

文章编号:1004-4213(2010)08-1351-8

# 基于小波域三状态 HMT 模型的含噪图像增强\*

常霞,焦李成,贾建华,辛芳芳,万红林

(西安电子科技大学 智能感知与图像理解教育部重点实验室 智能信息处理研究所,西安 710071)

**摘要:**针对含噪图像增强问题,提出一种基于小波域三状态隐马尔可夫树模型的方法,采用三状态的高斯混合模型逼近小波系数的分布,不需要设定精确的阈值,依据期望最大算法训练得到的每个系数所属状态的后验概率,将系数区分为噪声系数、弱边缘系数和强边缘系数,然后通过抑制噪声系数,增强细节特征系数来达到对含噪图像增强的目的,并引入循环平移策略避免人工失真.通过对含噪的标准图像和人脑核磁共振图像进行仿真实验,并与几种经典的图像增强方法作视觉上的对比和定量分析.实验结果表明,本文所提出的方法具有很好的鲁棒性,在突出了图像中更多的细节信息的同时,可以有效抑制噪声.

**关键词:**图像处理;图像增强;小波变换;隐马尔可夫树模型

**中图分类号:** TN911.73

**文献标识码:** A

**doi:** 10.3788/gzxb20103908.1351

## 0 引言

由于受光照条件、成像设备和传输器件等因素的影响,图像在获取和传输过程中,不但质量会有所退化,通常还会受到噪声的污染,降低了图像的使用价值.图像增强是一种重要的图像预处理方法,可以改善图像的视觉效果,提高图像的清晰度,使增强后的图像特征突出,更适合于人或计算机进行分析处理<sup>[1]</sup>.对含噪图像增强的难点在于增强图像细节特征信息的同时,需抑制噪声,且不引入人工失真.

现有的图像增强方法主要有空域处理和频域处理两种.基于空域的方法包括直方图均衡化<sup>[2]</sup>,对比度限制的自适应直方图均衡化<sup>[3]</sup>和反锐化掩模<sup>[4-5]</sup>等.这些基于空域的方法对不含噪声的图像可以达到较好的对比度增强效果,而对于含噪图像,在增强细节特征的同时也会增强噪声.基于频域的方法包括基于傅里叶变换和多尺度变换的方法<sup>[6-9]</sup>.基于多尺度变换的图像增强算法一般通过适当的阈值,对高频系数进行区分,并采用不同策略进行增强或抑制.然而这种方法存在阈值选择的问题,当关于含噪图像的先验知识很少的时候,合适的阈值变得难以

选择.

小波变换是一种性能优良的时-频分析工具,在具有局部性、多尺度性和稀疏性的同时,小波分解系数值的相对大小会在小波四叉树的各个尺度间传递.考虑到小波系数稀疏性在小波系数分布上所呈现的“高尖峰,长拖尾”和小波系数值沿着小波四叉树的统计相关性,本文提出一种基于小波域三状态隐马尔可夫树(Hidden Markov Tree, HMT)模型的含噪图像增强方法,不需要设定精确的阈值,采用三状态(“大”,“中”和“小”)的高斯混合模型将每个高频子带系数的分布表示为大值、中值和小值系数的混合,依据期望最大(Expectation Maximization, EM)算法训练得到的每个系数所属状态的后验概率,将系数区分为噪声系数、弱边缘系数和强边缘系数,并抑制噪声系数,增强细节特征系数.我们还在算法中引入循环平移(Cycle Spinning)算子<sup>[10]</sup>来克服易在增强后的图像中产生“振铃”和抖动.

## 1 小波域三状态 HMT 模型

图像经小波分解后,高频子带系数分布具有“高尖峰、长拖尾”非高斯的统计特性,且在小波分解的各个尺度之间,大(或小)系数值沿着小波四叉树逐级传递<sup>[11-12]</sup>.小波域的 HMT 模型用隐状态的混合和隐状态在尺度间的概率传递很好地描述了这种特性.假设每个独立的小波系数处于三种隐状态之一.这三种隐状态分别是:“大”状态——对应于图像中清晰可见的边缘轮廓信息;“中”状态——对应于图像中的弱边缘;“小”状态——对应于图像中的噪声.

\*国家自然科学基金(60703109, 60970066, 60702062, 60971128)、国家“863”计划项目(2007AA12Z136, 2007AA12Z223, 2008AA01Z125)、陕西省自然科学基金(2007F09)、国家教育部博士点基金(200807010003)、国家“973”计划项目(2006CB705707)以及高等学校学科创新引智计划(111计划)(B07048)资助

Tel: 029-88209786 Email: changxia@mail.xidian.edu.cn

收稿日期: 2009-09-16

修回日期: 2009-11-15

我们采用三状态、零均值的高斯混合模型来近似逼近每个小波系数的分布. HMT 模型中所用的隐状态即是高斯混合模型中选用的状态. 定义隐状态变量  $S$ , 有  $\{S | S = m, m \in \{0, 1, 2\}\}$ , 分别对应小波 HMT 模型中的三种隐状态. 每一种隐状态具有概率密度函数  $p_s(m)$ , 且  $p_s(0) + p_s(1) + p_s(2) = 1$ . 小波系数的概率密度函数  $f_w(\omega)$  为

$$f_w(\omega) = \sum_{m=0}^2 p_s(m) f_{w/S}(\omega/S=m) \quad (1)$$

式中,  $f_{w/S}(\omega/S=m)$  表示小波系数  $\omega$  在隐状态  $S = m$  时的条件概率密度函数. 当隐状态  $S = m$  时, 其服从均值  $\mu_m$  为 0, 方差为  $\sigma_m^2$  的高斯分布

$$f_{w/S}(\omega/S=m) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_m^2}} \exp \left\{ -\frac{(\omega - \mu_m)^2}{2\sigma_m^2} \right\} \quad (2)$$

图 1 给出了三层小波分解结构和小波 HMT 模型示意图. 从图中可以看到, 图 1(a) 分解结构中的

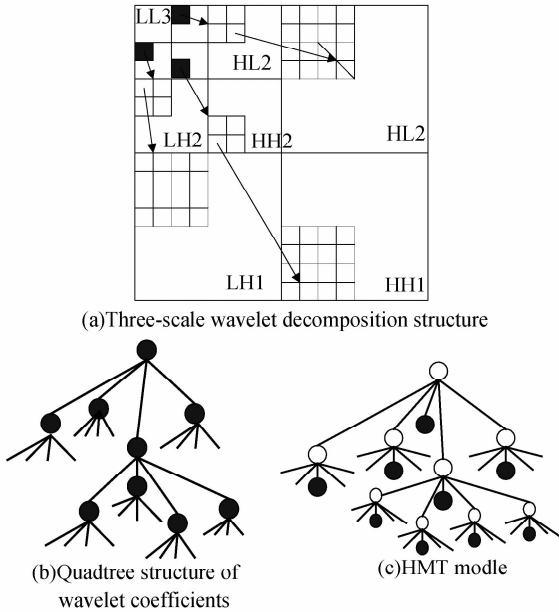


图 1 小波分解和 HMT 模型示意图  
Fig. 1 Sketch maps of wavelet decomposition and HMT model  
每个高频子带(HH、LH、HL)都有一个如图 1(b)所示的四叉树结构. 图 1(c)的树形 HMT 模型模拟了这种结构.

图 1(c)中的白点代表每个小波系数所对应的隐状态变量, 黑点代表小波系数变量  $W$ . 小波 HMT 模型中每个父节点有四个子节点, 每个子节点的分布由其父节点的分布及其父子节点间的转移概率确定.

对于二维图像, 需要在水平、垂直和对角三个子带方向上对小波系数分别进行 HMT 建模, 所以需要分别对应三个子带的 HMT 模型参量向量:  $\theta^{LH}$ ,  $\theta^{HL}$ ,  $\theta^{HH}$ . 有模型参量向量:

$$\theta = \{P_{S_i}(m), \epsilon_{i,\rho(i)}^{m,r}, \mu_{i,m}, \sigma_{i,m}^2\} \quad (3)$$

式中  $i \in \{1, 2, \dots, M\}$ ,  $m, r \in \{0, 1, 2\}$ ,  $P_{S_i}(m)$  表示当

状态变量  $S = m$  时, 每棵四叉树上索引标记为  $i$  的系数节点的概率密度函数;  $\epsilon_{i,\rho(i)}^{m,r}$  表示父系数节点状态  $S_{\rho(i)} = r$  时, 子系数节点处于状态  $S_i = m$  的条件概率,  $\epsilon_{i,\rho(i)}^{m,r} = P_{S_i | S_{\rho(i)}}(S_i = m | S_{\rho(i)} = r)$ ,  $\mu_{i,m}$  和  $\sigma_{i,m}^2$  分别表示当状态变量  $S = m$  时, 系数变量  $W_i$  的均值和方差. 通过基于最大似然性准则的 EM 算法对上述参量进行估计, 得到确定的  $\theta$ , 就完成了对二维图像小波系数的 HMT 建模. 在图 2 中给出了高斯混合

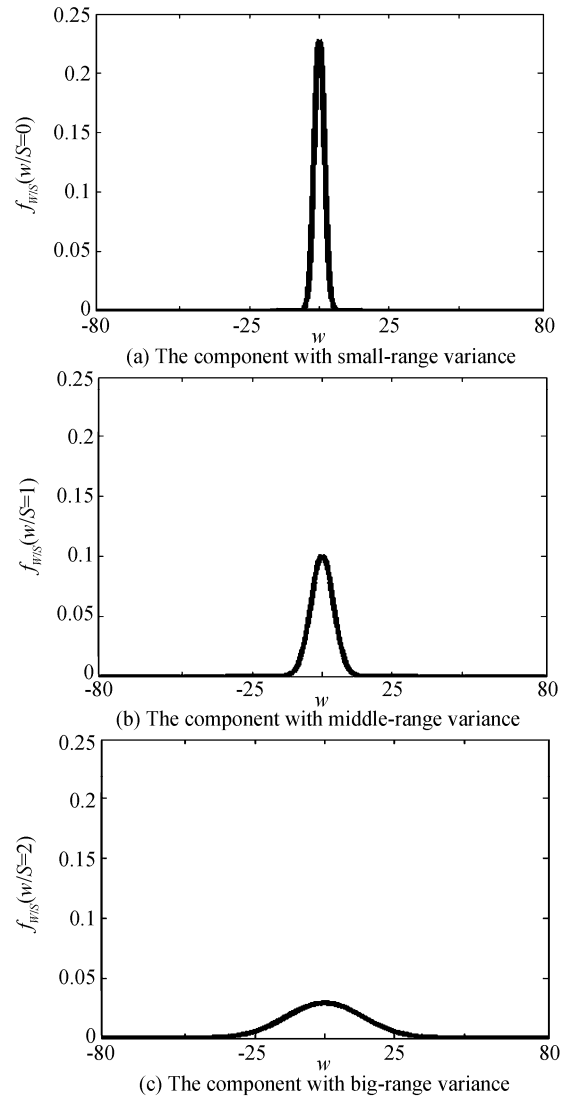


图 2 高斯混合概率密度函数的三个成分  
Fig. 2 The three components of Gaussian mixture probability density function

概率密度函数的三个成分, 这三个成分的和即是图 3 的高斯混合概率密度函数曲线, 他们的方差依次从小到大, 分别对应着小波系数中的噪声、弱边缘和强边缘成分. 图 3 是小波子带系数经过三状态 HMT 训练后, 高斯混合概率密度函数对标准图像 lena 典型子带的逼近结果. 如图 3 所示, 高斯混合概率密度函数曲线很好地拟合了小波系数的直方图分布.

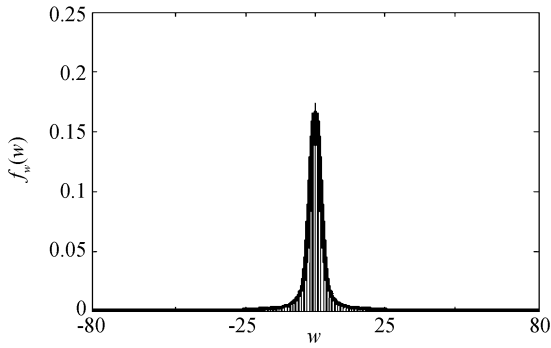


图3 三状态 HMT 对小波典型子带的逼近结果

Fig. 3 The estimation result of three-state HMT model to wavelet classical subband

## 2 基于小波域三状态 HMT 模型的含噪图像增强

图4给出了基于多尺度变换的图像增强算法示意图。由于噪声和细节特征多尺度变换后的高频子带的表现形式不同,基于多尺度变换的图像增强算法一般通过适当的阈值,将高频系数分为三类:幅值大的系数对应于图像中清晰可见的边缘轮廓信息;幅值处于中等范围的系数对应图像中的弱边缘,也是需要增强的部分;在各个高频分解子带幅值都比较小的系数对应噪声。然后针对系数的不同类别,采取不同策略,达到抑制噪声和增强图像中细节特征的目的。通过阈值对系数进行区分,存在阈值选择的问题,当关于含噪图像的先验知识很少的时候,合适的阈值变得难以选择。

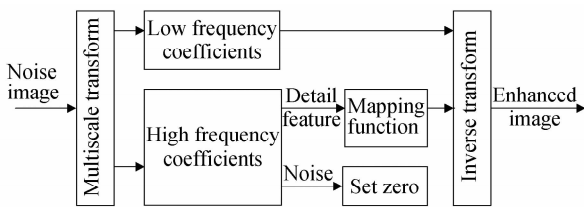


图4 基于多尺度分析的图像增强算法

Fig. 4 Image enhance algorithm based on multiscale analysis

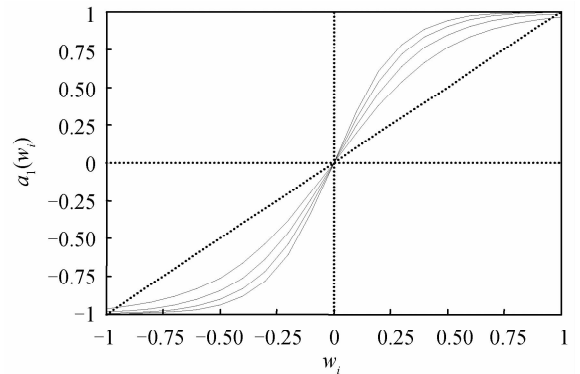
### 2.1 增益规则

不需要设定精确的阈值,通过逼近小波系数的分布,三状态 HMT 模型可以将小波系数区分为三种类别。我们对不同类别的小波系数采用不同的增益因子。定义增益规则为

$$y_i = \begin{cases} a_0 \omega_i & \text{if } S_i = 0 \\ a_1(\omega_i) \omega_i & \text{if } S_i = 1 \\ a_2 \omega_i & \text{if } S_i = 2 \end{cases} \quad (4)$$

这里,  $S=0,1,2$  状态分别对应小波系数中的噪声、弱边缘和强边缘成分,  $y_i$  为小波系数处于不同类别时所取的增强值,  $i$  为小波系数  $\omega$  在每棵二叉树上的索引标记,  $a_m$  是增益因子。为了对噪声进行抑制,本文设定  $a_0=0$ 。通过调整  $a_2$  对强边缘系数进行适

度增强,有  $a_2 > 1$ 。非线性映射函数  $a_1(\omega_i)$  用来对弱边缘系数进行增强。通常非线性增益函数在满足单调性、反对称性的同时,需要使对比度低的成分得到更高的增强,并且保留陡峭的边缘部分以避免过增强。A. F. Laine 提出的经典的非线性增益函数<sup>[13]</sup>,由于加入了阈值的选取,需要调整多个参量。本文对该增强函数进行简化,只采用一个参量  $t > 1$  用于控制图像增强的程度,  $t$  值越大,图像增强程度越大。为避免图像过增强,应选取适当大小的  $t$  值。图5给

图5 非线性映射函数  $a_1(\omega_i)$ , 参量  $t$  分别取 4, 5, 6, 7Fig. 5 Nonlinear mapping function  $a_1(\omega_i)$ ,

parameter  $t$  is selected as 4, 5, 6, 7 respectively

出了当参量  $t$  取值分别为 4、5、6 和 7 时,非线性映射函数  $a_1(\omega_i)$  的曲线。  $a_1(\omega_i)$  的表达式为

$$a_1(\omega_i) = \frac{1}{1 + e^{-t\omega_i}} - \frac{1}{1 + e^{t\omega_i}} \quad (5)$$

### 2.2 含噪小波系数的增强

得到含噪小波系数的 HMT 模型,按照最小均方误差准则,给定含噪小波系数  $\omega_i$ , 增强的信号  $y_i$  在隐状态  $S_i$  下的条件期望为

$$E[Y_i | W_i = \omega_i, S_i = m] = \frac{\rho_{i,m}^2}{\sigma_n^2 + \rho_{i,m}^2} a_m \omega_i \quad (6)$$

考虑图像受加性高斯白噪声污染的一般情况,那么信号在状态  $S_i = m$  时的方差  $\rho_{i,m}^2 = \sigma_{i,m}^2 - \sigma_n^2$ ,  $\sigma_{i,m}^2$  是 HMT 对含噪图像小波系数训练得到的混合成分的方差,  $\sigma_n^2$  是噪声方差,可以由小波变换在最细尺度上的中值算子逼近<sup>[14]</sup>,有

$$\sigma_n^2 = \text{Median}(|\omega_i|) / 0.6745, \omega_i \in \text{带 HH}_1 \quad (7)$$

已知系数节点的隐状态概率  $P(S_i | \omega, \Theta)$ , 则增强后的小波系数可以表示为  $y_i$  的条件期望为

$$E(y_i | \omega, \Theta) = \sum_{m=0}^3 P(S_i = m | \omega, \Theta) E[Y_i | W_i = \omega_i, S_i = m] = \sum_{m=0}^3 P(S_i = m | \omega_i) \frac{\sigma_{i,m}^2}{\sigma_n^2 + \sigma_{i,m}^2} a_m \omega_i \quad (8)$$

### 2.3 循环平移

由于小波基缺乏平移不变性,所以易在信号不连续的邻近区域产生振铃和抖动失真,即 Gibbs 现

象. 针对这一问题, 本文在算法中引入循环平移策略. 对含噪图像进行循环平移后, 会改变不连续点的位置, 使得 Gibbs 失真出现在不同的地方, 因此通过对行和列方向上每组平移量得到的增强结果作平均, 就可以抑制这种失真. 小波变换用  $T$  来表示, 含噪图像为  $I$ , 增强后的图像为  $I'$ , 定义二维循环平移操作算子为  $R_{i,j}$ , 小波系数增强操作算子为  $H$ , 图像的循环平移过程可以表示为:

$$I' = \frac{1}{K_1 K_2} \sum_{i=1, j=1}^{K_1, K_2} R_{-i, -j} (T^{-1} (H [T (R_{i, j} (I))])) \quad (9)$$

$K_1$  和  $K_2$  分别表示图像在水平和垂直方向的最大平移量.

根据上述分析, 小波域三状态 HMT 模型的含噪图像增强算法步骤总结如下:

1) 初始化, 设定最大循环平移量为 8, 行和列循环平移量初始值  $i, j=1$ , 计数  $n=0$ ;

for  $i=1:8$

for  $j=1:8$

$n=n+1$

2) 对含噪图像进行 步行循环平移后, 进行  $j$  步列循环平移;

3) 对循环平移后的含噪图像进行小波变换, 保留低频子带系数;

4) 对变换后的小波系数进行三状态 HMT 建模, 得到确定的模型参量向量  $\Theta$ ;

5) 根据增强规则, 利用式(8)计算各个高频子带增强后的小波系数;

6) 对步骤 3) 得到的低频子带系数和增强后的高频子带系数进行小波逆变换, 并对逆变换的结果进行逆向  $j$  步列循环平移和  $i$  步行循环平移, 输出增强图像  $I'(n)$ ;

end

end

7) 对输出的增强图像作平均, 得到最终增强图像.

### 3 实验结果与分析

为了验证算法的有效性, 本文对加噪的标准图像 Lena、Baboon 和人脑核磁共振图像进行了对比仿真实验, 所加噪声均为方差为 15, 均值为零的高斯白噪声. 图 6 给出了测试图像, 他们都具有像素值分布均匀的区域和细节特征明显的区域. 本文对加

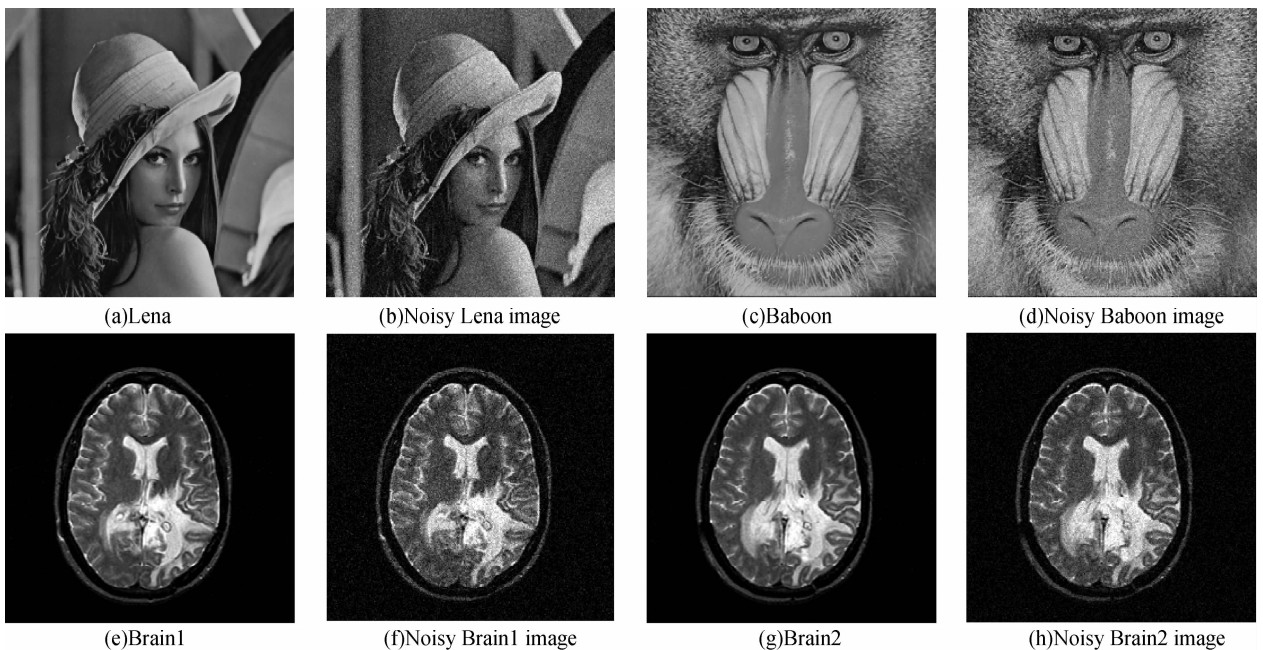


图 6 测试图像

Fig. 6 Test images

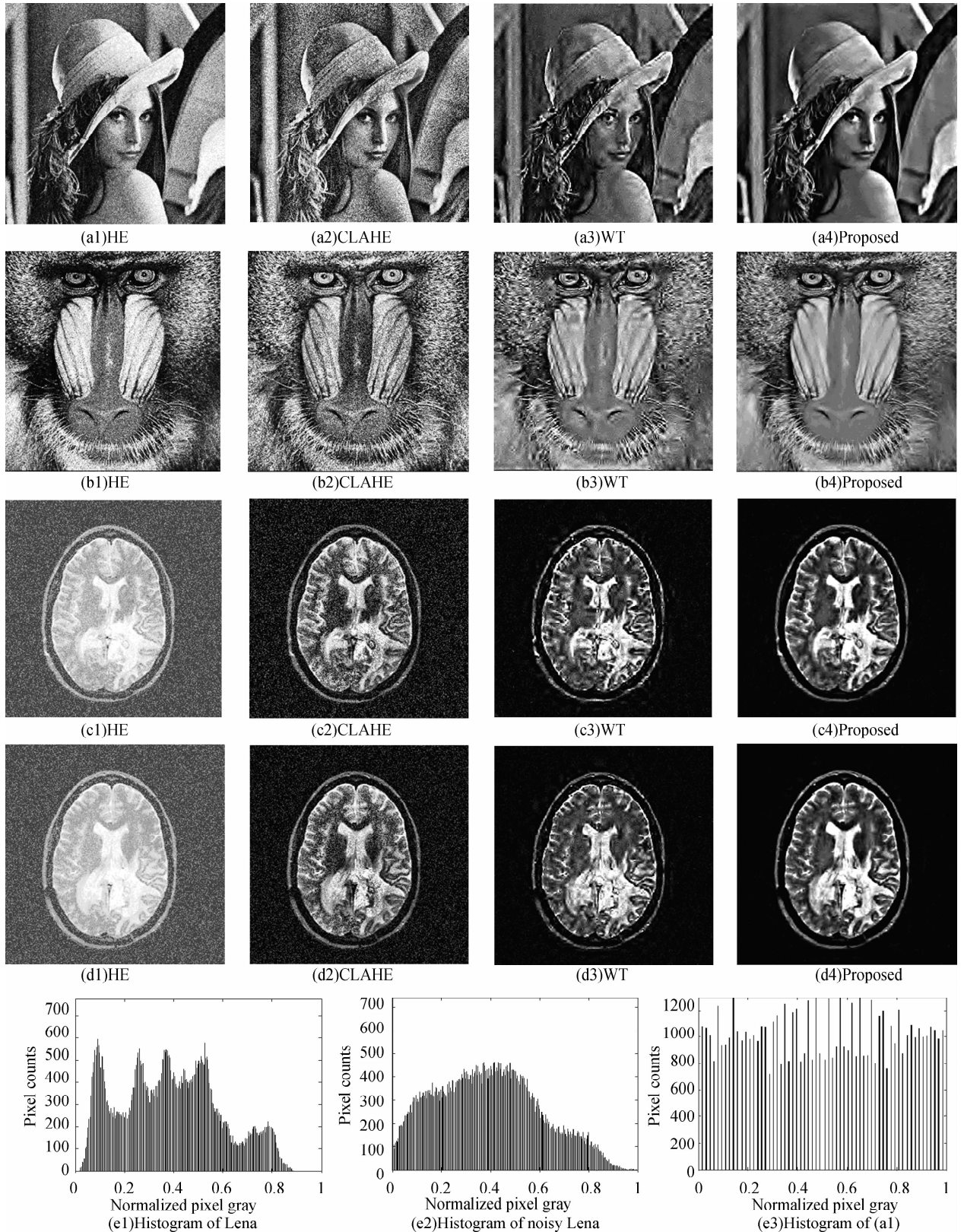
噪的原图像采用不同方法进行增强, 对比分析细节特征的增强情况和均匀区域的抑噪情况. 仿真实验采用直方图均衡化 HE、对比度限制的自适应直方图均衡化 CLAHE、基于小波的参量调整方法 WT 和本文所提出的算法进行对比. WT 采用文献[6]中提出的具有较好抑噪能力的增强算法. 小波统一选取 'db4' 小波基函数, 作四层分解. 式(4)增益规则

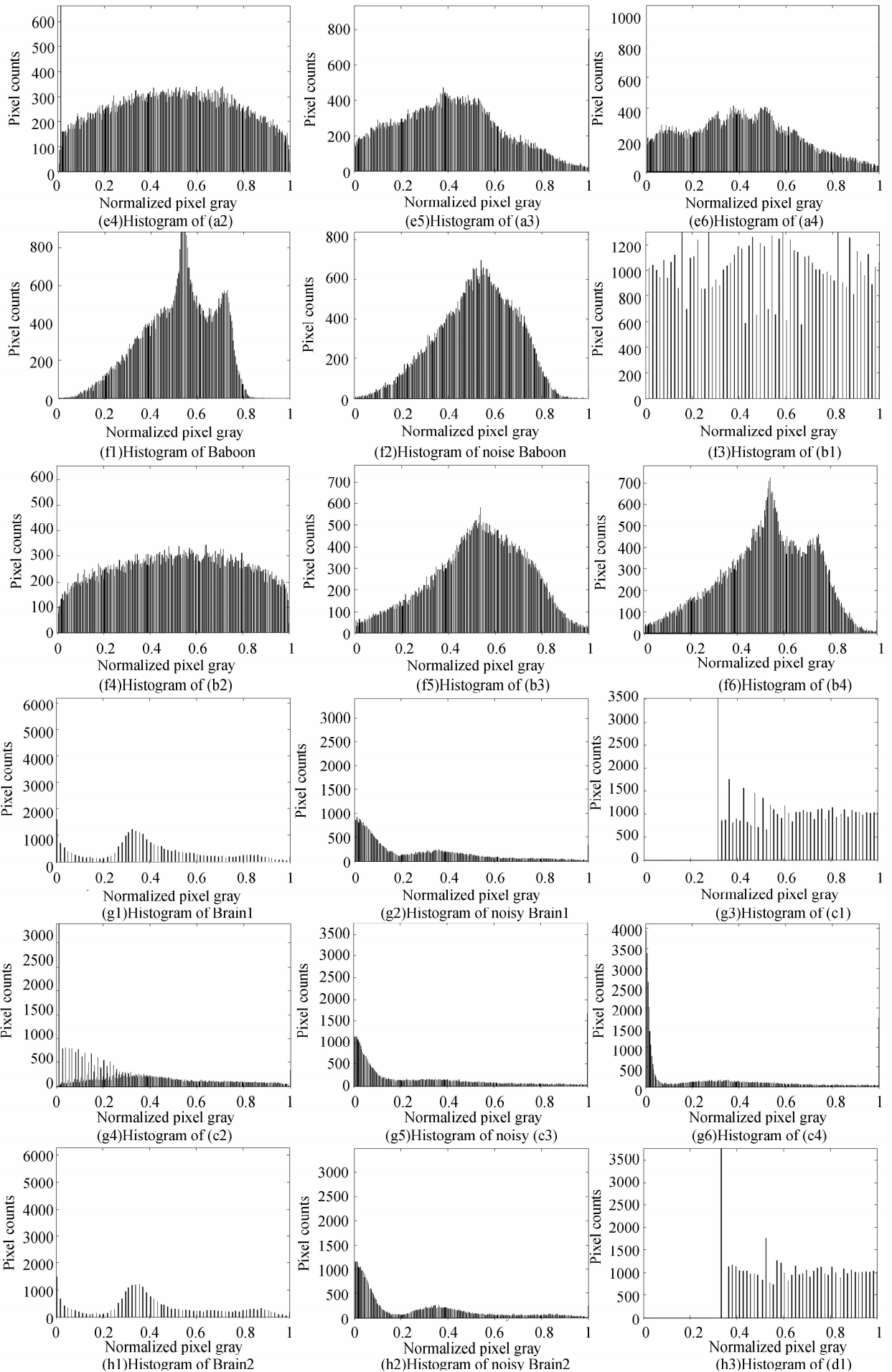
中选取  $a_2=2$ , 非线性映射函数  $a_1(\omega_i)$  中选取参量  $t=6$ . 最大循环平移量取为 8.

图 7 给出了不同方法对含噪图像的增强结果和相应的直方图分布. 从实验结果可以看出, HE 和 CLAHE 方法对噪声比较敏感, 在增强图像细节特征的同时, 也增强了图像的噪声. WT 方法抑制了图像的噪声, 突出了图像的细节特征, 但由于阈值法对

噪声的估计能力有限,且小波变换缺乏平移不变性,使得增强后的图像在均匀区域不够平滑,在边缘区域存在抖动失真.尤其对于医学图像来说,这种失真应当尽可能避免,因为会影响医生的诊断.相比于几种经典的图像增强算法,本文提出的方法可以得到图像整体清晰度较高,细节特征突出,均匀区域较为

平滑的增强结果.观察增强结果的直方图分布,可以发现,对于亮度分布差别不大的 Lena 和 Baboon 标准图,本文得到的增强图像的直方图与原不含噪图像的直方图最为接近,表示本文方法保留了更多的原图像中的信息.对于亮度分布差别较大的人脑核磁共振图像,HE 方法会将灰度频度数较小的区域





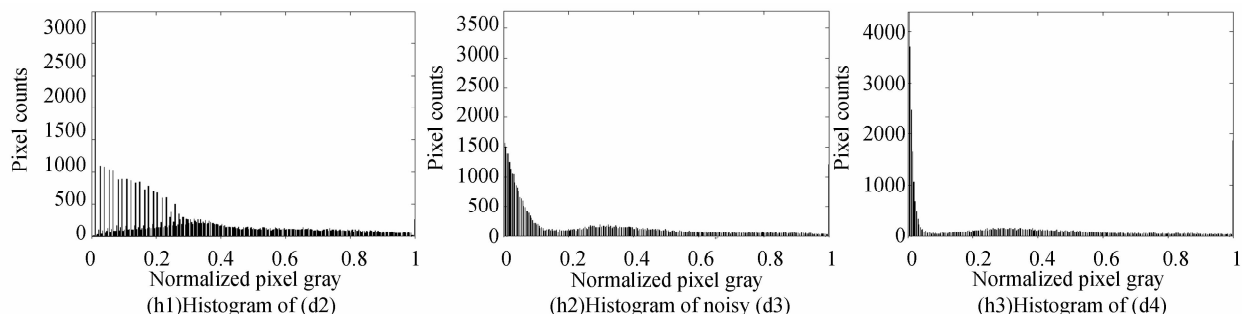


图7 含噪图像增强结果

Fig. 7 The enhancement results of noisy images

消除,这使得其增强图像产生水洗效果,CLAHE、WT 和本文方法均扩展了原图像的灰度范围,且本文方法和 WT 方法所得到的直方图与原图像的直方图较接近.对于人脑 MRI 图像,WT 方法所得到的直方图在零值的灰度频度数要小于本文方法,这是由于 WT 方法在黑色背景与人脑颅骨邻近区域引入了抖动失真,减少了零值像素的数目.

含噪图像增强评价指标,既要可以表现出对细节的增强,又要表现出对噪声的抑制能力,单纯的采用图像对比度和信噪比 SNR 作为衡量指标,不能反映出对含噪图像的增强效果.联合图像对比度和 SNR,本文采用总的含噪图像增强评价指标<sup>[15]</sup>,有

$$C_{\text{total}} = C_{\text{contrast}} * C_{\text{snr}} \quad (10)$$

$$C_{\text{contrast}} = \frac{1}{MN} \sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^N I'^2(k, l) - \left| \frac{1}{MN} \sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^N I'(k, l) \right| \quad (11)$$

$$C_{\text{snr}} = 10 \log_{10} \left( \frac{\text{var}(I)}{\frac{1}{MN} \sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^N (I(k, l) - I'(k, l))^2} \right) \quad (12)$$

这里,  $I'$  和  $I$  分别为增强图像和原不含噪图像,  $C_{\text{contrast}}$  为增强图像的对比度,  $C_{\text{snr}}$  是增强图像相对于原不含噪图像的信噪比,  $\text{var}(I)$  表示原不含噪图像的方差.显然,  $C_{\text{total}}$  值越大表示增强图像的整体视觉效果越好.表 1 给出了含噪图像增强结果的  $C_{\text{total}}$  指标比较.从表 1 中可以看出本文的算法具有优势.

表 1 不同算法的  $C_{\text{total}}$  值的比较 ( $\times 10^3$ )Table 1 The  $C_{\text{total}}$  values using different algorithms ( $\times 10^3$ )

	HE	CLAHE	WT	Proposed
Lena	5.648 4	-0.086 5	14.3722	15.922 1
Baboon	-0.576 6	-2.052 7	2.158 7	8.500 5
Brain1	-17.414 1	11.903 5	22.211 9	32.931 2
Brain2	-17.759 3	19.007 7	35.063 9	36.142 9

## 4 结论

本文提出的基于小波域三状态 HMT 模型的含噪图像增强方法,克服了传统图像增强方法对噪声敏感的缺点,不需要精确估计阈值,通过逼近小波高频子带系数的分布将高频系数区分为噪声、弱边缘

和强边缘系数.本文引入循环平移策略,有效避免因小波缺乏平移不变性而在增强后的图像中产生的人工失真.实验结果表明,本文方法具有很好的鲁棒性,可以得到整体视觉效果好、细节特征信息突出和均匀区域平滑的增强图像,是一种有效可行的含噪图像增强方法.

## 参考文献

- [1] JIA Yong-hong. Digital image processing [M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2003: 62-72.  
贾永红. 数字图像处理[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2003: 62-72.
- [2] AGAIAN S S, SILVER B, PANETTA K A. Transform coefficient histogram-based image enhancement algorithms using contrast entropy [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(3): 741-758.
- [3] REZA A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for Real-Time image enhancement [J]. *The Journal of VLSI Signal Processing*, 2004, **38**(1): 35-44.
- [4] POLESEL A, RAMPONI G, MATHEWS V J. Image enhancement via adaptive unsharp masking [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, **9**(3): 505-510.
- [5] ZHANG Ling, HUANG Fen-ping, ZHENG En-rang. Image enhancement based on rough sets and wavelet unsharp masking [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(6): 1285-1288.  
张玲, 黄粉平, 郑恩让. 基于粗糙集与小波反锐化掩模的图像增强 [J]. *光子学报*, 2008, **37**(6): 1285-1288.
- [6] STARCK J-L, MURTAGH F, CANDÈS E J, et al. Gray and color image contrast enhancement by the curvelet transform [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, **12**(6): 706-717.
- [7] TANG Jin-shan, LIU Xiao-ming, SUN Qing-ling. A direct image contrast enhancement algorithm in the wavelet domain for screening mammograms [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2009, **3**(1): 74-80.
- [8] MENCATTINI A, SALMERI M, LOJACONO R, et al. Mammographic images enhancement and denoising for breast cancer detection using dyadic wavelet processin [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2008, **57**(7): 1422-1430.
- [9] XIANG Jing-bo, SU Xiu-qin, LU Tao. Image enhancement based on the contourlet transform and mathematical morphology [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(1): 224-227.  
向静波, 苏秀琴, 陆陶. 基于 Contourlet 变换和形态学的图像增强方法 [J]. *光子学报*, 2009, **38**(1): 224-227.
- [10] COIFMAN R R, DONOHO D L. Translation invariant denoising [M]. Berlin: Springer-Verlag, 1995.

- [11] CROUSE M S, NOWAK R D, BARANIUK R G. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1998, **46**(4):886-902.
- [12] JIAO Li-cheng, SUN Qiang. Advances and perspective on image perception and recognition in multiscale transform domains[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2006, **29**(2):177-193.  
焦李成, 孙强. 多尺度变换域图像的感知与识别: 进展和展望[J]. *计算机学报*, 2006, **29**(2):177-193.
- [13] LAINE A F, ZONE X. A multiscale sub-octave wavelet transform for de-noising and enhancement [J]. *Wavelet Applications in Signal and Image Processing IV, SPIE*, 1996, **2825**:238-249.
- [14] CHANG S G, YU B, VETTERLI M. Spatially adaptive wavelet thresholding with context modeling for image denoising [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, **9**(9):1522-1531.
- [15] ROSENFELD A, AVINASH C K. *Digital Picture Processing* [M]. 2nd ed. Orlando: Academic Press, 1982.

## Noisy Image Enhancement Based on Three-state HMT Model in Wavelet domain

CHANG Xia<sup>1</sup>, JIAO Li-cheng<sup>1</sup>, JIA Jian-hua<sup>1</sup>, XIN Fang-fang<sup>1</sup>, WAN Hong-lin<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education of China, Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** A noisy image enhancement method is proposed based on the three-state hidden Markov tree model in wavelet domain. It is not need to confirm thresholds accurately, the three-state Gaussian mixture model is adopted to estimate the distribution of wavelets coefficients, according to the states posterior probability of each coefficient belongs to achieving by the training of expectation maximization algorithm, coefficients are distinguished into noise, weak edge and strong edge coefficients respectively. Then the enhanced noisy image is obtained by restraining noise coefficients and enhancing detail feature coefficients. Cycle spinning strategy is introduced to avoid visual artifacts. By experimenting on noisy standard images and brain magnetic resonance images, compared with several classical image enhancement methods in visual effects and quantitative analysis, experiments show that the enhancement method proposed bears better robustness, can emerge more detail information and restrain noise effectively at the same time.

**Key words:** Image processing; Image enhancement; Wavelet transform; Hidden Markov tree model

**CHANG Xia** was born in 1982, Ph. D. candidate. Her current research interests focus on multiscale geometric analysis, image processing, and data fusion.



**JIAO Li-cheng** was born in 1959, professor. His current research interests focus on signal and image processing, machine learning, natural computation, and intelligent information processing.

