

基于二元树复小波特征表示的人脸识别方法

黄中美¹, 张小洪², 杨 丹²

(1. 重庆大学 数理学院, 重庆 400030; 2. 重庆大学 软件学院, 重庆 400030)

(hdolphin96@163.com)

摘 要:二元树复小波变换(DTCWT)具备近似平移不变、多方向选择、完全重构和高效计算等优点,适合于人脸特征提取。提出了一种新的基于二元树复小波变换的人脸特征表示方法,用二维DTCWT提取了人脸图像不同尺度、位置和方向的局部特征,并用多尺度多方向的信息生成DTCWT人脸特征图。实验证明了DTCWT人脸特征表示方法提取了最具可判别性的人脸特征,获取了高识别率和泛化能力,优于其他特征表示方法。

关键词:二元树复小波变换; Gabor 小波; Fisher 脸; 人脸识别

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

Face recognition based on dual-tree complex wavelet feature

HUANG Zhong-mei¹, ZHANG Xiao-hong², YANG Dan²

(1. College of Mathematics & Physics, Chongqing University, Chongqing 400030, China;

2. College of Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: Approximate shift invariance, good directional selectivity, computational efficiency properties of Dual-tree Complex Wavelet Transform (DTCWT) make it a good candidate for representing the face features. This paper proposed a new dual-tree complex wavelet feature representation for face recognition. We got the directional and spatial/frequency characteristics of the patterns and classify different face patterns in terms of these characteristics. Experimental results show that the proposed DTCWT based feature extraction, combined with the Fisherface recognition method, (DCF) can extract optimally discriminate face feature and achieve high recognition rate and generalization. In addition, our experiments verify that the proposed feature extraction based on DTCWT outperforms which based on Gabor wavelet.

Key words: Dual-tree Complex Wavelet Transform (DTCWT); Gabor wavelet; Fisherface; face recognition

0 引言

人脸识别中一个非常重要的问题就是人脸特征表示,即寻找最具可判别性的人脸特征鲁棒表示,从而能对不同光照、表情、视角变化下的人脸图像进行正确快速的识别。著名的Eigenface^[1]和Fisherface^[2]分别由Turk和Belhumeur等提出,使得特征的维数大大降低,获得了较紧凑的人脸特征表示,但识别率有待提高。

Martin^[3]和Liu^[4]等提到Gabor小波表示与线性判别方法的结合的有效性。Gabor小波对光照和表情变化具有鲁棒性,被实验证明能有效表示人脸特征。但是Gabor小波滤子有缺陷,选择合适的频带要依赖于图像本身的频率特性,实现完整的Gabor小波变换展开需要的滤子数目很大而不切实际,而且Gabor变换的运算速度有待提高^[5]。

二元树复小波变换(DTCWT)已经在图像恢复与增强、纹理分类等应用中获得了较好的效果。它保持了传统小波良好的时频局部化的分析能力,还具有好的方向分析能力,能够反映出图像在不同分辨率上沿多个方向的变化情形,更好地描述图像的方向属性。具备时频局部和方向选择特性,有限的冗余和高效的计算效率,近平移不变性、完全重构、线性相位^[6]。这些优点使得它成为人脸特征表示的一个很好选择。

本文中,我们提出了一种基于二元树复小波的人脸特征表示方法,先用DTCWT对人脸图像进行多尺度变换,每个尺

度有6个方向高频子图和2个低频子图,下一尺度在前一尺度的低频子图上作变换,最后用多尺度多方向的信息构造出DTCWT特征表示。本文把这种表示方法与线性判别分析方法结合,最后用最近距离分类器进行人脸识别实验,充分证实了DTCWT人脸特征表示与线性判别方法结合的有效性。比较了不同特征个数下,DTCWT与Gabor小波特征表示的识别率,还比较了不同训练样本个数下,DTCWT和Gabor小波特征表示与各种线性判别方法结合的识别率。在ORL人脸库实验中证实了DTCWT特征表示的鲁棒性及DTCWT+Fisherface的高识别率和泛化能力。

1 二元树复小波变换

二元树复小波变换由Kingsbury提出,它基于实数小波变换实现复数小波变换,通过两个并行的实数滤波器组得到实部和虚部系数^[7]。DTCWT的优秀特性包括:近平移不变性,完备重构,滤子族在二维的多方向选择性,低计算复杂度($O(n^2)$ 在2D)。

1.1 一维二元树复小波变换原理

二元树复小波变换采用了两个实数离散小波变换(DWT):第一个DWT对应变换的实部,第二个DWT对应变换的虚部。图1所示为一维情形下复小波变换的二元树结构,A树(TREE A)对应复数小波的实部,B树(TREE B)对应虚部。

这两个DWT分别使用不同的滤波器组,每个滤波器组都

收稿日期:2006-10-30;修订日期:2007-02-03 基金项目:重庆市自然科学基金资助项目(CSTC2005BA2002)

作者简介:黄中美(1978-),女,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理、模式识别; 张小洪(1973-),男,博士,主要研究方向:数字图像处理、神经网络、混沌; 杨丹(1962-),男,教授,博士生导师,主要研究方向:科学与工程计算、软件工程、数字图像处理。

满足完全重构条件。 h_a, g_a 为 A 树的滤波器对, 与它相对应的实数尺度函数 $\varphi_a(t)$ 和小波函数 $\psi_b(t)$ 定义为:

$$\psi_a(t) = \sqrt{2} \sum_n h_a(n) \varphi_a(2t - n) \quad (1)$$

$$\varphi_a(t) = \sqrt{2} \sum_n g_a(n) \varphi_a(2t - n) \quad (2)$$

其中:

$$h_a = (-1)^n g_a(d - n) \quad (3)$$

d 为一奇整数。类似定义滤波器 h_b, g_b 相对应的实数尺度函数 $\varphi_b(t)$ 和小波函数 $\psi_b(t)$ 。

解析小波的傅里叶变换在负频率处为 0, 可以将信号的相位和幅度信息分离, 这是复数小波变换的优点所在。为了使复小波

$$\psi(t) = \psi_a(t) + j\psi_b(t) \quad (4)$$

为近似解析的, 小波变换 $\psi_b(t)$ 必须近似为 $\psi_a(t)$ 的希尔伯特变换。

若低通滤波器 g_a, g_b 均是共轭正交滤波器 (CQF), 傅里叶变换 $G_a(w)$ 与 $G_b(w)$ 满足

$$G_a(e^{jw}) = e^{-j0.5w} G_b(e^{jw}), |w| < \pi \quad (5)$$

则和这些滤波器对应的小波就是一个希尔伯特变换对^[9], 即

$$\psi_b(t) \approx H\{\psi_a(t)\} \quad (6)$$

由此可知, 为了使二元树构造的复小波为近似解析小波, 关键在于设计希尔伯特变换对小波, 即合理设计 A 树和 B 树的低通滤波器 g_a, g_b , 使其满足 (5) 式。这样的复小波具有近似平移不变性, 也就是说, 对输入信号作一个小位移, 小波变换系数也随之作小的平移, 系数变化不大, 不同尺度下的能量分布变化不大。因为人脸识别中, 同属一个类的测试样本与训练样本之间一般都有位移变化, DTCWT 的平移不变性正是提取人脸特征所需要的。

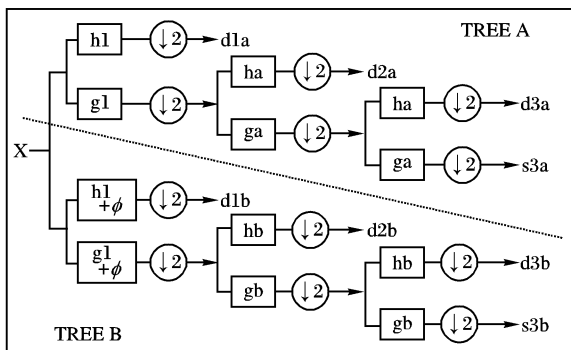


图1 一维二元树复小波变换结构

1.2 二维二元树复小波变换

二维二元树复小波是一维二元树复小波的扩展, 它是可分离的, 相当于先对图像的行, 再对图像的列做一维复小波变换。在每一个尺度下, 二维 DTCWT 生成 2 个低频子图和 6 个复系数高频带子图, 分别为 6 个方向 ($\pm 15^\circ, \pm 45^\circ, \pm 75^\circ$) 的响应。图 2 为二元树复小波滤波器的脉冲响应, 它有很好的空间频率局部特性, 适合用来提取图像各个方向上的空间局部特征。



图2 二元树复小波滤波器的脉冲响应

一个二维二元树复小波变换可以区分频率空间的不同部分, 兼具了平移不变性和方向选择性。与 Gabor 小波相比, 二维 DTCWT 借助 DWT 的可并行处理及快速算法, 计算复杂度大大降低。更重要的是, 完整的 Gabor 小波变换展开几乎是不可能的, 而 DTCWT 是完全重构的, 没有图像信息的丢失。Gabor 小波滤波分解时, 选择合适的频带要依赖于图像本身的频率特性, 而二

元树复小波分解包含所有的频带信息, 不需要进行频带选择, 从而避免频带选择不当带来的问题。总之, DTCWT 不但具备 Gabor 小波的优秀特性, 在某些方面还有优势。

2 基于二元树复小波的人脸特征表示

二维二元树复小波具有需要的近似的平移不变性和良好的方向选择性, 在空间和频域能得到最优的定位, 在特征提取中还以高效的计算速度取胜。因此, 我们考虑用 DTCWT 来提取人脸特征。

这里对人脸图像进行二维二元树复小波变换, 变换过程中对子带图像不进行下采样, 使得到的子带图像大小一致。选用的滤子请查看文献[10], 第 1、2 层滤子给定后, 3 层以后的滤子均由上一层滤子间隔补零得出, 以实现无下采样的多尺度变换。图 3 显示了 $J=5$ 个尺度下 DTCWT 系数的图像 (实部图和幅值图), 每一个尺度下有 6 个方向 ($-15^\circ, -45^\circ, -75^\circ, 75^\circ, 45^\circ, 15^\circ$) 的子图。可以看出, 图像的 DTCWT 系数在与复小波核方向相同的突变位置 (如边缘) 处产生很强的响应, 而这些突变信息正是我们的目标识别最重要的局部信息。DTCWT 有效获取了频域 (尺度) 和空间域的局部信息和方向信息, 获取的特征对于亮度和人脸表情的变化不敏感, 这对于人脸识别极为有利。

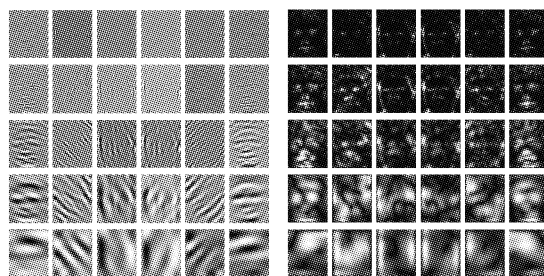


图3 样本图像的 DTCWT 表示

图 4 显示了经过 4 层二元树复小波变换后的低频子图。我们看到, 这些低频子图直观上已经没有任何可识别的特征了, 因此, DTCWT 特征表示将会摒弃这些低频子图, 保留余下的子图。而去掉低频信息后的重构图像与原图 (图 5) 比较来看, 没有重要信息丢失, 这样就说明我们选取的变换层数是合适的。

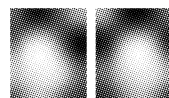


图4 样本图像的 DTCWT 低频子图



图5 原图和去掉低频后重构的图像

下面把多尺度多方向的幅值系数组合起来, 以包容不同的空间频率和方向的局部特性。对子图 $\{\chi_{\mu,v}\}$ (其中 $\mu = 1 \sim J$ 为变换级数, $v = 1 \sim 6$ 为方向) 构造一个矩阵:

$$\chi = \begin{bmatrix} \chi_{1,1} & \chi_{1,2} & \cdots & \chi_{1,6} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \chi_{J,1} & \chi_{J,2} & \cdots & \chi_{J,6} \end{bmatrix}$$

其中 $\chi_{\mu,v}$ 为图像第 μ 层变换、第 v 个方向的 DTCWT 系数子图。

因为矩阵 χ 的维数太大, 对矩阵 χ 的行和列分别以因子 ρ_1 和 ρ_2 进行下采样, 然后把矩阵规范化到均值为 0, 方差为 1, 从而形成了二维 DTCWT 特征表示矩阵 $\chi^{(\rho)}$ 。图 6 为我们从

图5中原图生成的DTCWT人脸特征表示图,这里我们选用的采样因子为 $\rho_1 = 6$ 和 $\rho_2 = J$ 。



图6 一个DTCWT特征表示图例子

生成的DTCWT人脸特征表示图 $\chi^{(p)}$ 与原人脸的图像大小一样,摒弃了原图像中对识别无用的超低频信息,融合了不同空间频率、位置和方向的信息。我们将用DTCWT人脸特征表示图 $\chi^{(p)}$ 代替原图进行下一步的人脸分类。

3 人脸识别实验结果和分析

我们在ORL人脸库上测试了本文提出的基于二元树复小波的人脸特征表示方法的性能。ORL库中包含40个人,每个人10幅不同表情、光照、位置的图像。在实验中,我们把库分成互不相交的两个部分,分别用于训练和测试。从每个类中随机抽取 n 幅图放入训练集,其余放入测试集。对每幅人脸图,先用第2节的方法提取出DTCWT特征表示图,然后通过线性判别方法进行降维,最后用最近距离分类器进行识别。

我们测试了DTCWT + Fisherface方法(DCF)在不同特征个数下的识别率,其中二元树复小波特征表示用本文2节介绍的方法获得,这里每类训练样本数 $n = 5$ 。图7为不同特征个数下,DTCWT和Gabor小波变换与Fisher线性判别结合的识别率(类训练样本数 $n = 5$)。从图中可以看到在只有5个特征个数的情形下,DCF识别率大于80%,远远高出单单用Fisherface的识别率。在10个特征个数时,识别率就超过了90%;在39个特征个数时,识别率高达99%。

如图7所示,我们比较了DCF与Gabor + Fisherface(GF)的识别率,其中Gabor小波特征表示采用文献^[9]的方法获得。从图中可以看到不同特征个数下,本文的DCF识别率明显高于GF,特别是在特征个数较少时,这说明二元树复小波提取的人脸特征更具有的可判别性。

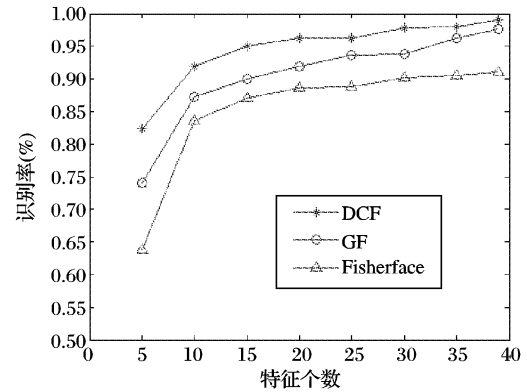


图7 不同特征个数下,DTCWT和Gabor小波变换与Fisher线性判别结合的识别率(类训练样本数 $n = 5$)

我们还对DTCWT和Eigenface结合方法进行了实验,实验中每类训练样本数分别选取2到5个。表1为列出了原始Eigenface、Fisherface、2DLDA的识别率,本文的DTCWT特征表示及Gabor小波特征表示与这些线性判别方法结合的识别率。从表中可以看出,DCF方法在类训练样本数 $n = 3$ 的时候就高达95.4%,比原Fisherface和GF高出许多。训练样本数较少的情况下,识别率仍然很高,说明DCF的泛化能力较强。在不同训练样本数下,DTCWT特征表示与各种线性判别方法结合的识别率均高出Gabor特征表示,识别效果相当理想。

表1 不同训练样本下,DTCWT和Gabor特征与线性判别方法结合的识别率(%)

Train/Test	DTCWT + Eigenface	DCF	DTCWT + 2DLDA	Gabor + Eigenface	GF	Gabor + 2DLDA	Eigenface	Fisherface	2DLDA
2/8	80.0	86.4	82.6	75.2	79.7	83.8	73.0	75.8	81.9
3/7	85.9	95.5	88.6	82.1	89.5	89.4	80.4	86.1	87.0
4/6	90.0	97.0	91.6	85.4	95.5	93.1	86.6	88.8	92.1
5/5	93.6	99.0	93.7	89.6	98.0	94.3	89.2	91.7	94.2
特征数	40	39	5 × 5	40	39	5 × 5	40	39	5 × 5

这里特别指出DTCWT与Fisherface结合的优势。从表中可看到Fisherface识别率本来低于2DLDA,DCF的识别率却高出DTCWT + 2DLDA。这是因为本文的DTCWT人脸特征表示摒弃了人脸图中无识别特征的超低频子带信息,Fisherface在降维的同时又刚好把一些居于高频的噪声滤去了,这样保留的恰好是最合适的频带信息,从而使DCF获取了最具可判别性的人脸特征信息。

4 结语

本文提出的基于二元树复小波的人脸特征表示方法能获得不同位置、尺度和方向的局部信息,对光照、表情等变化具备鲁棒性,非常恰当地提取出了最具可判别性的人脸特征信息。本文的DTCWT人脸特征较Gabor小波特征表示的计算效率高且有频带选择优势。DCF充分结合了DTCWT和Fisherface的优势,在不同特征个数下和不同训练样本数下均达到了较高的识别率和泛化能力,用于人脸识别的效果比较理想。

参考文献:

- [1] TURK M, Pentland A. Eigenfaces for Recognition [J]. Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1).
- [2] BELHUMEUR PN, HESPAHNA JP, KRIEGMAN DJ, et al. Fisherface: recognition using class specific linear projection [J].

Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19 (7) : 711 - 720.

- [3] LADES M, VORBRUGGEN JC, BUHMANN J, et al. Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture [J]. Transactions on Computers, 1993, 42(3): 300 - 311.
- [4] LIU C, WECHSLER H. Gabor feature based classification using the enhanced Fisher linear discriminant model for face recognition [J]. IEEE transactions on Image Processing, 2002, 11(4).
- [5] HATIPOGLU S, MITRA SK, KINGSBURY NG. Texture Classification using Dual-Tree Complex Wavelet Transform [A]. IEEE 71st International Conference on Image Processing [C]. 1999.
- [6] SELESNICK IW, BARANIUK RG, KINGSBURY NG. The dual-tree complex wavelet transform [J]. IEEE Signal Processing, 2005, 22(6): 123 - 151.
- [7] KINGSBURY NG. The dual-tree complex wavelet transform: A new efficient tool for image restoration and enhancement [A]. Proceedings of European Signal Processing Conference [C]. 1998. 319 - 322.
- [8] KINGSBURY NG. Image processing with complex wavelets [J]. Philosophical Transactions Royal Society London A, 1999, 357(9): 2543 - 2560.
- [9] SELESNICK IW. Hilbert transform pairs of wavelet bases [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2001, 8(6): 170 - 173.
- [10] Dual-Tree Complex Wavelet Transform [EB/OL]. <http://taco.poly.edu/WaveletSoftware/dt1D.html>, 2006 - 08 - 01.