

# 基于改进小波矩特征的快速无损图像描述算法

刘嘉敏<sup>1</sup> 谢海军<sup>1</sup> 刘强<sup>1</sup> 朱晟君<sup>1</sup> 张威<sup>1</sup>

**摘要** 为了更有效地利用小波矩不变量算法来快速无损地计算图像特征值, 提出了一种融合 Mallat 算法的无损采样的新型小波矩不变量算法. 在此基础上, 结合傅里叶变换的原理及特点, 提出了基于频率幅值谱与小波矩不变量的特征提取方法. 并将改进的小波矩不变量算法与传统使用三次 B 样条矩的小波矩、Hu 矩进行了比较. 实验表明, 改进的小波矩不变量在比传统小波矩不变量算法性能几乎没有损失的情况下, 大大加快了小波矩不变量的计算速度, 并且基于频率幅值谱的小波矩有更强的抗噪性.

**关键词** Mallat 算法, 小波矩不变量, 特征提取, 幅值谱  
**中图分类号** TP391.41

## A Fast Non-destructive Algorithm for Image Description Based on Improved Wavelet Moment Features

LIU Jia-Min<sup>1</sup> XIE Hai-Jun<sup>1</sup> LIU Qiang<sup>1</sup> ZHU Sheng-Jun<sup>1</sup> ZHANG Wei<sup>1</sup>

**Abstract** In order to rapidly and non-destructively calculate image eigenvalue, by combining the Mallat algorithm, a new invariant wavelet moment algorithm with non-destructive sampling is presented. Feature extraction based on amplitude spectrum and wavelet moment invariants is also presented. The experimental results show that compared with the traditional cubic B-spline wavelet moments and Hu moment invariants, this algorithm can greatly accelerate the wavelet moment invariants calculation with few losses in performance. The new wavelet moment invariants algorithm based on amplitude spectrum is verified to be insensitive to noises compared with other wavelet moment invariants.

**Key words** Mallat algorithm, wavelet moment invariants, feature extraction, amplitude spectrum

对原始图像中分割出来的对象或区域进行表示与描述是图像识别的基础, 而对描述对象的平移、缩放与旋转不变性的描述方法则是模式识别的一个重要研究方向. 由于矩不变量具有平移、旋转和缩放不变性, 从目标图像中提取矩不变量成为正确识别目标的基础与关键之一. Hu<sup>[1]</sup> 在 1962 年首先将矩的概念成功应用于图像分析领域, 并且构造出 7 个由二阶和三阶矩组合的矩不变量. Li<sup>[2]</sup> 用 Fourier-Mellin 变换的不变性推导出一种构造任意阶矩不变量的方法, 并指出 Hu 矩就是它的一个特例. 之后, 在图像矩描述方向又出现了正交矩 (包括 Legendre 矩与 Zernike 矩)、复数矩、旋转矩等. 它们解决了 Hu 矩的冗余性, 并可以在 Hu 矩更高的阶数上描述图像. 但是以上提到的矩特征只能提取图像的全局信息<sup>[3]</sup>, 因此仅适用于分类具有显著差别的模式, 而无法区分只有细微差别的相似模式. 并且由于存在计算量大、受噪声影响较大等缺点, 它的应用一直受到制约.

Shen<sup>[4]</sup> 等提出的小波矩不变量可以克服以上缺

点, 不仅可以得到图像的全局特征, 而且也可以得到图像的局部特征, 因而在识别相似物体方面具有更高的识别率.

目前在小波矩的计算上要么需要使用坐标转换, 而在将数字图像从直角坐标转换到极坐标的过程中增加转换误差; 要么就只能使用显性小波 (如三次 B 样条函数), 而无法将 Mallat 快速算法融入其中<sup>[5]</sup>.

本文在传统小波矩不变量的基础上, 结合数字图像本身的特点, 提出了使用模板来计算图像的采样算法, 并在最后计算中结合 Mallat<sup>[6-7]</sup> 算法来加快小波矩的运算速度. 另外, 本文还提出了在频率域采样归一化的小波矩算法.

## 1 传统的图像小波矩不变量

### 1.1 图像的矩

对于连续灰度函数  $f(x, y)$ , 它的  $(p+q)$  阶二维原点矩  $M_{pq}$  的定义为

$$M_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy, \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (1)$$

根据唯一性定理, 它的各阶矩存在且唯一地被  $f(x, y)$  确定, 反过来,  $f(x, y)$  也唯一地被它的各阶矩所确定. 由于  $M_{pq}$  不具备平移不变性, 定义其

收稿日期 2008-02-18 收修改稿日期 2009-02-19  
Received February 18, 2008; in revised form February 19, 2009  
重庆市自然科学基金 (CSTC2008BB0035) 资助  
Supported by the Natural Science Fund Projects of Chongqing (CSTC2008BB0035)

1. 重庆大学光电技术及系统教育部重点实验室 重庆 400030  
1. Key Laboratory of Optoelectronic Technology and Systems of the Education Ministry of China, Chongqing University, Chongqing 400030  
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.01278

$(p+q)$  阶中心矩为

$$u_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \bar{X})^p (y - \bar{Y})^q dx dy \quad (2)$$

其中:  $\bar{X} = M_{10}/M_{00}$  和  $\bar{Y} = M_{01}/M_{00}$  对于数字图像  $f(x, y)$ , 它的  $(p+q)$  阶中心矩则变为

$$u_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{X})^p (y - \bar{Y})^q f(x, y) \quad (3)$$

规格化的中心矩  $\eta_{pq}$  定义为

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

其中,  $r = (p+q+2)/2$ ,  $p+q = 2, 3, \dots$ , 由二阶和三阶的规格化中心矩便可以构成 Hu 矩的 7 个矩不变量. 这 7 个矩式对于图像的平移、旋转和缩放都具有不变性.

假设  $\|F_{p,q}\|$  和  $\|F'_{p,q}\|$  分别为两个相似图像的特征, 它们之间存在如下关系:

$$\|F_{p,q}\| = \|F'_{p,q}\| + \Delta_{pq} \quad (5)$$

假设有噪声存在, 则上式变为

$$\|F_{p,q}\| = \|F'_{p,q}\| + \Delta_{pq} + n_{pq} \quad (6)$$

因为两幅图像相似, 所以  $\Delta_{pq}$  总是比较小. 由于 Hu 矩、Zernike 矩等都是在整个图像空间中计算的, 因而  $n_{pq}$  就比较大. 如果  $n_{pq}$  比  $\Delta_{pq}$  大, 就会使识别发生错误; 如果图像矩是从局部图像空间中得到, 那么  $n_{pq}$  就会很小, 这样就可以提高识别的正确率.

## 1.2 图像的小波矩不变量

小波变换可以同时提供时域和频域窗口, 具有反映信号局部信息的能力, 因而可以考虑利用小波变换的这种特性来提取图像的局部特征. 小波分析本身并没有不变性, 将小波分析与矩不变量结合起来是利用了矩的不变性与小波对图像细节的把握能力. 为了得到矩的旋转不变性, 可以采用极坐标的方法, 令标准矩中  $x = r \cos \theta$ ,  $y = r \sin \theta$ . 经简单演算后, 可得到矩特征的一般表示式:

$$F = \int \int f(r, \theta) g_p(r) e^{jp\theta} r dr d\theta \quad (7)$$

其中,  $g_p(r)$  为变换核的径向分量, 而  $e^{jp\theta}$  是变换核的角度分量. 可以证明, 小波矩不变量具有旋转不变性<sup>[8]</sup>. 进一步把式 (7) 写成

$$F_{pq} = \int S_q(r) g_p(r) r dr d\theta \quad (8)$$

其中

$$S_q(r) = \int f(r, \theta) e^{jp\theta} d\theta \quad (9)$$

定义小波矩不变量为

$$\|F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}\| = \left\| \int S_q(r) \psi_{m,n}(r) r dr \right\| \quad (10)$$

其中,  $\psi_{m,n}(r) = 2^{\frac{m}{2}} \psi(2^m r - n)$ ,  $F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}$  实际上是  $S_q(r) r$  的小波变换. 因为  $\psi_{m,n}(r)$  一般都是紧支撑的, 那么每一个  $F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}$  都是图像的一个细节描述. 这样计算图像矩时由噪声带来的误差必然会比计算整个图像噪声带来的误差要小得多. 一般文献中<sup>[5, 9]</sup> 都采用三次 B 样条函数作为母小波  $\psi(r)$ , 即:

$$\psi(r) = \frac{4a^{n+1}}{\sqrt{2\pi(n+1)}} \sigma_\omega \cos(2\pi f_0(2r-1)) \times \exp\left(-\frac{(2r-1)^2}{2\sigma_\omega^2(n+1)}\right) \quad (11)$$

其中,  $n = 3$ ,  $\alpha = 0.697066$ ,  $f_0 = 0.49177$ ,  $\sigma_\omega^2 = 0.561145$ . 当把图像尺寸归一化到  $r \leq 1$  的范围后, 利用不同的尺度因子  $m$ 、位移因子  $n$ ,  $\psi_{m,n}(r)$  可以遍及整个径向空间  $[0, 1]$ , 小波矩  $\|F_{m,n,q}^{\text{wavelet}}\|$  提供了图像  $f(r, \theta)$  在不同尺度水平上的特征, 从而得到图像的全局特征和局部特征.

## 1.3 传统图像小波矩的缺陷

目前有两种算法来计算小波矩不变量, 这两种方法都有缺陷. 第一种算法是按行扫描图, 作  $x, y$  方向的标准采样. 使用公式如下:

$$F_{m,n,q} = \sum_{(x,y) \in D} f(x, y) \psi_{m,n}(r(x, y)) \times \exp(-jq\theta(x, y)) \quad (12)$$

$\psi_{m,n}(r(x, y))$  是使用三次 B 样条函数或其他显性小波作为小波函数. 这样做没有采样误差, 但是由于这种算法中只能使用显性小波而不能融入 Mallat 算法, 因而对于数字图像会产生巨大的运算量.

另一种算法是将图像转换到极坐标系下利用式 (9) 对图像进行采样, 然后对  $S_r(r) r$  进行小波变换. 这种方法的好处是求  $S_q(r) r$  的公式在离散情况下与 FFT 的形式很相近, 可以借助 FFT 进行计算<sup>[10]</sup>. 但是在极坐标转换中, 极径为  $r$  的连续圆上离散点的数目变化非常大, 它以不规则的方式随半径而变化. 对某些半径值, 根本就没有解<sup>[11]</sup>. 所以为了得到相应的  $f(r, \theta)$  值, 就必须进行插值. 这样小  $r$  值对应的  $f(r, \theta)$  必然会带来很大的误差. 使用坐标变换计算小波矩不变量的方法<sup>[10, 12]</sup> 表明: 对简单图形转换而带来的误差会达到 3%, 并且对两类军舰图像识别的正确率最高只达到 95%.

## 2 改进的小波矩不变量算法

直接对数字图像采样的数据融合 Mallat 算法, 可以既减少坐标变换过程中带来的误差, 又加快

计算小波矩不变量的速度. 我们结合小波矩公式与数字图像自身的特点, 首先在采样计算中采用了模板的加权采样. 再对式 (10) 进行分析, 可以看出  $F_{m,n}^{\text{wavelet}}$  是对  $S_r(r)r$  的一维小波变换. 虽然对每一个  $r$  求  $S_q(r)r$  对于离散的数字图像都会有很大偏差, 但如果以  $2n$  为步长求  $\sum_{r_i-n}^{r_i+n} S_q(r)r$  就可以将误差减小到最低. 因为数字图像的离散表示是正方形栅格铺砌而成的点阵. 当进行坐标变换按极坐标取整时, 以极径为半径的连续圆与正方形栅格的交点数目变化非常大, 它以不规则的方式随半径而变化, 且  $x^2 + y^2 = r^2$  对于某些半径值根本就没有解. 但我们只要求出图像的小波矩特征, 在后期对  $S_q(r)r$  进行多级小波变换的后面几级变换等  $S_q(r)r$  低频过滤后的小波变换. 同样我们也可以先对图像在求  $S_q(r)r$  时进行低频平滑, 再进行小波变换. 这在采样时可表现为求  $\sum_{r_i-n}^{r_i+n} S_q(r)r$ , 而在  $r-n \leq x^2 + y^2 \leq r+n$  的圆环内采样. 落在圆环内的栅格点个数随  $r$  增加会有一个光滑的变化, 避免了  $r$  值上栅格点数变化过大或没有栅格点而需要插值的直接坐标变换问题, 并且在同一环内的栅格点不会随其旋转而变化. 实际数字图像中, 一个栅格交点上的离散圆的定义非常严格. 我们更倾向于圆是具有一定“厚度”的, 从而将圆看成是一个圆环所包含像素点的集合<sup>[9]</sup>. 质心到最远处的像素距离为  $\max(r)$ , 因而可以得到  $\lfloor \max(r)/2n \rfloor$  个  $\sum_{r_i-n}^{r_i+n} S_q(r)r$ , 作为下一步使用 Mallat 算法时小波分析的数据. 参照在图像空间域归一化改进小波矩不变量的算法, 类似地可以考虑在图像频率域对图像归一化, 进一步改进小波矩不变量算法. 具体实现有如下两种方法.

### 2.1 基于空间域归一化的小波矩不变量算法

改进的基于空间域归一化小波矩不变量算法通过下面公式对图像进行加权采样:

$$S_q(r_i)r_i = \sum_{r_i-n}^{r_i+n} f(x,y) \exp(-jq\theta(x,y))r(x,y) \quad (13)$$

其计算步骤如下所述:

**步骤 1.** 图像尺寸按要求归一化;

**步骤 2.** 求出图像质心坐标, 并将图像坐标原点移到图像质心处;

**步骤 3.** 通过计算, 产生与图像尺寸相同并且坐标原点与图像质心坐标相同的  $r(x,y)$  与  $\theta(x,y)$  模板;

**步骤 4.** 求出每一个  $S_q(r_i)r_i$ ;

**步骤 5.** 使用 Mallat 算法对数据进行小波分析.

### 2.2 基于频率域归一化的小波矩不变量算法

基于图像空间域的小波矩不变量算法已经实现

了用快速算法的小波与矩不变量对图像特征进行提取, 但其算法只能串行完成. 在归一化的处理中我们发现, 对基于图像频率域的归一化与采样也能实现算法的并行运算, 并且实验结果表明它的抗噪声能力甚至要好过基于图像空间域的小波矩不变量算法.

图像的傅里叶频谱是关于原点对称的, 并且坐标轴方向上是周期无限的. 这样就可以直接对图像进行 FFT 变换, 变换后使傅里叶变换直流分量居中. 根据二维傅里叶变换的平移性, 可知图像平移时其频谱只有相位的变化, 只要对其频谱取模得到幅值谱便具有平移不变性. 再结合二维傅里叶变换的旋转性可知其时、频都会旋转相同的角度, 其幅值谱对求  $\sum_{r_i-n}^{r_i+n} S_q(r)r$  没有影响, 图像的旋转不变性也得以实现. 与基于空间域归一化相对比, 图像的傅里叶变换直流分量是居中的, 那么与其相关的加权模板就可以在用 FFT 计算图像的频谱时同时生成. 并且基于频率域归一化的小波矩不变量的特征提取是用一系列带通滤波器提取了图像各频带的分量后, 用小波矩不变量对频率的细节进行分析. 图像的幅值谱能量往往集中在中低频, 而噪声的幅值谱往往集中在高频, 在频率域的小波矩不变量采样可以根据先验知识对噪声频带进行舍弃. 因此与基于空间域采样的小波矩不变量特征提取相比较, 它具有更好的抗噪声能力.

基于频率域归一化小波矩不变量采样的公式与基于空间域归一化小波矩不变量采样的公式相同, 其具体计算方法只需将基于空间域归一化小波矩不变量计算方法的步骤 2 和步骤 3 改为: 计算归一化图像的幅值谱, 并行产生一个与归一化图像尺寸相同, 并且坐标原点在模板中心点的  $r(x,y)$  与  $\theta(x,y)$  模板.

虽然在 PC 机上基于频率域归一化计算 FFT 的时间开销比基于图像空间域归一化的时间开销要大得多, 但大多数情况可以使用独立的硬件实现. 在 DSP 上对 FFT 算法进行特定的优化<sup>[13]</sup>, 使乘加指令能在一个指令周期性内完成, 这样基于频率域归一化的小波矩不变量算法在时间开销上也不会对其实时性有影响.

## 3 实验及结果

为了检验改进小波矩不变量算法的性能以及它在图像识别中的有效性, 我们分别进行了矩不变量对图像表示与描述的实验以及对各种类型的相似图片进行识别的实验. 实验使用的图片包括选自 Purdue 大学的 AR 人脸图库<sup>[14]</sup> 去色后的复杂灰度人脸图像以及简单的二值交通标志 (如图 1 和图 2 所示), 图像尺寸都大于  $256 \times 256$  像素. 本文仿真的环境是使用 Matlab R2007, 在 CPU 为迅驰 I 1.4 G, 内存为 512 M 的电脑上进行的.



图 1 AR 人脸图像库中部分人脸图像

Fig. 1 Some facial images from AR database



图 3 同一人脸的不同状态的图像

Fig. 3 A facial image in different status

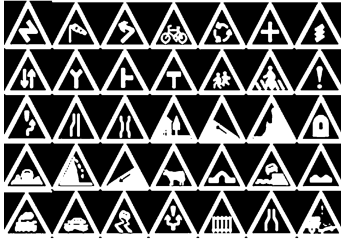


图 2 二值交通标志图像

Fig. 2 Binary images of traffic signs

### 3.1 改进小波矩不变量对图像 的表示与描述能力

在第一个实验中, 我们用两种改进的小波矩不变量算法与传统的没有融合 Mallat 的三次 B 样条小波矩以及经典的 Hu 矩进行图像表示与描述的时间以及误差进行了对比. 我们用同一幅人脸图像的不同大小、不同旋转角度以及增加不同噪声的 24 幅图像 (如图 3 所示) 进行四种矩不变量的提取, 并对 50 幅人脸照片 24 个状态和特征的误差进行平均. 由于各种矩的数值都很大, 为了便于观察, 我们对各种不变量都统一作了如下变换:  $\tilde{F} = |\lg |F||$ . 因为一幅图像的 Hu 矩只有 7 个矩特征量, 而一幅图像的小波矩不变量的个数会随图像大小、小波分解层数的增加而增加. 为了与 Hu 矩进行对比, 我们对小波矩也只取其中的 7 个特征量. 在各种矩不变量对图像表示与描述能力的评定中, 我们采用了标准不确定度的 A 类评定<sup>[15]</sup>. 最终评定结果使用标准不确定度 A 类评定中的不确定度与均值的比值, 如表 1 所示.

表 1 各种矩不变量对图像的表示与描述的性能表

Table 1 Performance of representation and description on images with different moment invariants

矩类型	Hu 矩	传统 3 次 B 样条小波矩	空间域小波矩	频率域小波矩
分量 1	0.01820	0.00036	0.00040	0.00067
分量 2	0.07408	0.00045	0.00049	0.00068
分量 3	0.07919	0.00049	0.00054	0.00071
分量 4	0.01436	0.00128	0.00140	0.00077
分量 5	0.02985	0.00106	0.00149	0.00093
分量 6	0.01865	0.00202	0.00210	0.00117
分量 7	0.04776	0.00271	0.00275	0.00264
总耗时 (秒)	0.38690	30.90594*	1.40087	3.71194

\* 传统 3 次 B 样条小波矩只计算 11 个分量, 而改进小波矩计算了所有的小波变换分量

从实验结果我们可以看出: 改进算法的小波矩不变量与传统的小波矩不变量算法相比只有微小的性能损失, 而大大加快了运算速度. 而与经典 Hu 矩相比, 改进算法的小波矩不变量描述图像特征的性能大幅提高, 但时间稍长. 可以说改进算法的小波矩不变量在实际应用中是在传统小波矩与 Hu 矩的时间与性能上找到了一个平衡点.

### 3.2 改进的小波矩不变量对图像的识别能力

在第二个实验中我们对 35 类交通标志图 (图 2), 每类图有 12 个无噪声状态以及相对应的加噪声状态, 共 840 幅的交通标志图进行了识别实验. 并对 600 幅不加噪声的与 600 幅加噪声的共 50 类人脸图片的灰度图像进行了计算机识别的实验 (每幅人脸的各种状态如图 3 所示). 在进行特征提取、分类之前我们用小波的模板大值进行了预处理, 在特征量提取之后使用 BP 神经网络<sup>[16]</sup> 进行分类识别. 最后与 Hu 矩进行对比, 结果如表 2 和图 3 所示.

表 2 三种矩不变量用于二值交通标志图像的分类识别率

Table 2 The classification rates of three moment invariants for binary images of traffic signs

方法	训练样本数	测试样本数	识别率 (无噪)	识别率 (加噪)
Hu 矩	280	560	84.8%	很差
空间域小波矩	280	560	98.2%	94.1%
频率域小波矩	280	560	97.7%	95.0%

表 3 三种矩不变量用于灰度人脸图像的分类识别率

Table 3 The classification rates of three moment invariants for gray facial images

方法	训练样本数	测试样本数	识别率 (无噪)	识别率 (加噪)
Hu 矩	400	800	82.7%	很差
空间域小波矩	400	800	97.1%	93.6%
频率域小波矩	400	800	96.6%	94.3%

结果表明: 从改进算法的小波矩不变量提取图像特征用于分类的正确率远远超过经典 Hu 矩, 并且基于频率域归一化的小波矩不变量算法比基于空间域归一化的小波矩不变量算法具有更强的抗噪能力.

## 4 总结

本文在算法上对传统的小波矩进行了改进, 分

别提出了基于空间域以及频率域采样的结合了 Mallat 快速算法的小波矩不变量的特征提取方法, 并应用于人脸图像和交通标志图像的识别. 实验表明, 改进的小波矩算法在几乎不损失性能的条件下大大加快了小波矩不变量的计算速度. 并且基于图像频率域的归一化的小波矩不变量有更好的抗噪能力.

我们在实验中也发现, 小波类型的选取以及分类器设计的好坏会直接影响识别的正确率, 这需要在以后的实验中进一步完善.

## References

- Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants. *IRE Transactions on Information Theory*, 1962, **8**(2): 179–187
- Li Y J. Reforming the theory of invariant moments for pattern recognition. *Pattern Recognition*, 1992, **25**(7): 723–730
- Teh C H, Chin R T. On image analysis by the methods of moments. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1988, **10**(4): 496–513
- Shen D G, Ip H H S. Discriminative wavelet shape descriptors for recognition of 2-D patterns. *Pattern Recognition*, 1999, **32**(2): 151–165
- Zhang Ming. The Application Research on Moments Character and Neural Network Based on Wavelet Analysis in Character Recognition of Vehicles' License Plates [Master dissertation], Hefei University of Technology, China, 2007 (张明. 基于小波分析的矩特征和神经网络在车牌字符识别中的应用研究 [硕士学位论文], 合肥工业大学, 中国, 2007)
- Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, **11**(7): 674–693
- Mallat S. Wavelet for a vision. *Proceedings of the IEEE*, 1996, **84**(4): 604–614
- Yao Jun, Jiang Xiao-Yu, Huang Ying-Qing. Comparison between Hu moment, Zernike moment and wavelet moment in target recognition. *Journal of Academy of Armored Force Engineering*, 2006, **20**(3): 34–36 (姚军, 蒋晓瑜, 黄应清. 目标识别中 Hu 矩、Zernike 矩和小波矩的比较. 装甲兵工程学院学报, 2006, **20**(3): 34–36)
- Zhang Qi, Fan Yang-Yu. Target on sea recognition based on wavelet moment invariants. *Computer Engineering and Science*, 2007, **29**(2): 59–61 (张琦, 樊养余. 基于小波矩不变量的海上目标识别. 计算机工程与科学, 2007, **29**(2): 59–61)
- Yao Xin, Xia Liang-Zheng. A fast algorithm of wavelet moment based on IFFT. *Journal of Nanjing University of Science and Technology*, 2002, **26**(z1): 67–70 (姚昕, 夏良正. 一种基于 IFFT 的小波矩的快速算法. 南京理工大学学报, 2002, **26**(z1): 67–70)
- Henri Maitre [Author], Sun Hong [Translator]. *Le Traitement Des Images*. Beijing: Publish House of Electronics Industry, 2006 (Henri Maitre [著], 孙洪 [译]. 现代数字图像处理. 北京: 电子工业出版社, 2006)
- Mei Xue, Lin Jin-Guo. Target recognition based on wavelet moment and support vector machines. *Computer Engineering and Science*, 2006, **28**(7): 60–61 (梅雪, 林锦国. 基于图像边缘小波矩和支持向量机的目标识别. 计算机工程与科学, 2006, **28**(7): 60–61)
- Ke Yong, Tao Yi-Bin, Wang Shi-Hua. Improvement of the FFT algorithm in inter-harmonic detection and realization by DSP. *Journal of University of Science and Technology Beijing*, 2008, **30**(10): 1194–1199 (柯勇, 陶以彬, 王世华. 北京科技大学学报, 2008, **30**(10): 1194–1199)

- Martinez A, Benavente R. The AR Face Database, CVC Technical Report #24, The Computer Vision Center, Barcelona, 1998
- Zhao Chun-Sheng. The Theory and Practice Design of the Indetermination Degree of Measure [Master dissertation], Changchun University of Science and Technology, China, 2007 (赵春生. 测量不确定度的理论与实践研究 [硕士学位论文], 长春理工大学, 中国, 2007)
- Shen Hai-Hong. Noised Digital Number Recognition Based on BPnet [Master dissertation], China University of Geosciences, China, 2008 (沈海红. 基于 BP 网络的含噪声数字的识别 [硕士学位论文], 中国地质大学, 中国, 2008)



刘嘉敏 重庆大学光电工程学院副教授. 主要研究方向为信息获取与处理技术、图像处理技术和触觉传感技术.  
E-mail: liujm@cqu.edu.cn

(LIU Jia-Min Associate professor at the College of Optoelectronic Engineering, Chongqing University. His research interest covers information collection and processing technology, image processing, and tactile sensing technology.)



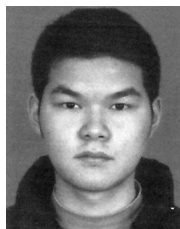
谢海军 重庆大学光电工程学院硕士研究生. 主要研究方向为图像处理与模式识别. 本文通信作者.  
E-mail: initiator@126.com

(XIE Hai-Jun Master student at the College of Optoelectronic Engineering, Chongqing University. His research interest covers image processing and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



刘 强 重庆大学光电工程学院硕士研究生. 主要研究方向为图像处理与模式识别. E-mail: cqulq@126.com

(LIU Qiang Master student at the College of Optoelectronic Engineering, Chongqing University. His research interest covers image processing and pattern recognition.)



朱晟君 重庆大学光电工程学院硕士研究生. 主要研究方向为图像处理与模式识别. E-mail: zhsj\_ok@126.com

(ZHU Sheng-jun Master student at the College of Optoelectronic Engineering, Chongqing University. His research interest covers image processing and pattern recognition.)



张 威 重庆大学光电工程学院硕士研究生. 主要研究方向为数字信号处理和图像处理.  
E-mail: zw02\_7@yahoo.com.cn

(ZHANG Wei Master student at the College of Optoelectronic Engineering, Chongqing University. His research interest covers digital signal processing and digital image processing.)