一种基于 Gabor 小波及互协方差降维运算的人脸识别方法

李雅倩*[①]　张少伟[①]　李海滨[①]　张文明[①]　张　强[①②]
[①](燕山大学工业计算机控制工程河北省重点实验室　秦皇岛　066004)
[②](东北大学信息科学与工程学院　沈阳　110819)

摘　要：针对传统的人脸识别方法对人脸图像的曝光量、表情比较敏感，并且具有较大类内离散度的缺点，该文提出一种基于 Gabor 小波以及加权互协方差运算的人脸识别算法。该算法首先对人脸图像提取 Gabor 特征，然后使用加权的互协方差矩阵对经过处理的特征图像进行降维及特征提取；最后使用最近邻分类器进行分类。在 ORL 数据库和 AR 数据库上的实验表明，该方法的降维和识别性能优于传统 2DPCA 及其改进算法，能兼顾维度简约性和准确性，有效地提高了识别性能。

关键词：人脸识别；Gabor 小波；2 维主成分分析；互协方差矩阵
中图分类号：　TP391.41　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1009-5896(2017)08-2023-05
DOI: 10.11999/JEIT161103

Face Recognition Method Using Gabor Wavelet and Cross-covariance Dimensionality Reduction

LI Yaqian[①]　ZHANG Shaowei[①]　LI Haibin[①]　ZHANG Wenming[①]　ZHANG Qiang[①②]
[①](*Key Lab of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province*, *Yanshan University*, *Qinhuangdao* 066004, *China*)
[②](*College of Information Science and Engineering*, *Northeastern University*, *Shenyang* 110819, *China*)

Abstract: The traditional face recognition is sensitive to light condition as well as facial expression, and has a shortcoming of high intra-group dispersion, a novel method is proposed to overcome these defects by combining Gabor wavelet and a weighted computation based on the cross-covariance. Firstly, Gabor features are extracted from the face image. Then, a weighted cross-covariance matrix is used for dimension reduction and feature extraction. Finally, the nearest neighbor classifier is performed for classification. Experimental results on the ORL face database and the AR face database show that the recognition performance of the proposed method is superior over the 2DPCA and its improved algorithm. It also reduces the dimensionality of feature and improves the recognition performance effectively.

Key words: Face recognition; Gabor wavelet; 2-Dimensional Principal Component Analysis (2DPCA); Cross-covariance matrix

1　引言

作为模式识别、图像处理领域的典型研究课题，人脸识别不仅在理论上具有重要价值，而且在安全、金融等领域具有重要的应用前景，虽然人脸识别技术在商业上得到一定推广，但是遮挡、外界光照、拍摄角度以及人脸表情对识别结果的干扰一直是该领域的研究重点与难点。近年来，鉴于对人脸图像的曝光量、表情以及人脸角度具有良好的鲁棒性能，多尺度、多方向的 Gabor 小波变换逐渐成为一种重要的特征提取方法[1,2]。针对 Gabor 小波多尺度多方向滤波带来的图像高维度问题，PCA 被广泛应用于图像降维，但是 PCA 降维不可避免地丢失了图像的结构信息。为了保留图像结构信息，文献[3]提出 2 维主成分分析(2DPCA)思想，Zhang 等人[4]提出按列分组进行特征提取的方法和基于对角线分组进行特征提取的方法[5](DiaPCA)，文献[6]提出了加权变形的 2DPCA(WV2DPCA)算法，文献[7]提出将图片分为局部视觉基元进行分类的算法，文献[8]提出了结合行、列作为分组策略进行特征提取的$((2D)^2PCA)$方法，文献[9]使用相似性融合技术改进 PCA 算法来识别人脸。但是，以上的关于 2DPCA 的改进方法仅仅保存了 PCA 的协方差矩阵的主对角线上的元素。文献[10]中也提到 2DPCA 的协方差

收稿日期：2016-10-18；改回日期：2017-03-01；网络出版：2017-04-14
*通信作者：李雅倩　yaqian.li@gmail.com
基金项目：河北省自然科学基金(F2015203212)
Foundation Item: The Natural Science Foundation of Hebei Province (F2015203212)

矩阵与 PCA 的对角线上的协方差矩阵是等价的，这表明 2DPCA 忽略了一些对于人脸识别有用的协方差信息。

为了克服降维过程中的信息丢失，减少类内离散度并保持算法鲁棒性，本文提出了一种使用 Gabor 小波进行图片预处理，使用基于互协方差运算的 2DPCA 方法进行降维的人脸识别方法。该方法首先使用 Gabor 小波对图片进行预处理，得出 5 个不同尺度、8 个不同方向的 40 幅人脸 Gabor 小波特征图像，然后经过扩张连接组成一幅特征图像。将所得特征图片分别以行、列作为随机向量，使用互协方差方法[11]进行交叉运算，得出左、右映射矩阵进行加权的联合映射，随后采用最近邻分类器进行分类并得出识别结果。通过实验结果对比，该实验方法相比传统的方法具有较高的识别率，在安防、远程人脸开户等应用领域具有更高的使用价值。

2 基于互协方差降维运算(Cro2DPCA)的提出

2.1 2DPCA 的求解过程概述

假设有 M 张图片被用作训练，并且每张图片 $\boldsymbol{A}_i$ 大小为 $m\times n$ 矩阵，则每张图片 $\boldsymbol{A}_i$ 与 M 个数据矩阵的均值 $\overline{\boldsymbol{A}}$ 的差被定义为矩阵 $\overline{\overline{\boldsymbol{A}}}_i$：

$$\overline{\overline{\boldsymbol{A}}}_i=\boldsymbol{A}_i-\overline{\boldsymbol{A}}=\begin{bmatrix}\overline{\overline{a}}_{11}^i & \overline{\overline{a}}_{12}^i & \cdots & \overline{\overline{a}}_{1n}^i\\ \overline{\overline{a}}_{21}^i & \overline{\overline{a}}_{22}^i & \cdots & \overline{\overline{a}}_{2n}^i\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ \overline{\overline{a}}_{m1}^i & \overline{\overline{a}}_{m2}^i & \cdots & \overline{\overline{a}}_{mn}^i\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{r}_1^i\\ \boldsymbol{r}_2^i\\ \vdots\\ \boldsymbol{r}_m^i\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{c}_1^i & \boldsymbol{c}_2^i & \cdots & \boldsymbol{c}_n^i\end{bmatrix} \tag{1}$$

$$\overline{\boldsymbol{A}}=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\boldsymbol{A}_i, i=1,2,\cdots,M \tag{2}$$

其中，$\boldsymbol{r}_j^i,(j=1,2,\cdots,m)$ 代表 $\overline{\overline{\boldsymbol{A}}}_i$ 的行向量，$\boldsymbol{c}_k^i,(k=1,2,\cdots,n)$ 代表 $\overline{\overline{\boldsymbol{A}}}_i$ 的列向量[3]。

对于 2DPCA 使用行向量进行协方差矩阵的计算，其协方差矩阵可以表示为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{G}_t&=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\left(\overline{\overline{\boldsymbol{A}}}_i\right)^{\mathrm{T}}\left(\overline{\overline{\boldsymbol{A}}}_i\right)=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{m}\left(\boldsymbol{r}_j^i\right)^{\mathrm{T}}\left(\boldsymbol{r}_j^i\right)\\&=\boldsymbol{G}_{11}+\boldsymbol{G}_{22}+\cdots+\boldsymbol{G}_{mm}\end{aligned} \tag{3}$$

其中，$\boldsymbol{G}_{jk}$ 为第 j 行与第 k 行行向量的协方差矩阵：

$$\boldsymbol{G}_{jk}=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\left(\boldsymbol{r}_j^i\right)^{\mathrm{T}}\left(\boldsymbol{r}_k^i\right) \tag{4}$$

结合式(3)，虽然 2DPCA 不用将图像信息转换为行向量，减小了计算维度，但是 2DPCA 及其改进算法在计算协方差矩阵的过程中只获取了图像的协方差信息，而忽略了一些对特征识别有帮助的互协方差信息，类内离散度较大，影响后续对图像的特征提取。

2.2 基于互协方差矩阵的 2DPCA

鉴于传统 2DPCA 算法在降维过程中存在的问题，本文提出了基于互协方差矩阵降维运算的 2DPCA 方法来获得更多对分类有用的协方差信息。

对于一幅 $m\times n$ 维的图像，其互协方差矩阵大小仍为 $m\times n$，可以表示为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{C}_{cm}&=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\frac{1}{mn}\sum_{j=1}^{m}\sum_{k=1}^{n}\left(\boldsymbol{c}_k^i\right)\otimes\left(\boldsymbol{r}_j^i\right)\\&=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\begin{bmatrix}\overline{\boldsymbol{r}}_1^i\\ \overline{\boldsymbol{r}}_2^i\\ \vdots\\ \overline{\boldsymbol{r}}_m^i\end{bmatrix}\otimes\begin{bmatrix}\overline{\boldsymbol{c}}_1^i & \overline{\boldsymbol{c}}_2^i & \cdots & \overline{\boldsymbol{c}}_n^i\end{bmatrix}\end{aligned} \tag{5}$$

其中，$\otimes$ 代表外积；$\overline{\boldsymbol{r}}_j^i$ 和 $\overline{\boldsymbol{c}}_k^i$ 分别为第 i 幅图像的第 j 行和第 k 列的向量均值，可以表示为

$$\overline{\boldsymbol{r}}_j^i=\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\left(\overline{\overline{a}}_{jk}^i\right),\ j=1,2,\cdots,m \tag{6}$$

$$\overline{\boldsymbol{c}}_k^i=\frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m}\left(\overline{\overline{a}}_{jk}^i\right),\ k=1,2,\cdots,n \tag{7}$$

对角化互协方差矩阵 $\boldsymbol{C}_{cm}$ 以实现降维目的。根据奇异值分解理论，对于互协方差矩阵 $\boldsymbol{C}_{cm}$，其左奇异矩阵与右奇异矩阵分别为 $\boldsymbol{C}_{cm}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}_{cm}$ 和 $\boldsymbol{C}_{cm}\boldsymbol{C}_{cm}^{\mathrm{T}}$。

对于 M 幅训练集图像矩阵，其左奇异矩阵为

$$\boldsymbol{C}_{cm}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}_{cm}=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\begin{bmatrix}\overline{\boldsymbol{r}}_1^i\overline{\boldsymbol{c}}_1^i & \overline{\boldsymbol{r}}_2^i\overline{\boldsymbol{c}}_1^i & \cdots & \overline{\boldsymbol{r}}_m^i\overline{\boldsymbol{c}}_1^i\\ \overline{\boldsymbol{r}}_1^i\overline{\boldsymbol{c}}_2^i & \overline{\boldsymbol{r}}_2^i\overline{\boldsymbol{c}}_2^i & \cdots & \overline{\boldsymbol{r}}_m^i\overline{\boldsymbol{c}}_2^i\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ \overline{\boldsymbol{r}}_1^i\overline{\boldsymbol{c}}_n^i & \overline{\boldsymbol{r}}_2^i\overline{\boldsymbol{c}}_n^i & \cdots & \overline{\boldsymbol{r}}_m^i\overline{\boldsymbol{c}}_n^i\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\overline{\boldsymbol{r}}_1^i\overline{\boldsymbol{c}}_1^i & \overline{\boldsymbol{r}}_1^i\overline{\boldsymbol{c}}_2^i & \cdots & \overline{\boldsymbol{r}}_1^i\overline{\boldsymbol{c}}_n^i\\ \overline{\boldsymbol{r}}_2^i\overline{\boldsymbol{c}}_1^i & \overline{\boldsymbol{r}}_2^i\overline{\boldsymbol{c}}_2^i & \cdots & \overline{\boldsymbol{r}}_2^i\overline{\boldsymbol{c}}_n^i\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ \overline{\boldsymbol{r}}_m^i\overline{\boldsymbol{c}}_1^i & \overline{\boldsymbol{r}}_m^i\overline{\boldsymbol{c}}_2^i & \cdots & \overline{\boldsymbol{r}}_m^i\overline{\boldsymbol{c}}_n^i\end{bmatrix}=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\left(\boldsymbol{r}^i\right)^2\begin{bmatrix}\overline{\boldsymbol{c}}_1^i\overline{\boldsymbol{c}}_1^i & \overline{\boldsymbol{c}}_1^i\overline{\boldsymbol{c}}_2^i & \cdots & \overline{\boldsymbol{c}}_1^i\overline{\boldsymbol{c}}_n^i\\ \overline{\boldsymbol{c}}_2^i\overline{\boldsymbol{c}}_1^i & \overline{\boldsymbol{c}}_2^i\overline{\boldsymbol{c}}_2^i & \cdots & \overline{\boldsymbol{c}}_2^i\overline{\boldsymbol{c}}_n^i\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ \overline{\boldsymbol{c}}_n^i\overline{\boldsymbol{c}}_1^i & \overline{\boldsymbol{c}}_n^i\overline{\boldsymbol{c}}_2^i & \cdots & \overline{\boldsymbol{c}}_n^i\overline{\boldsymbol{c}}_n^i\end{bmatrix} \tag{8}$$

其中，$\left(\boldsymbol{r}^i\right)^2=\left(\overline{\boldsymbol{r}}_1^i\right)^2+\left(\overline{\boldsymbol{r}}_2^i\right)^2+\cdots+\left(\overline{\boldsymbol{r}}_m^i\right)^2$ 为第 i 幅图像矩阵行向量的平方和。结合式(6)和式(7)，式(8)可以表示为

$$C_{cm}^{\mathrm{T}}C_{cm}=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\left(r^{i}\right)^{2}\begin{bmatrix}\bar{c}_{1}^{i}\\ \bar{c}_{2}^{i}\\ \vdots\\ \bar{c}_{n}^{i}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\bar{c}_{1}^{i} & \bar{c}_{2}^{i} & \cdots & \bar{c}_{n}^{i}\end{bmatrix}=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\left(r^{i}\right)^{2}\left(G_{11}+G_{12}+\cdots+G_{1m}+G_{21}+G_{22}+\cdots+G_{mm}\right) \tag{9}$$

其中，G_{ij} 是图像矩阵的第 i 行与第 j 行的协方差信息。同理可求出对应图像的右奇异矩阵。结合 2.1 节，左右奇异矩阵包含了在 2DPCA 降维中的所有的协方差信息(如式(3)所示)，也包含了所忽略的互协方差信息。

通过对比分析，使用基于互协方差矩阵的 2DPCA 方法进行降维不但保证了图像的结构信息，而且在降维过程中保留了图像的协方差和互协方差信息，可以减少后续投影矩阵的信息冗余，减小了类内离散度，便于在较小的特征维度下取得较高的识别率。

3 特征提取

使用奇异值分解可以获得左奇异矩阵和右奇异矩阵的特征向量，用这些特征向量可以组成特征空间，从测试空间到特征空间的映射称为特征提取的过程。在上一节中我们得到了 $n\times n$ 维的左奇异矩阵和 $m\times m$ 维的右奇异矩阵，通过奇异值分解可以得到对应的特征向量。为了解决使用 2DGabor 小波滤波引起的特征图像维度过高、分类时间过长的问题，使左右奇异矩阵分别取 k，l $(k\le n, l\le m)$ 个主成分进行特征提取，则加权处理后可以得到大小为 $n\times k$ 维的左特征矩阵 U 和大小为 $m\times l$ 维的右特征矩阵 V。对于一幅大小为 $m\times n$ 的图像矩阵 X，其特征矩阵 Y 可以表示为

$$Y=V^{\mathrm{T}}XU \tag{10}$$

其中，特征矩阵 Y 的大小为 $l\times k$。

基于上述分析，对于给定的 C 类，M 幅训练样本和 N 幅测试集图片，本算法步骤可以概括如下：

(1)进行 2DGabor 小波滤波[12]。将训练集和测试集图片经过 2DGabor 小波进行滤波，得到融合后的图像；

(2)求解左右奇异矩阵。使用经过步骤(1)处理的训练集图片，结合式(9)求解左右奇异矩阵；

(3)计算左右特征矩阵。经过奇异值分解得到左右奇异矩阵的特征向量，分别取 k，l 个主成分进行特征提取，得到左特征矩阵 U 和右特征矩阵 V；

(4)特征提取。将所有经过步骤(1)处理的图片经过式(10)进行特征提取；

(5)分类识别。应用最近邻分类器[3]对测试集进行分类。

4 实验分析

为了验证该算法的有效性，本实验将在 ORL 与 AR 人脸数据库上对 2DPCA 算法、2DPCA+Gabor 算法、基于互协方差降维运算的 2DPCA 算法(Cro2DPCA 算法)以及本文方法(Cro2DPCA+Gabor 算法)进行对比说明。实验使用配置为 i5-3210M 的 CPU, 4 核 2.4 GHz, 8 G 内存的笔记本电脑，使用 MATLAB R2014a 进行编程。

4.1 人脸库介绍

ORL 人脸数据库是由不同年龄、性别、以及种族的 40 人，每人 10 幅共 400 幅图像组成。其中每幅图像的大小为 112×92 像素，人脸部分表情和细节均有变化。例如笑与不笑、睁眼与闭眼、戴与不戴眼镜等。人脸姿态也有变化，其倾斜和旋转角可达20°，人脸尺寸也有最多 10%的变化[6]。该实验选用每人前 2 幅图片作为训练集，后 8 幅图片为测试集用以对比在小训练样本下的各识别方法效果。

AR 数据库由 126 人分两个不同时期采集的超过 4000 幅图片组成，本实验选用其中的 120 人，每人 14 幅无遮挡图片作为实验样本，每幅图片被裁剪为 50×40 像素。对于每个样本，分别对应中性表情、微笑、生气、尖叫、左脸强光照射、右脸强照射、正面强光的情况，且前 7 张和后 7 张图片有两周的拍摄时间间隔[3]。本实验选用第 1～4, 8～11 张图片用于训练，其余图片用于测试，用来验证各算法在不同曝光量、不同表情下的实验效果。

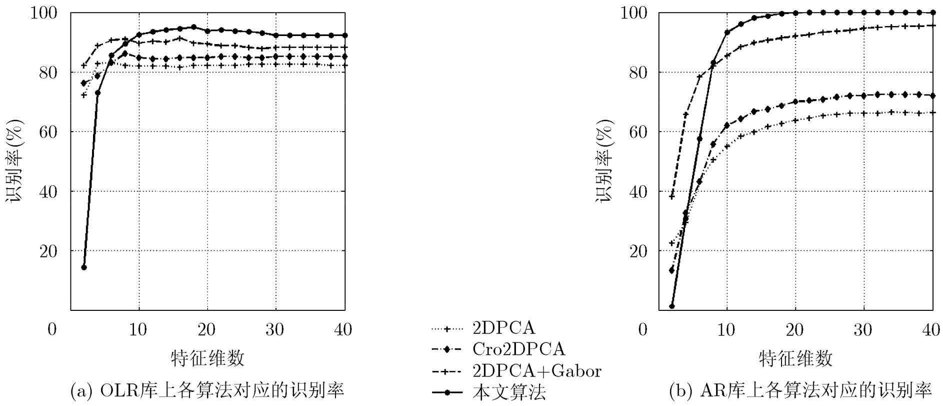
4.2 实验结果分析

图 1 分别给出了在 ORL 和 AR 数据库上 4 种算法在不同维度下的识别效率。为了便于比较，在本图中令 Cro2DPCA 算法与本文算法的左右特征矩阵主成分数相同($k=l$)。通过对比可得：对于 ORL 人脸数据库，在小训练样本情况下，4 种算法均在达到最高识别率后有所下降并保持稳定。本文提出的算法达到最高识别率所需维度稍高于另外 3 种算法，但在较宽的维度范围内识别率取得最大值且稳定，比另外 3 种算法的识别率分别高出约 4%, 10%, 13%。对于 AR 数据库，Cro2DPCA 算法比 2DPCA 算法提高约 6%，本文提出的算法的识别率随着维度增加提高明显，并且在取较少主成分数时达到最高识别率，较 2DPCA+Gabor 算法提高约 8%，较另外两种算法提高约 30%。综合分析，由于 Cro2DPCA

算法减小了类内离散度，2DPCA+Gabor 算法具有较好的鲁棒性，使两种算法比 2DPCA 算法均取得较好效果。而本文提出的算法结合了两者优点，取得了高于两者的识别率，验证了该算法的有效性。

表 1 和表 2 分别给出了在 ORL 数据库和 AR 数据库下各算法的最高识别率以及对应维数和所需时间。对于 2DPCA 算法以及 Cro2DPCA 算法，预处理时间为 MATLAB 读入图片所需时间；对于 2DPCA+Gabor 算法和本文提出的 Cro2DPCA+Gabor 算法，预处理时间为 MATLAB 读入图片所需时间与 Gabor 小波滤波变换时间之和。本文为了突出基于互协方差降维运算的有效性，以是否加入 Gabor 小波为区别将 2DPCA 算法、Cro2DPCA 算法作为第 1 组，将 2DPCA+Gabor 算法、本文算法作为第 2 组进行说明。由于加入 Gabor 小波进行滤波，使用于特征提取的图像扩大了近 40 倍，因此第 2 组总体所用时间较多。对于 ORL 数据库实验，由表 1 可知，与第 1 组数据相比，第 2 组数据由于加入了 Gabor 小波进行图片预处理使耗费时间增多，但识别率有明显提升。在第 2 组实验内部，本文提出的算法比 2DPCA+Gabor 算法在识别率与耗费时间上均具有明显优势。对于 AR 数据库实验，在第 1 组实验内部，使用加权的互协方差运算(Cro2DPCA)后识别率有所提升，且减小了取得最高识别效果时的维度，使特征提取时间降低为 2DPCA 算法的 19.4%，分类时间降低为 2DPCA 算法的 13.6%，总时间降为 2DPCA 算法的 17.3%。与第 1 组实验相比，第 2 组实验的 2DPCA+Gabor 算法耗费时间为 2DPCA 算法的 6.7 倍，识别率提升近 30%。所结合上述两种算法的优点，不但保证了维数的简约性，而且大幅度提升了识别率，保证了算法对光照情况更加健壮。

通过两组数据组内与组间的对比实验可得结论，无论是对于小训练样本还是大量的训练样本数据，本文算法比其它 3 种方法的识别效果都具有明显优势。



(a) OLR库上各算法对应的识别率
(b) AR库上各算法对应的识别率

图 1 ORL 与 AR 库上各算法维度对应的识别率对比

表 1 ORL 数据库下各算法最高识别率以及对应维度、时间对比

方法	识别率(%)	维度	预处理时间(s)	特征提取时间(s)	分类时间(s)	总时间(s)
2DPCA	84.06	92×2	3.5245	0.6280	0.1851	4.3376
Cro2DPCA	85.63	6×7	2.3126	0.1906	0.4538	2.9570
2DPCA+Gabor	91.25	92×8	15.9154	0.7642	0.5246	17.2042
本文算法	95.31	17×14	13.2032	0.3811	0.1103	13.6946

表 2 AR 数据库下各算法最高识别率以及对应维度、时间对比

方法	识别率(%)	维度	预处理时间(s)	特征提取时间(s)	分类时间(s)	总时间(s)
2DPCA	66.39	40×33	6.6726	1.0325	30.3896	38.0947
Cro2DPCA	72.50	28×31	2.1994	0.2727	4.1324	6.6045
2DPCA+Gabor	95.69	40×40	92.8636	10.8054	152.3085	255.9775
本文算法	99.58	17×18	89.1521	5.9364	12.1876	107.2761

5　结束语

本文提出一种改进的降维以及特征提取方法，并结合 2DGabor 小波滤波优势，将其应用到人脸识别中。一方面，通过 2DGabor 小波滤波增强识别鲁棒性，减少视角、光照变化、姿态等对识别率影响；另一方面，基于互协方差矩阵的 2DPCA 算法充分利用了有用的互协方差信息，减少了类内离散度；最后，对左右奇异矩阵进行加权特征提取有效地解决了 2DGabor 小波滤波带来的高维度，用时长问题。在 ORL 和 AR 数据库上的实验结果验证了该算法无论在小训练样本还是多训练样本上都具有明显优势。

鉴于非负矩阵分解具有特征辨识的物理意义，符合大脑对信息的处理机制和人的认知过程，如何结合非负矩阵分解与互协方差运算以获得更高的识别效果是我们下一步的研究内容。

参 考 文 献

[1] KAMARUZAMAN F and SHAFIE A A. Optimization of real-time Gabor-based face recognition[C]. IEEE International Symposium on Robotics and Intelligent Sensors, Langkawi, Malaysia, 2015: 301–306. doi: 10.1109/IRIS.2015.7451629.

[2] DOSODIA P, POONIA A, GUPTA S K, *et al.* New Gabor-DCT feature extraction technique for facial expression recognition[C]. International Conference on Communication Systems & Network Technologies, Gwalior, India, 2015: 546–549. doi: 10.1109/CSNT.2015.162.

[3] YANG Jian, ZHANG David, FRANGI A F, *et al.* Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(1): 131–137. doi: 10.1109/TPAMI.2004.1261097.

[4] ZHANG Daoqiang and ZHOU Zhihua. (2D)2PCA: Two-directional two-dimensional PCA for efficient face representation and recognition[J]. *Neurocomputing*, 2005, 69(1–3): 224–231. doi: 10.1016/j.neucom.2005.06.004.

[5] ZHANG Daoqiang, ZHOU Zhihua, and CHEN Songcan. Rapid and brief communication: Diagonal principal component analysis for face recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2006, 39(1): 140–142. doi: 10.1016/j.patrec.2005.08.002.

[6] 曾岳, 冯大政. 一种基于加权变形的 2DPCA 的人脸特征提取方法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(4): 769–774. doi: 10.3724/SP.J.1146.2010.01003.
ZENG Yue and FENG Dazheng. An algorithm of feature extraction of face based on the weighted variation of 2DPCA[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(4): 769–774. doi: 10.3724/SP.J.1146.2010.01003.

[7] 曹明明, 干宗良, 崔子冠, 等. 基于 2D-PCA 特征描述的非负权重邻域嵌入人脸超分辨率重建算法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(4): 777–783. doi: 10.11999/JEIT140739.
CAO Mingming, GAN Zongliang, CUI Ziguan, *et al.* Novel neighbor embedding face hallucination based on non-negative weights and 2D-PCA feature[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(4): 777–783. doi: 10.11999/JEIT140739.

[8] JEONG D, LEE M, and BAN S W. $(2D)^2$PCA-ICA: A new approach for face representation and recognition[C]. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, San Antonio, TX, USA, 2009: 1792–1797. doi: 10.1109/ICSMC.2009.5346886.

[9] CAMENT L A, GALDAMES F J, BOWYER K W, *et al.* Face recognition under pose variation with active shape model to adjust Gabor filter kernels and to correct feature extraction location[C]. International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Slovenia, Yugoslavia, 2015: 1–6. doi: 10.1109/FG.2015.7163139.

[10] SAFAYANI M, SHALMANI M T M, and KHADEMI M. Extended two-dimensional PCA for efficient face representation and recognition[C]. International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing, Cluj-Napoca, Romania, 2008: 295–298. doi: 10.1109/ICCP.2008.4648390.

[11] GAO Yongxin, LI X R, and SONG Enbin. Robust linear estimation fusion with allowable unknown cross-covariance[C]. International Conference on Information Fusion, Salamanca, Spain, 2014: 1–12. doi: 10.1109/TSMC.2015.2487882.

[12] SRINIVASAN M. Using Bayesian statistics and Gabor wavelets for recognition of human faces[C]. Eighth International Conference on Advances in Pattern Recognition, Kolkata, India, 2015: 1–6. doi: 10.1109/ICAPR.2015.7050658.

李雅倩：　女，1982 年生，副教授，研究方向为机器视觉、模式识别.

张少伟：　男，1990 年生，硕士生，研究方向为机器视觉、模式识别、人脸识别.

李海滨：　男，1978 年生，教授，研究方向为工业过程控制、机器视觉、人工智能.

张文明：　男，1979 年生，副教授，研究方向为工业过程控制、机器视觉.

张　强：　男，1982 年生，博士生，研究方向为机器视觉.