

文章编号:1001-9081(2008)05-1255-02

基于曲波与主分量分析的人脸识别

张九龙¹, 张志禹², 屈小娥¹, 赵 阳², 石争浩¹

(1. 西安理工大学 计算机科学与工程学院, 西安 710048; 2. 西安理工大学 自动化与信息工程学院, 西安 710048)
(chinajulong@xaut.edu.cn)

摘要:为克服小波变换仅能有效表达图像中点奇异性弱点,采用曲波变换进行人脸图像特征提取,结合主分量分析(PCA)进行降维用于人脸识别。曲波变换直接以曲线为表达基元,其变换系数能有效表示沿曲线的奇异性,而且是各向异性的,所以能更好地表达面部特征。进一步使用主分量分析将特征投影到更具表达力的空间中,从而达到更高的识别率。实验结果表明曲波的性能优于小波,尤其是曲波小尺度系数的识别率明显高于小波高频系数。

关键词:曲波变换; 主分量分析; 人脸识别; 各向异性

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:**A

Face recognition based on curvelet and PCA

ZHANG Jiu-long¹, ZHANG Zhi-yu², QU Xiao-e¹, ZHAO Yang², SHI Zheng-hao¹

(1. School of Computer Science and Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an Shaanxi 710048, China;
2. School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an Shaanxi 710048, China)

Abstract: Considering the disadvantage of wavelet in image representation—it is only optimal in representing point singularities, we used curvelet transform to extract facial features. Combined with principal components analysis (PCA), this curvelet transform based method was presented for face recognition. The facial features being mostly curves, curvelet transform directly took edges for representation, resulting in a more powerful feature extraction. PCA was then used to map the feature into more meaningful subspace, hence we got higher recognition rate. The experiments demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words: curvelet transform; Principal Components Analysis (PCA); face recognition; anisotropy

0 引言

人脸识别的一大类解决方法是基于外观的方法,整体利用图像中的空间域和/或频率域信息。小波变换的时频局域特性使它成为特征提取的工具,而且小波变换能将光照、表情变化等区分为不同的频段^[1],从而提取鲁棒的特征进行识别。结合小波变换和子空间方法,如主分量分析(Principal Components Analysis, PCA)、线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)进行识别的策略^[1-6]是目前流行的一种方案。文献[1]结合不同小波频段和PCA、LDA、独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)等方法进行研究,找到了对表情和光照不太敏感的一级小波系数。文献[2]对小波和LDA方法进行了改进,得到了较高的识别率。文献[3]提出了基于Gabor小波和一般判别分析(General Discriminant Analysis, GDA)的方法,得出在Gabor变换后,GDA比PCA等其他子空间变换方法有更好的效果。

由于小波变换仅能有效地表达图像中的点奇异性,而在人脸图像中,更多的是面部轮廓及五官的曲线信息,曲线奇异性影响了很多的小波系数,导致其不能成为曲线的稀疏表达。而curvelet变换^[7-10]正是为表达图像曲线奇异性特征而产生的,可以更好地表示图像的曲线信息,形成一个稀疏表达。所以使用曲波变换提取人脸特征是一个更有效的途径,且不会丢失人脸曲线的主要信息。

1 curvelet 变换及 PCA 方法

1.1 curvelet 变换

如果采用逼近误差衡量稀疏表示的效果,那么curvelet

变换从理论上要比传统的Fourier方法、wavelet方法的逼近误差达到更好的误差衰减级,可以更好地解决沿C²边缘不连续图像的最优稀疏的表示问题。曲波变换直接以边缘为基本表示元素,具有很强的方向性,非常有利于图像边缘的高效表示,它是一种多分辨、带通、具有方向性的函数分析方法,符合生理学研究所指出的“最优”的图像表示方法应该具有的三种特征。

对于函数f曲波变换可以表示为:

$$c(j, l, k) := \langle f, \varphi_{j,l,k} \rangle \quad (1)$$

其中, $\varphi_{j,l,k}$ 表示曲波, j, l, k 是分别用来表示尺度、方向、位置的参量。以笛卡尔坐标系下的 $f[t_1, t_2]$, $0 \leq t_1, t_2 < n$ 为输入,曲波变换的离散形式可表示为:

$$c^D(j, l, k) := \sum_{0 \leq t_1, t_2 < n} f[t_1, t_2] \overline{\varphi_{j,l,k}^D[t_1, t_2]} \quad (2)$$

下面给出曲波在频域中的一种实现方法:

1) 对于给定的一个笛卡尔坐标下的二维函数 $f[t_1, t_2]$, $0 \leq t_1, t_2 < \omega$ 进行二维快速傅立叶变换(2 Dimensional Fast Fourier Transform, 2D FFT),得到二维频域表示: $\hat{f}[n_1, n_2]$, $-n/2 \leq n_1, n_2 \leq n/2$;

2) 在频域,对于每一对 (j, l) (即尺度, 角度), 重采样 $\hat{f}[n_1, n_2]$, 得到采样值 $\hat{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_l]$, $(n_1, n_2) \in P_j$, 其中 $P_j = \{(n_1, n_2) : n_{1,0} \leq n_1 < n_{1,0} + L_{1,j}, n_{2,0} \leq n_2 < n_{2,0} + L_{2,j}\}$, 且 $L_{1,j}$ 是关于 2^j , $L_{2,j}$ 是关于 $2^{j/2}$ 的参量, 分别表示窗函数 $\tilde{U}_j[n_1, n_2]$ 的支撑区间的长宽分量;

3) 将内插后的 \hat{f} 与窗函数 \tilde{U}_j 相乘便可得到:

收稿日期:2007-11-14;修回日期:2008-01-23。

作者简介:张九龙(1974-),男,陕西西安人,讲师,博士,主要研究方向:图像模式识别、智能信息处理; 张志禹(1966-),男,山西朔州人,教授,博士,主要研究方向:信号与信息处理; 屈小娥(1974-),女,陕西乾县人,硕士,主要研究方向:中文信息处理。

$$\tilde{f}_{j,l}[n_1, n_2] = \hat{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_l] \tilde{U}_j[n_1, n_2] \quad (3)$$

4) 对 $\tilde{f}_{j,l}$ 进行 2D FFT 逆变换, 由此得到离散的曲波系数集合 $c^D(j, l, k)$ 。

其中窗函数 \tilde{U} 表示曲波 φ 在频域中的形式, 它是由径向窗函数 W 和角度窗函数 V 组成实现的 $\tilde{U} = WV$, 其中径向窗函数采用带通函数实现图像矩形尺度的分割, 而角度窗函数通过旋转和平移实现不同尺度层上的方向划分。受这两个窗函数的支撑区间的限制, U_j 的支撑区间是楔形的区域, 楔形区域满足宽度是长度平方的关系, 符合各向异性尺度的特性。

1.2 PCA

对于一幅 $n \times m$ 的图像, 将其列排列起来形成一个列向量。假设人脸训练集中有 p 幅图像, 则这 p 个列向量罗列起来形成一个 $(m \times n) \times p$ 维的矩阵 X 。

以 x 表示一幅图像的列向量, 记 $X = [X_1, X_2, \dots, X_p]$; 则训练样本集的总体散布矩阵为:

$$S_t = \sum_{i=1}^p (X_i - \bar{X})(X_i - \bar{X})^T \quad (4)$$

由于 S_t 为对称阵, 可进行如下分解:

$$S_t = R \Lambda R^T \quad (5)$$

对每一幅图像 x_i 进行变换(即在特征空间中进行投影) $Y_i = R^T X_i$, 则 Y 的协方差矩阵为: $YY^T = R^T X_i X_i^T R = \Lambda$ 。故经过 PCA 变换去除了数据间的相关性, 减小了冗余, 达到了降维的目的。

选取大的特征值, 使总能量大于一定阈值。将特征值按从

大到小排序, 如下:

$\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_k > \dots > \lambda_n$, 选取前 k 个特征值对应的特征向量, 这叫作主成分或主分量。记主成分矩阵为 U^m , 则样本在该特征空间上的投影为:

$$W = U^m X \quad (6)$$

由前 m 个主轴决定的字空间能最大限度表达原始数据的变化, 因为它在最小均方误差意义上是数据的最优表达。

这样, 对于要测试的人脸, 将其在该子空间上投影, 得到其坐标, 与样本空间上各个人脸的坐标相比较, 距离最近的即为该人脸的识别结果。注意在对 S_t 进行分解时, 由于其维数很大, 需要借助奇异值分解定理。

2 实验及分析

实验先使用 curvelet 变换得到人脸图像的 coarse、detail、fine 层的系数, 由于系数维数很高, 进一步使用 PCA 进行降维, 得到更具表达力的特征。为了和小波提取特征作对照, 对小波变换进行了同样的过程。

曲波变换得到的系数构成如表 1 所示。

表 1 128×128 图像经过 curvelet 变换后的系数矩阵形式

系数层次	系数矩阵形式
Coarse 层	32×32 矩阵
Detail 1 层	由 16×12 或 12×16 大小矩阵构成的 1×32 cell
Detail 2 层	由 22×32 或 32×22 大小矩阵构成的 1×32 cell
Fine 层	128×128 矩阵

表 2 curvelet + PCA 与 wavelet + PCA 的性能对照

人脸集	curvelet 变换后各层识别率/%				wavelet 变换后各层识别率/%		
	Curv_coarse	Curv_detail 1	Curv_detail 2	Curv_fine	Wav_coarse	Wav_detail 2	Wav_detail 3
Set 1	85.56	82.22	78.89	88.89	86.67	32.22	51.11
Set 2	89.33	84.00	82.67	86.67	85.33	33.33	53.33
Set 3	90.67	85.33	74.67	86.67	86.67	25.33	53.33
Set 4	86.67	93.33	77.78	86.67	82.22	28.89	53.33
Set 5	95.56	84.44	77.78	91.11	97.78	20.00	48.89
Set 6	81.33	86.67	82.67	86.67	85.33	37.33	58.67
Set 7	78.67	88.00	77.33	81.33	84.00	30.67	60.00

曲波变换后的 coarse 层系数是人脸的概貌信息, 部分人脸概貌如图 1 所示。



图 1 部分人脸 curvelet 变换后的低频系数

从表 2 可以看出, curvelet 变换的 fine 层系数获得了最高的识别率, 下来是小波的 coarse 层。另外, curvelet 变换的 detail 层也获得了相当高的识别率, 明显高于小波的高频系数。这就从实验上说明 curvelet 变换的小尺度系数是对曲线的最优稀疏表达, 而小波仅对点奇异性有效。针对人脸这样的图像, 使用 curvelet 变换是更优的特征提取方法。

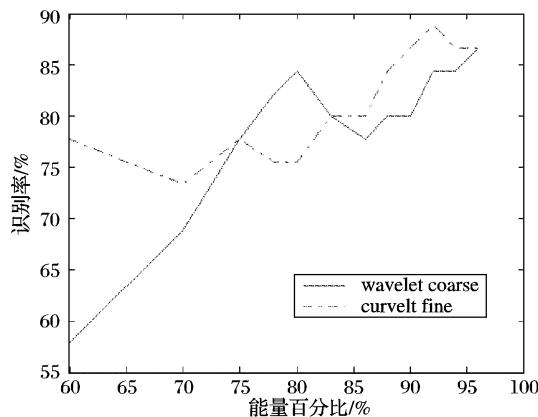


图 2 curvelet 及小波系数随 PCA 能量变化曲线

为了进一步验证 curvelet 系数在 PCA 选取不能能量时的性能, 又做了随 PCA 能量变化的实验, 结果如图 2 所示。其中虚线为 curvelet 的 fine 层系数随 PCA 能量变化的曲线, 实线为小波的 coarse 层系数随 PCA 能量变化的曲线, 可以看出曲波的性能优于小波。

(下转第 1260 页)

差率和因为分类器识别错误所造成的误差率。

表 1 实验结果

各类靶	图像张数	总共错误张数	图像分割错误张数	分类器识别错误张数
头靶	16	0	0	0
射孔靶	20	1	1	0
跑步靶	16	0	0	0
胸环靶	16	0	0	0
300 m 半身靶	16	0	0	0
80 m 半身靶	16	0	0	0
30 m 半身靶	22	1	1	0
合计	122	2	2	0

由表 1 数据可以计算出,整体的识别正确率 = $(122 - 2) / 122 = 98.36\%$,这一结果基本达到实用的要求。另外误差主要是由于图像分割算法引起的,在射孔靶和 30 m 半身靶各有一张图像出现误差(见图 5)。经过分析,射孔靶出现误差的那张图像,在采集的时候光照条件太差,因此靶子区域 S 通道的图像信息太弱,导致分割算法失败;而 30 m 半身靶出现误差的那张图像,是由于靶子离摄像头太近,因此靶子区域有 80% 以上的部分都不在图像中,因此导致分割算法失败。

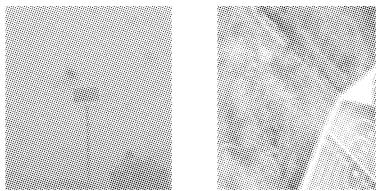


图 5 出现误差的靶子图像

从上面进行的误差分析中可以得出以下结论:分割算法对采集到的图像质量比较敏感,在过差的条件下(光照、天气、特征区不全)可能会失败;基于 AdaBoost 学习算法的分类

(上接第 1256 页)

3 结语

针对小波变换只有有效提取点奇异性缺陷,本文将 curvelet 变换引入人脸识别中。它可以有效表达图像沿曲线的奇异性,实验结果证明曲波作为特征提取工具的性能优于小波变换,尤其其小尺度系数具有明显高于小波高频系数的识别率。

参考文献:

[1] EKENEL H K, SANKUR B. Multiresolution face recognition[J]. *Image and vision computing*, 2005, 23(5): 469 – 477.

[2] DAI D Q, YUEN P C. Wavelet based discriminant analysis for face recognition[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2006, 175(1): 307 – 318.

[3] SHEN L L, BAI L, FAIRHURST M. Gabor wavelets and general discriminant analysis for face identification and verification[J]. *Image and Vision Computing*, 2007, 25(5): 553 – 563.

[4] AMIRA A, FARRELL P. An automatic face recognition system based on wavelet transforms[C]// Proceedings of the 2005 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS 2005). Washington, DC: IEEE Computer Society, 2005: 6252 – 6255.

[5] FENG G C, YUEN P C, DAI D Q. Human face recognition using PCA on wavelet subband[J]. *SPIE Journal of Electronic Imaging*, 2000, 9(2): 226 – 233.

器非常鲁棒,在 122 张图像上的实验中,没有因为分类器的原因而出现识别错误。

4 结语

本文提出了一种新的靶子图像识别算法,专门针对野外实弹射击采集的、具有复杂背景的图像,可以应用于特种部队的野外射击训练中。目前该算法已经在大量数据上进行了测试,并进行了初步应用。鉴于这个应用领域比较新,本文的工作只是作了初步的探索,尚有许多改善提高的空间,希望能够对后续的工作有所启发。

参考文献:

- [1] 胡敦辉. 基于实弹射击的自动报靶系统设计与研制[D]. 上海: 上海交通大学, 2003.
- [2] 崔春雷. 军用自动报靶系统中图像识别技术的研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2004.
- [3] 陈冬娥. 图像处理方法在自动报靶系统中的实现[J]. 微电脑应用, 2000, 16(8): 56 – 57.
- [4] GONZALEZ R C, WOODS R E. *Digital image processing*[M]. 2nd ed. New York: Prentice Hall, 2002.
- [5] COMANICIU D, MEER P. Robust analysis of feature spaces: color image segmentation[C]// Proceedings of the 1997 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'97). Washington, DC: IEEE Computer Society, 1997: 750 – 755.
- [6] VALIANT L G. A theory of the learnable[J]. *Communications of the ACM*, 1984, 27(11): 1134 – 1142.
- [7] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting[C]// Proceedings of the Second European Conference on Computational Learning Theory, LNCS 904. London: Springer-Verlag, 1995: 23 – 37.
- [8] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1962, 8(2): 179 – 187.
- [9] VIOLA P, JONES M J. Robust real-time face detection[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 57(2): 137 – 154.

[6] SAFARI M, HARANDI MT, ARAABI B N. A SVM-based method for face recognition using a wavelet PCA representation of faces [C]. Proceeding of the 2004 International Conference on Image Processing (ICIP 2004). Washington, DC: IEEE Computer Society, 2004: 853 – 856.

[7] SAMIR C, SRIVASTAVA A, DAOUDI M. Three-dimensional face recognition using shapes of facial curves[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(11): 1858 – 1863.

[8] DONOHO D L, DUNCAN M R. Digital curvelet transform: Strategy, implementation and experiments [C]// Proceedings of SPIE. Bellingham WA, USA: SPIE Press, 2000: 12 – 29.

[9] CANDÈS E J, DONOHO D L. Curvelets – a surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges [EB/OL]. [2007 – 10 – 30]. <http://www.acm.caltech.edu/~emmanuel/papers/Curvelet-SMStyle.pdf>.

[10] CANDÈS E J, DONOHO D L. New tight frames of curvelets and optimal representations of objects with C^2 singularities[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2004, 57(2): 219 – 266.

[11] CANDÈS E J. Monoscale ridgelets for the representation of images with edges[R]. Stanford, CA: Standford University, 1999.

[12] CANDÈS E J, DEMANET L, DONOHO D L, et al. Fast discrete curvelet transforms [EB/OL]. [2007 – 10 – 30]. <http://www.curvelet.org/papers/FDCT.pdf>.