

利用形状特征实现人脸身份识别

董卫军 周明全 耿国华

(西北大学信息科学与技术学院 西安 710127)

摘要 为了克服传统人脸形状描述符所具有的不稳定、缺乏平移、旋转、尺度不变性等缺点,新方法通过对人脸图像进行小波变换,获得多尺度下的不变矩,得到图像的特征描述符,采用改进的线性判别分析法获取分类特征,最终实现人脸识别。实验在PIE人脸数据库上进行,结果证明新方法具有很好的检索效果,获得的描述符具有旋转、平移、尺度不变性等优点,能够很好地描述人脸的形状和空间分布信息。

关键词 人脸识别,小波变换,形状特征,线性判别分析

Face Recognition Based on Shape Feature

DONG Wei-jun ZHOU Ming-quan GENG Guo-hua

(College of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China)

Abstract In order to resolve the shape-based face recognition method's descriptor shortcoming that is not stable and the variance with respect to transform, scaling, and rotation, multi-scale edge images and image's characterized descriptor were got through wavelet transform, classification feature was extracted by improved linear discriminant analysis in wavelet transform domain, at last getting the recognition result. The PIE face database was used to test the proposed method, the experiment results show that new method which is based on wavelet transform has better recognizing effect, the new descriptor which can describe image's shape and spatial distribution message very well has the excellence result of stable and the respect to transform, scaling, and rotation.

Keywords Face recognition, Wavelet transform, Shape feature, Linear discriminant analysis

1 序言

经过近五十年的发展,人脸识别技术已成为图像分析和理解领域最热门的研究内容之一^[1-4],但由于人脸的非刚体、外观特征随年龄增长而变、遮挡等原因,使得利用计算机进行全自动人脸识别仍面临巨大的挑战。形状特征是人类视觉系统进行物体识别时所识别的关键信息之一^[5-7]。形状信息不随图像颜色的变化而变化,是物体稳定的特征,利用形状特征进行检索可提高检索的准确性和效率。小波由于良好的时频局部特性而被广泛地应用在图像处理和模式识别领域中,成为信号强有力的处理工具^[8-11]。针对传统人脸识别方法的局限性,提出一种以小波变换为基础的新的人脸识别算法,即利用小波的多分辨分析能力对人脸图像进行多级小波分解,提取多尺度边界矩作为人脸的形状特征,对线性判别分析法进行改进,以实现人脸的分类识别。识别算法能够实现人脸的高效识别,并能够克服人脸图像中姿态、光照、饰物、背景等因素的变化对人脸识别算法的鲁棒性带来的负面影响。

眼的位置及其相对距离对绝大多数人来说都是一个常量,是进一步定位人脸其他特征点的基本基准。分析人脸图像,可以发现人的眼睛区域比周围区域暗,也就是说眼睛区域的灰度比周围区域的灰度低,可以利用这一特点来实现人眼定位^[12]。具体思想是:以8邻域阈值为基础,在含有人脸的图像中找到眼睛区域内的所有可疑像素,然后剔除稀疏像素并连接相邻的可疑像素,最后利用眼睛的大小筛选出所有的可疑眼睛区域^[13]。

设有大小为 $N_1 \times N_2$ 的灰度图像 $p(x, y)$, $x \in [0, N_1 - 1]$, $y \in [0, N_2 - 1]$, $p(x, y) \in [0, 1]$, 假设眼睛的长度和宽度分别为 len 和 wid , 将图像中的每个像素与它的8个邻域的平均灰度值进行比较,若该像素值低于灰度平均值,则认为该像素比周围区域暗,称其为可疑眼睛像素。即满足式(1)的像素为可疑眼睛像素:

$$p(x, y) < \alpha \cdot average(P, x_i, y_i, len_i, wid_i) \quad (1)$$

式中, α 为比较因子,其取值可由实验获得,一般取值 0.9 左右。 $i=1, 2, 3, \dots, 8$, (x_i, y_i) 为第 i 个邻域的左上角的像素位置, len_i 为第 i 个邻域的长度, wid_i 为第 i 个邻域的宽度, $average(P, x_i, y_i, len_i, wid_i)$ 为第 i 个邻域的灰度平均值,定义如式(2):

2 人脸的检测

面部特征的准确定位是人脸识别的基础,事实上,人脸双

到稿日期:2010-05-27 返修日期:2010-10-27 本文受国家自然科学基金项目(60873094),陕西省自然科学基金项目(2009JM8004-01)和陕西省教育厅自然科学基金项目(09JK739)资助。

董卫军(1972-),男,博士,副教授,主要研究方向为图形图像, E-mail: wjdong@nwu.edu.cn; 周明全(1955-),男,教授,博士生导师, CCF 理事,主要研究方向为图形图像、可视化技术; 耿国华(1955-),女,教授,博士生导师,主要研究方向为人工智能、模式识别等。

$$average(P, x_i, y_i, len_i, wid_i) = \frac{\sum_{m=x_i}^{x_i+len_i-1} \sum_{n=y_i}^{y_i+wid_i-1} P(m, n)}{len_i \times wid_i} \quad (2)$$

根据可疑眼睛区域和人脸模型对图像进行旋转和缩放,得到规一化可疑人脸区域的图像。采用模板匹配技术对可疑人脸图像进行判别,两幅图像的相似程度用图像之间标准化相关系数来表示^[14]。设 T 为一个图像模板, I_T 为与 T 大小一样的一幅图像,则 I_T 与 T 的标准化相关系数定义如式(3):

$$C_N(I_T) = \frac{\langle I_T T \rangle - \langle I_T \rangle \langle T \rangle}{\sigma(I_T) \sigma(T)} \quad (3)$$

式中, $\langle \rangle$ 表示求平均,而 $I_T T$ 表示将 I_T 和 T 中的对应像素值相乘, σ 表示该图像区域内各像素值的标准偏差。若 $C_N(I_T)$ 大于某一阈值,则认为该图像是一幅人脸图像。

3 形状特征提取

对原图像 $A_{2^j+1} f(L)$ 进行二维小波分解,可以得到 4 幅子图像 $A_{2^j} f(LL_1)$, $D_{2^j} f(HL_1)$, $D_{2^j} f(LH_1)$ 和 $D_{2^j} f(HH_1)$ 。它们分别表示在尺度 2^j 上的水平低通-垂直低通子图像、水平带通-垂直低通子图像、水平低通-垂直带通子图像、水平带通-垂直带通子图像。

利用小波分解对子图像 $A_{2^j} f(LL_1)$ 再次进行小波分解,得到尺度 2^{j-1} 上的 4 幅子带图像,类似地可以对图像 $A_{2^j-1} f(LL_1)$ 再次分解,以此类推,可以得到图像的多级小波分解,从而得到不同分辨率的子带图像。

3.1 基本形状描述

图像中人脸的性质不因图像的移动、旋转、比例尺改变等变化而变化,所以在进行形状描述时,选择的描述符应具有平移不变性、旋转不变性、尺度不变性等特点。选择的描述符还应该能够刻画形状的本质特点,具有良好的可分辨能力。

可以通过矩和轮廓描述符来描述复杂物体。给定二维连续函数 $f(x, y)$, 定义 $(p+q)$ 阶矩 m_{pq} , 中心矩 u_{pq} 。中心矩 u_{pq} 是反映区域 R 中的灰度相对于灰度重心的分布度量。用零阶中心矩对其余各阶中心矩进行规格化,可以得到规格化的中心矩 η_{pq} 。利用二阶和三阶规格中心矩可以导出 7 个不变矩组。Hu, M. K 已经证明这组矩具有平移不变性、旋转不变性、比例尺度变化不变性,这些矩的幅值反映了物体的形状并可用于模式识别。

3.2 边界矩

直接在小波变换中度量两个图像的相似度比较困难。在进行相似度定义时,希望该衡量标准具有平移不变性、尺度不变性、旋转不变性等特点。我们通常所说的矩,一般是指区域的矩,而在这里所说的矩是曲线的矩。也就是说,我们需要定义边界的矩。区域矩的公式不能直接用来计算曲线矩。现在对不变矩的计算公式进行修正,以适应计算边界矩的要求。

对于区域 $f(x, y)$ 来说,给它一个尺度变换 $x' = ax, y' = ay$, 它的矩就要乘以 a^p, a^q, a^2 , 因子 a^2 是由于尺度变化带来的目标变化引起的。 $f(x', y')$ 的中心矩就变成了 $u'_{pq} = u_{pq} * a^{p+q+2}$ 。

定义归一化矩为:

$$\eta_{pq} = \frac{u_{pq}}{(u_{00})^r} \quad (4)$$

要使归一化矩具有尺度不变性,须有: $\eta'_{pq} = \eta_{pq}$ 。即:

$$\frac{u_{pq} * a^{p+q+2}}{(u_{00} * a^2)^r} = \frac{u_{pq}}{(u_{00})^r}, \text{ 可得 } r = \frac{p+q+2}{2}。 \text{ 但对于曲线来说,尺}$$

度的变化造成周长变化的变化因子是 a , 此时的中心矩 $u'_{pq} = u_{pq} * a^{p+q+1}$ 。为了保证归一化矩具有尺度不变性,须有: $\eta'_{pq} =$

$$\eta_{pq}, \text{ 即: } \frac{u_{pq} * a^{p+q+1}}{(u_{00} * a^2)^r} = \frac{u_{pq}}{(u_{00})^r}。 \text{ 可推出:}$$

$$r = p+q+1 \quad (5)$$

3.3 模与模极大值

若 $\theta(x, y)$ 在整个平面上的积分值为 1, 且它在 x 或 y 为无限远处收敛为 0, 则定义 $\theta(x, y)$ 为二维平滑函数。现在, 定义两个小波函数 $\varphi^1(x, y)$ 和 $\varphi^2(x, y)$ 。

$$\varphi^1(x, y) = \frac{\partial \theta(x, y)}{\partial x} \quad (6)$$

$$\varphi^2(x, y) = \frac{\partial \theta(x, y)}{\partial y}$$

这样, 图像 $f(x, y)$ 的小波变换的两分量在尺度为 s 时定义如下:

$$W_s^1 f(x, y) = f * \varphi^1(x, y) \quad (7)$$

$$W_s^2 f(x, y) = f * \varphi^2(x, y)$$

对于二进制小波变换, 在任一尺度 2^j , 梯度矢量的模等于:

$$M_{2^j} f(x, y) = \sqrt{|W_{2^j}^1 f(x, y)|^2 + |W_{2^j}^2 f(x, y)|^2} \quad (8)$$

梯度矢量和水平轴的夹角为:

$$A_{2^j} f(x, y) = \arg(W_{2^j}^1 f(x, y) + i W_{2^j}^2 f(x, y)) \quad (9)$$

由梯度的定义可知, 若梯度模在 (x, y) 处达到极大值, 则 $f * \theta_{2^j}(x, y)$ 在此处具有最大的方向到数, 于是可以理解为 $f(x, y)$ 在此点有突变, 而发生突变的方向是沿着梯度所指方向。这样可以认为 (x, y) 就是图像 $f(x, y)$ 的边缘点。也就是说 $f * \theta_{2^j}(x, y)$ 上变化剧烈的点是沿着梯度方向 $A_{2^j} f(x, y)$ 上模 $M_{2^j} f(x, y)$ 为局部极大值的那些点。我们只需记录下这些模极大值点的位置以及相应的模 $M_{2^j} f(x, y)$ 和角度 $A_{2^j} f(x, y)$ 的大小即可。

4 线性判别分析

线性判别分析法通过寻找一组最优线性变换, 使得所有类别样本变换后的类内离散度最小、类间离散度最大, 最终实现样本的可分性。FISHER 线性判别分析通过最大化样本集类内散布矩阵和类间散布矩阵的比值来实现多类分类判别, 取极大化目标函数的矩阵作为投影方向。即: 特征样本在极大化目标函数的矩阵上投影后, 类间离散度和类内离散度之比达到最大。

给定一个训练样本集, $T = \{T_i\}_{i=1}^C$, 包含 C 类样本, 每类包含 $T_i = \{T_{ij}\}_{j=1}^{C_i}$ 个人脸图像, 总共有 $N = \sum_{i=1}^C C_i$ 个样本(为便于处理, 每个人脸样本都以长度为 $L = L_m \times L_h$ 的列向量形式表示)。Fisher 准则多类情况定义如下:

$$J = \arg \max_{\Psi} \frac{|\Psi^T S_b \Psi|}{|\Psi^T S_w \Psi|} \quad (10)$$

$$\Psi = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_M], \psi_m \in R^L$$

设 $x_k^{(i)}, x_k^{(j)}$ 分别表示第 i 类和第 j 类的样本, 各类样本之间的平均距离定义如下:

$$d(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^C p_i \sum_{j=1}^C p_j \frac{1}{N_i N_j} \sum_{k=1}^{N_i} \sum_{l=1}^{N_j} d(x_k^{(i)}, x_l^{(j)}) \quad (11)$$

式中, p_i, p_j 为相应类别的先验概率, $d(x_k^{(i)}, x_l^{(j)})$ 为 $x_k^{(i)}, x_l^{(j)}$

之间的距离,其欧氏距离表示如下:

$$d(x_k^{(i)}, x_m^{(j)}) = \sqrt{(x_k^{(i)} - x_m^{(j)})^T (x_k^{(i)} - x_m^{(j)})} \quad (12)$$

样本类内散布矩阵 S_w 定义如下:

$$S_w = \sum_{i=1}^c p_i \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} (x_k^{(i)} - m_i)(x_k^{(i)} - m_i)^T \quad (13)$$

样本类间散布矩阵 S_b 定义如下:

$$S_b = \sum_{i=1}^c p_i (m_i - m)(m_i - m)^T \quad (14)$$

样本总体散布矩阵定义如下:

$$S_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - m)(x_i - m)^T \quad (15)$$

式中, m_i 表示第 i 类样本的平均矢量, m 表示所有样本的平均矢量, 定义如下:

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} x_k^{(i)} \quad m = \sum_{i=1}^c p_i m_i \quad (16)$$

用各类样本的样本频率 N_i/N 表示先验概率 p_i , 则可得:

$$J = \bar{d}^2(x) = \text{Tr}[S_w + S_b] = \text{Tr}[S_t] \quad (17)$$

小样本问题可能会导致 S_w 严重退化, 而且类内离散度和类间离散度不足以描述实际人脸的变化, 所以, 需要对 FISHER 判别准则进行调整, 以解决该问题。

设 $V_n = [V_1, V_2, \dots, V_n]$ 为 S_b 所对应的前 $n (\leq C-1)$ 个最大非零特征值 T_b 的特征向量, V_n 张成 S_b 的补空间, $H = V_n T_b^{-1/2}$ 使得 $H^T S_b H = I$ 。于是将

$$\Psi = \arg \max_{\Psi} \frac{|\Psi^T S_b \Psi|}{|\eta(\Psi^T S_b \Psi) + (\Psi^T S_w \Psi)|} \quad (18)$$

的分母转化为 $\eta I + H^T S_w H$, 不难发现 $H^T S_w H$ 的 $n (\leq C-1)$ 个最小特征值 T_w 对应的特征向量为 $Q_n = [q_1, q_2, \dots, q_n]$ 。可以求得:

$$\Psi = H Q_n (\eta I + T_w)^{-1/2} \quad (19)$$

为一组最优判别特征基向量。

5 实验结果

由美国卡耐基梅隆大学创建的 PIE 人脸数据库是人脸识别领域的一个重要的测试集合, 包含 68 位志愿者的 41368 张多姿态、光照和表情的面部图像, 人脸图像的姿态和光照变化是在严格控制的条件下采集的。为了验证所算法的性能, 实验在 PIE 人脸库上进行。每人随机选取前 3, 4, 5 幅图像作为训练样本, 其他图像用于测试, 每组实验重复进行 5 次, 取平均值作为识别结果。测试硬件平台为 P42.08G/512MB 普通 PC 机。

在对人脸图像进行小波分解时, 不同的分解层数会影响识别率和识别速度, 分解层数少时, 实时性好而识别率较低。相反, 分解层数多时, 包含了不同尺度下的多级信息, 识别率高而且比较耗时, 表 1 为新方法在不同分解级数情况下识别率和耗时的比较。可以发现, 随着分解级数的增加, 识别率不断提高, 而耗时也随之增加。综合时间和性能的考虑, 三级分解是一个比较合适的选择。

表 1 不同分解级数下识别率比较

分解级数	识别率 (%)	平均时间 (ms)
1	91.5	82
2	93.2	95
3	98.6	107
4	98.7	143
5	98.7	179

传统的基于 DCT 的人脸识别方法主要选择低频 DCT 系数作为识别特征, 将 DCT 系数矩阵中左上角正方形内的低频系数直接用于分类^[15]。而 DCT 结合 LDA 方法则首先对图像进行降维处理, 然后对降维后的人脸图像进行离散余弦变换, 最后选取 DCT 系数矩阵中左上角正方形内的低频系数进行线性判别分析, 提取识别特征^[16]。新方法是在对图像进行小波分析的基础上, 在小波变换域内通过改进的线性判别分析法实现人脸分类。

表 2—表 4 为新方法和其它识别方法的性能比较。可以发现, 随着训练样本数的增加, 3 种方法的识别率都明显提高。这说明, 随着训练样本数的增加, 对类内散布矩阵、总体散布矩阵的估计更准确, 因此, 识别准确率得以提高。相比较于传统的 DCT 方法、DCT 结合 LDA 方法和 PCA 方法, 新方法在训练样本数为 5 时, 识别正确率为 98.6%, 说明新算法的识别效果好。

表 2 不同方法识别率比较(前 3 个样本作为训练样本)

方法	DCT (36 系数)	DCT+LDA (36 系数)	PCA (32 维数)	新方法 (3 级分解)
识别率	89.5	90.5	88.6	97.2

表 3 不同方法识别率比较(前 4 个样本作为训练样本)

方法	DCT (36 系数)	DCT+LDA (36 系数)	PCA (32 维数)	新方法 (3 级分解)
识别率	93.1	94.3	89.1	98.1

表 4 不同方法识别率比较(前 5 个样本作为训练样本)

方法	DCT (36 系数)	DCT+LDA (36 系数)	PCA (32 维数)	新方法 (3 级分解)
识别率	94.5	96.1	90.2	98.6

结束语 提出的人脸识别方法以小波变换为基础, 利用小波的多分辨分析能力对人脸图像进行多级小波分解, 用多尺度边界矩描述形状特征, 通过对线性判别分析法进行改进, 实现了人脸识别。多尺度特征边界矩不仅包含了图像的局部特征, 这些局部特征更好地反映了图像之间的差异, 更好更全面地反映了图像的鉴别特征, 有利于模式识别; 而且还包含了人脸图像从局部到整体的特征, 保持了图像的局部和整体的一些共性。新算法充分地利用了人脸图像的视觉特征, 符合人眼的识别模式。在 PIE 人脸库上的实验显示, 新方法具有很好的识别效果, 具有运算速度快、识别率高和鲁棒性好的优点。

参考文献

- [1] Deng Wei-hong, Hu Jia-ni, Guo Jun, et al. Emulating biological strategies for uncontrolled face recognition[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(6): 2210-2223
- [2] Unsang P, Tong Yi-ying, Jain A K. Age-invariant face recognition[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2010, 32(5): 947-54
- [3] Xu D, Yan S C, Luo J B. Face Recognition Using Spatially Constrained Earth Mover's Distance[J]. IEEE Trans on image processing, 2009, 18(11): 2256-2260
- [4] Liu Z M, Liu C J. A hybrid color and Frequency Features method for face recognition[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2008, 17(10): 1975-1980

- [4] Kong H, Wang L, Teoh E K, et al. Generalized 2D principal component analysis for face image representation and recognition[J]. *Neural Networks*, 2005, 18(5/6): 585-594
- [5] Kong Hui, Wang Lei, Teoh EK, et al. A Framework of 2D Fisher Discriminant Analysis: Application to Face[C]// *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR 2005)*. Washington D. C, USA, June 2005, 2: 1083-1088
- [6] Zhao W. Discriminant Component Analysis for Face recognition. [C]// *Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition*. Barcelona, Spain; Sept. 2000, 2: 818-821
- [7] Vicente M A, Hoyer P O, Hyvarinen A. Equivalence of Some Common Linear Feature Extraction Techniques for Appearance-based Object Recognition Tasks [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(5): 896-900
- [8] Song Jia-dong, Li Xiao-juan, Xu Peng-fei, et al. Global face recognition framework based on symmetrical 2DPLS by two sides plus LDA[C]// *Proceedings of the 2nd International Workshop on Education Technology and Computer Science*. Wuhan, China: Mar. 2010, 2: 60-64
- [9] Draper B A, Baek K, Bartlett M S, et al. Recognizing faces with PCA and ICA[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2003, 99: 115-137
- [10] Yang Wan-kou, Wang Jian-guo, Ren Ming-wu, et al. Fuzzy 2-Dimensional FLD for Face Recognition[J]. *Journal of Information and Computing Science*, 2009, 4(3): 233-239
- [11] 边肇祺, 张学工. 模式识别(第二版)[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000: 1-338
- [12] Kw K C, Pedry W. Face recognition using a fuzzyfisher classifier [J]. *Pattern Recognition*, 2005, 38(10): 1717-1732
- [13] He X, Cai D, Liu H, et al. Locality preserving indexing for document representation[C]// *Proceedings of the 27th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval(SIGIR'04)*. Sheffield, UK, July 2004: 96-103
- [14] Ray Kumar S, Ghoshal J. Approximate Reasoning Approach to Pattern Recognition[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1996, 77(2): 125-150
- [15] 张道强, 陈松灿. 高维数据降维方法[J]. *中国计算机学会通讯*, 2009, 5(8): 15-22

(上接第 262 页)

行了测试。结果表明, ACG-MOPSO 算法在处理这类优化问题时, 在非劣解的多样性以及收敛性方面取得了满意的效果。下一步的研究方向是把该算法应用于解决多目标离散优化问题以及解决实际问题。

参 考 文 献

- [1] Kennedy, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C]// *IEEE International Conference on Neural Networks*. Piscataway. 1995: 1942-1948
- [2] Coello C A C, Lechuag M S. MOPSO: A proposal for multiple objective particle swarm optimization[C]// *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Piscataway. New Jersey, 2002: 1051-1056
- [3] Mostaghim S, Teich J. Strategies for finding good local guides in multi-objective particle swarm optimization (MOPSO) [C]// *IEEE Swarm Intelligence Symposium*. Indianapolis, 2003: 26-33
- [4] Sierra M R. Improving PSO-based multi-objective optimization using crowding, mutation and ϵ -dominance[C]// *Third International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization*. Guanajuato, Mexico, 2005: 505-519
- [5] Li X. A non-dominated sorting particle swarm optimizer for multi-objective optimization [C] // *Genetic and Evolutionary Computation Conference*. 2003: 37-48
- [6] Coello C A C, Pulido G T, Lechuga M S. Handling multiple objectives with particle swarm optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, 8: 256-279
- [7] Sierra M R, Coello C A C. Multi-Objective Particle Swarm Optimizers: A Survey of the State-of-the-Art [J]. *International Journal of Computational Intelligence Research*, 2006, 2(3): 287-308
- [8] Zitzler E. *Evolutionary algorithms for multiobjective optimization: Methods and applications* [D]. Zurich, Switzerland: Swiss Federal Inst. Technol, 1999
- [9] 杨俊杰, 周建中, 方仍存. 基于自适应网格的多目标粒子群优化算法[J]. *系统仿真学报*, 2008, 21(20): 5843-5847

(上接第 277 页)

- [5] Qi Heng, Li Ke-qiu, Shen Yan-ming, et al. An effective solution for trademark image retrieval by combining shape description and feature matching [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(6): 2017-2027
- [6] Kennedy G J, Orbach H S, Loffler G. Global shape versus local feature: An angle illusion [J]. *Vision Research*, 2008, 48(11): 1281-1289
- [7] Gheorghiu E, Kingdom F A A. The spatial feature underlying the shape-frequency and shape-amplitude after-effects [J]. *Vision Research*, 2007, 47(6): 834-844
- [8] Prescott J W, Zhang Dong-qing, Wang J Z, et al. Temporal analysis of tumor heterogeneity and volume for cervical cancer treatment outcome prediction: preliminary evaluation [J]. *J Digit Imaging*, 2010, 23(3): 342-57
- [9] Kezele I, Descoteaux M, Poupon C, et al. Spherical wavelet transform for ODF sharpening [J]. *Med Image Anal*, 2010, 14(3): 332-342
- [10] Yang X Y, Shi Y, Chen L H, et al. The Lifting Scheme for Wavelet Bi-Frames: Theory, Structure, and Algorithm [J]. *IEEE Trans on image processing*, 2010, 19(3): 612-624
- [11] Unser M, van de Ville D. Wavelet Steerability and the Higher-Order Riesz Transform [J]. *IEEE Trans on image processing*, 2010, 19(3): 636-652
- [12] Feng G C, Yuen P C. Multi cues eye detection on gray intensity images [J]. *Pattern Recognition*, 2001, 34(5): 1033-1046
- [13] 刘向东, 陈兆乾. 人脸识别技术的研究 [J]. *计算机研究与发展*, 2004, 41(7): 1075-1080
- [14] Bruneli R, Poggio T. Face recognition: Features versus templates [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15(10): 1042-1052
- [15] Hafed Z M, Levine M D. Face recognition using the discrete cosine transform [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2001, 43(3): 167-188
- [16] Zhang Yan-kun, Liu Chong-qing. A Novel Face Recognition Method Based on Linear Discriminant Analysis [J]. *Journal Infrared Millimeter and Waves*, 2003, 22(5): 327-330