

# 基于Gabor小波变换与分块PCA的人脸识别

王 宪, 陆友桃, 宋书林, 平雪良, 许 腾

WANG Xian, LU Youtao, SONG Shulin, PING Xueliang, XU Teng

江南大学 轻工过程先进控制教育部重点实验室, 江苏 无锡 214122

Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China

WANG Xian, LU Youtao, SONG Shulin, et al. Face recognition based on Gabor wavelet transform and modular PCA. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(3): 176-178.

**Abstract:** Since the dimension of face features which is presented by Gabor wavelet is too high, there has large computation and bad real-time problems if using the feature by Gabor wavelet transform for recognition directly. A new face recognition algorithm based on Gabor wavelet transform and modular PCA (Principal Component Analysis) is proposed. Face image feature is acquired by Gabor wavelet transforming face image. Its dimension is reduced and eigenvectors are extracted by the method of modular PCA. Nearest neighbor classifier is adopted to sort and distinguish. Experimental results on ORL and NUST603 indicate that the performance of proposed method is superior to other methods, such as PCA, modular PCA and combination of Gabor wavelet transform and PCA.

**Key words:** face recognition; Gabor wavelet; modular Principal Component Analysis(PCA); feature extraction

**摘 要:** 由于Gabor小波描述的人脸特征维数太高, 直接将Gabor小波提取的特征进行识别时出现计算量大、实时性差的问题, 提出了基于Gabor小波变换与分块主分量分析的人脸识别新算法。首先对人脸图像进行Gabor小波变换得到人脸图像特征, 然后用分块主分量分析方法对其进行降维、提取特征向量, 最后用最近邻分类器分类识别。在ORL和NUST603人脸库上进行实验, 结果表明, 该方法的识别率优于传统PCA、分块PCA、Gabor小波变换与PCA结合的方法。

**关键词:** 人脸识别; Gabor小波; 分块主分量分析(PCA); 特征提取

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2012.03.052 文章编号: 1002-8331(2012)03-0176-03 文献标识码: A 中图分类号: TP391

## 1 引言

自动人脸识别技术是指利用计算机技术对获得的人脸图像进行有效信息的提取, 与已知图像的有效信息对比, 从而进行人脸识别和辨认。在最近的几十年里, 作为生物特征识别的重要组成部分, 自动人脸识别以其使用方便、不易仿冒、成本较低的优势, 在国家安全、信息安全等领域得到广泛应用。

Gabor小波的核函数与哺乳动物初级视觉皮层的感受野细胞的刺激响应十分相似<sup>[1]</sup>, 能够很好地提取目标图像的不同空间位置、频率和方向上的特征。利用Gabor小波提取的特征能够克服光照、尺度、角度等全局干扰对识别效果的影响, 因此Gabor小波变换在纹理特征分析和目标识别领域得到广泛应用<sup>[2-5]</sup>。

尽管Gabor小波在图像处理上有独特的优势, 但是Gabor小波变换提取得到的纹理特征维数太高。如果直接利用Gabor纹理特征进行识别分类, 计算量很大, 不能满足人脸识别的实时性要求, 所以对纹理特征进行降维, 是人脸识别的关键。主分量分析(Principal Component Analysis, PCA)是对特征降维的经典算法之一<sup>[6]</sup>, 可是经典的PCA方法是将整幅人脸图像作为一个整体来考虑的。当图像受到表情、姿态等干扰时, 这种方法就不能突出有利于识别分类的局部信息, 影响识别效果。文献[7]提出Gabor小波变换和PCA算法相结合, 先用Gabor小波变换方法对人脸图像进行处理, 得到Gabor小波特征, 再用PCA方法对该特征进行降维和特征提取, 有效地提高了识别率, 但该算法未考虑突出受姿态、表情等影响的局部特征。Gottumukkal R<sup>[8]</sup>在PCA方法的基础上提出了分块PCA

方法, 将人脸图像分割为维数相同的子图像, 这样有利于突出受到姿态、表情等影响的局部特征, 从而更好地提取出这些局部特征, 因而对图像的降维、减少表情等影响起到很好的作用, 在人脸识别中得到广泛应用<sup>[9-10]</sup>。本文提出结合上述的Gabor小波变换和分块PCA算法进行人脸识别, 选用不同的分块数目分别对ORL、NUST603人脸数据库进行实验, 并与PCA、分块PCA、Gabor小波变换与PCA结合算法相比较。实验结果表明, 本文算法具有较好的识别效果。

## 2 基于Gabor小波变换的纹理特征描述

近年来, Gabor小波在图像处理中得到广泛应用。Gabor小波是一组窄带通滤波器, 在空间域、频率域都有很好的分辨能力, 拥有多尺度和多方向特性。2D-Gabor小波的核函数定义为:

$$\Psi_{u,v}(x,y) = \frac{k^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k^2(x^2+y^2)}{2\sigma^2}\right) \cdot \left[ \exp\left(ik \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}\right) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right] \quad (1)$$

其中  $k = \begin{pmatrix} k_x \\ k_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_v \cos \varphi_u \\ k_v \sin \varphi_u \end{pmatrix}$ ,  $k_v = 2^{-\frac{v+2}{2}\pi}$ ,  $\varphi_u = \frac{u\pi}{K}$ ;  $x, y$  表示像素点的坐标值,  $u$  代表Gabor小波的方向,  $K$  表示总方向数,  $v$  代表Gabor小波的尺度因子, 参数  $\frac{k}{\sigma}$  的取值决定了高斯窗口的大小, 这里取  $\sigma = 2\pi$ 。对于人脸纹理特征提取, 通常选取5个尺度, 8个方向, 即  $v = 0, 1, \dots, 4$ ,  $u = 0, 1, \dots, 7$ 。式(1)中:

**基金项目:** 国家自然科学基金(No.60574051)

**作者简介:** 王宪(1954—), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要研究领域为嵌入式及图像处理; 陆友桃(1988—), 男, 硕士研究生。E-mail: wwxx.2008@163.com

**收稿日期:** 2011-08-23; **修回日期:** 2011-11-02

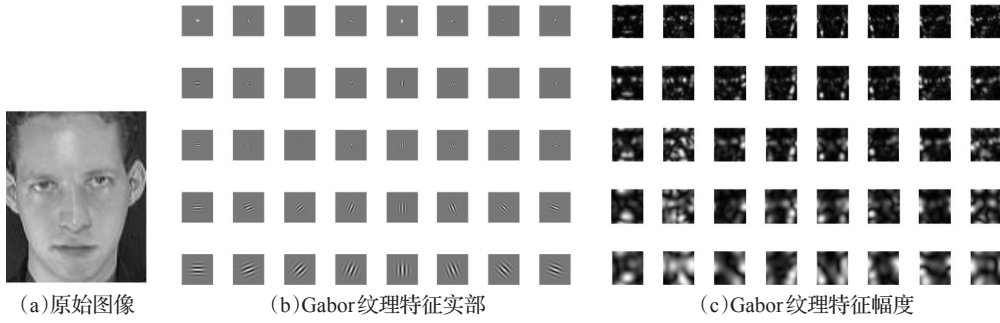


图1 人脸图像的 Gabor 纹理特征提取

$\exp\left(-\frac{k^2(x^2+y^2)}{2\sigma^2}\right)$  是高斯函数, 它是通过加窗来限制振荡函数的范围, 以使其只在局部有效, 这个滤波器可看作是一种 Gabor 小波;  $\exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right)$  是直流分量, 这样滤波器就可以不受直流分量大小的影响, 即减少光照对 Gabor 小波特征提取的影响。由式(1), 对人脸图像  $I(x, y)$  和 Gabor 小波核函数  $\Psi_{u,v}(x, y)$  进行卷积:

$$M(u, v, x, y) = \Psi_{u,v}(x, y) \otimes I(x, y) = \iint \Psi_{u,v}(x, y) \cdot I(x, y) dx dy \quad (2)$$

由此, 每幅图像就可以提取得到 40 个复系数的 Gabor 纹理特征, 对它们取模值, 然后把每一个纹理特征向量化, 并依次组成矩阵。对 ORL 库中的一幅图像进行 5 个尺度, 8 个方向上的 Gabor 纹理特征提取, 其结果如图 1 所示。

### 3 基于分块主分量分析的特征提取

经过 Gabor 小波变换后得到的特征矩阵, 含有大量的冗余信息, 而且计算量很大, 严重影响识别效率, 本文针对这个问题运用分块主分量分析方法提取有效的特征, 降低特征维数, 提高识别效率。

传统的主分量分析是对人脸进行整体分析处理, 通过线性变换得到一组最优的单位向量正交基, 用它们的线性组合来重建特征空间。这样就忽略了图像不同位置的局部特征对图像识别的贡献不同, 比如人脸的下半部分的重要性就次于人脸的上半部分; 而且传统的主分量分析对表情、姿态等干扰很敏感, 本文选用分块的主分量分析方法可以减轻或避免了上述的缺陷, 因为当有表情、姿态等干扰时, 只是局部人脸区域变化明显, 其他部分变化略微, 把人脸图像分成子图像, 这样能够有效的获取这些局部信息特征, 利于识别分类。

假设人脸图像矩阵  $I$  的维数是  $I_x \times I_y$ , 把它分割为  $p \times q$

个维数是  $m \times n$  的子图像, 即  $I = \begin{pmatrix} I_{11} & I_{12} & \cdots & I_{1q} \\ I_{21} & I_{22} & \cdots & I_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I_{p1} & I_{p2} & \cdots & I_{pq} \end{pmatrix}$ , 其中  $I_x =$

$p \times m$ ,  $I_y = q \times n$ 。把所有训练样本的子图像看作独立的训练样本进行主分量分析。训练样本  $I_{ij}$  的分块矩阵表示为:  $I_{ij} =$

$\begin{pmatrix} (I_{ij})_{11} & (I_{ij})_{12} & \cdots & (I_{ij})_{1q} \\ (I_{ij})_{21} & (I_{ij})_{22} & \cdots & (I_{ij})_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (I_{ij})_{p1} & (I_{ij})_{p2} & \cdots & (I_{ij})_{pq} \end{pmatrix}$ 。对训练样本子图像矩阵向量化, 即

把子图像矩阵  $(I_{ij})_{kl}$  的每个元素按列的顺序, 后一列第一个元素紧接着前一列的最后一个元素, 使所有元素串连成一列, 组成一个维数为  $mn \times 1$  的列向量:  $(\eta_{ij})_{kl} = \text{Vec}((I_{ij})_{kl})^{[1]}$ 。其中  $k = 1, 2, \dots, p$ ,  $l = 1, 2, \dots, q$ 。设所有人脸训练样本子图像矩阵的均值为  $\eta = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^{n_i} \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^q (\eta_{ij})_{kl}$ , 每个子图像与均值的差值向量为  $\varphi_{ij} = \eta_{ij} - \eta$ , 所有人脸训练样本的子图像矩阵的总体散布矩阵为:

$$S = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^{n_i} \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^q (\varphi_{ij})_{kl} \cdot (\varphi_{ij})_{kl}' \quad (3)$$

其中,  $M = \left( \sum_{i=1}^C n_i \right) pq = Npq$  是人脸训练样本的子图像矩阵的总块数;  $S$  是  $mn \times mn$  的非负定矩阵, 求出  $S$  的特征值  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{mn}$  (以递减顺序排列) 及其对应的特征向量  $Z_1, Z_2, \dots, Z_{mn}$ 。从而可以抽取出一组最优投影向量组  $Z_1, Z_2, \dots, Z_r$ ,  $r$  为最优投影轴数,  $1 \leq r \leq mn$ 。用它们组成矩阵, 便是最优投影矩阵  $T = (Z_1, Z_2, \dots, Z_r)$ ,  $T \in R^{(mn) \times r}$ 。

把训练样本投影到最优投影矩阵上, 得到训练样本  $I_{ij}$  的

最优特征矩阵:  $J_{ij} = \begin{pmatrix} T'(\eta_{ij})_{11} & T'(\eta_{ij})_{12} & \cdots & T'(\eta_{ij})_{1q} \\ T'(\eta_{ij})_{21} & T'(\eta_{ij})_{22} & \cdots & T'(\eta_{ij})_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ T'(\eta_{ij})_{p1} & T'(\eta_{ij})_{p2} & \cdots & T'(\eta_{ij})_{pq} \end{pmatrix}$ 。其中,

$J_{ij} \in R^{(p \cdot r) \times q}$ 。这也就意味着, 经过分块 PCA 算法可以把一幅图像的维数  $I_x \times I_y$  提取得到维数为  $(p \cdot r) \times q$  的最佳特征, 用最佳特征来表征原图像, 降低了计算量, 缩短了时间。显然, 有以下特例: 当  $p = q = 1$  时, 训练样本只有一个子图像, 也就是训练样本本身, 则最佳特征矢量维数  $(p \cdot r) \times q$  就是最优投影轴数  $r$ , 也就等同于直接采用 PCA 方法, 从这里可以看出, 本文所用的分块 PCA 算法是 PCA 算法的延伸。

### 4 分类器设计

分类器的选择对人脸识别来说也起着举足轻重的作用, 本文选用最简单、最直观的分类方法: 最近邻法分类器。假设训练样本的特征向量共有  $C$  个类别, 每类含有  $r$  个特征向量, 将测试样本的特征向量  $\beta$  与已知类别的训练样本的特征向量  $\alpha_1^{(c)}, \alpha_2^{(c)}, \dots, \alpha_r^{(c)}$  分别求距离  $d(\beta, \alpha_i^{(c)})$ , 其中  $i = 1, 2, \dots, r, c = 1, 2, \dots, C$ 。与  $\beta$  距离最小的  $\alpha_i$  所在的类别则判定为  $\beta$  所属的类别, 即  $\min_{c=1, 2, \dots, C} d(\beta, \alpha_i^{(c)}) = d(\beta, \alpha_i^{(k)})$ , 则  $\beta$  属于第  $k$  类。

表1 各算法在2个人脸库上最高识别率及相应的特征矢量维数关系

识别算法	ORL人脸库				NUST603人脸库			
	最优投影轴数	最佳特征矢量维数	最高识别率/(%)	每幅测试样本识别时间/ms	最优投影轴数	最佳特征矢量维数	最高识别率/(%)	每幅测试样本识别时间/ms
PCA	21	21	87.0	7.3	25	25	85.3	7.1
Gabor小波+PCA	23	23	91.5	23.0	25	25	90.7	20.8
分块PCA(4×4)	4	16×4	93.0	12.1	8	32×4	94.7	8.5
Gabor小波+分块PCA(4×4)(本文算法)	5	20×4	97.5	30.2	7	28×4	97.3	27.1

## 5 实验与分析

### 5.1 本文算法过程

本文提出了基于Gabor小波变换的分块PCA算法,其过程如下:

(1)样本图像的预处理:为便于后续的分块处理,把图像的维数统一为 $128 \times 128$ 。

(2)图像Gabor小波变换特征描述:考虑到计算的速度问题,本文仅选取一个尺度: $v=3$ ,即中心频率为 $k_v = \frac{\sqrt{2}\pi}{8}$ ,方向参数 $K=8$ 。由此,对训练样本Gabor小波变换提取特征,每输入一幅训练样本,则会输出8个Gabor小波特征矩阵,每个特征矩阵的维数是 $128 \times 128$ 。

(3)分块主分量分析:把每幅图像生成的8个特征矩阵组成一个大矩阵,它的维数是 $(8 \times 128) \times 128$ ,把它分成 $p \times q$ 个小矩阵,每个小块矩阵的维数是 $\left(\frac{8 \times 128}{p}\right) \times \left(\frac{128}{q}\right)$ 。把所有图像的小矩阵向量化并联合成矩阵 $A$ ,对 $A$ 进行主分量分析降低它的维数,求出最优投影矩阵 $T=(Z_1, Z_2, \dots, Z_r)$ ,把训练样本矩阵 $A$ 投影到矩阵 $T$ 上,求得每个训练样本特征矩阵 $B_i$ 。

对于测试样本图像,用上述的同样方法进行Gabor小波变换和分块主分量分析,把求出的矩阵投影到最优投影矩阵 $T$ 上,求出每个测试样本的特征矩阵 $D_j$ 。

(4)识别分类:选用最近邻分类器进行识别分类。对测试样本图像的特征矩阵 $D_j$ 的子块与每个训练样本的特征矩阵 $B_i$ 对应的子块求欧式距离,把这些子块之间的距离相加得到的值就是测试样本与每个训练样本的距离,距离最小时训练样本的所属的类别即是测试样本的类别。

### 5.2 实验环境

本实验分别采用最广泛的ORL、NUST603人脸数据库。ORL数据库共有40个人,每人10幅图像,维数是 $92 \times 112$ ,部分人的图像有姿态、表情、光照和面部饰物的变化;NUST603人脸数据库共96人,每人10幅图像,维数是 $128 \times 128$ ,光照变化较大,图像背景复杂,本文从中随机选取15人。实验时,把数据库中前5幅图像用来训练,后5幅图像用来测试。

本次的实验平台为Intel Core2 T5200的中央处理器,1 GB的内存,MATLAB7.1版本,Windows XP的系统。

### 5.3 实验分析

将本文算法用ORL、NUST603人脸数据库做实验,针对不同的分块情况,把图像分别按 $2 \times 2$ 、 $2 \times 4$ 、 $4 \times 4$ 、 $4 \times 8$ 分块,实验结果如图2所示。

从图2可以看出,随着投影轴数的增加,即特征维数的增加,识别率会随之提高,当投影轴数增加至10附近时,识别率已基本达到稳定,因为此时已经提取到了最具表达能力的特征,若继续增加投影轴数,会增加一些不重要的特征,但识别时间也会变长。当投影轴数为10时,对两个人脸库在 $2 \times 2$ 、

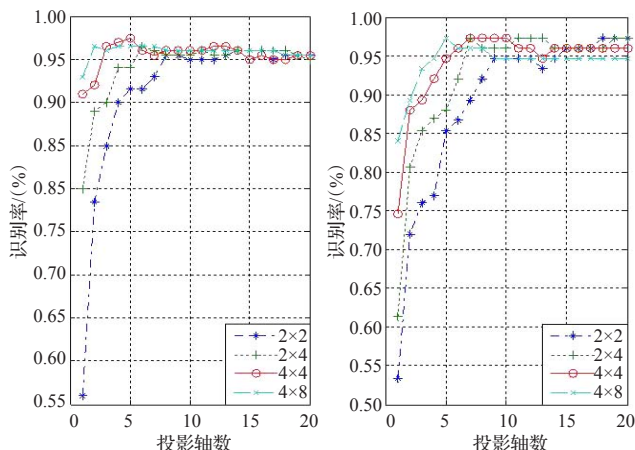


图2 不同分块数目在2个人脸库上识别率与投影轴数变化关系图

$2 \times 4$ 、 $4 \times 4$ 、 $4 \times 8$ 四种分块情况下的平均识别率在95%左右,说明本算法的识别效果较好;同时由图2可知,随着分块数目的增加,识别率也随之提高,当达到 $4 \times 4$ 时,识别率可达到最大值,此时已经可以较为充分的突出局部特征信息,若继续增加分块数目,对识别率的影响很小,也会延长识别时间,所以在本实验中取定最佳分块数目为 $4 \times 4$ 。

为验证本文算法的识别能力,将本文算法与传统PCA算法、分块PCA算法及Gabor小波变换+PCA算法相比较,表1列出各算法最高识别率、相应的特征矢量维数和用于识别图像的时间。其中选定纹理特征矩阵分块数目为 $4 \times 4$ ,设最优投影轴数的维数是 $r$ ,则对应的最佳特征矢量的维数为 $(4r) \times 4$ 。

由表1可知,Gabor小波+PCA算法由于引入Gabor小波变换使得识别时间相比经典PCA算法而言有所延长,但识别率相比经典PCA算法提高了接近5%;分块PCA把图像直接分成子图像来处理,使得特征矢量维数增加,能较好地突出局部信息,其识别率相比经典PCA算法提高了7%,本文提出的算法融合了Gabor小波和分块PCA的优点,尽管识别时间比其他算法稍长,识别率却有着显著的提高。随着计算机技术的不断发展,识别时间会有所降低,因此本文算法有一定的实用性。

## 6 结论

提出的人脸识别算法先用Gabor小波变换提取人脸特征,再用分块PCA方法对特征进行降维,能减少表情、光照等干扰的影响,从而能更快更好地进行识别分类。但本文中应用分块算法时并未能完全体现某些局部特征的重要性,如何更好地利用这些局部特征,是进一步研究的内容。

## 参考文献:

- [1] Zhao W,Chellappa R,Philips P J,et al.Face recognition:a literature survey[J].ACM Computing Surveys,2003,35(4):399-458.

(下转231页)



些对象按照不同的含义分割开来,也就是说,把图像中具有不同含义的对象提取出来,主要方法有分水岭分割、区域生长等方法。若在区域生长处理中未使用连通性信息,则描述符合会产生错误的结果,区域生长中的另一个问题是停止规则的公式表达,从而导致区域生长等方法具有较大的局限性。而MRF方法可以将像素的空间关系紧密结合,具有稳定性、速度快等优点,在对金属疲劳断口图像进行条带分割方面具有独特的优势。

## 5 结论

针对金属疲劳断口图像的物理特点,提出了基于马尔可夫随机场的条带分割算法。实验表明该算法能够较好地处理图像信噪比低的问题,取得了比较理想的分割结果。该算法具有算法简单、运算速度快、稳健性好等优点。

## 参考文献:

- [1] Bhate D, Chan D, Subbayayan G. Non-empirical modeling of fatigue in lead-free solder joints: fatigue failure analysis and estimation of fracture parameters[C]//7th International Conference on Thermal, Mechanical and Multiphysics Simulation and Experiments in Micro-Electronics and Micro-Systems, EuroSime 2006, 2006: 1-7.
- [2] 赵子华, 张峥, 吴素君, 等. 金属疲劳断口定量反推研究综述[J]. 机械强度, 2008, 30(3): 508-514.
- [3] 王克奇, 石岭, 白雪冰, 等. 基于高斯-马尔可夫随机场的板材表面纹理分析[J]. 林业科技, 2005, 30(6): 46-48.
- [4] Melas D, Wilson S. Double Markov random fields and Bayesian image segmentation[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 50: 357-365.
- [5] 张骥祥, 戴居丰, 郑宏兴. 基于小波域隐马尔可夫模型多尺度图像分割[J]. 天津大学学报, 2008, 41(5): 611-615.
- [6] Jeon B K, Jung Y B, Hong K S. Image segmentation by unsupervised sparse clustering[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27: 1650-1664.
- [7] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification[J]. IEEE Trans on Sys Man Cyber, 1973, 3(6): 610-621.
- [8] Krishnamachari S, Chellapa R. Multiresolution Gauss-Markov random field models for texture segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(2): 251-267.
- [9] 余鹏. 高斯混合模型在纹理分析中的应用研究[D]. 北京: 北京大学, 2005.
- [10] 余鹏, 封举富. 基于高斯混合模型的纹理图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(3): 281-285.
- [11] 刘伟强. 基于马尔可夫随机场的快速图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2001, 6(3): 228-233.
- [12] Zhang Y, Brady M, Smith S. Segmentation of brain MR images through a hidden Markov random field model and the expectation maximization algorithm[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2001, 20(1): 45-47.

(上接119页)

求,在满足分辨率要求的基础上,应选择最少的电极数目。

## 参考文献:

- [1] Wang Mi, Ma Yixin, Holliday N, et al. A high-performance EIT system[J]. IEEE Sensor Journal, 2005, 5(2): 289-299.
- [2] Dickin F, Wang Mi. Electrical resistance tomography for process applications[J]. Measurement Science and Technology, 1996, 7(3): 247-260.
- [3] 董峰, 崔晓会. 电阻层析成像技术的发展[J]. 仪器仪表学报, 2003, 24(4): 703-705.
- [4] 马艺馨, 徐荃安, 姜常珍. 电阻层析成像技术的研究[J]. 仪器仪表学报, 2001, 22(2): 195-213.
- [5] 黄嵩, 何为. 电阻抗成像中 Jacobian 矩阵的一种快速仿真算法[J]. 计算机仿真, 2004, 21(9): 60-70.
- [6] Hu Li, Wang Huaxiang, Zhao Bo, et al. A hybrid reconstruction algorithm for electrical impedance tomography[J]. Meas Sci Technol, 2007(18): 813-818.
- [7] 王化祥, 汪婧, 胡理, 等. ERT/ECT 双模态敏感阵列电极优化设计[J]. 天津大学学报, 2008, 41(8): 911-918.
- [8] 陈德运, 朱波, 张华. 基于小波包分析和 RBF 神经网络的 ERT 系统流型辨识[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(6): 231-233.

(上接178页)

- [2] Lin Kezheng, Xu Ying, Zhong Yuan. Using 2DGabor values and kernel fisher discriminant analysis for face recognition[C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Information Science and Engineering, 2010: 7624-7627.
- [3] 李宏贵, 李兴国. 基于 Gabor 小波滤波器的红外图像多尺度识别[J]. 红外与毫米波学报, 2002, 19(2): 113-116.
- [4] 马晓燕, 杨国胜, 范秋凤, 等. 基于 Gabor 小波和二维主元分析的人脸识别[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(10): 55-57.
- [5] 聂祥飞, 郭军. 利用 Gabor 小波变换解决人脸识别中的小样本问题[J]. 光学精密工程, 2007, 15(6): 973-977.
- [6] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 72-86.
- [7] 徐杰, 施鹏飞. 基于 Gabor 小波特征的多姿态人脸图像识别[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(21): 17-19.
- [8] Gottumukkal R, Asari V K. An improved face recognition technique based on modular PCA approach[J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(4): 429-436.
- [9] Sankaran P, Asari V K. A multi-view approach on modular PCA for illumination and pose invariant face recognition[C]//Proceedings of the 33rd Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, USA, 2004: 165-170.
- [10] Wang Xiaojie. Modular PCA based on Within-Class median for face recognition[C]//Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology, China, 2010: 52-56.
- [11] 陈伏兵, 杨静宇. 分块 PCA 及其在人脸识别中的应用[J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(8): 1889-1893.