

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201111018

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20120309.1544.004.html>

一种基于曲波变换的图像去块算法

邵真天, 袁杰

(南京大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京 210093)

摘要: 图像块效应是由于进行图像压缩编码时采用离散余弦变换 (discrete cosine transform, DCT) 并对其系数进行量化处理而引起的, 该过程丢失了一些频率成分, 并引起了子块边界不连续的跳变. 针对这一问题, 提出了一种基于曲波变换的图像去块算法, 该算法首先对退化图像进行曲波变换, 再对所获取的各层曲波系数进行处理以复原图像. 通过寻找各层中与原始图像块效应相对应的系数, 对不同的层采用不同的方法, 并计算图像重建时所要使用的新系数矩阵. 实验表明, 该算法比传统在客观和主观评估中都被普遍运用的空间域和小波去块方法, 得到了更佳图像复原效果, 且保留了更多的细节.

关键词: 去块算法; 曲波变换; 图像复原; 多尺度分析; 图像处理

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2012)02-0102-06

An image de-blocking algorithm based on curvelet transformation

SHAO Zhentian, YUAN Jie

(School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

Abstract: The image block effect is caused by quantification processing of coefficients when using discrete cosine transformation (DCT) to compress coding of images. DCT dumps some frequencies, leading to discontinuous leaps of sub-block boundaries. An image de-blocking algorithm based on curvelet transformation was proposed. This algorithm first carried out curvelet transformation of degraded images, then processed the obtained curvelet coefficients separately layer by layer, so as to recover the images. The coefficients corresponding to the block effect of the original image could be found for every layer, proving that different methods apply to different layers. Then new coefficient matrixes were calculated, using the images which were reconstructed. Experiments show that the algorithm retains more details and generates better recovery results than the traditional spatial domain and wavelet de-blocking methods which are used commonly for both subjective and objective evaluations.

Keywords: de-blocking algorithm; curvelet transform; image recovery; multiscale analysis; image processing

基于块的离散余弦变换当前已经被大多数的国际图像和视频压缩标准采用. 它将图像分割为 8×8 的像素块, 并通过离散余弦变换 (discrete cosine transform, DCT) 将每一块从空间域转到频率域. 但由于其只对各像素块单独进行编码和量化, 并没有考虑相邻块中像素点的相关性. 所以, 当编码率较低时, 粗糙的量化将使 DCT 系数陷入不同的量化间隔, 从而导致了图像边缘的块效应.

目前国内外大多数图像去块算法都采用空间域滤波^[1-3]的方法, 容易丢失图像中的某些细节. 随着

小波变换的产生和发展, 出现了基于小波的图像去块算法. 正如文献[4-5]所提出的, 尽管该法简单快速, 所恢复的图像区域也较为平滑, 但其对图像细节的处理仍然欠佳. 而且, 小波变换并不能很好适应具有各向异性的奇异点, 即所谓二维空间中的“线奇异性”或者更高维的信号, 如图像的边缘曲线.

为克服小波变换只能处理奇异性点的局限, Candès 等提出了曲波变换的概念^[6], 后来提出了第2代曲波变换^[7]. 此后 Candès 等又提出了快速离散曲波变换 (FDCT) 算法^[8]. 从脊波变换^[9] (Ridgelet 变换) 发展而来的曲波变换, 是一种新颖有效的多尺度几何分析方法, 它使用了很多不同尺度的局部直线来近似图像的边缘曲线, 并具有较好的逼近效

果^[10].曲波变换综合了脊波变换能有效表示“直线”的奇异性和小波变换对图像中的奇异点具有很好表现力的优势^[11],使用具有方向性的参数,同时获取对平滑区域及边缘的稀疏表示.故曲波变换在处理图像边缘区域时能获得更好的效果,同时有效地保留了图像的细节.

曲波变换被广泛运用在图像增强^[12-13]、图像融合^[14-15]及图像去噪^[16-17]领域,并取得了很好的效果.但很少有基于曲波变换的算法被运用到图像去块中,所以,本文提出了一种基于曲波变换的图像去块算法.该算法通过对曲波变换所获取的曲波系数进行处理,在有效去除图像块效应的同时,尽可能地保证原图的细节信息完好无损.通过实验比较了本文所提出的去块算法、常用的空间域去块和小波去块方法,结果表明,本文的方法获得了更好的复原图像.

1 去除块效应算法

1.1 曲波系数分析

假设图像大小为 $N \times N$,则曲波变换后图像的尺度层数为 $\lg N - 3$.通常,通过曲波变换所获得的尺度层随频率由低到高可分为 Coarse 层、Detail 层及 Fine 层.

以一幅 512×512 大小的 Barbara 图像为例,如图 1 所示.可计算其曲波变换后的尺度层数为 6,所获得的曲波系数结构记录于表 1.表中 $C\{j\}$ 、 $\{l\}$ 、 (k_1, k_2) 为曲波系数,其中 j 和 l 分别代表尺度和方向, (k_1, k_2) 代表在尺度为 j 及方向为 l 时的坐标.

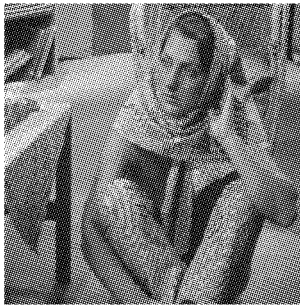


图1 原始 512×512 大小 Barbara 图像
Fig.1 Original 512×512 Barbara image

表1 曲波系数的结构

Table 1 The structure of curvelet coefficient

层次	尺度系数	方向数量
Coarse	$C\{1\}$	1
Detail	$C\{2\}$	32 (4×8)
Detail	$C\{3\}$	32 (4×8)
Detail	$C\{4\}$	64 (4×16)
Detail	$C\{5\}$	64 (4×16)
Fine	$C\{6\}$	1

对 Barbara 图像经由曲波变换后所获得的各层

曲波系数进行重建,所获得的图像见图 2 中 (a) ~ (f) 所示.

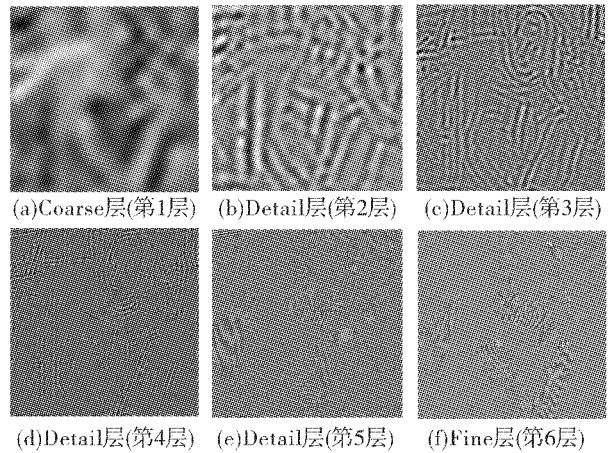


图2 重建各层曲波系数

Fig.2 Reconstruct curvelet coefficients at each layer

从图中可以看到,第 1 层为 Coarse 尺度层,主要由图像的低频系数组成,体现了图像的概貌,但却丢失了图像的细节,从而导致重构的图像较为模糊.中间 4 层均为 Detail 尺度层,主要由中高频系数组成,且随层数的增加,频率由低到高变化,所包含的图像边缘信息也将更加精细.此外,每层被分割为 4 个大方向,每个大方向又被分为多个小方向.这些层包含了各方向上的边缘信息,具有多方向的特性.最外层为 Fine 层,主要由图像的高频系数组成,包含了图像细节和边缘的详细信息.

图 3 通过直方图更直观地展示了不同层中曲波系数的最大、最小、能量、平均值以及方差之间的差异.

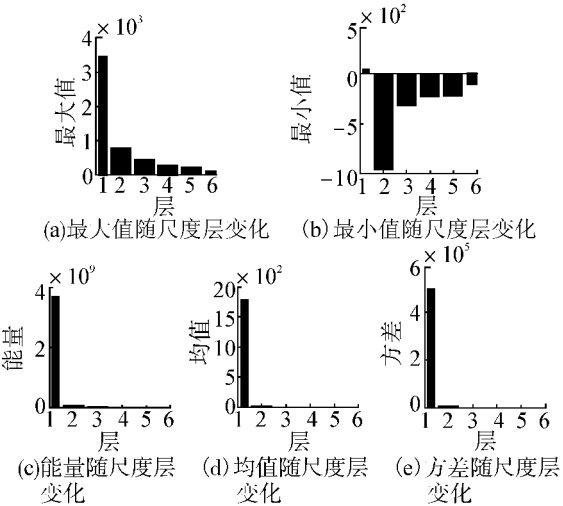


图3 直方图统计数据

Fig.3 Histograms of statistical data

图 3 中,Coarse 层具有曲波系数中最大的能量、最宽的值分布范围以及最大的方差;而 Fine 层包含最少的能量、最窄的值分布范围,并且它的方差几乎为 0;同时可以看到,随着层数的增加,能量呈几何

级数递减.

1.2 基于曲波变换的去块算法

图像块效应是由于采用 DCT 压缩编码对图像子块进行孤立的分块处理而产生的. 从理论上来说, DCT 变换是一种误差可控的编码方式. 但在对每一块进行独立编码时, 为提高图像的压缩率, 选择丢弃一些小能量的频率成分, 且忽略了块与块之间的相关性, 故而成为产生块效应的一个主要原因. 若编码率较低, 量化步长将会受到编码比特数的限制而变得 longer. 这意味着, 2 个原本平滑的像素值可能会陷入 2 个不同的量化间隔, 从而在重构图像的边缘时形成不连续的跳变, 产生错误的块边界. 所以, 压缩率越高, 块效应越严重.

以退化的 Barbara 图像为例. 将存在块效应的图像转换到曲波域, 并分析所获得的曲波系数. 分别使用各层的曲波系数对图像进行重构, 其结果如图 4 所示.

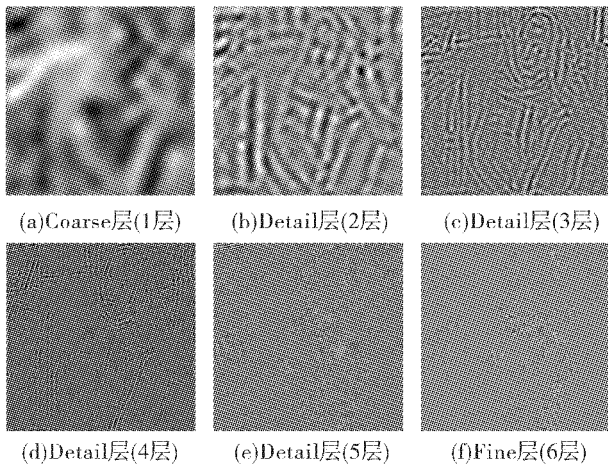


图4 重构退化图像各层曲波系数

Fig.4 Reconstruct curvelet coefficient at each layer of degraded image

由于图像块效应主要存在于图像的高频成分之中, 比较图 4 与图 2 的各层系数可知, 块效应对曲波系数的影响主要存在于最外层 (Fine 层) 及次外层 (最外 Detail 层). 所以, 只需对这 2 层的系数进行处理就可对图像整体的块效应很好地消除. 这 2 层所包含的能量很少, 且值分布范围也较窄, 因而对这些系数的处理不会对整个图像的能量产生多少影响, 并可保证重构图像大体与原图保持一致.

由于 Fine 层图像的大小与原图相同, 所以 Fine 层的曲波系数与重构图像一一对应, 从而可在所有的曲波系数中找到与平滑块、纹理块相对应的系数. 正如块的无偏方差代表着该块的能量一样, 它也能代表该块的平整度, 并帮助区分平滑块和纹理块.

假设图像的大小为 $M \times N$, 则 Fine 层的大小也

为 $M \times N$, 并假设曲波系数由 $c_{m,n}$ 表示, 其中 $m = 1, 2, \dots, M, n = 1, 2, \dots, N$. 从而方差 σ_T^2 以及整个系数矩阵的均值 μ_T 分别为

$$\begin{cases} \sigma_T^2 = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (c_{m,n} - \mu_T)^2, \\ \mu_T = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N c_{m,n}. \end{cases} \quad (1)$$

对任意的 8×8 子块 $B = \{b_{i,j}\}$, $i, j = 1, 2, \dots, 8$, 其方差 σ_B^2 和均值 μ_B 为

$$\begin{cases} \sigma_B^2 = \frac{1}{8 \times 8} \sum_{i=1}^8 \sum_{j=1}^8 (b_{i,j} - \mu_B)^2, \\ \mu_B = \frac{1}{8 \times 8} \sum_{i=1}^8 \sum_{j=1}^8 b_{i,j}. \end{cases} \quad (2)$$

用式(3)的特征函数反映该块的平滑程度:

$$G = \begin{cases} 1, \sigma_B \leq \text{Threshold}; \\ 0, \sigma_B > \text{Threshold}. \end{cases} \quad (3)$$

式中: $G = 1$ 表示该块为平滑块, $G = 0$ 表示该块为纹理块, 本文选取阈值 $\text{Threshold} = 0.5\sigma_T$. 若 2 个相邻块均为平滑块, 则产生一个转换块, 其由左侧块的右 4 列及右侧块的左 4 列组成.

对于任一纹理块, 构造一个自适应滤波模板 S_a :

$$S_a = \begin{bmatrix} b_1 & b_2 & b_3 \\ b_4 & c & b_5 \\ b_6 & b_7 & b_8 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

式中: c 为当前被滤波的像素点; $b_i (i = 1, 2, \dots, 8)$ 形成以 c 为中心的滤波模板. 对模板中的任意点 x , 其曲波系数由 $f(x)$ 表示, 而滤波后的曲波系数由 $\tilde{f}(x)$ 表示.

从而 c 点的滤波结果可由式(5)计算.

$$\begin{aligned} \tilde{f}(c) &= w_1 [f(b_1) + f(b_8)]/2 + \\ &w_2 [f(b_2) + f(b_7)]/2 + w_3 [f(b_3) + f(b_6)]/2 + \\ &w_4 [f(b_4) + f(b_5)]/2 + (1 - w_1 - w_2 - w_3 - w_4)f(c). \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)中的权重因子 w_1, w_2, w_3, w_4 可由式(6)及式(7)计算得到.

$$\begin{cases} w_1 = (1 + k[f(b_1) - f(b_8)]^2)^{-1/4}, \\ w_2 = (1 + k[f(b_2) - f(b_7)]^2)^{-1/4}, \\ w_3 = (1 + k[f(b_3) - f(b_6)]^2)^{-1/4}, \\ w_4 = (1 + k[f(b_4) - f(b_5)]^2)^{-1/4}. \end{cases} \quad (6)$$

$$k = \frac{k_1 \sigma_L^2}{k_2 \sigma_T^2 + \sigma_L^2}. \quad (7)$$

式中: $\sigma_L^2 = \frac{1}{9} ((f(c) - \mu_L)^2 + \sum_{i=1}^8 (f(b_i) - \mu_L)^2)$ 为模板中所有系数的方差, $\mu_L = \frac{1}{9} (f(c) + \sum_{i=1}^8 f(b_i))$ 为模

板中所有系数的均值, σ_r^2 为所有曲波系数的方差。

参数 k 取决于局部和整体的统计特性的比值, 用于衡量非线性程度。且 k 越大, 滤波器的非线性程度越高; 当 $k=0$ 时, 滤波器退化为一个线性均值滤波器。即使局部方差 σ_L^2 在变化, 滤波器也能自适应地调整其非线性程度。文献[1]指出, 当取 $k_1 = 0.001, k_2 = 0.5$ 时, 其具有一定的鲁棒性。

为了确保模板的平整度, 本文计算了与 c 对称的系数对的平均值及其权重和权重因子 w_1, w_2, w_3, w_4 取决于对称系数对的差方。且差方越大, c 为一个跳跃点(与重构图像的块边缘相一致)的可能越大, 则应分配更少权重给相应的均值, 从而有利于保留图像细节。

由于 Detail 层的曲波系数包含不同的尺度和方向, 所以并不能简单使用与 Fine 层相同的方法。然而, 存在于重构的最外 Detail 层(第5层)中的块效

应, 并不会对整个图像产生决定性的影响; 所以, 本文采用了一个简单的滤波器。但若滤波模板太大, 将不能获得一个清晰的重构图像, 而模板太小会在重构图像中产生伪 Gibbs 效应。故本文采用一个 5×5 模板来对第5层系数矩阵进行滤波。

$$S = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1/16 & 1/16 & 1/16 & 1/16 & 1/16 \\ 1/16 & 1/8 & 1/8 & 1/8 & 1/16 \\ 1/16 & 1/8 & 1 & 1/8 & 1/16 \\ 1/16 & 1/8 & 1/8 & 1/8 & 1/16 \\ 1/16 & 1/16 & 1/16 & 1/16 & 1/16 \end{bmatrix}.$$

2 实 验

图5比较了空间域法^[2]、小波变换法^[5]以及本文所提出的去块效应方法的去块效果。其中原始退化图像大小为 512×512 , 采用 JPEG 压缩, 退化质量为 25, 见图5(a)所示。



(f)图(a)中局部放大图像 (g)图(b)中局部放大图像 (h)图(c)中局部放大图像 (i)图(d)中局部放大图像 (j)图(e)中局部放大图像
(k)车牌退化图像 (l)空间域法 (m)小波算法 (n)本文USFFT算法 (o)本文Wrap算法
(p)图(k)中局部放大图像 (q)图(l)中局部放大图像 (r)图(m)中局部放大图像 (s)图(n)中局部放大图像 (t)图(o)中局部放大图像

图5 退化 Barbara 图像及车牌图像的复原效果

Fig. 5 Recovery of degraded Barbara images and degraded license plate images

从图5的(b)和(c)中可以看出,基于空间域的重构算法相当于对图像的平滑区域和细节区域进行平滑滤波;小波算法在平滑区域行为很好,但对重构的细节部分处理得并不客观。

本文采用文献[18]中所提出的 USFFT 和 Wrap 2 种曲波变换的实现算法对退化的 Barbara 图像进行重构,其实现的具体细节在文献[18]中有详细介绍。从图5可以看到,本文所提出的算法对平滑区域和细节区域都有很好的重构效果,见图5(d)和(e)所示,其局部图像在图5(i)和(j)中进行了放大观察。

另一个实验是对监控视频中车牌的处理,其退化图像见图5(k)所示。各复原算法的结果见图5(l)~(o)所示,其局部放大图像见图5(q)~(t)所示。本文使用峰值信噪比(PSNR)对重构图像进行客观评估,并记录各算法所消耗的时间,如表2所示(Intel CPU T2300 Hz, 1GB Memory)。由于曲波变换比小波变换更为复杂,所需消耗的时间也就更多。表2同时表明,在降低块效应方面,Wrap 算法比 USFFT 算法稍差些,而且存在一定程度的伪 Gibbs 效应,但其所消耗的时间较少,且消耗的时间与图像大小成比例。

分别运用空间域^[2]、小波变换^[5]以及本文所提出的方法对不同退化质量的图像进行重建。图6和图7分别描绘了上述两实验所获得的 PSNR 及高频成分所占的比例。

表2 各图像复原算法的 PSNR 及消耗时间

Table 2 PSNR and time consumption of recovery algorithms

算法	Barbara		牌照	
	PSNR/dB	时间/s	PSNR/dB	时间/s
空间域 ^[2]	28.741 7	9.107 9	27.095 6	6.153 4
小波域 ^[5]	29.199 1	0.617 7	28.929 2	0.347 1
USFFT	30.699 6	33.504 6	29.471 6	23.167 1
Wrap	30.439 3	11.859 4	28.674 5	7.800 8

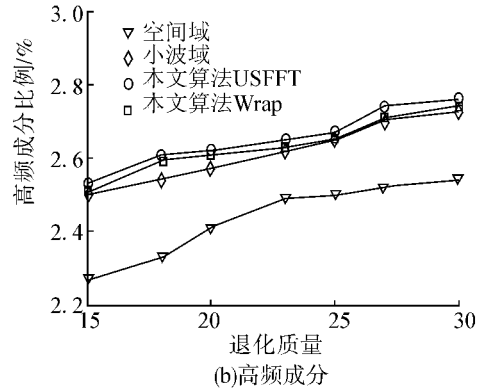
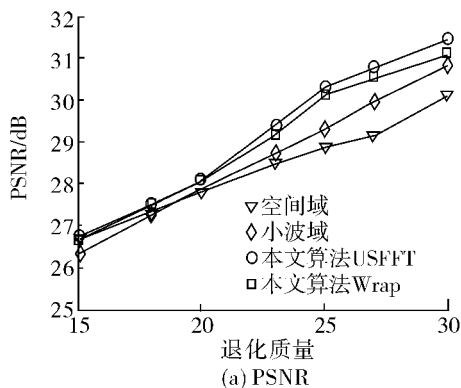


图6 Barbara 图使用各复原算法的 PSNR 及高频成分所占比例

Fig. 6 PSNR and proportion of high frequency component of different recovery algorithms of Barbara image

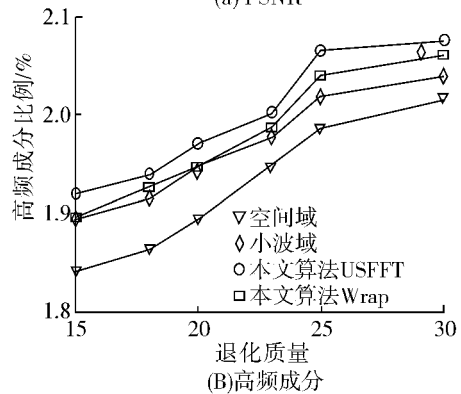
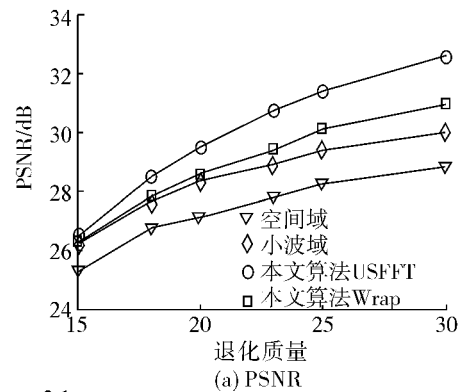


图7 车牌图使用各复原算法的 PSNR 及高频成分所占比例

Fig. 7 PSNR and proportion of high frequency component of different recovery algorithms of license plate image

3 结束语

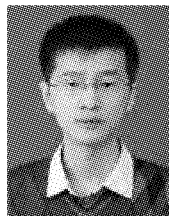
本文将快速离散曲波变换(FDCT)算法运用于图像去块中。该算法先将存在块效应的空间域图像转换到曲波域,并获取不同层经由FDCT后的曲波系数,再寻找各层中与退化图像块效应相关联的系数。由于图像块效应最主要受Fine层和最外Detail

层的影响,故只需对这2层分别进行处理. Fine层的系数矩阵被分为与平滑区域和纹理区域分别相关的2部分,并分别对其使用对应的自适应滤波模板.同时,对各尺度和方向上的Detail层系数采用另外的滤波模板进行处理.最终根据这些处理过的系数重构原始退化图像.实验证明,与传统的算法相比,本文的算法能够更好地保留图像的细节.从主观上来说,本文的算法获得了一个更好的复原效果;而从客观上说,本文算法也获得了更高的PSNR,保留了图像更高的频率成分.而且,该算法对不同尺寸的图像也具有更好的适用性,可被运用在诸如刑事调查中复原退化图像等场合.

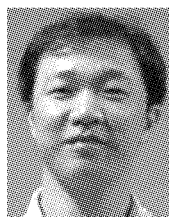
参考文献:

- [1] LUO Y, KWARD R. Removing the blocking artifacts of block-based DCT compressed images[J]. IEEE Trans on Image and Processing, 2003, 12(7): 838-842.
- [2] 张学全,顾晓东,孙辉先. 基于自适应空域滤波的图像去块效应算法[J]. 计算机工程, 2009, 35(4): 218-220.
ZHANG Xuequan, GU Xiaodong, SUN Huixian. De-block algorithm for compressed image based on adaptive space domain filtering[J]. Computer Engineering, 2009, 35(4): 218-220.
- [3] 李欣,陈帅. 一种有效的空域去块效应算法[J]. 信息技术, 2011, 8: 86-93.
LI Xin, CHEN Shuai. A new adaptive de-blocking algorithm on spatial domain[J]. Information Technology, 2011, 8: 86-93.
- [4] LIEWA W C, YAN H. Blocking artifacts reduction in JPEG compressed images using overcomplete wavelet represented[C]//International Symposium on Intelligent Multimedia. Hong Kong, China, 2001: 129-132.
- [5] 石敏,易清明,刘金梅. 一种有效的块DCT编码图像去块效应算法[J]. 计算机应用, 2007, 27(6): 1460-1462.
SHI Min, YI Qingming, LIU Jinmei. Effective de-blocking algorithm for block-DCT images[J]. Computer Applications, 2007, 27(6): 1460-1462.
- [6] CANDÈS E J, DONOHO D L. Curvelets-a surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges[C]//Curves and Surfaces. Nashville, USA, 2000: 105-120.
- [7] CANDÈS E J, GUO F. New multiscale transforms minimum total variation synthesis: application to edge-preserving image reconstruction[J]. Signal Processing: Special Issue on Image and Video Coding beyond Standards, 2002, 82: 1519-1543.
- [8] CANDÈS E J, DEMANET L, DONOHO D, et al. Fast discrete curvelet transforms[J]. Multiscale Modeling and Simulation, 2006, 5(3): 861-899.
- [9] CANDÈS E J. Harmonic analysis of neural networks[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 1999, 6(2): 197-218.
- [10] DONOHO D L, DUNCAN M R. Digital curvelet transform: strategy, implementation, experiments[R]. California, America: Stanford University, 2000.
- [11] CANDÈS E J, DONOHO D L. Ridgelets: the key to higher-dimensional intermittency[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society of London Series A, 1999, 357: 2495-2509.
- [12] 陈学堂,张元,杨坤平,等. 基于第二代曲波变换算法的检测图像增强[J]. 传感器与微系统, 2008, 27(12): 8-10.
CHEN Xuetang, ZHANG Yuan, YANG Kunping, et al. Testing-image enhancement based on II curvelet algorithm[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2008, 27(12): 8-10.
- [13] LI Y, NING H J, ZHANG Y N, et al. Nonlinear curvelet diffusion for noisy image enhancement[C]//International Conference on Image Processing. Brussels, Belgium, 2011: 2257-2260.
- [14] 武治国,王延杰. 一种基于边缘的曲波变换图像融合方法[J]. 光学技术, 2009, 35(5): 682-690.
WU Zhiguo, WANG Yanjie. Image fusion algorithm using curvelet transform based on the edge detection[J]. Optical Technique, 2009, 35(5): 682-690.
- [15] HU X L, LU H M, ZHANG L F, et al. A new type of multi-focus image fusion method based on curvelet transforms[C]//Proceedings of the 2010 International Conference on Electrical and Control Engineering. Wuhan, China, 2010: 172-175.
- [16] DUNCAN D Y P, DO M N. Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6): 1610-1620.
- [17] JIANG T, ZHAO X, DING W W, et al. Improved image denoising method based on curvelet transform[C]//2010 IEEE International Conference on Information and Automation. Harbin, China, 2010: 1086-1090.
- [18] CANDÈS E J, DEMANET L, DONOHO D, et al. CurveLab 2.1.2[EB/OL]. [2008-08-15]. <http://www.curvelet.org/>.

作者简介:



邵真天,男,1989年生,硕士研究生,主要研究方向为图像处理与模式识别。



袁杰,男,1975年生,博士,副教授,IEEE资深会员,曾3次赴日本、1次赴香港、3次赴欧洲以访问学者身份进行学术合作与交流,主要研究方向为图像与视频处理.拥有省级科技以上成果鉴定4项,申请发明专利近30项,授权专利10项.发表学术论文30余篇,多篇被SCI、EI检索。