

焦块图像边缘检测方法的研究

任 义¹, 陈彦军², 牛连强³, 周祥国⁴

(1.沈阳建筑大学 信息与控制工程学院, 辽宁 沈阳 110168;

2.哈尔滨师范大学 信息科学系, 黑龙江 哈尔滨 150080;

3.沈阳工业大学 软件学院, 辽宁 沈阳 110023;

4.辽宁公安司法管理干部学院 公共安全工程与信息技术系, 辽宁 沈阳 110061)

摘要: 介绍了利用计算机图像处理技术解决锅炉结焦问题,用几种常用边缘检测算子对焦块图像进行处理,并对其效果进行比较和分析,选择处理效果好的高斯-拉普拉斯算子,采用小波变换技术获取焦块图像边缘信息,并将两种方法的处理结果进行对比。实验表明,这两种边缘检测算法都可用于焦块图像处理,基于小波变换技术图像识别率略有提高,具有图像处理细致、速度快的特点。

关键词: 边缘检测;焦块图像;高斯-拉普拉斯算子;小波变换

中图分类号: TP751

文献标识码: A

Research on edge detection approach to coke button image

REN Yi¹, CHEN Yan Jun², NIU Lian Qiang³, ZHOU Xiang Guo⁴

(1.School of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China;

2.Department of Information and Science, Haerbin Normal University, Haerbin 150080, China;

3.Soft School, Shenyang University of Technology, Shenyang 110023, China,

4.School of Public Engineering and Information Technology, Liaoning Administrators College of Police and Justice, Shenyang 110161, China)

Abstract: This paper introduces how to solve the problem of boiler coke button by using image processing technology. Firstly, some representative algorithms of edge detection are applied to coke button image, and the advantages and disadvantages of the operators are analyzed by the experimental results of each algorithm, and Guass-Laplacian operator are selected. Secondly, the information of coke button image edge is obtained by using wavelet transform technology and the results of two methods are researched theoretically. Finally, the experimental results show that algorithms on edge detection of both Guass-Laplacian operator and wavelet transform technology can be applied to it, but the latter is higher in recognition rate and has characteristics of better processing of image and faster speed.

Key words: edge detection; coke button image; Guass-Laplacian operator; wavelet transform

电站锅炉落焦斗结焦、堵焦问题一直困扰着电站工作人员,极大地影响锅炉的正常运行。高温焦块图像的特点是:边界不明显,由于表面粗糙、空气流动等原因,焦块的灰度分布相当复杂,加之落焦背景的影响,有时人用肉眼很难确定焦块的形状,人工监测存在实时性差、可靠性低、容易疲劳等缺点^[1]。

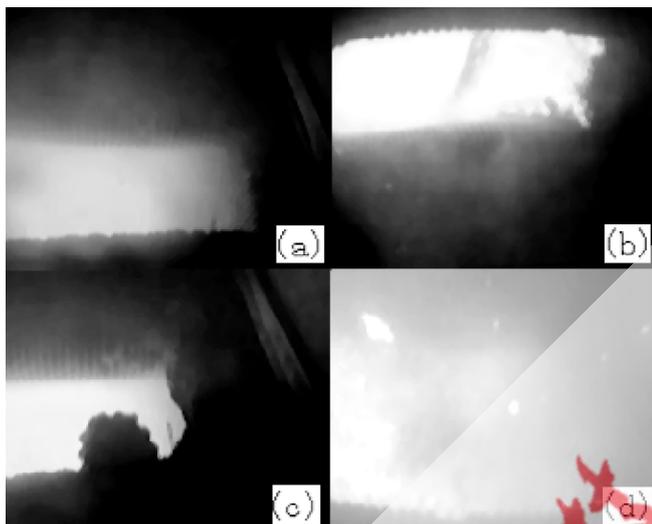
研究焦块图像处理方法,利用计算机监测锅炉落焦、处理焦块图像、判断落焦正常与否具有实时性和可

靠性高的优点,同时可以减轻工人劳动负担。本文利用边缘检测的几种常用办法对焦块图像进行比较与分析,从中选择出处理效果好的小波变换技术,并指出了解决高温焦块图像识别的有效方法。

1 边缘检测算子的选择

本质上图像边缘是图像局部特性不连续的反映,它标志着一个区域的终结和另一个区域的开始^[2]。边缘能勾画出目标物体,使观察者一目了然,这主要是因为边

缘蕴含了丰富的内在信息,如方向、阶越性质、形状等。边缘检测是为图像识别中抽取图像特征所做的必要准备工作,其提取效果好坏直接关系到图像识别结果的可靠性。图1所示是落焦斗的4种状态^[3]。其中图1(b)和图1(c)两种为非正常状态,图1(c)中轮廓清晰的低温焦块容易识别,但图1(b)中的高温焦块表面明亮,边缘模糊,很难识别。



注: (a)正常焦块; (b)高温焦块; (c)堵焦块; (d)其他不确定状态

图1 落焦斗的4种状态

在边缘检测过程中,首先检出图像局部特性的不连续性,然后再将这些不连续的边缘像素连成完备的边界。边缘的特性是沿边缘走向的像素变化平缓,而垂直于边缘方向的像素变化剧烈。所以,寻找合适的边缘检测算法的过程就是正确选取有效检测边缘像素的数学算子的过程^[4]。

通常,图像边缘变化比较剧烈且噪声较小时,使用梯度算子可以获得较好的边缘检测效果。梯度对应于一阶导数,梯度算子的数学表达可用对应的一阶导数来表示。

对一个连续函数 $f(x,y)$,它在位置 (x,y) 的梯度可表示为矢量:

$$\nabla f(x,y) = [G_x, G_y] = [\partial f / \partial x + \partial f / \partial y]^T \quad (1)$$

式中 G_x 、 G_y 分别表示 X 方向、 Y 方向上的梯度。该矢量的梯度值为:

$$\nabla f = \text{mag}(\nabla f) = [G_x^2, G_y^2]^{1/2} = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2} \quad (2)$$

式(2)采用的是模2幅度计算方法,对应于欧式距离。在某些要求不太严格的情况下可以表示为:

$$\nabla f = \partial f / \partial x + \partial f / \partial y \quad (3)$$

以上几个公式均用到了偏导,这就需要对图像中每个像素的位置进行计算,这样的计算开销较大,而且完全没有必要。在实际应用时,多采用基于方向导数小区

域掩模模板求卷积的方式来近似计算。 X 方向和 Y 方向上的梯度各自使用1个掩模模板,这2个模板共同构成1个梯度算子。常见的边缘检测算子有Guass-Laplacian算子、Laplacian算子、Prewitt算子、Robert算子、Sobel算子等,区别主要在于所采用的模板和元素系数的不同^[5]。下面对几种主要的梯度算子进行比较,以选择出适合结合焦焦块图像边缘检测的算子。

(1)Robert交叉算子。是一种利用局部差分去寻找边缘的算子,如图2(a)所示。其采用2个 2×2 大小的掩模模板,从形式上看,该算子是几种边缘检测算子中比较简单的。该模板的运算过程可用算式表达为:

$$g(x,y) = \{[\sqrt{f(x,y) - f(x+1,y+1)}]^2 + [\sqrt{f(x+1,y) - f(x,y+1)}]^2\}^{1/2} \quad (4)$$

式中, $f(x,y)$ 是输入图像,采用模2梯度幅度的计算方法,用开平方根的运算,能取得更适合人眼的视觉效果。图3(a)是Robert交叉算子边缘检测的结果,可以检测到落焦斗边缘,但很不清楚。

(2)Prewitt算子。如图2(b)所示,该算子的核心是2个 3×3 的卷积核,通过这2个小区域模板在图像中移动,完成图像中的每个像素点同这2个卷积核的卷积运算。图3(b)是图像应用Prewitt算子的效果。可以看出Prewitt边缘检测算子要比Robert交叉算子检测效果略好。

(3)Sobel算子。如图2(c)所示,该算子的掩模模板和Prewitt算子极为类似,也是 3×3 大小,只是更强调四邻域像素对中心像素的影响,而削弱了4个对角像素作用。实验结果如图3(c)所示,Sobel算子的边缘检测效果要优于前2种边缘算子。

(4)Laplacian算子。Laplacian算子有别于前面几种一阶导数梯度算子,它是一种二阶导数算子。对于一个连续函数 $f(x,y)$,图像中某像素点的拉普拉斯值为:

1								-1		1		1	1	1
								-1			1			
								-1			1	-1	-1	-1

(a) Robert交叉算子卷积

(b) Prewitt边缘算子卷积

-1		1	1	2	1
-2		2			
-1		1	-1	-2	-1

(c) Sobel边缘算子卷积

0	-1	0	-1	0	-1	-1	-1	-1
-1	4	-1	0	4	0	-1	8	-1
0	-1	0	-1	0	-1	-1	-1	-1

(d) 几种常用的Laplacian卷积

图2 几种边缘检测算子

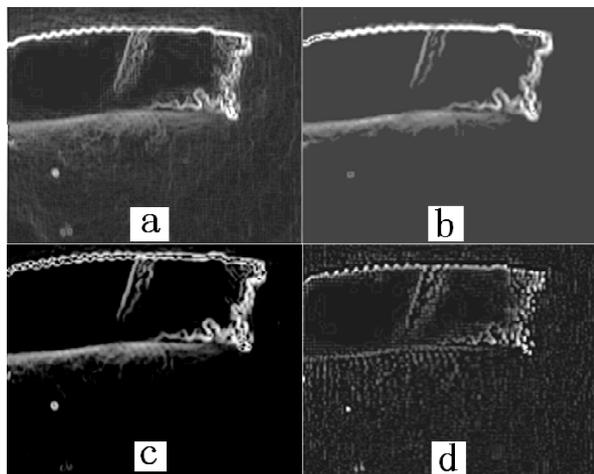


图3 几种边缘检测算子处理结果

$$\nabla^2 f(x, y) = \partial^2 f(x, y) / \partial x^2 + \partial^2 f(x, y) / \partial y^2 \quad (5)$$

由于它是一种对二维函数进行运算的二阶导数标量算子，因此对图像中的噪声相当敏感，而且处理时会在边缘产生一个陡峭的零交叉。如果是无噪声且具有陡峭边缘的图像，可以通过 Laplacian 算子将其检测出来。但如果图像存在不可忽视的噪声信号，一般就不要选择该算子了。几种比较常用的 Laplacian 卷积核如图 2(d)所示。图 3(d)所示为几种边缘检测算子处理的实验结果，可以看出，其处理结果不是很理想。

灰度由暗到亮均匀渐变的边界上出现这种结果的原因，可以从 Laplacian 算子的数学原理上分析。如图 4 所示，对于均匀渐变的图像边缘，一阶导数的变化从开始到结束始终是一常数，而二阶导数却只在变化开始和结束的地方有数值，在变化过程中其值为零。焦块的边缘恰恰是一种渐变的模糊的过程，而 Laplacian 算子属于二阶导数算子，这样就丢失了许多本来就很珍贵的焦块信息。实验说明，Laplacian 算子不太适合焦块图像的边缘检测。

(5)Guass-Laplacian 算子。由卷积的结合律 $f*(g*h) = (f*g)*h$ ，可以将 Laplacian 算子和二维高斯脉冲响应组合成一个单一的 Guass-Laplacian 卷积核：

$$\begin{aligned} \nabla^2 h(x, y) &= \nabla^2 \frac{-1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{x^2+y^2}{\sigma^2}} \\ &= \left[\frac{1}{\pi\sigma^4} - \frac{x^2+y^2}{2\pi\sigma^6} \right] e^{-\frac{x^2+y^2}{\sigma^2}} \quad (6) \end{aligned}$$

式(6)是一个轴对称函数，根据旋转对称性，该算子具有各向同性的特点。与普通带通滤波器的脉冲响应类似，该函数图像在一个负的凹谷中有一个正向尖峰脉冲，

高斯分布的均方差 σ 便是该中心峰宽度的参数，同时也控制了曲面的平滑程度。可以从数学上证明：该算子的均值为零^[4-5]，所以对图像进行卷积并不会改变图像整体的动态范围。由于使用了高斯低通平滑滤波器，因此卷积结果会产生一定的模糊，模糊程度正比于 σ 。在该算子中 σ 的选择很重要， σ 值比较小时，位置精度可以很高，能得到很多的边缘细节，但该算子在噪声大的区域往往会产生过密的过零点。在图像边缘比较模糊或存在较大的噪声干扰时，使用该算子可以取得较好的效果。图 5 是一种常用的 5×5 大小的 Guass-Laplacian 算子卷积核。

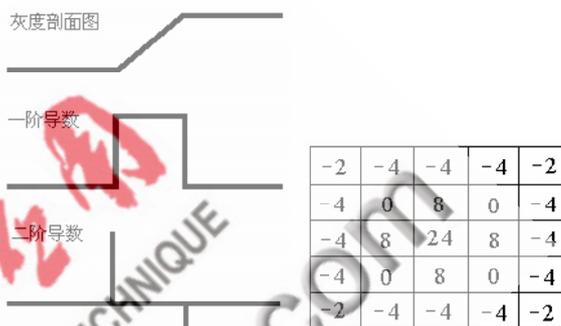


图4 灰度级剖面图和一阶与二阶导数剖面图

图5 Guass-Laplacian 算子卷积核

图 6 是经过高斯平滑滤波器和拉普拉斯锐化滤波器的结合，先平滑掉噪声，再进行 Guass-Laplacian 算子边缘检测前后的高温焦块图像。可以看到反映焦块存在的边缘信息被充分地检测到。

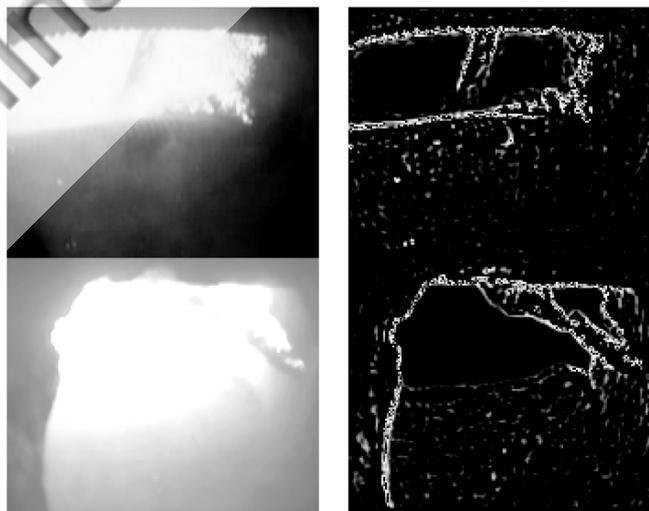


图6 Guass-Laplacian 处理前后高温焦块图像

2 基于小波变换的边缘检测

以上针对焦块图像边缘检测的一些算法都没有自动变焦的思想，事实上，由于物理和光照等原因，每幅图像中的边缘通常产生在不同的尺度范围内，形成不同类型的边缘。由于小波变换具有良好的时频局部化特性及多尺度分析能力，在不同尺度上具有“变焦”的功能，

适合于检测突变信号，是检测突变信号强有力的工具^[6]。

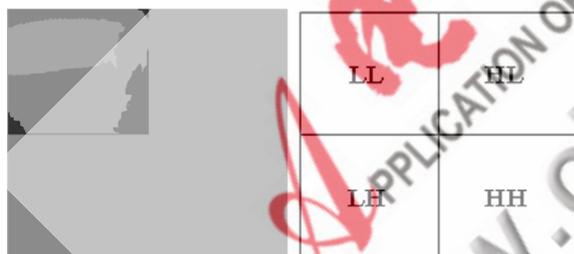
2.1 小波变换的特点

(1)方向选择性。小波图像的各个高频带是图像中边缘、轮廓和纹理等细节信息的体现，并且各个频带所表示的边缘、轮廓等信息的方向是不同的，其中HL_j、HH_j和LH_j分别表示水平、垂直和对角方向上的边缘、轮廓和纹理。这表明小波变换具有良好的空间方向选择性。

(2)分辨率分析。小波图像的各个频带分别对应了原图像在不同尺度和不同分辨率下的细节，从而实现对原始图像的最佳逼近。从多分辨率分析的角度考虑小波图像的各个频带时，这些频带之间并不是纯粹无关的，特别是对于各个高频带，由于它们是图像同一个边缘、轮廓和纹理信息在不同方向、不同尺度和不同分辨率下由细到粗的描述，它们之间必然存在着一定的关系，很显然这些频带中对应边缘、轮廓之间也有对应关系。由于图像的边缘、轮廓等信息对人眼观测图像时的主观质量影响很大，这种机制无疑会带来编码图像主观质量上的改善^[7]。

2.2 基于小波变换的高通滤波

小波系数与原始图像的空间分布具有很好的对应关系，如图7所示，LL频带是图像内容的缩略图，它是图像数据能量集中的频带。由于经过了小波系数的正则化处理，所以系数的显示能看出图像的内容。而HL、LH和HH频带存放的是图像的细节信息。



(a) 一层小波变换 (b) 一层离散小波变换后的频率分布

图7 小波系数与焦块图像空间分布对应关系

2.3 焦块图像的高通滤波处理

图像滤波是通过衰减指定频带的能量同时加强需要保留的频带能量来实现的。传统基于傅里叶变换的图像滤波处理大都采用傅里叶变换后的频率域的乘法运算，但是傅里叶变换的计算量大，并且变换后的频谱与原始图像的相关性不强。

小波变换在原始图像和变换系数之间建立了良好的相关性，所以在滤波器的设计上，可以针对不同频带分别设计。而且，对于多层小波变换而言，还能对不同分辨率级的小波系数进行单独的处理而达到设想的滤波效果^[8-9]。如果进行高通滤波，则可以通过对低频带小波系数的衰减处理，将图像的边缘信息突出。这里通过去除

图像LL频带的小波系数来提取焦块边缘信息。处理后结果如图8所示。

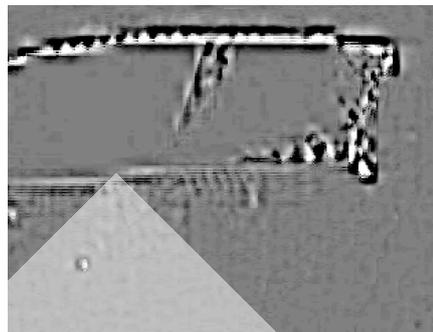
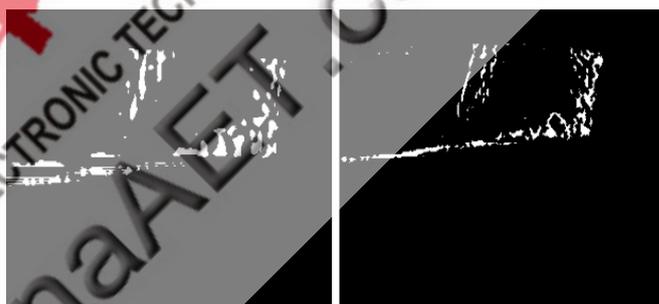


图8 去除LL小波系数的高通滤波处理

将其进行灰度化→反色→中值滤波→二值化→模板匹配后得到图9(a)，与经过用高斯-拉普拉斯算子处理的图9(b)进行对比，可以看出，基于小波变换处理的最终图像的边缘信息十分饱满，更接近实际焦块的形状，象征焦块面积的白色像素更加接近真实的焦块面积，处理效果明显好于Guass-Laplacian算子处理的结果。



(a) 小波变换后

(b) 高斯-拉普拉斯算子处理后

图9 两种处理的结果

将随机抽取的焦块图像样本按上述分类方法分成4类，对4类焦块图像每类随机选取50幅，用分类器对焦块状态进行分类识别。实验证明，基于Guass-Laplacian算子处理的图像识别率为90%以上；基于小波变换处理的图像识别率为95%以上。利用2种边缘检测方法处理后的图像进行结焦异常情况识别的识别率均为100%。

本文针对电站锅炉结焦问题，研究了高温焦块图像的边缘检测算法。通过对几种常用的边缘检测算子的比较与分析，选择了效果良好的高斯-拉普拉斯算子。为了改善处理效果，在进一步的研究中采用了基于小波变换技术的高通滤波处理，实验证明，该处理方法具有图像处理细致、识别准确率高、速度快的特点，可有效地应用于电站现场的结焦实时监控中，对进一步完善电站锅炉监测自动化提供了有益的理论依据。

参考文献

- [1] 王新格,牛先印.辛本权.1000MW超超临界机组锅炉结焦研究分析[J].华电技术,2008,30(8):1-3.

- [2] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986(12): 679-697.
- [3] 牛连强, 陈彦军, 刘守仁, 等. 结焦图像的处理与识别方法研究[J]. 计算机工程与设计, 2005, 26(6): 1494-1496.
- [4] GONZALEZ R C, WOODS R E. 数字图像处理[M]. 阮秋琦, 译.(第2版). 北京: 电子工业出版社, 2007.
- [5] 边肇祺. 模式识别[M]. (第2版). 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [6] SHAPIRO J M. Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12): 3445-3462
- [7] MALLAT S, ZHONG S. Characterization of signals form multiscale edges. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14 (7): 710-732.
- [8] SCHMEELK J. Wavelet transforms and edge detectors on digital images[J]. Mathematical and Computer Modeling, 2005, 41(13): 1469-1478.
- [9] HERIC D, ZAZULA D. Combined edge detection using wavelet transform and signal registration [J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(5): 652-662.

(收稿日期: 2009-01-05)

(上接第30页)

数(取 10 个)、基音周期范围、基音周期数目(基音持续时间)和清音存在时间等。根据 ITU-T G.729 语音编码方法, 一帧语音信号特征参数仅需 80 bit, 即 80 个 16 bit 样本压缩为 80 bit, 缩小 16 倍。到合成需要该音时, 再利用语音产生模型由所存的特征参数实时转换为语音。

4.2 语音产生模型在语音识别技术中的应用

与机器进行语音交流, 让机器明白你说什么, 这是人们长期以来梦寐以求的事情。语音识别技术就是让机器通过识别和理解过程把语音信号转变为相应的文本或命令的技术。其原理是: 由于每一个短时语音信号包含一串语音特性参数, 不同的汉字音有不同的特征参数, 所以利用特征参数的差别来识别不同的汉字音。

近 20 年来, 语音识别技术取得显著进步, 开始从实

验室走向市场。预计未来 10 年内, 语音识别技术将进入工业、家电、通信、汽车电子、医疗、家庭服务、消费电子产品等各个领域。

参考文献

- [1] 拉宾纳 L R, 谢弗 R W. 语音信号数字处理[M]. 北京: 科学出版社, 1983.
- [2] 戴逸民, 梁晓雯, 裴小平. 基于 DSP 的现代电子系统设计[M]. 北京: 电子工业出版社, 2002.
- [3] 奥本海姆. 信号与系统[M]. 刘树棠, 译. 西安: 西安交通大学出版社, 1998.
- [4] 何苏勤, 王忠勇. TMS320C2000 系列 DSP 原理及应用技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.

(收稿日期: 2008-12-30)

(上接第33页)

Lena(128 × 128)图像 PSNR 分别高出 1.19dB 和 2.90dB, 与传统小波变换方法相比, Lena(256 × 256)和 Lena(128 × 128)图像 PSNR 分别高出 0.07DB 和 0.02DB。

本文针对图像超分辨率过程中传统的插值方法误差较大, 处理后的边缘细节及纹理不够理想, 有时会出现方块效应或边缘退化的缺点, 利用二元树复小波变换与边缘插值方法相结合放大图像, 然后对放大图像的高频系数进行修改, 最后通过小波逆变换得到重构后的图像。实验结果表明, 与传统方法相比, 本文算法可以明显提高图像的清晰度, 既保留了丰富的细节, 又抑制了边缘震铃效应, 同时 PSNR 也有所提高。将二元树复小波变换与边缘插值方法相结合应用到图像超分辨率重建中来, 具有一定的理论研究价值和实际应用价值。

参考文献

- [1] ATES H F, ORCHARD M T. Image interpolation using wavelet-

based contour estimation[J]. IEEE Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2003, 3(4): 109-112.

- [2] TAPIA D F, THOMAS T G, MURGULA M C. Wavelet-based interpolation algorithm for MRI images[J]. Journal of Alloys and Compounds, 2004, 369 (2004): 239-243.
- [3] LI Xin, MICHAEL T. Newedge-directed interpolation[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2001, 10(10): 1521-1527.
- [4] NGUYEN N, MILANFAR P. A wavelet-based interpolation-restoration method for superresolution[J]. Circuits Systems Signal Process, 2000, 4(19): 321-338.
- [5] YU Len Huang. Wavelet-based image interpolation using multilayer [J]. Neural Computing and Applications, 2005, 1(14): 1-10.
- [6] KINGSBURY N. A dual-tree complex wavelet transform with improved orthogonality and symmetry properties[J]. IEEE Image processing, 2000, 1(2): 375-378.

(收稿日期: 2009-01-21)