人脸图像被降维处理成大小为 $100 \times 100$ 的图像, 如图5所示。

### 5.2 ORL人脸数据库上的实验结果与分析

由于在利用2DPCA方法和2DLDA方法进行人脸特征提取时, 不同投影特征向量个数会产生不同的人脸识别率, 且加权融合权值选取的不同也会给识别结果带来影响。因此, 本文在ORL人脸数据库上, 进行特征数选择的实验, 权值 $\omega$ 选择的实验和将本文方法与其他3种人脸识别方法进行对比分析的实验。

在利用2DPCA进行特征提取前, 首先将人脸图像分解为 $8 \times 8$ 的图像块, 计算每个图像块的DCT系数, 并在每个图像块中选取10个DCT系数来进行DCT反变换(IDCT), 以实现重构。实验将ORL人脸数据库每类的前5幅人脸图像用于训练, 后5幅人脸图像用于测试, 则训练样本数目为200, 实验结果如图6所示。

由图6可以看出, 识别率随着特征向量数目的增加而提高, 但是当2DPCA和2DLDA的特征向量个数达到8后, 识别率趋于平缓。这说明随着特征向量数目的增多, 干扰识别分类的信息也随之增多, 影响识别率。

本文在ORL人脸数据库上进行权值 $\omega$ 的选择实

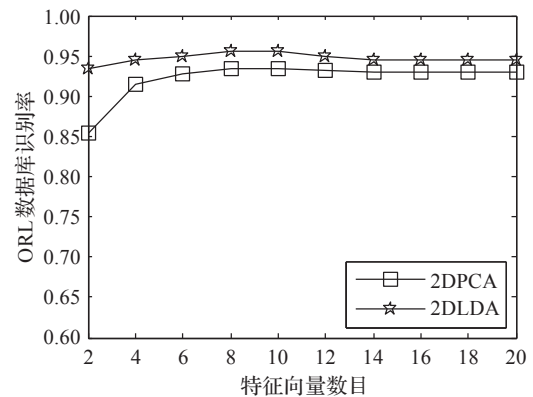


图6 不同特征向量数目在ORL数据库上的识别率比较

验。表1、表2给出了权值 $\omega$ 取不同值时本文算法所对应的识别率, 其中,  $K$ 表示用于实验的ORL数据库中每个人的前 $K$ 幅人脸图像。

表1  $\omega$ 取不同值时本文算法的识别率( $K=3, 4, 5$ )

$\omega$	识别率/%		
	$K=3$	$K=4$	$K=5$
0.1	89.82	92.99	95.30
0.2	89.77	92.89	95.10
0.3	89.71	92.80	94.90
0.4	89.65	92.70	94.70
0.5	89.60	92.61	94.50
0.6	89.54	92.52	94.30
0.7	89.48	92.42	94.10
0.8	89.42	92.33	93.90
0.9	89.37	92.23	93.70

表2  $\omega$ 取不同值时本文算法的识别率( $K=6, 7, 8$ )

$\omega$	识别率/%		
	$K=6$	$K=7$	$K=8$
0.1	95.83	96.83	99.31
0.2	95.87	96.96	99.32
0.3	95.92	97.09	99.32
0.4	95.97	97.22	99.33
0.5	96.02	97.35	99.34
0.6	96.06	97.48	99.35
0.7	96.11	97.61	99.36
0.8	96.16	97.74	99.36
0.9	96.20	97.87	99.37

从表1和表2可以看出, 当 $K=3, 4, 5$ ,  $\omega=0.1$ 时, 本文所提出的人脸识别方法可以达到最大识别率。但是当 $K=6, 7, 8$ ,  $\omega=0.9$ 时, 本文所提出的人脸识别方法才

可以达到最大识别率。这是因为,2DLDA 因含有鉴别信息在低样本数目时相对于 DCT+2DPCA 方法则可以获得更高的识别率,但是当样本数目充足时,DCT+2DPCA 方法的识别率相对于 2DLDA 方法则增长较快。鉴于这两种方法提取的特征具有互补特性,本文提出了一种自适应的权值选取方法。比较两种方法的识别率大小,识别率高的,  $\omega$  取 0.9, 识别率低的,  $\omega$  取 0.1。表 1 和表 2 提供了样本数从 3 到 8,  $\omega$  从 0.1 变化到 0.9 所对应的识别率。此时,样本数目相对来说较为充足,2DLDA 和 DCT+2DPCA 这两种人脸识别方法单独使用时的识别率较高且相差不是太大,所以当  $\omega$  从 0.1 变化到 0.9 时,将两种人脸特征进行加权融合后所得到的识别率相差也不会太大。

为了验证本文方法对人脸角度变化和姿态变化的鲁棒性,将本文方法与 DCT+2DPCA 方法、2DLDA 方法以及文献[18]所提出的方法在 ORL 人脸数据库上进行对比分析。鉴于训练样本数目的大小会对实验结果造成影响,实验分别将 ORL 人脸数据库上每类的前 2 到前 9 幅人脸图像用于训练,其余人脸图像用于测试,则训练样本数目为 80 到 360,实验结果如图 7 所示。

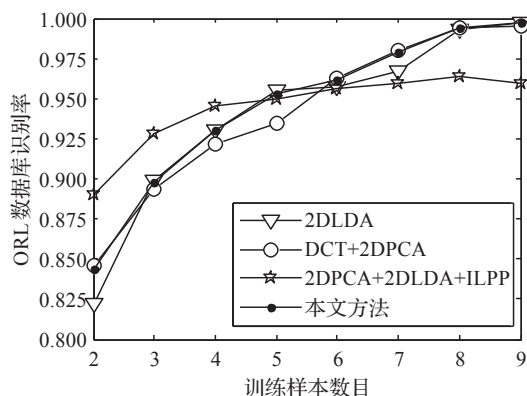


图7 ORL人脸数据库上不同识别方法的识别率比较

从图 7 可以看出,在同一 ORL 人脸数据库中,本文所提出的人脸识别算法效果最好。4 种人脸识别算法的识别率都随着训练样本数目的增加而得到显著提高,但由于本文方法很好地中和了 DCT+2DPCA 方法和 2DLDA 方法的优点和不足,所以本文方法的识别率得到了鲁棒性的增长。造成这一情况的原因是,DCT+2DPCA 方法在选取低频 DCT 系数和利用 2DPCA 方法进行降维时,丢失了用于识别分类的鉴别信息,使得在训练样本数目较小的情况下,识别率低于其他 3 种方法,而可以反映不同人脸间主要差异和相同人脸间相似性信息的 2DLDA 方法则很好地弥补了这一不足。虽然在样本数目较小时,文献[18]所提出的 2DPCA+2DLDA+ILPP 方法比其他方法取得了较高识别率,但随着样本数目的增加,2DPCA+2DLDA+ILPP 方法的识别率趋于平缓,而本文方法的识别率则上升幅度较大。当样本数

为 2~6 时,赋予 2DLDA 方法 0.9 的权重,使 DCT+2DPCA 的识别率最高提高了 2%;当样本数为 6~8 时,赋予 DCT+2DPCA 方法 0.9 的权重,使 2DLDA 的识别率最高提高了 1.3%。

### 5.3 Yale 人脸数据库上的实验结果与分析

在 Yale 人脸数据库上对原始人脸图像进行与在 ORL 人脸数据库上同样的 DCT 处理,以得到重构图像。实验将 Yale 人脸数据库每类的前 5 幅人脸图像用于训练,后 6 幅人脸图像用于测试,则训练样本数目为 75,实验结果如图 8 所示。

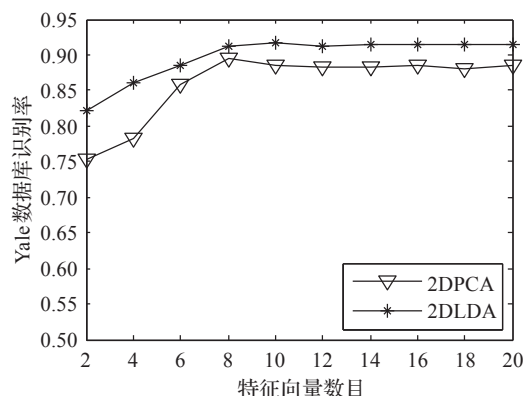


图8 不同特征向量数目在Yale数据库上的识别率比较

从图 8 可以看出,当 2DPCA 的特征向量个数达到 8 和 2DLDA 特征向量个数达到 10 时,两种识别方法的识别率达到了最大。

按照在 ORL 数据库上的权值选取方式,将 4 种人脸识别方法在 Yale 人脸数据库上进行对比分析。实验分别将 Yale 人脸数据库每类的前 2 到前 9 幅人脸图像用于训练,其余人脸图像作为测试样本,则训练样本数目为 30 到 135,来检测本文人脸识别方法对光照和表情变化的鲁棒性,实验结果如图 9 所示。

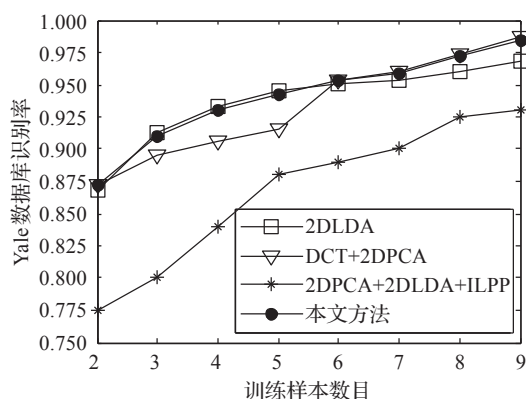


图9 Yale人脸数据库上不同识别方法的识别率比较

从图 9 可以看出,本文所提出的自适应特征融合方法在 Yale 人脸数据库上同样适用。当样本数为 2~6 时,赋予 2DLDA 方法 0.9 的权重,使 DCT+2DPCA 的识别率最高提高了 3.05%;当样本数为 6~9 时,赋予 DCT+2DPCA 方法 0.9 的权重,使 2DLDA 的识别率最高提高了 1.78%。

## 5.4 算法时间复杂度分析

为考查各算法的时间复杂度,现在相同 MATLAB 环境和电脑配置下进行仿真实验。各算法识别每一幅人脸图像所需 CPU 时间,如表 3 所示。

表 3 各算法 CPU 时间的比较

人脸识别算法	s	
	ORL	Yale
2DLDA	0.137 4	0.130 5
DCT+2DPCA	0.151 3	0.062 3
2DPCA+2DLDA+ILPP	0.304 0	0.230 2
本文方法	0.291 7	0.193 1

从表 3 可以看出,本文算法的识别时间相对于前两种算法的识别时间略长,比 2DPCA+2DLDA+ILPP 算法的识别时间略短。这是因为本文算法对 2DLDA 和 DCT+2DPCA 两种人脸特征进行自适应加权融合增加了算法的复杂度,从而需要消耗更多的时间,且本文算法在 ORL 和 Yale 人脸库上识别一幅人脸图像需要的时间仅为 0.291 7 s 和 0.193 1 s,随着计算机技术的发展,本文算法在保证较高识别率的条件下,能够满足实时性的要求。

## 6 结束语

本文提出的基于自适应特征融合的人脸识别方法不仅继承了二维化思想的优点,而且避免了维数灾难问题,降低了计算量。将 2DPCA 人脸特征和 2DLDA 人脸特征在基于自适应权值选取方法的基础上进行加权融合,通过理论和实验证明,融合后的人脸特征不仅具有人脸图像的描述信息而且具有人脸图像的鉴别信息。下一步工作,将在本文算法的基础上,研究如何使提取的人脸特征具有更高的表征能力以及如何优化特征权值选取方法等问题,以提高本文算法的有效性和鲁棒性。

## 参考文献:

[1] Wang Binbin, Hao Xinjie, Chen Lisheng, et al. Face recognition based on the feature fusion of 2DLDA and LBP[C]//Proceedings of 4th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications(IISA), 2013:1-6.

[2] Hafed Z M, Levine M D. Face recognition using the discrete cosine transform[J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 43(3):167-188.

[3] Ajitha S, Annis A, Vaidehi F V, et al. Face recognition system using combined gabor wavelet and DCT approach[C]//Proceedings of International Conference on Recent Trends in Information Technology(ICRTIT), 2014:1-6.

[4] 李建科, 赵保军, 张辉, 等. DCT 和 LBP 特征融合的人脸识别[J]. 北京理工大学学报, 2010, 30(11):1355-1359.

[5] 曹洁, 吴迪, 李伟. 基于鉴别能力分析和 LDA-LPP 算法的

人脸识别[J]. 吉林大学学报:工学版, 2012, 42(6):1527-1531.

[6] Kirby M, Sirovich L. Application of the Karhuen-Loeve procedure for the characterization of human faces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(1):103-108.

[7] Yang Jian, Zhang D. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition[J]. IEEE Trans on PAMI, 2004, 26(1):131-137.

[8] 甘俊英, 高建虎, 李春芝. 基于对角 DCT 与 2DPCA 算法的人脸识别[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(31):210-213.

[9] Belhumeur P, Hespanha J, Kriegman D. Eigenfaces vs. fisher faces: Recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7):711-720.

[10] Ming L, Yuan B. 2D-LDA: A statistical linear discriminant analysis for image matrix[J]. Pattern Recognition Letter, 2005, 26(5):527-532.

[11] Boodoo-Jahangeer N B, Baichoo S. Fusion of local and global features for face recognition[C]//Proceedings of International Conference on Computing, Communication and Security(ICCCS), 2015:1-8.

[12] Hu Xiaohong. Research for face recognition based on gabor wavelet and sparse representation[C]//Proceedings of 5th International Conference on Intelligent Systems Design and Engineering Applications (ISDEA), 2014:764-767.

[13] Borade S N, Deshmukh R R, Ramu S. Face recognition using fusion of PCA and LDA: Borda count approach[C]//Proceedings of 24th Mediterranean Conference on Control and Automation, 2016:1164-1167.

[14] 宋家东, 周明全, 卢金环, 等. 一种基于广义 2DLDA 算法在人脸识别的应用[J]. 小型微型计算机系统, 2015, 36(4):856-861.

[15] Wang Dong, Wang Shunfang. Improved 2DLDA algorithm and its application in face recognition[C]//Proceedings of IEEE 13th International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications, 2014:707-713.

[16] 覃磊, 李德华, 周康. 基于分块 2DPCA 与 2DLDA 的单训练样本人脸识别[J]. 微电子学与计算机, 2015, 32(11):105-110.

[17] 赵冬娟, 梁久祯. 融合 2DPCA 和模糊 2DLDA 的人脸识别[J]. 计算机应用, 2011, 31(2):420-422.

[18] 李球球, 杨恢先, 奉俊鹏, 等. 2DPCA+2DLDA 和改进的 LPP 相结合的人脸识别算法[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(21):199-204.

[19] 廖正湘, 陈元枝, 李强. 融合 2DDCT、2DPCA 和 2DLDA 的人脸识别方法[J]. 计算机应用与软件, 2012, 29(9):237-239.