

基于 Gabor 小波变换的 ICA 人脸识别算法研究

吴延海, 梁文莉

(西安科技大学 通信与信息工程学院, 陕西 西安 710054)

摘 要: 为了提高较少训练样本下的人脸识别率, 提出了一种改进的人脸识别算法. 基于 Gabor 小波可以良好地表征人脸局部纹理特征这一优点, 利用幅值和相位信息相结合来描述图像, 通过 ICA 方法提取独立分量, 采用最近邻分类器对该特征进行分类, 在 ORL 人脸数据库上进行了大量实验. 结果表明该算法具有很高的识别率, 尤其是在训练样本数量较少的情况下, 识别率仍保持在 90% 以上.

关键词: 人脸识别; 算法研究; Gabor 小波; 独立成份分析

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)07-0141-04

Research on ICA Face Recognition Algorithm Based on Gabor Wavelet Transform

WU Yan-hai, LIANG Wen-li

(School of Communication and Information Engineering,
Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: In order to improve the face recognition rate under the fewer training samples, this paper proposes an improved face recognition algorithm. Based on Gabor wavelet can characterize local texture feature of face image, this algorithm describes image by combining amplitude and phase information. extracting independent components through ICA method, using nearest neighbor classifier to classify the features and conduct test on the ORL face database. Experimental results show that this algorithm has a high recognition rate, Especially in the number of training samples of less cases, recognition rate is above 90%.

Key words: face recognition; algorithm research; Gabor wavelet; independent component analysis

1 引言

人脸识别作为生物识别的一种, 受到愈来愈广泛的应用. 不同于其他生物识别(指纹识别、虹膜识别等), 人脸识别受采集环境、人类年龄增长和表情变化的影响较大. 二维 Gabor 小波能很好地描述哺乳动物初级视觉神经系统中视觉神经元的感受特性, 能够在时域和频域中兼顾对信号分辨力的要求^[1], 在图像分析、模式识别等领域中发挥着越来越重要的作用.

本文提出了一种结合二维 Gabor 小波变换与独立成分分析(ICA)的人脸识别算法. 将人脸图像

用 Gabor 小波的幅度和相位表示, 虽然与单纯的基于相位信息的人脸识别算法相比, 幅值具有较高的识别率, 但是不能完全忽略相位在人脸识别中的作用. 当某两个特征具有相同的幅值却有不同相位时, 完全依靠幅值不能区分两者, 此时相位的作用便显现出来, 因此本文考虑使用幅值与相位相结合的方法作为描述人脸的 Gabor 特征^[2]. 使用 ICA 方法提取独立成分, 并用最邻分类器进行分类, 在 ORL 人脸数据库上的实验结果表明, 该方法有效提高了训练样本较少情况下的人脸识别率, 更有利于实际应用.

收稿日期: 2012-09-18; **修回日期:** 2012-10-23

基金项目: 陕西省科技厅科技攻关计划项目(2011K09-36, 2012K06-16); 陕西省教育厅科学研究计划项目(12JK0528)

2 算法研究与实现

2.1 二维 Gabor 小波变换

二维 Gabor 小波变换是图像的多尺度表示和分析的有力工具,经常被用作小波基函数对图像进行各种分析.小波变换是用一组滤波器函数与给定信号的卷积来表示或逼近一个信号.二维 Gabor 滤波器^[3]的函数形式可以表示为下式:

$$\psi_j(\vec{x}) = \frac{\|\vec{k}_j\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|\vec{k}_j\|^2 \|\vec{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \left[\exp(i\vec{k}_j \cdot \vec{x}) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right]$$

$$\vec{k}_j = \begin{bmatrix} k_{jx} \\ k_{jy} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_v \cos \varphi_\mu \\ k_v \sin \varphi_\mu \end{bmatrix}$$

式中, $\vec{x}$ 为给定位置的图像坐标; $\vec{k}_j$ 为一个频率向量,它决定了 Gabor 核的尺度和方向. φ_μ 体现了滤波器的方向选择性, $\frac{\|\vec{k}_j\|^2}{\sigma^2}$ 用来补偿由频率决定的能量谱衰减, $\exp\left(-\frac{\|\vec{k}_j\|^2 \|\vec{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right)$ 用来约束平面波的高斯函数, $\exp(i\vec{k}_j \cdot \vec{x})$ 为振荡函数,实部为余弦函数,虚部为正弦函数; $\exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right)$ 用来消除图像的直流成份对变换的影响,使得二维 Gabor 小波变换不受图像灰度绝对数值的影响,并且对图像的光照变化不敏感.

为了便于描述图像的局部特征,通常采用 5 个中心频率和 8 个方向组成 40 个 Gabor 滤波器 k_j ,参数 k_v 和 φ_μ 的取值如下:

$$k_v = 2^{-\frac{\nu+2}{2}} \pi, \quad \varphi_\mu = \mu \frac{\pi}{8}$$

式中, $\nu = 0, \dots, 4$, $\mu = 0, \dots, 7$, $j = \mu + 8\nu$. 图 1 为 5 个中心频率和 8 个方向组成的 Gabor 滤波器组.

2.2 ICA 特征的提取

ICA 是一种基于高阶统计量的分析方法,具有较好的局部表征能力,而且在应用中以非高斯分布为前提,更符合自然数据的分布,适合作为人脸的特征提取方法^[4]. 独立成分分析起初的成功应用是在盲信号分离上,它在人脸识别上的应用第一次是由 Bartlett 等提出的,把人脸图像看作是由多个相互独立的基图像的线性叠加,并在 FERET 数据库的一个子集上进行了验证,实验结果表明了它要比主成分分析优越. 由于 ICA 运算量大、不易收敛,人们对

ICA 算法作了改进,并提出了快速 ICA 算法 (FastICA),该算法的优点是基于定点迭代,收敛快且计算量小.

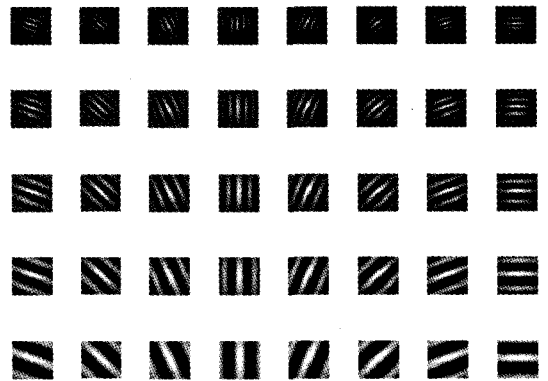


图 1 Gabor 滤波器组

从统计学的观点看,负熵在一定意义下是非高斯性的最优判决函数. FastICA 方法是基于负熵最大化算法,是目前效率较高、应用较广泛的一种 ICA 算法^[5]. FastICA 算法分为两步:

(1) 对图像进行球化处理. FastICA 要求观测信号之间是不相关的,这样需要对图像观测信号进行去均值和白化处理.

均值 $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$ 使用式(1)对图像进行零均值处理后得到 X'_i :

$$X'_i = X_i - \bar{X} \quad (1)$$

对观测信号进行主分量分析,得到特征值矩阵 E 和特征向量矩阵 D ,使用式(2)得到白化后的观测矩阵 X'' :

$$X'' = ED^{1/2}E^T X' \quad (2)$$

这样把白化后的矩阵作为新的观测矩阵.

(2) 求出分离矩阵 W ,使得到的源信号的估计阵 Y 有相互独立、不相关的分量. Y 的每一路行向量都是独立分量, FastICA 的算法过程如下:

首先,初始化权重值 $W(k)$,令 $k = 0$, $\|w(0)\| = 1$. 然后,根据式(3)计算出下一步权值:

$$w_{k+1} = E\{X''g(w_k^T X'')\} - E\{g'(w_k^T X'')\}w_k \quad (3)$$

对权值进行归一化处理,如(4)式所示:

$$w_{k+1} = w_{k+1} / \|w_{k+1}\| \quad (4)$$

最后如果 w 收敛的话,停止;否则,令 $k = k + 1$,继续用(3)式训练权值^[6].

2.3 算法实现

基于 Gabor 小波变换的 ICA 人脸识别算法流程

如下:

(1) 利用 5 个尺度、8 个方向共 40 个 Gabor 滤波器分别与训练图像 $I_{m,n}$ 卷积,计算卷积后的幅值和相位,对每个幅值结果串成 $m \times n$ 维列向量 a ,为减少数据量,对 a 以 64 为因子下采样后得到 $m \times n/64$ 维列向量 $\bar{a}$,把 40 个 Gabor 特征向量 $\bar{a}_1, \bar{a}_2, \dots, \bar{a}_{40}$ 组成 Gabor 幅值特征矩阵 M ;每个相位结果为 b ,40 个 Gabor 相位特征组成矩阵 P .对 l 幅训练图像分别提取幅值特征矩阵 M 组成训练数据集 $\{x_k\}$,相位特征矩阵 P 组成训练数据集 $\{y_k\}, k = 1, 2, \dots, l$.

(2) 同样地,求得测试图像的幅值特征矩阵 M_l 和相位特征矩阵 P_l .

(3) 对于训练数据集 $\{x_k\}$,用 ICA 方法计算得到分离矩阵 W .

(4) 将训练图像数据集 $\{x_k\}$ 向特征空间 W 投影,得到各自的投影向量 $Y_1, Y_2, \dots, Y_l$;将测试图像向特征空间投影,得到投影向量 Y .

(5) 用最近邻分类器分类,计算 Y 与 $Y_1, Y_2, \dots, Y_l$ 的欧氏距离,当最小欧氏距离为 $Y_1, Y_2, \dots, Y_l$ 中的两个及以上的时候,比较它们的相位,则测试图像就是欧氏距离最小同时相位最小时所对应的序列号的人脸图像.

按照相同的方法,同时也将 Gabor 小波变换与 PCA 方法和 LDA 方法进行了结合.

3 实验结果及分析

本实验采用 ORL 人脸数据库^[7],该数据库包含 40 个不同年龄、不同性别和不同种族的对象的 400 幅大小为 92×112 的灰度图像,每个人都被收集了 10 幅不同的图像.所有的图像都有着相似的暗背景,同一人的不同图像是在不同时间、不同光照、不同头部姿态(上倾、下倾、左偏和右偏)、不同人脸表情(睁/闭眼、笑/严肃)和不同人脸细节(有/无眼镜)下拍摄而得.本文在 MATLAB 7.0 上对人脸进行测试,测试训练样本数目对测试结果的影响,包括训练时间和识别率.分别选取 ORL 库中每个人的前 1~7 幅人脸作为训练样本,其余图像作为测试样本进行测试.表 1 反映了训练样本数量对于测试结果的影响.

综合比较 Gabor+PCA、Gabor+LDA、ICA 及 Gabor+ICA 算法,训练样本数量对测试结果的影响如图 2 所示.由图 2 分析知,本文算法在识别率上相对于其他的算法有大幅的提高,即使当每个人的

训练图像个数为 1 的时候,识别率仍然在 90% 以上.根据二维 Gabor 小波的理论,将 1 幅人脸训练图像经过 Gabor 变换后的每个输出图像都看成是一个独立的训练样本,则相应的数据量增加了 40 倍,相当于将 1 幅图像变成了 40 幅图像,同时是 5 个不同尺度、8 个不同方向的图像,当用 ICA 进行训练样本特征提取的时候,无形中增加了训练样本的数量,使得算法在训练样本较少的情况下仍然具有较高的识别率.将 Gabor 小波变换分别与 PCA 算法和 LDA 算法相结合,其识别率都比单纯的 PCA 和 LDA 算法的识别率要高,并且当每个人的训练图像个数为 1 的时候,识别率都在 80% 以上.同时,由于数据量的增大,也使得使用了 Gabor 小波变换的算法进行人脸识别时训练的时间大大增加,训练一幅图像所需的时间为 17 秒左右,但是算法所需的识别时间较少,能够满足多种应用系统的实时性要求.

表 1 训练样本数量对于测试结果的影响

训练样本 /每人	识别率	训练 时间(s)	识别 时间(s)
7	0.9802	119.244	0.496
6	0.9783	102.281	0.431
5	0.9744	85.156	0.384
4	0.9250	67.859	0.306
3	0.9150	52.031	0.258
2	0.9050	34.187	0.203
1	0.9000	17.531	0.172

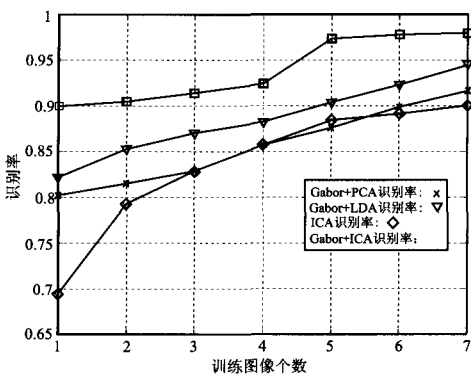


图 2 训练样本数量对测试结果的影响

4 结束语

本文提出了一种融合 Gabor 小波变换和独立成分分析的人脸识别算法,由于 Gabor 小波变换在空域和频域上具有良好的特性,且对光照和表情的变化不敏感,有效地解决了光照、姿势、表情变化对

人脸识别的影响^[8],将其用于人脸识别能显著提高系统的识别率和鲁棒性,有效解决了训练样本较少的问题,当每人的训练样本数为 1 时,仍能达到 90% 的识别率和 172ms 的识别时间,满足多数实际应用需求,具有一定的实用价值。

参考文献:

- [1] 苏剑波,徐波.应用模式识别技术导论:人脸识别与语音识别[M].上海:上海交通大学出版社,2001.
- [2] 王衍,胡金演,杨慧,等.基于 Gabor 小波变换复频域相应的人脸识别研究[J].视频应用与工程,2010,34(07):104-10.
- [3] 俞燕.基于特征的 Gabor 小波人脸识别算法改进[D].镇江:江苏大学,2010.
- [4] 胡月.基于主成分分析和独立成分分析的人脸识别研究[D].长春:吉林大学,2010.
- [5] Lades M, Vorbruggen J C, Buhmann J. Face recognition by independent component analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks,2002,13(6): 1450-1464.
- [6] Phillips J P, Moon H, Rizvi A S, et al. The FERET evaluation methodology for face recognition algorithms [J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence,2000, 22 (10):1090-1104.
- [7] Qin Zhao, Jun Gao. Image Matching based on Hybrid Genetic Algorithm[C]// Proceedings of The National Conference On Neural Network, He Fei, IEEE, 2005, 174-178.
- [8] 田晓亮.基于 Gabor 小波变换和子空间的人脸识别技术研究[D].太原:太原理工大学,2010.

作者简介:

吴延海 男,(1957—),教授.研究方向为信号与信息处理.
梁文莉 女,(1987—),硕士研究生.研究方向为数字图像处理.

(上接第 140 页)

- [5] Altera Corporation. IP compiler for PCI express user guide 11.0[S]. 2011.
- [6] PCISIG. PCI express base specification revision 3.0 [S]. 2010.
- [7] Pavi. Budruk, Don. Anderson, Tom. Shanley. PCI express system architecture[M]. 2003.
- [8] 田玉敏,王岗,张波,译. PCI Express 系统体系结构 [M]. 北京:电子工业出版社,2005.
- [9] 刘晖,冀然然,夏意军,译. PCI 系统结构[M]. 北京:电子工业出版社 2000.

作者简介:

唐雷雷 男,(1986—),硕士研究生.研究方向为计算机控制技术.
贺占庄 男,(1962—),研究员,博士生导师.研究方向为计算机控制技术.