

# 基于 Haar 小波变换和分块 DCT 的人脸识别

徐志平, 张海朝

(河南科技大学, 河南 洛阳 471003)

**摘要:** 提出一种新的基于二维离散小波分解和分块离散余弦变换的降维方法。该方法与模式识别领域中用于特征提取和降维的 PCA-LDA 方法进行了比较。结果表明, 此方法与 PCA-LDA 方法在识别率上大体相当, 但它比其更具有计算量小、降维速度快的优点。因此, 该方法对于人脸识别是一种有效降维手段。

**关键词:** 人脸识别; 小波变换; Haar 小波; 离散余弦变换; 分块 DCT

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

## Face recognition based on Haar wavelet transform and block DCT

XU Zhi Ping, ZHANG Hai Chao

(Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China)

**Abstract:** A new dimension reduction method was proposed based on two dimension discrete wavelet decomposition and block discrete cosine transform. The new method was compared with the famous PCA-LDA method which was widely used for feature extraction and dimension reduction in pattern recognition. The experimental results show that the new method could get approximately equal retrieval accuracy to PCA-LDA method, but it performed better in calculation complexity and speed than the latter. So the proposed method is an effective dimension reduction means for face recognition.

**Key words:** face recognition; wavelet transform; Haar wavelet; discrete cosine transform; block DCT

人脸是一种复杂、多变、高维的模式。尽管人们识别熟悉的人脸是容易的, 但对机器而言, 如何准确地识别出人脸仍是一件困难的事情。然而, 由于人脸识别在身份验证、安全系统等方面具有广泛的用途, 因此吸引了众多的研究者, 使其成为计算机视觉和模式识别中一个重要的研究领域<sup>[1]</sup>。

一个典型的人脸识别系统由信息获取、预处理、特征提取与选择、分类器设计和分类决策 5 部分组成<sup>[2]</sup>。特征提取与选择是指为了有效地实现分类识别, 对原始数据进行选择或变换, 从而得到最能反映分类本质的特征的过程。它是人脸识别系统中的关键步骤, 其结果将直接影响到最终分类的正确率和识别速度。

小波是在应用数学的基础上发展起来的一门新兴学科, 近年来得到了飞速的发展且已经广泛应用于信号分析、图像处理、量子力学、计算机分类与识别等众多领域。离散余弦变换(DCT)是 Ahmed 等<sup>[3]</sup>人在 1974 年提出的正交变换方法, 它具有可将图像的重要可视信息都集

中在变换的一小部分系数中的特点, 因此, DCT 已成为一种常用的图像压缩方法。

本文把 Haar 小波分解和分块离散余弦变换相结合, 先对人脸图像进行二层的二维离散小波分解, 然后再对小波分解后得到的低频信息实行分块离散余弦变换, 最后提取分块 DCT 矩阵中的若干元素组成特征向量。

### 1 小波变换和 Haar 小波

#### 1.1 小波变换

小波变换是 20 世纪 80 年代中期发展起来的一种时频分析方法, 逐渐在数学上形成了一个新的分支, 是继傅里叶分析之后的又一个重大突破, 被广泛用于信号处理、图像压缩、模式识别、量子物理以及众多非线性领域。小波变换在时域和频域都具有良好的局部化特性, 是一种时频局部化或称为时频定位的工具, 被誉为“数学显微镜”。

小波变换的含义: 把称为基本小波的函数  $\varphi(t)$  做位

移  $\tau$  后,再在不同尺度  $a$  下与待分析信号  $x(t)$  做内积:

$$WT_x(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \varphi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt \quad (1)$$

等效的频域表示为:

$$WT_x(a, \tau) = \frac{\sqrt{a}}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} X(\omega) \varphi(a\omega) e^{j\omega\tau} d\omega \quad (2)$$

式中,  $X(\omega)$ 、 $\varphi(\omega)$  分别是  $x(t)$ 、 $\varphi(t)$  的傅里叶变换,  $a$ 、 $\tau$  分别为伸缩因子和平移因子。

根据信号  $x(t)$  的连续性,小波变换可以分为连续小波变换 CWT (Continuous Wavelet Transform) 和离散小波变换 DWT (Discrete Wavelet Transform)。对于离散小波变换,其尺度  $a$  和平移参数  $\tau$  也必须是离散的。

离散小波变换可以用来分析(或分解)信号,这个过程称为小波分解 (wavelet decomposition) 或者称为分析 (analysis)。把分解的系数还原成原始信号的过程称为小波重构 (wavelet reconstruction) 或者称为合成 (synthesis), 数学上则称为逆离散小波变换 IDWT (Inverse Discrete Wavelet Transform)。

小波变换由一维推广到二维,根据构造的方式可分为 2 种类型:多尺度分析方式 (multi-resolution analysis) 和张量积 (tensor product) 方式。

## 1.2 Haar 小波

Haar 小波是小波分析发展过程中用得最早的小波,也是最简单的小波。Haar 小波函数是一个差分函数,可以用解析的方法表示成如下形式:

$$\varphi(x) = \begin{cases} 1, & \text{当 } 0 \leq x < \frac{1}{2} \\ -1, & \text{当 } \frac{1}{2} \leq x < 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

在各个学科应用领域中若要采用小波变换,就有一个变换基的选择问题。Haar 小波在时域上是不连续的,但其用于图像分解与重构时具有速度快、重构图像压缩比高、对图像容易进行各种分析处理等优点<sup>[5]</sup>,因此,在对人脸图像进行二维离散小波分解时选用 Haar 小波作为基函数。

原始图像经过小波分解后,可得到一系列不同分辨率的子图像,不同分辨率的子图像对应的频率是不同的。高分辨率(即高频)图像上的大部分点的数值都接近于 0,越是高频这种现象越明显。对一个图像来说,表现图像最主要是低频部分,因此,为了压缩图像实现降维的目的,可以去掉图像的高频部分而只保留图像的低频部分。如图 1 所示,图 1(a)为原始图像,图 1(b)为原始图像经过二维小波分解后的低频信息和高频信息,图 1(c)为利用 1 层小波分解的低频系数重构得到的图像,图 1(d)为利用 2 层小波分解的低频系数重构得到的图像。

## 2 分块离散余弦变换

离散余弦变换 DCT (Discrete Cosine Transform) 是数

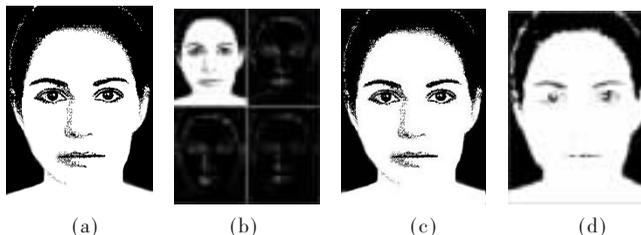


图 1 小波分解图像示例

字图像处理领域常用的一种正交变换方法,具有压缩比高、误码率小、信息集中能力和计算复杂性综合效果较好等优点,因而在图像处理尤其是图像压缩领域得到了广泛的应用。设  $f(x, y)$  为空域中 1 幅分辨率为  $M \times N$  人脸图像矩阵<sup>[7]</sup>,则其对应的二维离散余弦变换和反余弦变换的公式分别为式(4)和式(5):

$$F(u, v) = c(u)c(v) \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \times \cos \frac{\pi(2x+1)u}{2M} \cos \frac{\pi(2y+1)v}{2N} \quad (4)$$

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} c(u)c(v) F(u, v) \times \cos \frac{\pi(2x+1)u}{2M} \cos \frac{\pi(2y+1)v}{2N} \quad (5)$$

其中:

$$c(u) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{M}}, & u=0 \\ \sqrt{\frac{2}{M}}, & u=0, 1, \dots, M-1 \end{cases} \quad (6)$$

$$c(v) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}}, & v=0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & v=0, 1, \dots, N-1 \end{cases} \quad (7)$$

离散余弦变换是一种正交变换,它在一定程度上减小了随机向量的相关性,信号经过离散余弦变换后,能量会集中在少数变换系数上,因此可以忽略对信号贡献较小的系数,而只保留对信号贡献较大的系数。如图 2 所示:图 2(a)为原始图像;图 2(b)为原始图像经二维 DCT 变换后的结果,可以看出图像的能量很大部分在变换矩阵的左上角;图 2(c)为利用部分的 DCT 系数进行离散余弦逆变换进行重构图像的结果;图 2(d)为利用分块 DCT 变换的结果重构得到的图像。为了更好地提取图像的局部特征,本实验中采用了分块离散余弦变换,把经 2 层小波分解后人脸图像的低频子图像分割成若干子块,每个子块的大小为  $8 \times 8$ ,然后再对每个子块实行离散余弦变换,最后按照 Zigzag 法提取每个子块对应的 DCT 系数矩阵的部分元素组成特征向量,如图 3 所示。

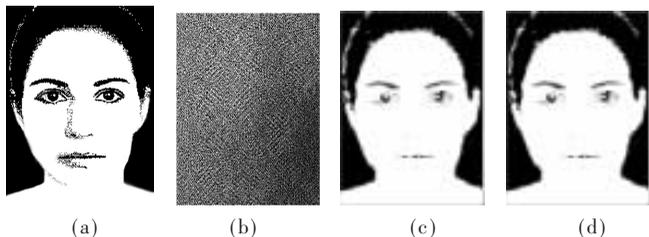


图2 二维 DCT 压缩图像示例

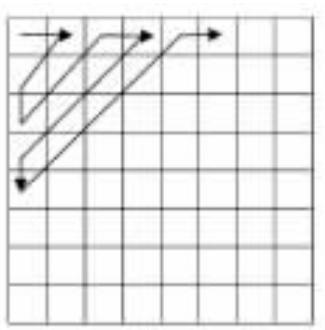


图3 Zigzag DCT 系数提取法

### 3 实验过程和结果

#### 3.1 实验对象

实验在 YALE 人脸数据库上进行。YALE 人脸库中包含了 79 个人的 869 幅灰度人脸图像,每个人由 11 张照片构成,这些照片在不同的表情和光照条件等条件下拍摄。实验中,图像被预处理成  $64 \times 128$  的形式。图 4 显示了该人脸库中的部分人脸图像。



图4 人脸部分图像示例

#### 3.2 实验过程

本文中的人脸识别系统由图像预处理、特征提取、分类决策 3 个部分组成,如图 5 所示。具体的试验步骤如下:

(1)首先对人脸图像进行预处理,包括直方图均衡和尺寸归一化。直方图均衡的目的是降低光照条件对图像的影响,提高对比度;尺寸归一化的目的是把图像缩放到同样大小以方便特征的提取,库中人脸图像的宽度范围是  $39 \sim 87$  像素,高度范围是  $84 \sim 153$  像素,宽度和高度比大约是  $1:2$ 。同时考虑到后面要对图像进行分块离散余弦变换,变换前的图像大小最好为 8 的倍数,因此本文把人脸图像大小统一调整到  $64 \times 128$ 。

(2)在本实验中,把人脸库分为 11 组图像,分别选定第 2、4、6、8、10 组图像作为测试集,每选定 1 组图像作

为测试集之后,人脸库中除该组图像之外的所有样本均作为训练集。

(3)对于训练集和测试集中的每个样本,利用 Haar 小波作为基函数,对预处理后的图像进行 2 层的二维离散小波分解,并且只保留图像的低频分量部分,这样图像的大小压缩为  $16 \times 32$ (宽 $\times$ 高)。

(4)对步骤(3)所得到的图像的低频分量实行分块离散余弦变换,然后提取分块 DCT 矩阵中的 20 个元素组成特征向量。

(5)把每个样本的特征向量作为 1 个列向量,按照样本在库中所属类别的标号(1~79)排列,可以得到训练样本矩阵  $X_{train}$  和测试样本矩阵  $X_{test}$ ,最后利用最近邻分类器判定  $X_{test}$  中每个样本的所属类别,进而计算出识别率。



图5 人脸识别系统构成

#### 3.3 实验结果

本实验在 AMD 64 位双核处理器(主频为 2.10 GHz)上运行,内存 1 GB,软件环境为 Matlab 6.5。Turk 等人提出的基于 K2L 变换(PGA)的特征脸(eigenfaces)被证明是一种有效的对样本图像进行特征提取的手段;在此基础上,Belhumeur<sup>[9]</sup>等人又提出了识别率更高的 Fisherfaces (即 PCA+LDA),Fisherfaces 在模式识别领域得到了广泛的应用。把本文提出的“Haar 小波+分块 DCT”的方法与 Fisherfaces 在识别率和识别时间 2 个方面做了比较,其结果如表 1 所示。

表1 PCA+LDA 与 Haar+分块 DCT 性能比较

训练样本集 (组编号)	测试样本集 (组编号)	识别率/%		识别时间/s	
		PCA+LDA	Haar+BDCT	PCA+LDA	Haar+BDCT
1,3-11	2	97.45	100.00	285.90	71.35
1-3,5-11	4	100.00	100.00	283.56	71.80
1-5,7-11	6	97.45	98.23	286.96	70.95
1-7,9-11	8	96.45	96.45	290.65	70.98
1-9,11	10	97.47	97.56	291.41	70.96

从实验结果可以看出,在识别率方面 2 种方法的性能大体相同,但是在识别时间方面,本文提出的方法要明显优于 Fisherfaces 方法。原因在于 K2L 变换中投影矩阵的计算依赖于所有训练样本拉伸成的向量的协方差矩阵,并且还要计算该协方差矩阵的特征向量和特征值,计算量非常大;并且随着训练样本数量的增加,计算会变得越来越困难、越来越耗时。而每次小波分解和

DCT 变换都只与单个的输入图像有关、与其他图像无关,所以训练耗时少。

人脸识别是目前比较活跃的研究领域之一,本文提出的把小波变换与分块离散余弦变换相结合的降维算法,计算量小、耗时较少并且有较高的识别率,被证明是一种有效的特征提取手段,特别适用于样本数量庞大、对识别速度要求高的场合。

#### 参考文献

- [1] ZHAO W, CHELLAPPA R, ROSENFEL A, et al. Face recognition: a literature survey [R]. Technical Report CAR-TR-948, UMD CS-TR-4167R, 2007.
- [2] 钟珞,潘昊,封筠,等.模式识别[M].武汉:武汉大学出版社,2006.
- [3] AHMED N, NATARAJAN T, RAO K R. Discrete cosine transform[J]. IEEE Transactions on Computer, 1974, C-23:90-93.
- [4] DAUBECHIES I.小波十讲[M].李建平,译.北京:国防工业出版社出版,2004.
- [5] 米晨,汤秀芬,魏凤兰.基于 Haar 小波分解的图像分解与重构[J].实验室研究与探索,2003(2):78-81.
- [6] 董长虹. Matlab 图像处理与应用[M].北京:国防工业出版社,2006.
- [7] CASTLEMAN K R. 数字图像处理[M].朱志刚,林学间,石定机,等译.北京:电子工业出版社,2008.
- [8] TURK M A, PENTLNAD A P. Face recognition using eigenfaces//IEEE Computer society conference on Computer vision and pattern recognition [C]. Los Akanitos, 2008:586-591.
- [9] BELHUMEUR P, HESPANHA J, KRIEGMAN D, et al. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 19(7):711-720.

(收稿日期:2009-07-11)

电子技术应用  
APPLICATION OF ELECTRONIC TECHNIQUE  
www.chinaAET.com