

基于多分辨率下节点图像融合的人脸识别方法

何东健¹⁾ 张立刚¹⁾ 何晓²⁾

¹⁾(西北农林科技大学信息工程学院,杨凌 712100) ²⁾(西安电子科技大学电信学院,西安 710071)

摘要 人脸识别是人机接口和生物信息领域研究的重要方面,得到广泛的关注,人脸特征提取是其重要环节之一。为了克服人脸光照和表情变化对特征提取的影响,提出在小波包分解后的多分辨率下利用 $(2D)^2$ PCA提取人脸特征进行识别的方法,主要创新包括:(1)以小波包分解所有节点图像为研究对象;(2)提出以识别率来选取“成功”节点;(3)提出一种融合节点图像的方法。首先通过二层小波包分解获取节点图像,采用 $(2D)^2$ PCA方法提取所有节点图像的特征矩阵,并利用最邻近分类器获取其识别率,然后在选取“成功”节点图像的基础上,构建了一个融合方法进行人脸识别。用CMU PIE和Yale库中的样本进行对比测试,结果表明本方法的高效性,同时也说明融合多分辨率下的节点图像能有效提高识别率。

关键词 人脸识别 多分辨率 小波包分解 $(2D)^2$ PCA 特征矩阵 节点图像

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)08-1700-05

Fusing Sub-bands on Multi-resolution for Face Recognition

HE Dong-jian¹⁾, ZHANG Li-gang¹⁾, HE Xiao²⁾

¹⁾(College of Information Engineering, Northwest A&F University, Yangling 712100)

²⁾(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071)

Abstract Face recognition has aroused great concern for decades since it serves as a significant part in the fields of human-machine interaction as well as bioinformatics. Facial feature extraction is one of the key steps in face recognition system. However, this step is characterized as being easily influenced by variations in face images such as illumination condition and expressions. In order to address this problem, a method that utilizes $(2D)^2$ PCA to extract facial features on the sub-bands obtained via wavelet packet decomposition(WPD) is proposed. There are three contributions: (1) take all multi-resolution sub-bands as research objects; (2) choose ‘successful’ sub-bands based on recognition rates; (3) propose a sub-band fusion method. Firstly, sub-bands are acquired by two-level WPD, then the feature matrixes of all sub-bands are calculated by $(2D)^2$ PCA, and further used to obtain recognition rates with the nearest neighborhood classifier. Thirdly, ‘successful’ sub-bands are chosen based on their recognition rates and fused to complete the task of face recognition. Finally, intra and extra experimental comparisons using samples of CMU PIE and Yale indicate that the proposed method gain satisfactory results and fusing sub-bands on multi-resolution can improve recognition performance.

Keywords face recognition, multi-resolution, WPD, $(2D)^2$ PCA, feature matrix, sub-band

1 引言

人脸识别技术是生物特征鉴别技术中研究最多

和最热门的技术之一,已经在身份认证、安全检查、罪犯查询、人机交互等领域得到了初步应用。由于人脸图像存在光线、表情、视角和年龄等变化,增加了特征提取的难度,因此,寻求高效的特征提取方法

收稿日期:2009-05-20; 改回日期:2009-05-31

第一作者简介:何东健(1957~),男,教授,博士生导师。1998年于西北农业大学获农业电气化与自动化专业博士学位。主要研究方向为图像分析与识别、智能化检测与控制及虚拟现实技术应用等。E-mail:hdj87091197@yahoo.com.cn

是研究的热点和难点。从 Truk 和 Pentland 首次提出特征脸并应用于人脸识别开始^[1],主分量分析方法(PCA)已成为对变化人脸图像进行特征提取的有力工具,许多基于 PCA 的方法已被提出,但由于这些方法本质都是 2 维图像到 1 维向量的映射,不但破坏了图像的内在结构,且不能克服维度和小样本问题^[2]。为解决这些问题, Yang 等提出了 2DPCA 方法,该方法无需降维变换,提高了识别率和速度,但需要较多的系数^[3]。Zhang 等提出了 $(2D)^2$ PCA 方法,同时在像素行和列上进行变换得到特征矩阵^[4],该方法不仅保留了图像的行列特征且只需少量的系数,大大提高了识别率和速度。

小波包分解(WPD)是进行多分辨率分析的有力工具,既保留了不同分辨率下图像的主体信息又分割出不同方向的细节信息,已经应用于人脸特征提取并表现出良好的性能。JT 等人利用主体信息进行人脸的识别^[5]; Pathangay 等人则结合细节信息,利用 PCA 提取特征实现人脸识别^[6]。Garcia 等人对从小波包节点图像中构建 21 个值的特征向量,用统计方法进行特征分类,实现人脸识别^[7]。Nicholl 等人在分块图像上进行 4 层小波变换,每块 1 个主体节点图像和 12 个细节节点图像的特征向量组成整体向量,并用 PCA 实现特征提取^[8]。Ekenel 实现了 3 层的 2D-DWT,且对第 1 层的主体节点图像进行小波包分解,对分解后的 25 个节点图像利用 PCA 进行特征提取,测试了不同表情和光照样本图像每个节点图像的识别率,最后构建出识别器^[9]。

虽然这些方法都利用分辨率下的节点图像进行特征提取和识别,但是它们仅获取小波包分解的部分节点图像,并且也没有指出如何选取和融合节点图像。针对这些问题,本文拟将小波包分解和 $(2D)^2$ PCA 结合,研究小波包分解的所有节点图像、选取节点图像的方法及融合节点图像的方法,并对不同光照、表情下的人脸识别进行研究,旨在进一步提高识别率和识别速度。

2 图像小波包分解

DWT 通过对信号执行一系列的 low-pass 和 high-pass 滤波获得,其数学表示为

$$DWT_{X(n)} = \begin{cases} d_{i,k} = \sum x(n)h_j^*(n-2^jk) \\ a_{i,k} = \sum x(n)g_j^*(n-2^jk) \end{cases} \quad (1)$$

式中, $d_{i,k}$ 为信号的细节信息; $a_{i,k}$ 为信号的主体信息; $h(n), g(n)$ 分别为高通和低通滤波系数。

图像 1D-DWT 可扩展到 2D-DWT。2D-DWT 通过母小波函数和尺度函数把图像分解为 4 个节点图像,即 LL, LH, HL, HH (或 A, V, H, D), 分别代表低分辨率下的主体图像、水平信息、垂直信息和对角线信息。把分解扩展到所有节点图像即为小波包分解。本文采用 128×128 图像样本,因分解到第 2 层的节点图像较小 (32×32),再分解不能获得更多信息,故采用 2 层小波包分解,其结构如图 1 所示。

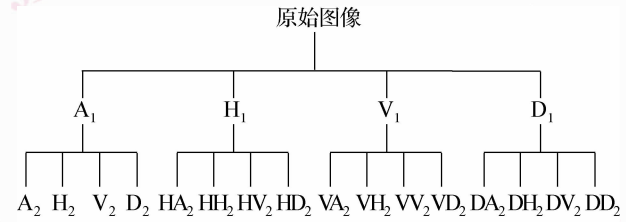


图 1 图像小波包分解

Fig. 1 Image decomposition by wavelet packet

3 $(2D)^2$ PCA

设原始图像 $A(m \times n)$, 对于实数域上的标准正交化矩阵 $X(n \times d (n \geq d))$, 将 A 映射到 X 得到 $m \times d$ 的矩阵 $Y = AX$ 。为得到最佳映射轴 X_{opt} , 采用如下标准:

$$\begin{aligned} J(X) &= \text{tr}(S_X) = \text{tr}(E[(Y - EY)(Y - EY)^T]) \\ &= \text{tr}(E[(AX - E(AX))(AX - E(AX))^T]) \\ &= \text{tr}(X^T E[(A - EA)^T(A - EA)]X) \end{aligned} \quad (2)$$

式中, E 为数学期望。设图像的协方差矩阵 $G = E[(A - EA)^T(A - EA)]$ 。 M 幅训练图像 $A_j (j = 1, 2, \dots, M)$ 的平均图像为 \bar{A} , 则 G 可表示为

$$G = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (A_j - \bar{A})^T (A_j - \bar{A}) \quad (3)$$

则

$$J(X) = X^T G X \quad (4)$$

最佳映射轴 X_{opt} 是使 $J(X)$ 最大的归一化向量, 即由 G 的前 d 个最大特征值对应的标准正交特征向量组成, 则 $X_{opt} = [X_1, X_2, \dots, X_d]$, X_{opt} 为 $m \times d$ 矩阵。 d 通过设置阈值控制:

$$\sum_{i=1}^d \lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i \geq \theta \quad (5)$$

式中, λ_i 为 G 的 n 个最大特征值, $i = 1, 2, \dots, n$; θ 为设定阈值。

上述步骤完成了在像素行上的 PCA 运算,为得到像素列上的 PCA 方法,原图像和其平均图像可改写为

$$A_k = [(A_k^{(1)}) (A_k^{(2)}) \cdots (A_k^{(m)})]$$

$$\bar{A} = [(\bar{A}^{(1)}) (\bar{A}^{(2)}) \cdots (\bar{A}^{(m)})]$$

其中, $A_k^{(j)}$ 和 $\bar{A}^{(j)}$ 分别代表原图像和平均图像的第 j 列向量。对于实数域上的标准正交化矩阵 $Z(m \times q)$, 映射 A 到 Z 得到 $q \times n$ 的矩阵 $B = Z^T A$, 最佳映射轴 Z_{opt} 运算标准为

$$J(Z) = \text{tr}(E[(B - EB)(B - EB)^T])$$

$$= \text{tr}(Z^T E[(A - EA)(A - EA)^T] Z) \quad (6)$$

协方差矩阵可表示为

$$G = E[(A - EA)(A - EA)^T]$$

$$= \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (A_k - \bar{A})(A_k - \bar{A})^T$$

$$= \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \sum_{j=1}^n (A_k^{(j)} - \bar{A}^{(j)})(A_k^{(j)} - \bar{A}^{(j)})^T \quad (7)$$

同理, 得到 $Z_{opt} = [Z_1, Z_2, \dots, Z_q]$, Z_{opt} 为 $m \times q$ 矩阵。

得到 X_{opt} 和 Z_{opt} 后, 把原始图像 A 同时映射到 X 和 Z 上, 得到 $q \times d$ 的图像特征矩阵 C :

$$C = Z^T A X \quad (8)$$

4 识别方法

识别算法流程如图 2 所示, 图中 A_{ij} 代表第 i 层第 j 个节点图像。即先采用合适的滤波器, 对图像进行小波包分解, 得到多分辨率下的节点图像, 然后利用 $(2D)^2$ PCA 提取节点图像的特征, 选取贡献率大的节点构建出人脸分类器。

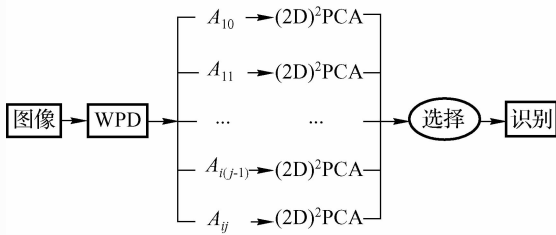


图 2 人脸识别算法流程

Fig. 2 Flow chart of the face recognition method

为确定选取节点图像的方法, 对不同光照、表情下的节点图像的识别性能进行测试, 选取最有效的节点图像并组合, 用于人脸识别。

针对不同条件变化下的图像, 采用不同滤波器实现 2 层小波包分解, 选取最有效的节点图像 S_i ($i = 1, 2, \dots, N$); 设测试图像 T 特征矩阵为 F_T ; 训练图像 A_k 特征矩阵为 F_{A_k} , 则定义其距离为

$$D(T, A_k) = \sum_{i=1}^N C_i \|F'_T - F'_{A_k}\| \quad (9)$$

式中, C_i 为节点图像 S_i 的系数; $\|\cdot\|$ 为 $L1$ 或 $L2$ 的范式距离; F'_T, F'_{A_k} 为归一化特征矩阵^[10], 其中:

$$F'_T = \frac{F_T}{\|F_T\|_F} \quad F'_{A_k} = \frac{F_{A_k}}{\|F_{A_k}\|_F} \quad (10)$$

式中, $\|\cdot\|_F$ 为矩阵 Frobenius 范式。 $L1, L2$ 距离定义如下:

$$L1: \|T, A_k\| = \sum_{i=1}^q \sum_{j=1}^d |a_{ij} - a_{ij}^k|$$

$$L2: \|T, A_k\| = \sqrt{\sum_{i=1}^q \sum_{j=1}^d (a_{ij} - a_{ij}^k)^2} \quad (11)$$

从而, 根据 $D(T, A_k)$ 用最邻近分类器实现测试图像的识别。

5 实验结果

从光照、表情人脸库中选取训练和测试图像, 截取人脸中心区域, 缩放到 128×128 , 并直方图均衡化。分别采用 Harr, Bio9, Coiflet(3) 和 Daubechies4 小波基; 用 $(2D)^2$ PCA 获取节点图像特征矩阵^[4], 取阈值 θ 为 0.95。测试 $L1$ 或 $L2$ 距离下的人脸识别率, 并进行纵向和横向对比。

5.1 光照变化实验

从 CMU PIE^[11] 和 Yale 人脸库中选取 83 人, 每人 4 幅共 332 幅图像, 分为训练和测试组。训练图像为 2 幅不同光照强度正面图像, 测试图像为左光照和右光照, 如图 3 所示。

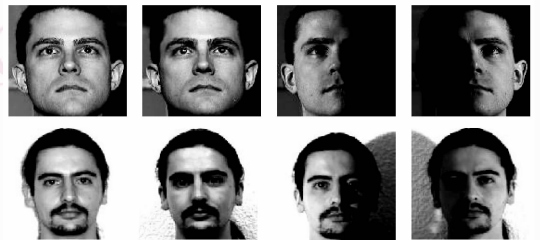


图 3 光照变化图像

Fig. 3 Images under different illumination

(1) 测定所有节点图像采用 $(2D)^2$ PCA 方法的

识别率(识别结果),结果表明,节点图像 A_1 和 A_2 能达到原图像 $(2D)^2$ PCA 方法的识别率,但所需特征矩阵维数小。水平(H)和垂直节点图像(V)比对角线节点图像(D)识别效果好。第 2 层节点中, H_2 , V_2 , HH_2 和 VV_2 识别率相对较高,且 H_2 , V_2 的识别率高于 H_1 , V_1 , 说明低分辨率下的节点图像具有更有效的识别信息。此外,主体节点图像 A, A_1, A_2 在 $L1$ 下识别率相对较高,而细节节点图像在 $L2$ 下识别率相对较高。4 个滤波器中, Bio9 分解后的主体节点图像在 $L1$ 距离下达到原图像的识别率; Haar 主体节点图像识别率比其他滤波器低,但在细节节点图像中,保持较多的信息。

选取 4 个滤波器小波包分解后识别率最大的 5 个节点图像, 并取其系数为相应的识别率; 鉴于 $L1$ 识别效果高于 $L2$, 故用 $L1$ 组建设别器。识别结果如表 1 所示。Bio9 的节点组合可由 A_1 代替。

表 1 光照变化下本文识别率

Tab.1 Recognition rates of proposed method under different illuminations

	Haar	Bio9	Coiflet(3)	Daubechies4
识别率(%)	98.193	97.590	97.590	98.795
组合节点	$A_1 A_2 H_2$ $V_2 H A_2$	$A_1 (A_2 H_2)$ $V_2 H H_2$	$A_1 A_2 H_2$ $V_2 V V_2$	$A_1 A_2 H_2$ $V_2 H H_2$

(2) 本文方法识别效果与原图像采用 $(2D)^2$ PCA 识别率及文献[9]方法(即采用 ICA2 获取节点图像特征,最大规则下决策层融合 DFM 方法, DFM + ICA2)中光照变化时最高识别率进行对比的结果如表 2 所示。

表 2 光照变化下纵向和横向结果对比

Tab.2 Comparison results under different illuminations

识别方法	本文方法	$(2D)^2$ PCA	DFM + ICA2
识别率(%)	98.795	97.590	77.710

表 3 表情变化下本文识别率

Tab.3 Recognition rates of proposed method under different expressions

	$L1$		$L2$		Coiflet(3)		Daubechies4	
	Haar	Bio9	Coiflet(3)	Daubechies4	Coiflet(3)	Daubechies4	Coiflet(3)	Daubechies4
识别率(%)	89.796	89.286	87.245	88.265	89.286	88.776	89.286	89.286
组合节点	A_2	A_1	$A_1 A_2 V_2 D_2$	A_1	$A_1 A_2 H_2 V_2 V V_2$	$A_1 (A_2 H_2)$	A_1	$A_1 (A_2 H_2 V_2 V V_2)$

从表 2 可以看出,本文方法识别率达 98.795%,比 $(2D)^2$ PCA 方法提高 1.205%,表明选择合适的滤波器和节点图像组合能提高识别率;与文献[9]方法(DFM + ICA2)相比,识别率提高了 21.085%。

5.2 表情变化试验

实验图像选自 PIE 和 Yale 图像库,其中 PIE 库 68 人,每人 4 幅图像, Yale 库 15 人,每人 8 幅图像,共 392 幅图像,分为训练和测试组。训练组包含常态下 2 个正面人脸图像, Yale 图像含有戴眼镜和不同光照下的图像;测试组为闭眼和微笑状态, Yale 图像还包含悲观和惊奇状态,如图 4 所示。



图 4 表情变化图像

Fig.4 Images under different expressions

(1) 获取所有节点图像采用 $(2D)^2$ PCA 方法的识别率(识别结果略),结果表明,节点图像 A_1 和 A_2 以较小的特征矩阵维数达到原图像的识别率,但在 $L1$ 和 $L2$ 距离下,识别率基本相同。第 2 层节点 H_2, V_2, D_2 识别率高于 H_1, V_1, D_1 。所有节点图像在 $L2$ 下的识别率大于 $L1$ 下的识别率。 VV_2 的识别率稍微高于临近的节点图像。

选取 4 个滤波器小波包分解后识别率最大的 5 个节点图像,取其系数为相应的识别率,采用 $L1$ 和 $L2$ 组建设别器,其识别率如表 3 所示。

(2) 与原图像采用 $(2D)^2$ PCA 方法及 DFM +

ICA2 方法识别率比较结果如表 4 所示。括号中的

节点可忽略不计。

表 4 表情变化下纵向和横向结果对比

Tab.4 Comparison results under different expressions

识别方法	本文方法	$(2D)^2$ PCA	DFM + ICA2	DFM + ICA2 PCA, $L1$
识别率(%)	89.796	87.245	96.67	92.33

从表 4 可以看出,与 $(2D)^2$ PCA 方法相比,在 $L1$ 距离下的节点图像组合能达到比原图像高的识别率,效果最好的是 Haar 滤波器下的 A_2 , 识别率为 89.796%, 提高 2.551%; 在 $L2$ 距离下, 最高识别率均由 A_1 获得, 这说明节点图像组合对于 $L2$ 距离效果并不明显。与 $(2D)^2$ PCA 方法相比, 本文方法的识别率比 DFM + ICA2 方法的识别率低 6.874%。但 2 种方法采用的样本库不同, 本文采用 Yale 库图像表情变化相对较大, 导致识别率下降。这点也可以从原图像的识别率来说明: 本文原图像采用 $(2D)^2$ PCA 的识别率为 87.245% (表 4 第 2 列), 而文献[9]中原图像采用 PCA 的识别率却为 92.33% (表 4 第 4 列), 相差 5.085%。所以, 可以预期: (1) 同样样本库下, 本文方法能达到同 DFM + ICA2 相当或更高的识别性能; (2) 多分辨率下节点融合方法能提高 DFM + ICA2 的识别率。

6 结 论

(1) 在光照、表情变化下, 测试了节点图像用 $(2D)^2$ PCA 提取特征的识别率, 并根据识别率选取贡献值大的节点图像组合成识别器实现人脸识别。对比结果表明了本文方法的高效性。

(2) 利用 $(2D)^2$ PCA 提取多分辨率下的节点图像特征, 在光照变化时识别率可达 98.795%, 表明该方法适合光照变化图像的识别; 表情变化时识别率显著下降, 最高为 89.796% ($A_2, L2, Haar$)。

(3) 在多分辨率下的节点图像以较低的特征大小保留了比原图像更有效的信息, 选取合适的滤波器

和特征提取方法, 能获得比原图像高的识别率。

(4) 节点图像融合中, 如何控制和选取节点图像个数, 是今后需要研究的重点。

参考文献 (References)

- 1 Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition [J]. Cognitive Neurosci, 1991, 3(1): 71-86.
- 2 Kong Hui, Wang Lei, Teoh Eam Khwang, et al. Generalized 2D principal component analysis for face image representation and recognition [J]. Neural Networks, 2005, 18(5-6): 585-594.
- 3 Yang J, Zhang D, 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.
- 4 Zhang D, Zhou Z H. $(2D)^2$ PCA: two-directional two-dimensional PCA for efficient face representation and recognition [J]. Neurocomputing, 2005, 69(1-3): 224-231.
- 5 Chien J T, Wu C C. Discriminant waveletfaces and nearest feature classifiers for face recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(12): 1644-1649.
- 6 Vinod Pathangay, Sukhendu Das. Exploring the Use of Selective Wavelet Subbands for PCA Based Face Recognition [EB/OL]. <http://www.missionreach.org/AboutUs/NCIP%202005/CD/5-ALD/ALD.07.pdf>, 2008-7-11.
- 7 Garcia C, Zikos G, Tziritas G. Wavelet packet analysis for face recognition [J]. Image and Vision Computing, 2000, 18(4): 289-297.
- 8 Nicholl P, Amira A, Bouchaffra D, et al. Multiresolution hybrid approaches for automated face recognition [A]. In: Proceedings of Second NASA/ESA Conference on Adaptive Hardware and Systems [C]. Edinburgh, Scotland, England, 2007, 8: 89-96.
- 9 Hazim Kemal Ekenel, Bulent Sankur. multiresolution face recognition [J]. Image and Vision Computing, 2005, 23(5): 469-477.
- 10 Wu Qing-jiang, Zhou Xiao-yan, Zheng Wen-ming. Face recognition based on 2D-DWT and 2D-PCA [J]. Journal of Computer Applications, 2006, 26(9): 2089-2091. [吴清江, 周晓彦, 郑文明. 一种基于 2D-DWT 和 2D-PCA 的人脸识别方法 [J]. 计算机应用, 2006, 26(9): 2089-2091.]
- 11 Sim T, Baker S, Bsat M. The CMU pose, illumination and expression database [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(12): 1615-1618.