

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)12-1522-06

论文引用格式: 赵焕利, 王玉德, 张学志, 薛乃玉. 小波变换和特征加权融合的人脸识别[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(12): 1522-1527.

小波变换和特征加权融合的人脸识别

赵焕利, 王玉德, 张学志, 薛乃玉

曲阜师范大学物理工程学院, 曲阜 273165

摘要: 在人脸识别领域, 提取人脸特征和降低维数是人脸识别的关键。传统的基于小波变换的人脸识别算法仅在小波分解的低频分量上提取用于分类的图像特征, 造成了高频分量中部分对识别有利信息的丢失。为了更有效地提取人脸图像特征, 提出一种基于小波变换和特征加权融合的人脸识别算法。首先通过小波变换对人脸图像进行降维处理, 然后对 4 个小波子图分别运用主成分分析法(PCA)提取特征, 并把这 4 部分特征加权融合, 最后利用支持向量机(SVM)进行分类识别。在 ORL 人脸库上进行实验验证, 识别准确率可达到 97.5%, 实验结果表明该算法能够有效提高人脸识别能力, 与传统识别算法相比具有较高的识别准确率和识别速度。

关键词: 人脸识别; 小波变换; 主成分分析; 加权融合; 支持向量机

Face recognition based on wavelet transform and weighted fusion of face features

Zhao Huanli, Wang Yude, Zhang Xuezhi, Xue Naiyu

Physics and Engineering College of Qufu Normal University, Qufu 273165, China

Abstract: Obtain appropriate low-dimension face features is an important problem in the area of face recognition. Traditional face recognition algorithms based on wavelet transform extract image features using only the low frequency components for classification, which results in the loss of information, which could be used for face recognition. In order to effectively extract the face image features, a new algorithm of face recognition based on wavelet transform and weighted fusion of features is proposed in this study. First, the wavelet transform is used to reduce the dimensionality; then, the features of the four wavelet sub-graphs are extracted by a principal component analysis (PCA), and the features of the four parts are fused into discriminant features. Finally, the features are classified and recognized by SVM. Experimental results on the ORL face database show that the proposed algorithm achieves a recognition accuracy of 97.5 percent, so the new algorithm can effectively improve the face recognition ability. It has a higher recognition accuracy than traditional methods.

Key words: face recognition; wavelet transform; principal component analysis; weighted fusion; support vector machine

0 引言

人脸识别技术是模式识别领域一个重要的研究课题, 人脸识别技术在安全认证、人员考勤、视频监控以及公安刑侦等方面有着广泛的应用。

由于人脸图像的维数比较高, 正确识别难度

大, 所以人脸识别的关键在于有效地提取人脸图像的特征^[1]。主成分分析法(PCA)是图像压缩中的一种最优正交变换, Kirby 等人^[2]最早将 PCA 用于人脸识别, 指出人脸图像可以由有限的基图像加权和与平均脸图像相加来近似重构。基于这种思想, Turk 等人^[3]在 1991 年提出了著名的特征脸(Eigenfaces)方法。主成分分析法的基本思想是先

收稿日期: 2011-12-23; 修回日期: 2012-06-27

第一作者简介: 赵焕利(1987—), 女, 曲阜师范大学通信与信息系统专业在读硕士研究生, 主要研究方向为图像处理与模式识别。

E-mail: huanliz_qf@126.com

把人脸图像按行或列向量方式拉直成高维矢量,然后用高维矢量构造训练样本的协方差矩阵,通过求解该协方差矩阵的特征向量得到变换矩阵,再把高维人脸空间中的数据通过变换矩阵投影到低维特征空间得到人脸图像的主成分,去除原始数据的相关性,同时用新的分量对原始图像重构时能达到最理想的效果^[4]。在人脸识别中,应用 PCA 对图像进行降维处理,取得了不错的效果。但是应用 PCA 算法在高维的图像向量上进行线性鉴别分析会产生小样本问题,即样本个数远远小于模式特征的维数。

小波变换具有良好的时频局部化能力,在人脸识别中得到广泛应用。Chien 等人^[5]提出采用 2 维离散小波变换对人脸图像进行特征提取,通过图像的多尺度分解将人脸图像分成 4 个分量,然后只取低频分量作为图像特征进行分类识别。杨军等人^[6]提出了结合小波变换和图像主元分析 (IMPCA) 相结合的人脸识别方法,首先对人脸图像进行小波变换提取低频分量,然后从图像重构的角度分析了实现 IMPCA 的两种模式 IMPCA1 和 IMPCA2,IMPCA1 主要提取了图像的行特征,而 IMPCA2 主要提取了图像的列特征,将两种模式下获得的识别结果进行决策融合,该方法取得了一定的效果,提高了识别准确率。其不足之处是在小波变换之后直接去掉了图像的高频信息,只提取低频分量作为原人脸的近似图像,造成了部分对识别有利信息的丢失。

鉴于上述分析,为了更有效地提取人脸图像的特征,提出一种基于小波变换和特征加权融合的人脸识别算法。首先对预处理后的人脸图像进行一层离散小波变换处理,提取小波分解后的 4 个分量,分别对这 4 个分量运用主成分分析法进行特征提取,再给这 4 部分特征赋予合适的权值进行融合,最后利用支持向量机 (SVM) 进行分类识别。在标准的 ORL 人脸数据库上进行实验验证,该算法的识别效果明显优于传统的识别方法。

1 基础理论

1.1 小波变换

小波变换的理论是对傅里叶变换的发展,小波变换具有变化的频率和有限的持续时间,具有多分辨率和多尺度分析的优点^[7]。

对尺寸为 $m \times n$ 的人脸图像 $A(x, y)$ 的离散小波变换为

$$\begin{cases} W_j(j_0, m, n) = \frac{1}{\sqrt{mn}} \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} A(x, y) j_{j_0, m, n}(x, y) \\ W_\psi^i(j, m, n) = \frac{1}{\sqrt{mn}} \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} A(x, y) \psi_j^i(x, y) \end{cases} \quad (1)$$

式中 j_0 是任意的开始尺度, $W_\phi(j_0, m, n)$ 为尺度 j_0 上的原图像的近似分量, $i = \{H, V, D\}$, $W_\psi^i(j, m, n)$ 则分别是原图像经过离散小波变换后的水平分量、垂直分量和对角线分量。

对任意一幅人脸图像进行一层小波变换,得到的 4 个分量及其对应的子图像如图 1 所示。

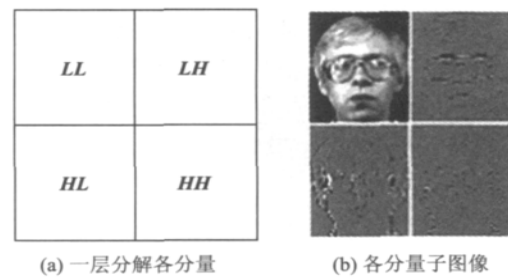


图 1 一层小波分解各分量及其子图像

Fig. 1 Wavelet decomposition and its subimages

图 1 中 LL 为低频分量,包含了原始图像的绝大部分信息,即原始图像的近似图像。 LH 为水平分量,包含了人的眼睛和嘴巴等反应人脸表情的信息。 HL 为垂直分量,包含了人的鼻子、耳朵和边缘轮廓信息。 HH 为对角线分量,包含的原图像的信息量比较少。

1.2 主成分分析法

设人脸图像的大小为 $m \times n$, 经过向量化之后变成 $N = m \times n$ 维的列向量。设训练样本的个数为 M , X_i 为第 i 个样本的列向量, 则

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M X_i \quad (2)$$

μ 为训练样本的均值脸,把训练样本的每一个人脸图像均值化之后组成矩阵 A , 则 $A = [X_1 - \mu, X_2 - \mu, \dots, X_M - \mu]$, 那么训练样本的协方差矩阵为

$$C = \frac{A \cdot A^T}{M} \quad (3)$$

其维数为 $N \times N$ 。

由协方差矩阵 C 的非零特征值所对应的特征向量组成所要寻找的最优投影子空间,在实际的人

脸识别中一般用特征值的累积贡献率 $\alpha = \frac{\sum_{i=1}^d \lambda_i}{\sum_{i=1}^N \lambda_i}$ 来

确定要选取的主成分维数 d , 一般选取使 $\alpha \geq 90\%$ 的特征值对应的特征向量构造特征空间。则特征空间矩阵为 $U = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_d]$ 将训练样本向特征空间上投影, 得到投影矩阵

$$Q = U^T A \quad (4)$$

即为样本的特征脸。

1.3 支持向量机

支持向量机是在统计学习理论的基础上发展起来的, 在处理小样本、非线性、高维数问题时有很大的优势。SVM 方法是从线性可分情况下的最优分类面提出的, 基本思想是先通过用内积函数定义的非线性变换将输入空间映射到一个高维空间, 使原来线性不可分的数据变成线性可分的数据, 然后再在这个高维空间中求解最优分类超平面^[8-10], 如图 2 所示。

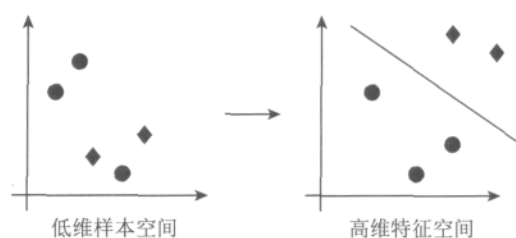


图 2 支持向量机的基本思想

Fig. 2 The basic idea of SVM

选择合适的支持向量机参数, 提取人脸特征数据标签, 把提取的人脸特征数据分为训练集和测试集, 用训练样本训练并得到支持向量机模型 (model), 再把测试样本提供给支持向量机, 由训练好的支持向量机模型给出识别结果。

2 算法实现

传统的利用小波变换和主成分分析提取特征的方法都是在小波分解后直接去掉高频分量, 只在分解后的低频分量上利用 PCA 算法提取人脸特征。这种直接去掉高频信息只利用低频部分进行分类识别的方法存在不足, 这是由于小波分解后的高频分量中包含着对识别有利的边缘信息。在图 1(b) 中, 可以从分解后的水平分量 LH 和垂直分量 HL 中看出明显的边缘信息。图像的边缘是图像平面灰度值发生突变的点连接成的曲线线段, 图像的边缘是图像的重要特征, 对人脸的识别起到有利作用。因此为了获得更好的识别效果, 要充分利用各部分的有用信息。

鉴于上述分析, 运用 PCA 进行特征提取时, 提出了一种特征加权融合的算法, 其实现流程如图 3 所示。

该算法是将经过一层小波分解后的 4 个分量 LL_1 、 LH_1 、 HL_1 和 HH_1 分别进行 PCA 特征提取, 即

$$\begin{aligned} LL'_1 &= U_1^T LL_1 & LH'_1 &= U_2^T LH_1 \\ HL'_1 &= U_3^T HL_1 & HH'_1 &= U_4^T HH_1 \end{aligned} \quad (5)$$

得到的 4 个分量的特征分别为 LL'_1 、 LH'_1 、 HL'_1 和 HH'_1 (式中 U_1 、 U_2 、 U_3 、 U_4 为各分量对应的最优投影空间)。然后将这 4 个分量对应的特征进行加权融合, 将融合后的人脸数据作为分类器的输入数据。采用不同的权重融合后的人脸, 记为

$$X = \omega_1 LL'_1 + \omega_2 LH'_1 + \omega_3 HL'_1 + \omega_4 HH'_1 \quad (6)$$

令 4 个权重之和 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 + \omega_4 = 1$, 分配权重时, 由于低频分量包含了原图像的绝大部分信息, 所以给 LL'_1 分配绝大部分的权重。而 LH'_1 包含的人脸的眼睛和嘴巴等水平信息以及 HL'_1 包含的鼻子、耳朵和人脸边缘轮廓等竖直信息比较多, 所以给它

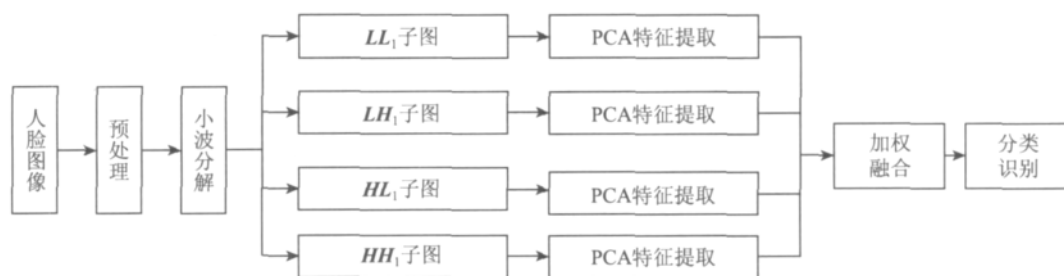


图 3 本文算法流程

Fig. 3 The algorithm process

们分配的权重适当大一点。 HH_1 中包含的对角线分量中包含的人脸信息最少,所以给它分配的权重最小。

算法的具体实现步骤如下:

1) 根据式(1)对人脸灰度图像进行一层小波变换;

2) 提取步骤1)分解后的4个分量 LL_1 、 LH_1 、 HL_1 和 HH_1 ,对每个分量按照式(4)进行PCA变换,得到4个分量的特征 LL_1' 、 LH_1' 、 HL_1' 和 HH_1' ;

3) 选择适当的权值 ω_1 、 ω_2 、 ω_3 、 ω_4 ,按照式(6)对4个分量的特征加权融合;

4) 将融合后的数据 X 作为原人脸图像的特征并将所有样本分为训练集和测试集,选择合适的SVM参数,训练并得到支持向量机模型。再把测试样本提供给支持向量机,由训练好的SVM模型给出识别结果。



图4 部分 ORL 人脸库中的人脸图像

Fig. 4 Part of images in ORL human face database

实验 1 验证本文算法在不同权值下的识别准确率,研究权值分配对识别准确率的影响。

实验中选择每一类训练样本数为 $N=6$,赋予 ω_1 、 ω_2 、 ω_3 、 ω_4 不同的权值进行实验。从图1(b)中可以看出,低频部分包含的原图信息最多,水平分量

3 实验及结果分析

为验证算法的有效性,选用标准的 ORL 人脸数据库(<http://www.face-rec.org/databases>)进行实验。ORL 人脸库是由英国剑桥 Olivetti 实验室拍摄的一系列人脸图像组成的,共有 40 个不同年龄、不同性别、不同种族的对象,每人 10 幅图像,共计 400 幅灰度图像,图像尺寸是 112×92 。其中人脸部分表情和细节均有变化,人脸姿态也有变化。图 4 所示为部分 ORL 人脸图像。

实验中,对人脸库中的灰度图像进行几何尺寸变换预处理,统一把图像尺寸缩小为 56×46 ,选择 Daubechies 小波族中的 db2 小波对人脸图像进行一层分解,以相同实验条件下 50 次实验结果的平均值作为最后结果。

和垂直分量相对较少,而对角分量所含信息最少。所以在权值的选取时,让 ω_1 在 0.60 ~ 0.95 范围内变化取值, ω_2 、 ω_3 取相同的值, ω_4 取值最小,并满足 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 + \omega_4 = 1$,进行多组权值的实验,结果如表 1 所示。

表 1 本文算法在不同权值下的识别准确率

Table 1 Recognition accuracy under different weights with the new algorithm

	权值(ω_1 ω_2 ω_3 ω_4)				
	(0.75 0.1 , 0.1 0.05)	(0.8 0.075 , 0.075 0.05)	(0.85 0.06 , 0.06 0.03)	(0.9 0.04 , 0.04 0.02)	(0.92 0.03 , 0.03 0.02)
识别率/%	96.25	97.50	96.88	96.88	96.25

由表 1 可以看出,当权重分别取 $\omega_1=0.8$ 、 $\omega_2=0.075$ 、 $\omega_3=0.075$ 、 $\omega_4=0.05$ 时该算法可以获得最高的识别准确率 97.50%。当低频部分的权值 ω_1 继续减小或增大,高频部分的权值 ω_2 、 ω_3 、 ω_4 继续增大或减小时,其识别准确率都会有所下降。

实验 2 应用本文算法,权值选择 $\omega_1=0.8$ 、 $\omega_2=0.075$ 、 $\omega_3=0.075$ 、 $\omega_4=0.05$,对比本文算法与

主成分分析法、小波变换特征提取算法的识别准确率和识别速度,验证本文算法的有效性。每一种算法选择不同的训练样本个数 N ,每种算法选择五组实验进行对比,实验的结果如表 2 所示。

从算法的识别准确率看,应用本文算法,训练样本数 $N=6$ 时识别准确率最高,可达到 97.50%,同时,各种算法中训练样本数目改变时所得到的平均

识别率相比较本文算法也是最高的。PCA + SVM 算法的平均识别率和 Wavelet + SVM 算法的平均识别率都要比本文算法的识别率低,这是因为只进行

PCA 特征提取或只进行小波变换后的人脸图像中仍然包含了大量的对识别不起作用的冗余信息,从而说明了本文算法的有效性。

表 2 不同算法的识别结果比较

Table 2 Comparison of the recognition results for different algorithms

算法	识别率/%					平均识别率/%	平均时间/s
	$N=2$	$N=3$	$N=4$	$N=5$	$N=6$		
PCA + SVM	79.69	85.71	86.67	90.00	96.25	87.67	29.61
Wavelet + SVM	79.06	81.79	86.25	88.00	96.88	86.40	158.31
本文算法	79.69	85.71	90.83	93.50	97.50	89.45	28.11

注: 平均时间是指五组实验每组 10 次的特征提取时间和样本识别时间总和的平均值

从算法的识别速度看, Wavelet + SVM 算法所用时间平均最长, 这是由于对预处理后的图像 1 层小波分解后的低频分量维数为 29×24 , 向量化后变成 696 维的矢量, 维数仍旧很高。PCA + SVM 算法和本文算法的平均识别时间相对较短, 由于只选取了最能表征原图的特征向量, 维数很小, 所以耗时很短。虽然本文算法只比 PCA + SVM 算法少用 1.50 s, 但识别率却有明显提高。

实验 3 比较本文算法与传统算法在不同训练样本数目下的识别准确率。

实验中的传统算法是指对人脸图像进行 1 层小波分解, 然后取低频分量并在低频分量上运用 PCA 提取特征, 应用支持向量机实现分类。将本文算法与传统算法在不同训练样本数目下的识别率进行对比, 其结果如图 5 所示。

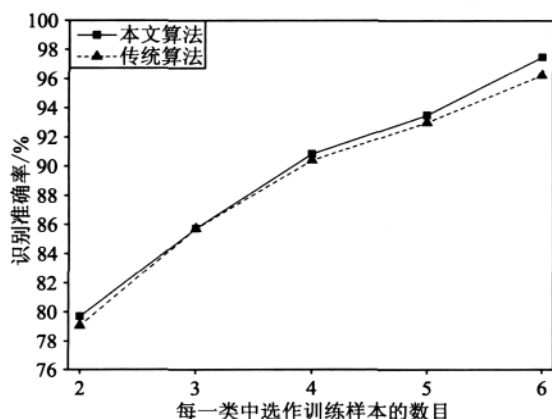


图 5 本文算法与传统算法识别率比较

Fig. 5 Comparison of the accuracy between the new and the traditional algorithm

从图 5 可以看出, 随着训练样本数目的增加, 两种算法的识别率都在上升并且本文算法比传统算法

的识别率高, 这是因为虽然经过小波变换后人脸图像的绝大多数的信息存在于低频分量中, 但是仍有部分对识别有利的细节信息包含在高频分量中。所以, 融合各分量的主要特征能提高人脸识别的准确率。

实验 4 比较本文算法与传统算法在不同的特征值累积贡献率 α 下的识别准确率。

实验中, 取训练的样本个数 $N=6$, 改变训练样本协方差矩阵特征值的累积贡献率 α , 研究特征值的累积贡献率对算法识别率的影响。本文算法与传统算法在不同特征值累积贡献率 α 时的识别准确率对比曲线如图 6 所示。

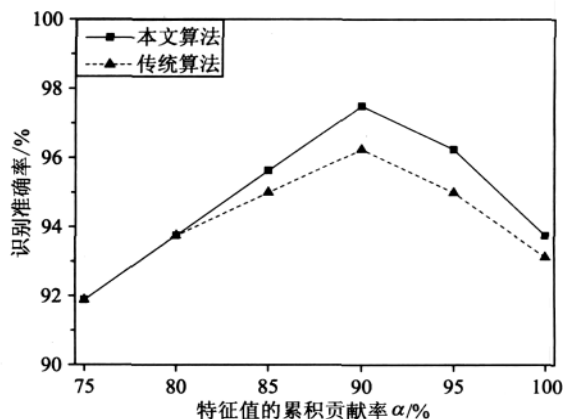


图 6 本文算法与传统算法在不同 α 下的识别率比较

Fig. 6 Comparison of the accuracy between the new and the traditional algorithm under different α

从图 6 中可以看出, 无论哪一种算法, 随着 α 的取值从 100% 减小到 90%, 分类的准确率逐渐上升; 当 $\alpha=90\%$ 时, 识别准确率达到最高; 当 α 的取值继续减小时, 识别准确率开始下降。出现这种现象的原因是: 当 α 的取值从 100% 减小到 90% 时, 图像中的冗余信息在经 PCA 变换时被去除的力度逐渐增

大; 当 $\alpha = 90\%$ 时, 图像中的冗余信息几乎全被去除, 所以能获得最高的识别准确率; 当 α 的取值继续减小, 再经 PCA 变换, 不仅去除了图像中的冗余信息, 同时去除了大部分的有用信息, 从而导致识别准确率的下降。所以在进行 PCA 特征提取时, 主成分的维数选择是关键。

另外, 从图 6 中可以明显地看出, 本文算法比传统算法的识别效果要好很多, 这是因为小波分解后虽然绝大部分的能量都集中于低频部分, 但高频分量中仍然包含了图像的边缘轮廓等对识别有利的信息, 所以融合各部分的特征更能充分利用有效特征, 从而进一步验证了本文算法的有效性。

4 结 论

基于小波变换和特征加权融合的人脸识别算法, 运用 1 层小波变换实现人脸图像的预处理并对各分量特征选择适当的权重加权融合, 然后用支持向量机进行分类识别。通过在 ORL 标准人脸库的实验验证表明, 该方法比传统的只用低频分量作为原图像的近似时识别率高, 同时验证了该方法的识别准确率比其他两种方法都高, 从而说明了本文提出的人脸识别算法具有很好的识别效果。

参考文献(References)

- [1] Stan Z L, Anil K J. Handbook of Face Recognition [M]. New York: Springer, 2004: 141-144.
- [2] Kirby M, Sirovich L. Application of the KL procedure for the characterization of human faces [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(1): 103-108.
- [3] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition [J]. Cognitive Neurosci, 1991, 3(1): 71-86.
- [4] Zhang X G. Pattern Recognition [M]. 3rd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2010: 163-172. [张学工. 模式识别[M]. 3 版. 北京: 清华大学出版社, 2010: 163-172.]
- [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] Yang J, Yuan H Z. Combining wavelet transform with image principal component analysis for face recognition [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(4): 1-3. [杨军, 袁红照. 结合小波变换和图像主元分析的人脸识别[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(4): 1-3.]
- [7] Rafael C G, Richard E W. Digital Image Processing [M]. 3rd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010: 483-484.
- [8] Sang K K, Youn J P, Kar A T. SVM-based feature extraction for Face recognition [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(8): 2871-2881.
- [9] Li W H, Liu L J, Gong W G. Multi-objective uniform design as a SVM model selection tool for face recognition [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(6): 6689-6695.
- [10] Ergun G, Niyazi K, Ahmet S, Osman N U. Evaluation of face recognition techniques using PCA, wavelets and SVM [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(9): 6404-6406.

[1] Stan Z L, Anil K J. Handbook of Face Recognition [M]. New