

DOI: 10.3724/SP.J.1187.2013.00817

## 融合全局和局部特征的人脸识别<sup>\*</sup>

胡 敏<sup>1,2</sup> 程天梅<sup>1,2</sup> 王晓华<sup>1,2</sup>

(1. 合肥工业大学计算机与信息学院 合肥 230009; 2. 情感计算与先进智能安徽省重点实验室 合肥 230009)

**摘 要:** 提出一种从全局和局部两个方面共同表征人脸的算法。首先, Gabor 小波能够从不同方向不同尺度上有效表征人脸特征, 它突出了人脸的局部显著性。而主成分分析( principal component analysis, PCA) 方法提取的是人脸的轮廓信息, 弥补了 Gabor 小波在人脸全局特征提取方面的不足。运用 PCA 提取人脸全局特征, Gabor 小波提取特征并通过 PCA 降维后作为其局部特征, 将它们融合后作为人脸的总特征进行人脸识别。实验结果表明, 提出的融合全局和局部特征的人脸识别效果要优于对单一特征的人脸识别。在同一个人 3 幅图像作为训练样本的情况下, 算法的识别率最高能达到 96.79%。

**关键词:** 人脸识别; Gabor 小波; 主成分分析; 特征融合

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

### Face recognition based on fusion of global and local feature

Hu Min<sup>1,2</sup> Cheng Tianmei<sup>1,2</sup> Wang Xiaohua<sup>1,2</sup>

(1. College of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. Anhui Key Laboratory of Affective Computing and Advanced Intelligent Machines, Hefei 230009, China)

**Abstract:** This paper proposes an algorithm which represents the human face from both global and local part. First of all, Gabor wavelet can express facial features from different directions and different scales efficiently, it can highlight the significance of local part. Then, principal component analysis (PCA) extracts the facial contour information which can make up the shortages of Gabor wavelet in extracting the facial global features. Therefore, we use PCA to extract the facial global features and use Gabor wavelet to extract local features whose dimensions are reduced by PCA. Finally, these features are fused as the general features in face recognition. The experiments show that the effect of the feature fused by Gabor and PCA is superior to that of the single feature on the face recognition. In the case of three images of the same person are served as the training samples, the highest recognition rate can reach 96.79%.

**Keywords:** face recognition; Gabor wavelet; PCA; feature fusion

## 1 引 言

近年来, 自动人脸识别<sup>[1-4]</sup> 成为模式识别和图像处理领域的一个研究热点, 研究者们已经提出了很多用于人脸识别的方法。所谓自动人脸识别, 利用计算机代替人对人脸图像进行分析, 提取出

有效的识别信息, 进而对人脸的身份进行辨认的一种技术。人脸识别对相关学科起到促进作用, 同时它作为生物特征识别技术也具有广阔的应用前景。

如何有效提取人脸图像的特征是自动人脸识别过程中的关键问题。如果提取的特征有效, 在后

收稿日期: 2013-01 Received Date: 2013-01

<sup>\*</sup> 基金项目: 国家“863”高技术研究发展计划资助(2012AA011103)、国家自然科学基金-广东联合基金重点(U1135003)、安徽省科技计划(1206c0805039) 资助项目

面分类过程中即使使用的是最简单的分类器也会具有一个好的识别性能。一般来说,一幅人脸图像的特征提取可以从全局和局部两个方面考虑。全局特征指的是能够有效表征人脸整体轮廓的特征,全局特征对复杂背景非常敏感。与全局特征不同的是,局部特征反应的是人脸的部分属性,它侧重的是人脸的细节特征,它对人脸的姿态、表情和光照等变化具有一定的鲁棒性。在人脸识别的研究过程中,广泛用于提取全局特征的方法有 PCA<sup>[5-7]</sup>、独立成分分析(independent component analysis, ICA)<sup>[8]</sup>、线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)<sup>[9]</sup>等。用于提取局部特征的有 Gabor 小波变换(Gabor wavelet transform, GWT)<sup>[10-11]</sup>、局部二值模式(local binary pattern, LBP)<sup>[12]</sup>等。GWT 被认为是目前比较好的人脸表示方法之一,它对光照、表情等变化具有一定的鲁棒性。它在人脸识别领域得到广泛应用,如基于 Gabor 特征的增强 Fisher 判别分析<sup>[13]</sup>、局部 Gabor 直方图序列<sup>[14]</sup>等。但是这些算法只利用 Gabor 变换提取人脸图像的局部特征,却忽略了原始人脸图像的全局特征。

文献[15]中的 Gabor + PCA 算法,它的基本思想是首先利用 Gabor 小波提取人脸图像的特征,再利用 PCA 对 Gabor 特征降维,由于 PCA 投影系数的每一维都包含图像所有位置的信息,所以它最后得到的是全局特征。但是 Gabor 特征体现的是人脸图像的局部区域内多尺度多方向的信息,它在对人脸的肤色、轮廓以及面部器官的分布等的描述上存在不足。

为弥补文献[15]中算法的不足,1) 利用 PCA 对 GWT 所提取的人脸特征降维处理; 2) 直接对人脸图像进行 PCA 处理,得到表现人脸全局特性的主特征。然后将得到的上述 2 种特征进行加权融合,得到人脸识别的输入特征。为验证该特征提取算法的有效性,在 ORL 人脸库上进行了大量实验,并与经典 PCA 和 Gabor + PCA<sup>[15]</sup>2 种算法进行了比较。实验结果表明本文方法在表情、姿态变化等方面具有更好的鲁棒性和分类性能。

## 2 Gabor 特征提取

图像的 Gabor 特征则是运用 Gabor 小波变换对人脸图像进行小波变换处理后得到的特征。Ga-

bor 小波可以看作基函数是 Gabor 函数的小波变换。Gabor 函数可以同时时在域和频域获得最佳的局部化,因为它能够达到“Heisenberg 测不准原理”中所确定的有效持续时间和有效带宽乘积的下界。Daugman 最先将二维 Gabor 变换应用到计算机视觉领域<sup>[10]</sup>。

二维 Gabor 核函数的定义为:

$$\Psi_{u,v}(k,z) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|k_{u,v}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \left(\exp(ik_{u,v}z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right)\right) \quad (1)$$

式中:  $u$  和  $v$  分别代表了 Gabor 核的方向和尺度,  $z = (x, y)$  是给定位置的图像坐标,  $k_{u,v}$  是滤波器的中心频率,由它确定 Gabor 内核的方向和尺度。采用 8 个方向和 5 个尺度进行采样,这样能够保证 Gabor 变换后的信息不丢失<sup>[9]</sup>。某个方向和尺度上的  $k_{u,v}$  可表示为:

$$k_{u,v} = k_v e^{i\phi_u} \quad (2)$$

式中:  $k_v = k_{\max}/f^v$ ,  $v \in \{0, 1, \dots, 4\}$ ;  $\phi_u = \pi u/8$ ,  $u \in \{0, 1, \dots, 7\}$ ; 取  $k_{\max} = \pi/2$ ,  $f = \sqrt{2}$ ,  $\sigma = 2\pi$ 。

图像的 Gabor 特征定义为输入图像和 Gabor 小波核函数的卷积。令输入图像灰度值为  $I(x, y)$ , 则图像  $I$  与 Gabor 核函数的卷积定义为:

$$O_{u,v}(x, y) = I(x, y) * \Psi_{u,v}(x, y) \quad (3)$$

$O_{u,v}(x, y)$  是尺度  $v$  方向  $u$  的小波核函数在点  $(x, y)$  处的卷积结果,如图 1 所示。

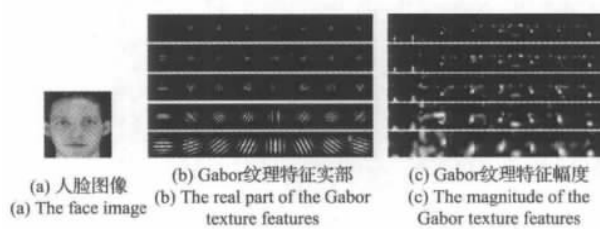


图1 人脸图像的 Gabor 纹理特征提取

Fig.1 Gabor texture feature extraction of face image

Gabor 变换的结果包括实部和虚部两部分,其中,相位谱随着空间位置呈周期性变化,而幅值的变化相对平滑而稳定。因此本文采用变换后的幅值作为人脸特征的描述。如图 1(c) 所示。人脸经过 Gabor 变换之后得到 40 个 Gabor 幅值特征,这些特征突出了人脸的细节信息,而在人脸的全局信息方面非常不显著。另外,如果不进行特征降维

就会产生维数灾难。为此,采用 PCA 对 Gabor 特征进行降维处理。

### 3 PCA 特征提取

20 世纪 80 年代末, Kirby 和 Sirovich 将 KL 变换思想引入图像表示领域<sup>[5]</sup>, PCA 是由 Turk 和 Pentland 受 KL 思想启发下提出的<sup>[6]</sup>。PCA 的主要思想是将高维人脸数据投影到低维空间中,使它们在低维空间中的分散程度最大化,从而更容易对人脸图像进行分类。在数学上已经证明,用于将样本进行投影的向量可以通过求解特征值问题间接求得。

利用式(4)将高维空间中的图像  $X(X \in R^n)$  通过投影向量  $W$  投影到低维空间中的特征向量  $Y(Y \in R^d, d \ll n)$ 。

$$Y = W^T X \quad (4)$$

设有  $M$  个  $m \times n$  维的训练样本图像  $X_1, X_2, \dots, X_M$ , 将它们排列为  $mn$  维列向量。样本的总体散布矩阵(协方差矩阵)为:

$$G = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (X_i - \bar{X})(X_i - \bar{X})^T \quad (5)$$

很容易证明,  $G$  是一个  $mn$  维的实对称矩阵。

式中:  $\bar{X} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M X_i$  为所有样本的平均向量, 又称为平均脸, 如图 2 左侧所示。

在实际应用中,  $mn$  是一个非常大的数, 直接计算是非常困难的。可以通过奇异值分解(singular value decomposition, SVD)定理来解决这一问题。

令:

$$G = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (X_i - \bar{X})(X_i - \bar{X})^T = \frac{1}{M} U U^T \quad (6)$$

式中:  $U = (X_1 - \bar{X}, X_2 - \bar{X}, \dots, X_M - \bar{X})$

构造矩阵:

$$R = U^T U \in R^{M \times M} \quad (7)$$

容易求出其特征值  $\lambda_i$  及对应的特征向量  $\beta_i$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ )。由奇异值分解定理可知,  $G$  的正交归一化特征向量为:

$$\alpha_i = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} U \beta_i, i = 1, 2, \dots, M \quad (8)$$

将特征值按从大到小排列:  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_M$ , 其对应的特征向量为  $\alpha_i$ 。取  $G$  的前  $d$  个最大特征值所对应的特征向量  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_d$ , 令  $W =$

$[\alpha_1 \alpha_2, \dots, \alpha_d]$ , 即可得到样本图像的特征向量。 $d$  的取值满足以下条件:

$$\frac{\sum_{i=1}^d \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \geq \theta \quad (9)$$

本文取  $\theta = 0.95$ , 说明样本集在前  $d$  个轴上的能量占整个能量的 95%。

通过线性变换公式  $Y = W^T X$  可得到一族投影特征向量  $Y_1, Y_2, \dots, Y_M$ , 我们称之为样本图像的主成分。从而样本图像的特征矩阵(特征图像)可表示为  $B = [Y_1, Y_2, \dots, Y_M]$ , 它的大小为  $d \times M$ 。经过 PCA 我们可以将一个  $mn$  维向量压缩成  $d$  维向量( $d \ll mn$ ), 它起到明显的降维作用。同时, 它在保持人脸全局信息方面效果也非常好。

通过特征向量  $W$  可以将人脸图像重构回来, 如图 2 右侧所示:

$$\hat{X} = W Y + \bar{X} \quad (10)$$

从图 2 右侧所示的重构人脸图像中可以看出, 重构出的人脸图像细节部分比较模糊, 但是人脸的全局信息非常清楚, 如肤色、轮廓和人脸器官的分布等。因此 PCA 主要提取的是人脸的全局信息。



图 2 平均脸和部分人脸重构图像

Fig. 2 The mean face and the reconstruction images of the part face

### 4 基于 Gabor 和 PCA 的特征融合

经过以上步骤, 我们了解了 Gabor 特征在人脸细节部分显著, 而 PCA 突出了人脸的全局信息。因此本文结合 Gabor 小波和 PCA, 融合它们的特征再对人脸进行分类。与文献[15]中 Gabor + PCA 算法不同的是, 本文不仅利用 PCA 对 Gabor 特征进行降维, 同时也利用 PCA 提取了人脸图像的特征。本算法流程图如图 3 所示。

在特征融合的过程中注意到人脸面部的整体轮廓和其器官对人脸识别准确率所起的作用是不同的, 不可过于简单地将 PCA 特征向量和 Gabor

特征向量直接进行叠加。采取对 PCA 特征向量和 Gabor 特征向量的重要性进行加权量化融合处理的方法。对于人脸图像识别来说, PCA 特征是对 Gabor + PCA 特征的补充, 局部特征起着主要作用, 也即局部特征所占的权重大。具体方法可描述如下:

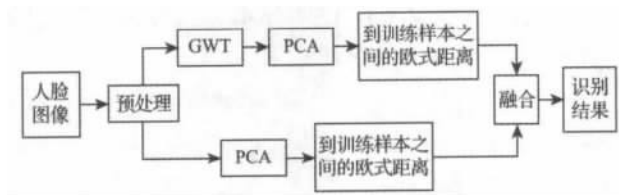


图3 本算法的流程

Fig. 3 Flow chart of the proposed algorithm

对于一幅待识别人脸图像, 分别利用 PCA 和 Gabor + PCA 提取人脸特征, 所得到的特征矩阵到它们的训练样本特征矩阵之间的欧式距离分别为  $d_1$  和  $d_2$ , 采用式(11) 计算得到用于人脸识别的欧氏距离  $d$ 。

$$d = \omega d_1 + (1 - \omega) d_2 \quad (11)$$

式中:  $\omega$  表示全局特征在人脸识别中所占的权值。

## 5 实验结果和分析

实验均是基于 i3 双核 CPU, 2.30 GHz, 4 G 内

存的平台下进行的。所采用的人脸库是 ORL 人脸库, 其中包含 40 个人, 每人 10 幅图像, 每幅图像分辨率为  $112 \times 92$ , 部分人脸图像如图 4 所示。在 ORL 人脸库中, 同一个人的人脸图像, 或姿态不同, 或表情不同, 或刘海差异, 带或不带眼镜等变化。本文实验将所有人脸图像归一化成  $128 \times 128$ 。



图4 ORL 人脸库中的部分人脸图像

Fig. 4 Part face images in ORL face database

### 5.1 权值对识别结果的影响

本文的权值是通过实验取得的, 分别将人脸库中每个人的前  $k$  ( $k = 1, 2, 3$ ) 副人脸图像作为训练样本, 剩下的  $(10 - k)$  副图像作为测试样本进行实验。表 1 给出了权值  $\omega$  取不同值时本算法的识别结果。

从表 1 中可以看出, 当  $\omega = 0.2$  时, 本文算法的识别率达到最高, 所以, 在 ORL 人脸库中权值取  $\omega = 0.2$ 。在其他人脸库中权值可能有所不同, 可取实验经验证。

表 1  $\omega$  取不同值时本文算法的识别率(%)

Table 1 Recognition accuracy of the proposed algorithm with different  $\omega$ (%)

	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
$k = 1$	86.94	87.78	87.22	85.56	84.72	83.33	80.56	77.78	76.94
$k = 2$	87.81	88.44	88.13	87.50	86.88	85.94	85.00	83.75	82.81
$k = 3$	90.36	93.57	91.07	89.29	88.57	87.50	86.79	85.71	84.64

### 5.2 本文算法的识别结果及分析

为检验本算法的有效性, 将其与 PCA 和 Gabor + PCA<sup>[15]</sup> 算法基于 ORL 人脸库进行了对比分析。

从每人的 10 副图像中随机选择 3 副作为训练样本, 剩余 7 副作为测试样本, 进行 10 次实验, 实验结果如图 5 所示。

从图 5 可以看出每次实验的结果本算法都比其他 2 种算法要好。第 2、3、5 次的实验, 本算法的识别率甚至都超过 95%。表 2 给出了 10 次实验的平均识别率以及各种算法在测试时间上的对比。

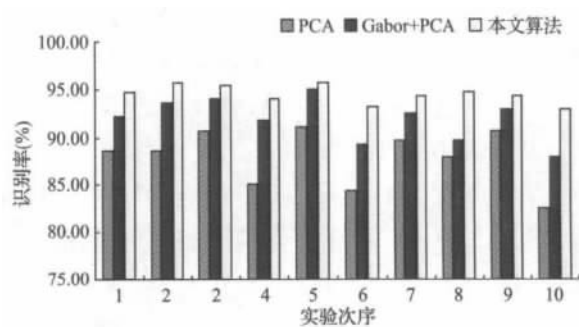


图5 10 次实验的识别率比较

Fig. 5 Comparison of the recognition rate of 10 experiments

表2 不同算法在识别率和时间上的比较  
Table 2 Comparison of different algorithms on recognition rate and time

	平均识别率(%)	测试时间/ms
PCA	87.89	330
Gabor + PCA	91.86	895
本文算法	94.46	1 189

从表2中可以看出,本算法的识别时间比另外两种算法的识别时间略长;在保证一定的实时性条件下,本文算法具有较高的识别率。

为验证本算法在表情、姿态等方面的鲁棒性,将 ORL 人脸库中的每个人的 10 副图像分成两组,从每人的 10 副图像中找出无姿态变化或姿态变化较小的 5 副(共 200 副)组成表情库,剩下的 200 副图像组成姿态库。从表情库(姿态库)中随机选择每人的 2 副图像作为训练样本,剩下的作为测试样本。实验结果如表3所示。

表3 在表情、姿态上的平均识别率

Table 3 Average recognition rate of facial expressions and posture

	表情库(%)	姿态库(%)
PCA	84.17	85.83
Gabor + PCA	94.17	87.5
本文算法	95	90.83

从表3中可以看出,不管是在表情库还是姿态库,本算法的识别率都要高于其他两种算法,说明了本算法在表情、姿态变化方面具有更好的鲁棒性和分类性能。对于表情库来说,本算法的识别率比 Gabor + PCA 算法只高出 0.83%,因为在表情库中,人脸的轮廓部分变化很小,PCA 提取的全局特征起到的作用不明显。相对于表情库,PCA 在姿态库起到的作用较大,从表3中可以看出,在姿态库中本文算法的识别率比 Gabor + PCA 算法要高出 3.33%。

## 6 结 论

采用全局和局部特征融合的人脸识别。它利用 Gabor 小波变换提取人脸局部特征,再用 PCA 方法对其进行降维,能够减少表情、光照等干扰的影响;利用 PCA 提取人脸轮廓特征,突出了人脸的全局信息。全局和局部特征融合后的特征不仅

降低特征数据间的冗余,而且保证了不会丢失有效决策信息。再之,融合特征不仅包含了丰富的人脸图像纹理信息,而且能够有效描述人脸纹理图像的全局特征,二者结合实现了有效互补。本算法在 ORL 人脸库中具有一个较好的识别性能,表明本算法在人脸识别上对表情、姿态等具有较好的鲁棒性。

## 参考文献

- [1] CHELLAPPA R, WILSON C L, SIROHEY S. Human and machine recognition of faces: a survey [C]. Proceedings of the IEEE, 1995, 83(5): 705-740.
- [2] ZHAO W, CHELLAPPA R, PHILLIPS P J, et al. Face recognition: a literature survey [J]. ACM Computing Surveys, 2003, 35(4): 399-458.
- [3] 刘昶,周激流,郎方年,等. 基于加权判别局部多线性嵌入的人脸识别[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(10): 2248-2255.  
LIU CH, ZHOU J L, LANG F N, et al. Weighted discriminative locally multi-linear embedding algorithm for face recognition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(10): 2248-2255.
- [4] 叶长明,蒋建国,詹曙,等. 不同姿态人脸深度图识别的研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(10): 48-56.  
YE CH M, JIANG J G, ZHAN SH, et al. Face recognition with 3D depth map in varied poses [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2011, 25(10): 48-56.
- [5] KIRBY M, SIROVICH L. Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(1): 103-108.
- [6] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition [J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.
- [7] 赵丽红,张西礼,徐心和. 基于二维对称主成分分析的人脸识别[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(6): 1290-1294.  
ZHAO L H, ZHANG X L, XU X H. Face recognition based on 2D symmetrical PCA [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(6): 1290-1294.
- [8] BARTLETT M S, MOVELLAN J R, SEJNOWSKI T J. Face recognition by independent component analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(6): 1450-1464.

- [9] HUANG R, LIU Q, LU H, et al. Solving the small sample size problem of LDA [C]. IEEE Proceedings of International Conference on pattern Recognition, USA, 2002: 29-32.
- [10] DAUGMAN J. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters [J]. Journal of the Optical Society of America, 1985, 2 ( 7 ): 1160-1169.
- [11] LEE T S. Image representation using 2D gabor wavelets [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18( 10 ): 959-971.
- [12] AHONEN T, HADID A, PIETIKAINEN M. Face recognition with local binary patterns [C]. Proceeding of 8th European Conference on Computer Vision, Prague, Czech, 2004: 469-481.
- [13] LIU CH J, WECHSLER H. Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11( 4 ): 467-476.
- [14] 张文超, 山世光, 张洪明, 等. 基于局部 Gabor 变化直方图序列的人脸描述与识别方法 [J]. 软件学报, 2006, 17( 12 ): 2508-2517.
- ZHANG W CH, SHAN SH G, ZHANG H M et al. Histogram sequence of local gabor binary pattern for face description and identification [J]. Journal of Software, 2006, 17( 12 ): 2508-2517.
- [15] MUTELO R M, WOO W L, DLAY S S. Two dimensional principle component analysis of gabor features for face representation and recognition [C]. International Symposium on Communication Systems, Networks and Digital Signal Processing, 2008: 457-461.

## 作者简介

胡 敏, 1967 年出生, 博士, 合肥工业大学教授, 主要研究方向为计算机图形学、图像处理等。

E-mail: uhnim@163.com

**Hu Min** was born in 1967, Ph. D., professor in Hefei University of Technology. Her research interests include computer graphics, image processing, etc.

程天梅, 1988 年出生, 合肥工业大学计算机与信息学院硕士研究生, 主要研究方向为数字图像处理等。

E-mail: chengtm2011@126.com

**Cheng Tianmei** was born in 1988, M. Sc. candidate in computer application technology at Hefei University of Technology. Her main research interest is image processing.

王晓华, 1977 年出生, 副教授, 主要研究方向为图像处理、计算机仿真等。

E-mail: wxhyuy@sohu.com

**Wang Xiaohua** was born in 1977, associate professor in Hefei University of Technology. Her research interests include image processing, computer simulation, etc.