

用多消失矩最优小波包基改进虹膜识别*

才 德 严 瑛 白 金 国 藩

(国家精密测试与仪器重点实验室,清华大学精密仪器与机械学系,北京 100084)

摘 要 采用层叠算法求出尺度函数和小波函数的离散采样序列的逼近,将不具有基函数解析表达式的母小波用于虹膜特征提取,并利于实现连续小波包变换. 针对虹膜光学识别应用背景,提出采用基于连续小波包变换的多消失矩联合最优小波包基来改进特征图像相关识别的最优基,并用统计识别方法进行后处理以增强算法适应性,同时提出通过体全息相关系统来实现,以发挥光学高并行性的优势,模拟结果表明可获得比已有方法更高的识别率.

关键词 虹膜识别;层叠算法;连续小波变换;小波包变换;最优基优选

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

0 引言

虹膜生物特征具有信息复杂而丰富、唯一性和非侵犯性等优点,使虹膜身份鉴别成为当前研究的热点. 目前识别算法中主要采用小波变换做特征提取,变换形式采用连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)^[1,2]和离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)^[3]两种. CWT具有变换直接、尺度可连续选择等优点,但用于虹膜特征提取的母小波其基函数常具有解析表达式,功能有限,选择余地小. DWT不仅有快速算法(the Fast Wavelet Transform, FWT)^[4],且母小波选择余地大,可用小波包变换(wavelet packet transform, WPT)^[5]对信号进行精细分解,但变换形式却不直接. 为了综合这两种方式的优点,采用层叠算法(the cascade algorithm)^[6]求出尺度函数和小波函数的离散逼近序列,采用基函数不具有解析表达式的母小波的连续小波包变换(continuous wavelet packet transform, CWPT)提取虹膜特征,提出用多消失矩最优小波包基优选算法改进特征图像相关识别中最优基,通过体全息相关系统实现. 与计算机实现的虹膜识别相比,光学识别不仅充分发挥光学运算高度并行性,在后处理中还可发挥数值运算高精度优点,获得较好的识别效果.

1 离散逼近序列计算和连续小波包变换的实现

目前采用连续变换提取虹膜特征所用的母小波往往具有基函数解析表达式(如盖伯(Gabor)小

波),而大多数母小波不满足这一条件. 实际上,在连续小波变换计算中使用的是连续基函数的离散采样序列,对于基函数没有解析形式的母小波可通过层叠算法求出一个离散逼近序列来近似相应的离散采样序列用于计算. 文献[6]的命题 6.5.1 保证,基于尺度函数和小波函数对应的滤波器 h 和 g ,层叠算法可在任意点 x 以任意精度计算对应尺度和小波原函数值的近似值. 并可用 FWT 算法来实现. 令初始低频输入序列为 $c_n^0 = \delta_{0,n}$,各层高频输入序列为 $d_n^{-j} = 0$,用 FWT 重构算法循环计算得到有 $c_n^{-j} = \sum_k h_{n-2k} c_k^{-(j-1)}$ (h 是尺度函数滤波器). 令 $\eta_j^k(2^{-j}n) = c_n^{-j}$,文献[6]中命题 6.5.2 证明序列 $\{\eta_j(2^{-j}n)\}_n$ 可以任意精度逼近对应的基函数离散采样序列 $\{\phi(2^{-j}n)\}_n$. 小波函数 Ψ 的离散逼近序列也可以类似求出. 根据命题 6.5.1 逼近误差公式

$$|f(x) - 2 \int dy \cdot f(x+y) \cdot \overline{\phi(2^j y)}| \leq C 2^{-jn} \quad (1)$$

且有 $C \leq \|\phi\|_1 = \int_{-\infty}^{\infty} |\phi(x)| dx < |\phi|_{\max} \cdot (b-a)$, ϕ 定义域非零区间为 $[a, b]$. 母小波 Db3 的 ϕ 是指指数 $a = 1.0878$ 的 Hölder 连续^[6], $[a, b]$ 为 $[0, 5]$, $|\phi|_{\max} < 1.4$, 则 $C < 1.4 \times 5 = 7$. 计算次数 $J = 20$, 此时逼近值和采样值间的误差小于 $1.9765e-006$, 说明可确定计算次数 J 使误差满足精度要求. 再利用相邻分辨率层的两尺度关系式(2)就能求出各层尺度函数 $\{\phi_{j,0}(x)\}$ 和小波函数 $\{\Psi_{j,0}(x)\}$ 的离散逼近序列. 至此,不具有解析表达式的母小波已可通过连续变换形式用于虹膜特征提取,融合了 DWT 和 CWT 的优点.

$$\phi(x) = 2 \sum_k h_k \phi(2x-k) \quad (2)$$

$$\Psi(x) = 2 \sum_k g_k \phi(2x-k)$$

由于有了尺度函数,可通过小波包函数定义式(3)求出各层小波包基实现连续小波包变换.

*国家自然科学基金(60277012)

Tel: 010-62781187 Email: caide00@mails.tsinghua.edu.cn

收稿日期: 2005-02-28

$$\begin{aligned} u_0(x) &= \phi(x) & u_{2l}(x) &= \sqrt{2} \sum_k h_k u_l(2x-k) \\ u_1(x) &= \Psi(x) & u_{2l+1}(x) &= \sqrt{2} \sum_k g_k u_l(2x-k) \end{aligned} \quad (3)$$

WPT 对信号分解得比 WT 更精细, 可更好地表出不同时-频结构的信号^[7]. 和离散 WPT 相比, CWPT 可以通过信号和所需的小波包基相关直接变换, 省去不必要的计算.

2 基于特征图像的相关识别

在文献[8]中采用了晶体体全息相关系统对大容量人脸图库进行基于特征图像的相关识别. 它首先生成大容量模板图库联合最优小波包基的特征图像, 用特征图像替代模板图存储于光折变晶体中完成相关识别, 很好地解决识别中的晶体擦除效应^[9].

针对一个图库图像压缩, Coifman 等人^[10]提出基于熵标准的联合最优小波包基优选算法. 它是通过对库图像进行变换后每个图像对应系数平方和构成平方和系数二叉树, 求出每个小波包节点的熵值. 自底向上比较相邻分辨率层母节点熵和其四个子节点的熵之和来选择具有最好压缩效果的小波包基组. 每个小波包基对应一个基图像, 称为特征图像, 原图像可表示成这些特征图像的线性组合. 对应权重系数是原图在特征图像上的投影, 权重系数组成的向量称为特征向量. 求出模板图像库 $\{I_1, I_2, \dots, I_N\}$ 的联合最优基, 生成对应特征图像 $\{E_1, E_2, \dots, E_L\}$, 图库中每幅图像投影后的特征向量记为 Y_i , 则上述关系表示为

$$Y_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iL}]^T \quad (4)$$

其中: 投影图像 $y_{ij} = E_j \otimes I_i$. 用输入图像的特征向量同每个模板图像特征向量比对即可完成识别.

利用体全息相关可实现图像在特征图像上的投影. 光学识别过程分两步: 首先将生成的特征图像利用角度复合方式存储在晶体中; 然后输入待识别图像和特征图像相关, 提取相关结果中的特征向量同模板图像特征向量比较识别. 体全息系统见图 1. 系统采用的激光波长为 $0.6328 \mu\text{m}$. 体全息晶体为

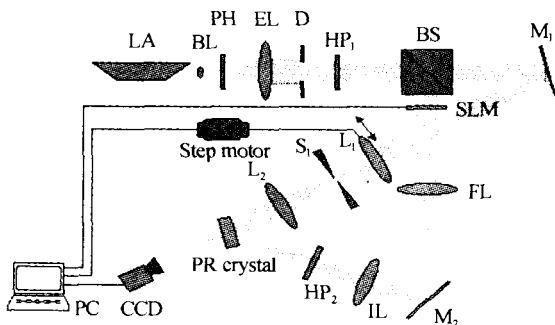


图 1 体全息相关识别系统图

Fig. 1 Volume holographic correlation system

Fe:LiNbO₃ 晶体, 掺 Fe 浓度 0.03%, 大小为 $20 \times 10 \times 3 \text{ mm}^3$. 物光和参考光夹角约为 45° .

3 多消失矩最优基选取和在虹膜识别中应用

用基于特征图像相关的识别方法实现虹膜的光学识别需对最优基选取和后处理做改进. 评判基的熵指标是为图像压缩服务的, 将其替换为识别率指标, 选取最少的基得到尽可能大的识别率. 利用 CWPT 变换直接的优点, 扩大小波包基优选范围, 提出多消失矩最优小波包基优选改进识别能力. 以虹膜识别为应用背景, 利用基于统计特征的双多通道虹膜识别算法^[2]进行最优基选取.

双多通道是指局部区域多通道和小波滤波器多通道. 设 L 个不同虹膜 (即有 L 个虹膜类), 每个虹膜在不同条件下拍摄 K 幅图像, 则构成的虹膜图像库有 $K \times L$ 幅图像. 令 $I^{l,k}$ ($l=1, \dots, L, k=1, \dots, K$) 为第 l 个虹膜拍摄的第 k 幅图像, 经过 W 个小波变换之后将每个变换图像分成 C 个局部区域, 则 $I_{c,w}^{l,k}$ ($c=1, \dots, C, w=1, \dots, W$) 为第 w 小波通道中第 c 个局部区域通道的子图像, 求它的统计特征 (均值和标准差) 为

$$\begin{aligned} E_{c,w}^{l,k} &= \frac{1}{N_c} \sum_{i=m_{c-1}+1}^{m_c} \sum_{j=n_{c-1}+1}^{n_c} I_{c,w}^{l,k}(i,j) \\ D_{c,w}^{l,k} &= \sqrt{\frac{\sum_{i=m_{c-1}+1}^{m_c} \sum_{j=n_{c-1}+1}^{n_c} [I_{c,w}^{l,k}(i,j) - E_{c,w}^{l,k}]^2}{N_c - 1}} \end{aligned} \quad (5)$$

设子图像有 $m_c \times n_c = N_c$ 个像素. 每个虹膜图像的统计特征向量为 $\{E_{c,w}^{l,k}, D_{c,w}^{l,k}\}_{c,w}$. 用一类中所有图像的统计特征向量求该类的统计特征值

$$\begin{aligned} fE_{c,w}^l &= \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K E_{c,w}^{l,k} \delta E_{c,w}^l = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K [E_{c,w}^{l,k} - fE_{c,w}^l]^2}{K-1}} \\ fD_{c,w}^l &= \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K D_{c,w}^{l,k} \delta D_{c,w}^l = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K [D_{c,w}^{l,k} - fD_{c,w}^l]^2}{K-1}} \end{aligned} \quad (6)$$

类的统计特征向量为 $\{fE_c^l, \delta E_c^l, fD_c^l, \delta D_c^l\}_{l,c}$. 采用加权欧氏距离分类器 (the Weighted Euclidean Distance WED classifier, WED) 进行分类识别, 求待识别图像的统计特征向 $\{E_{c,w}, D_{c,w}\}_{c,w}$ 和第 l ($l=1, \dots, L$) 类虹膜的加权欧氏距离 (WED)

$$\begin{aligned} \text{WED}(l) &= \sum_{c=1}^C \sum_{w=1}^W \frac{(E_{c,w} - fE_c^l)^2}{(\delta E_c^l)^2} + \\ &\quad \sum_{c=1}^C \sum_{w=1}^W \frac{(D_{c,w} - fD_c^l)^2}{(\delta D_c^l)^2} \end{aligned} \quad (7)$$

则图像被识别为第 p 类虹膜的条件是如果它和第 p

类虹膜的 WED 最小

$$WED(p) = \min_{1 \leq l \leq L} \{WED(l)\} \quad (8)$$

采用双多通道识别算法对每个小波包基提取的特征分别进行识别,所得识别率作为小波包基的评价指标,故不对图像做局部区域通道划分.类似文献[2]选择 Db4 母小波,所用图库有 44 幅虹膜图像 ($L=22, K=2$). 由于虹膜特征主要在垂直方向(见图 2),舍弃了水平和对角方向特征.由于能量太弱,第一和第二层的小波包通道被舍弃,最后保留下的待选小波包基为(1,0)、(2,0)、(3,0)、(2,2)、(3,2)、(3,8)和(3,10). 单独用每个小波包通道所得的识别率如表 1.

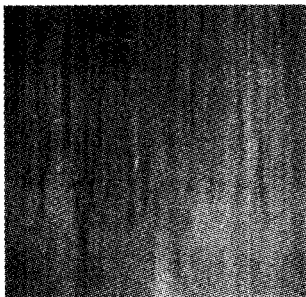


图 2 虹膜图像实例
Fig. 2 An iris image

表 1 不同小波通道的识别率

	(1,0)	(2,0)	(2,2)	(3,0)	(3,2)
识别率(%)	45.45	31.82	72.73	11.36	65.91
	(3,8)	(3,10)			
识别率(%)	47.73	52.27			

将基(2,2)和(3,2)组合成多小波通道后识别率为 88.64%. 组合基(1,0)和(2,0)使通道数为 4((3,0)的识别率太低而省去),识别率仅有微弱增长,为 90.91%. 用(3,8)和(3,10)替换这两个基后获得 95.45%的高识别率,故确定母小波 Db4 的联合最优小波包基组选为(2,2)、(3,2)、(3,8)和(3,10).

利用 CWPT 变换直接的优点扩大基优选范围,即从具有不同消失矩的母小波小波包基组成的大集合中再行优选. 选定四个不同消失矩母小波 DbN($N=2, 3, 4, 5$),表 2 给出不同消失矩母小波相应小波包基识别率,选出最优基为 Db4(或 Db5)的(2,2)、Db3 的(3,2)、Db2 的(3,8)和 Db3 的(3,10),称这个最优基组为多消失矩联合最优小波包基. 模拟结果表明多消失矩联合最优小波包基组得到 97.73%的识别率,比 Db4 的 95.45%又有提高,证明

表 2 不同消失矩母小波小波包基的识别率

	(2,2)	(3,2)	(3,8)	(3,10)
Db2	59.09%	54.55%	54.55%	61.36%
Db3	68.18%	70.45%	38.64%	70.45%
Db4	72.73%	65.91%	47.73%	52.27%
Db5	72.73%	65.91%	38.64%	45.45%

了其法改进虹膜识别的有效性.

进一步扩大母小波范围,加入双正交母小波 BiorNr. Nd(消失矩 $N_r=1, N_d=1, 3, 5; N_r=2, N_d=2, 4, 6, 8; N_r=3, N_d=1, 3, 5, 7, 9; N_r=4, N_d=4; N_r=5, N_d=5; N_r=6, N_d=8$)和用上升算法^[11~13]构造的双正交小波 LSNr. Nd ($N_r=2, N_d=2; N_r=4, N_d=2; N_r=4, N_d=4; N_r=6, N_d=2; N_r=6, N_d=4; N_r=6, N_d=6$),总共 25 个不同类型、不同消失矩的母小波. 最终选取的最优基为:DB5 的基(2,2)、LS6.6 的基(3,2)、Bior1.3 的基(3,8)和 LS6.2 的基(3,10),识别率为 97.73%. 由于图库较小且识别率已经很高,不能充分体现出新选最优基的优势. 虹膜识别中可对虹膜原图进行归一化增强,对归一化图像重做识别模拟,DbN 母小波最优基的识别结果为 90.91%,而新选最优基识别率为 95.45%,证明了更大范围优选出的最优基识别能力更强,故选定这组最优基来生成特征图像.

在后处理方面,原来只在待识别图像和每个特征图像相关结果图中提取中心点来构成特征向量.由于光学运算精度不高,使识别结果易受到光学系统中干扰因素(如激光器微小变化等因素)的影响.实际上,每个相关结果图都反映了待识别图像的信息,利用整个图像可提高对光学系统扰动的适应性. 对后处理方法进行改进,基于所有相关结果图求出统计向量,用 WED 分类器识别,可增强算法的适应性.

4 光学识别模拟结果

对采用体全息相关系统识别的过程进行模拟仿真. 生成所选联合最优小波包基对应的特征图像(如图 3).

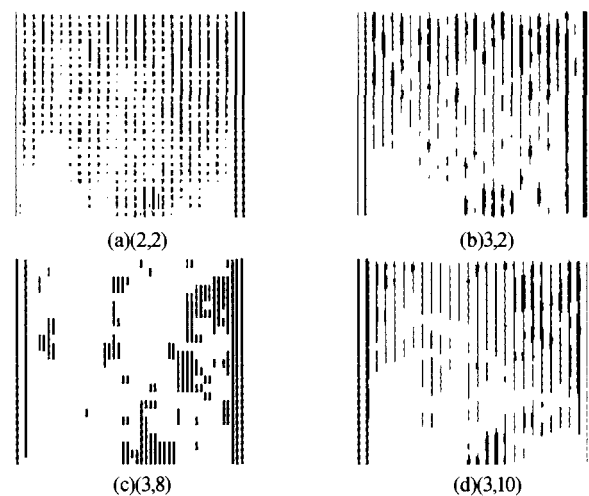


图 3 联合最优基对应的特征图像
Fig. 3 Eigen-images of best bases

输入待识别图像和四个特征图像相关得到四个相关结果图,对每个相关结果图提取统计特征构成统

计特征向量,输入 WED 分类器进行识别,识别率为 90.91%,好于文献[2]中采用 Db4 母小波得到的 82.5% 的识别率,说明基于特征图像相关的虹膜光学识别不仅可利用光学运算快速、高并行性等优点,还发挥了数值计算高精度的特点,仍可获得较高的识别率.

5 结论

为求数值计算中使用的尺度和小波函数的离散采样序列,采用层叠算法计算该序列的离散逼近序列. 误差分析表明可以确定计算次数满足误差精度要求,从而将没有函数解析表达式的母小波引入到虹膜特征提取中,可同时具有 CWT 和 DWT 两种变换形式的优势. 进而实现 CWPT,利用其变换直接的优点选出多消失矩联合最优小波包基改进特征图像的生成. 用统计识别方法对相关结果图做后处理可增强算法对光学系统扰动的适应性. 用晶体体全息相关系统实现基于特征图像的虹膜光学识别,模拟获得较高的识别效果. 进一步将展开相应实验研究,以证明该算法的实际可行性.

参考文献

- 1 Daugman J G. Recognition people by their iris patterns. *Information Security Technical Report*, 1998, **3**(1): 33~39
- 2 Ma L, Wang Y, Tan T. Iris recognition based on multichannel gabor filtering. *Proceedings of ACCV' 2002*, 2002, I: 279~283
- 3 Boles W W, Boashah B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform. *IEEE Trans on Signal Processing*, 1998, **46**(4): 1185~1188
- 4 Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition; the wavelet representation. *IEEE Trans Patt Anal And Mach Intell*, 1989, **11**(7): 674~693
- 5 Coifman R, Meyer Y, Wickerhauser M V. *Progress in Wavelet Analysis and Applications*, Editions Frontieres, France, 1993. 1~12
- 6 Daubechies I. *Ten Lectures on Wavelets*, Philadelphia, PA, SIAM, 1992. 202~213
- 7 那彦, 史林, 杨万海. 小波包变换与遥感图像融合. *光子学报*, 2004, **33**(6): 736~738
Na Y, Shi L, Yang W H. *Acta Photonica Sinica*, 2004, **33**(6): 736~738
- 8 Ding Li, Yan Yingbai, Xue Qingzeng, et al. Wavelet packet compression for volume holographic image recognition. *Optics Communications*, 2003, **216**: 105~113
- 9 Goertzen B J, Mitkas P A. Volume holographic storage for large relational databases. *Optical Engineering*, 1996, **35**(7): 1847~1853
- 10 Coifman R, Wickerhauser M. Entropy-based algorithms for best bases selection. *IEEE Trans Inf Theory*, 1992, **38**(2): 713~718
- 11 Seršić D. Wavelet filter banks with adaptive number of zero moments. *Proceedings WCC2000-ICSP2000*, 2000, I, 325~328
- 12 绪星, 朱日宏, 李建欣. 基于自适应提升小波变换的图像压缩. *光子学报*, 2004, **32**(2): 225~228
Ding X X, Zhu R H, Li J X. *Acta Photonica Sinica*, 2004, **32**(2): 225~228
- 13 杨静, 王岩飞, 刘波. 一种新的非抽取提升结构小波变换图像融合算法. *光子学报*, 2004, **33**(6): 728~731
Yang J, Wang Y F, Liu B. *Acta Photonica Sinica*, 2004, **33**(6): 728~731

Improving Iris Recognition by Multi-vanishing Moments Joint Best Basis Selection

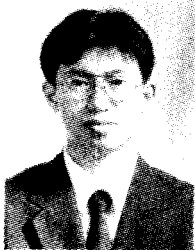
Cai De, Yan Yingbai, Jin Guofan

State Key Laboratory of Precision Measurement Technology and Instruments, Department of Precision Instruments, Tsinghua University, Beijing 100084

Received date: 2005-02-28

Abstract In digital computation, it is the discrete sampling sequences of continuous wavelet functions that are used. Using the cascade algorithm, the discrete approximating sequences of scaling and wavelet functions are computed for introducing the mother wavelets without analytical forms into iris feature extraction. By the definition of wavelet packets, the discrete approximating sequences of wavelet packet functions can also be computed to fulfill continuous transform. Using continuous wavelet packet transform based on these sequences, the multi-vanishing moments joint best wavelet packet bases are chosen for eigen-images generation in the eigen-images based correlation recognition. This recognition is implemented by a volume holographic correlation system to take good use of high parallelism of optics. The modified post-processing method using statistic feature can make the algorithm more robust to the errors introduced in optical system. In simulation, with the high precision of digital computation, the identification rate is 90.91% and is higher than the identification rate, 85.2%, which is obtained by the dual multi-channel statistic recognition method using the same mother wavelet, Db4.

Keywords Iris recognition; Cascade algorithm; Continuous wavelet transform; Wavelet packet transform; Joint best basis selection



Cai De was born in 1973. He is currently a Ph. D. candidate of Tsinghua University. His research interests include pattern recognition, volume holography and wavelet transform.