

文章编号: 1003-501X(2007)07-0135-06

基于拉普拉斯金字塔分解的多尺度边缘检测

董鸿燕, 王磊, 李吉成, 沈振康

(国防科技大学 ATR 重点实验室, 湖南 长沙 410073)

摘要: 边缘表现为图像中具有奇异性点的集合, 利用改进的拉普拉斯金字塔分解捕获这些奇异性点, 得到各尺度下的带通图像, 通过分析, 得出分解后的带通图像在边缘处产生零交叉点, 构造统计量帮助提取零交叉点, 再通过多尺度边缘融合实现多尺度边缘提取。与 LOG 和 Canny 边缘检测的对比实验表明, 所建立的算法能够可靠、有效、精确的获得图像的边缘。

关键词: 奇异性; 边缘检测; 拉普拉斯金字塔; 多尺度

中图分类号: TN391.4

文献标志码: A

Multiscale edge detection based on Laplacian pyramid

DONG Hong-yan, WANG Lei, LI Ji-cheng, SHEN Zhen-kang

(ATR Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Edge is characterized as the singularity points in the image. Laplacian Pyramid (LP) decomposition was used to capture the point singularities to obtain the multiscale band-pass images. Then it was analyzed that the obtained band-pass images was characterized as zerocrossing at the edges. A zerocrossing detection algorithm assisted by computing a statistic and a multiscale edge synthesizing algorithm were proposed to implement multiscale edge detection. Compared with the edge detectors of LOG (Laplacian of Gaussian) and Canny, the algorithm can detect edges of images more reliably and effectively.

Key words: singularity; edge detection; Laplacian pyramid; multiscale

引言

图像的边缘定义为周围像素灰度强度不连续的像素点的集合, 也就是图像中具有奇异性的像素点的集合。它们携带了图像的重要信息, 是图像分割所依赖的最重要的特征, 也是纹理特征的重要信息源和形状特征分析的基础。边缘检测是图像处理和计算机视觉领域内最经典的研究课题之一, 有较长的研究历史。在过去的十几年里涌现出了大量的边缘检测技术^[1-10]。最普遍的方法是用平滑图像的一阶微分找到局部最大值(或零交叉点)来检测边缘。如传统边缘检测的Roberts算子、Sobel算子、Prewitt算子、Laplace算子、Kirsch算子等等, 它们的共同特点是, 在原始图像的边缘处构造图像局部特性的不连续性, 选取适当门限, 当检测的结果超过门限则认为有边缘存在, 再将它们连成边界。这些算子在进行边缘检测时计算量小, 但对噪声干扰十分敏感, 在结果中常常把噪声当作边缘点检测出来, 难以获得满意的结果。1980年Marr和Hildreth^[1]提出LOG边缘检测算子(也称Marr算子), 是一种公认效果比较好的方法; 1986年Canny^[2]应用最优算子, 可以有效地确定信号突变位置, 但这两种方法都存在一个尺度选择的问题。小尺度的滤波器对边缘信号敏感, 但同样也对噪声敏感; 大尺度的滤波器对噪声稳健, 却会滤除精细的细节。因此, 自然考虑到用多尺度分析的方法来描述和综合边缘结构的多样性。在低分辨率下抑制噪声和细节, 快速可靠地识别边缘; 在高

收稿日期: 2006-06-20, 收到修改稿日期: 2007-05-18

基金项目: 武器装备预研基金项目(51483020105ZS9309)

作者简介: 董鸿燕(1978-), 女(汉族), 湖北武汉人, 博士研究生, 主要从事图像处理、自动目标检测与识别等方面的研究工作。

E-mail: hydong@nudt.edu.cn

分辨率下精确定位,以得到边缘的真实位置;再由粗到细跟踪边缘,获得图像的实际边缘。1992年Mallat^[3]用多尺度思想提出了基于奇异点检测的多尺度边缘检测方法,多尺度检测边缘的方法蓬勃发展起来。

现在的文献中一般都是用小波变换来捕获奇异性点^[6-9],进行多尺度边缘检测。本文利用拉普拉斯金字塔分解来捕获各个尺度上的奇异性点,通过分析得到的边缘点处表现为零交叉的特性,实现多尺度边缘检测。全文组织如下,文章的第一节介绍了拉普拉斯金字塔(LP)塔形分解;第二节论述了基于改进拉普拉斯金字塔(LP)塔形分解的边缘提取的具体实现方法;第三节给出了实验结果并对实验结果进行了分析;第四节是结论。

1 拉普拉斯金字塔(LP)塔形分解

Burt 和 Adelson 在文献[11]中提出拉普拉斯金字塔(LP)塔形分解,来完成图像的多分辨率表示。拉普拉斯金字塔(LP)的基本思想是,首先,对原图像进行低通滤波和下采样得到一个粗尺度的近似图像,即分解得到的低通近似图像,把在这个近似图像经过插值、滤波,再计算它和原图像的差值,就得到分解的带通分量。下一级分解是在得到产生的低通近似图像上进行,迭代完成多尺度分解。分析滤波器 H 和综合滤波器 G 为归一化滤波器,具有对称性。为了实现完全重构,要求 H 和 G 在 2 采样下为正交或双正交。设原图像表示为 C_0 ,金字塔第一层得到的低通采样图像为 C_1 ,第二层用同样的低通滤波器滤波再下采样得到 C_2 , l 为当前分解层, $l \geq 1$,迭代过程可用公式(1)、(2)表示:

$$c_l(i,j)=\sum h(m,n)c_{l-1}(2i+m,2j+n)$$
 (1)

$$b_l(i,j)=c_{l-1}(i,j)-\sum g(m,n)c_l(\frac{i-m}{2},\frac{j-n}{2})$$
 (2)

这个过程可用图 1 表示。

若进行 J 层 LP 分解,则图像空间 V 分解成为 W_1 、 W_2 、... W_J 、 V_J 共 $J+1$ 个子空间。其中 V_J 为低频子空间, W_l 为各层的高频子空间。

$$V=V_J\oplus(\bigoplus_{l=1}^J W_l)$$
 (3)

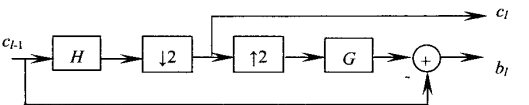


图 1 LP 分解结构框图
Fig.1 LP decomposition scheme

2 基于改进拉普拉斯金字塔(LP)塔形分解的边缘提取

2.1 改进的 LP 金字塔分解

用文献[11]中的 LP 分解来获得图像在各个尺度下的奇异点,对 lena 图分解后得到的带通图像如图 2(a)所示。可以看出,由于滤波器的多过零点,使得分解得到的细节图像在边缘附近产生了振荡。这对于提取边缘很不利,为了克服这个现象,本文改变文献[11]中 LP 金字塔结构,由原图像和低通图像的差值直接得到带通图像,再对低通图像采样得到低通采样图像。多尺度迭代分解仍在低通采样图像上进行。分解结构如图 3。低通滤波器 H 在整个时域上为正值,满足对称性,且归一化,可以采用边缘检测中经常用到的 Gaussian 函数或者是样条函数等。图中 c_{l-1} 为 $l-1$ 级得到的低通采样图像, b_l 为第 l 层输出的带通图像, c_l

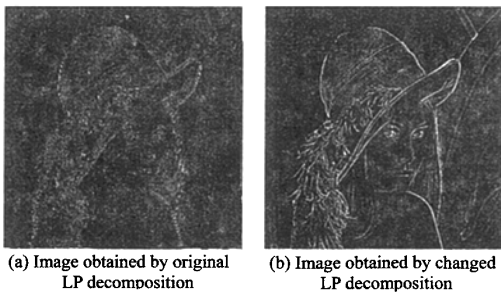


图 2 两种 LP 分解得到图像对比
Fig.2 Comparison of the tow kinds of LP

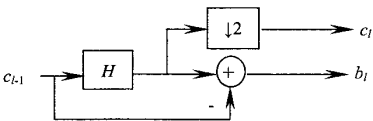


图 3 改进的 LP 分解结构框图
Fig.3 Improved LP decomposition scheme

为第 l 级获得的低通采样图像, 多尺度分解继续在 c_l 上进行。对 lena 图进行这样的 LP 金字塔分解后得到的带通图像如图 2(b)所示, 可看出消除了边缘附近的振荡现象。

J 层 LP 多尺度分解滤波器组结构如图 4(a)所示, H 为归一化后的低通滤波器, 高通滤波器 $G=1-H$, 根据多采样等效性原则^[12], 对图像采样后滤波, 等效于先对滤波器插值, 再用插值得到的滤波器对图像滤波, 然后再采样。则得到图 4(a)的等效滤波器组如图 4(b)所示, 其中 bm_l 为非采样带通图像, b_l 为采样后的带通图像, $H_l(\omega)=H(2^{l-1}\omega)$, $G_l=1-H_l$, $l \geq 1$ 。因此, 在时域上, $h_l=h$, 对 $l>1$, h_l 为在 h 相邻系数间插入 $2^{l-1}-1$ 个零得到的离散滤波器。用图 4(b)得到的非采样的带通图像进行边缘检测。

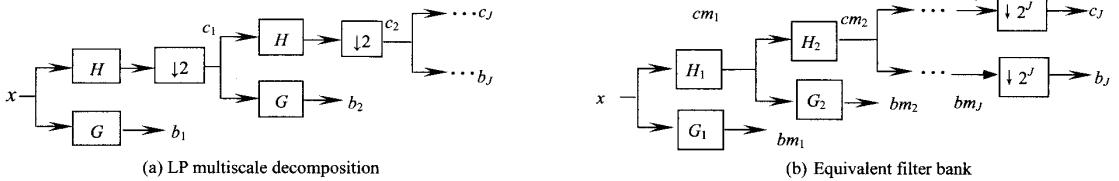


图 4 LP 多尺度分解及等效滤波器组

Fig.4 J-level LP decomposition and its equivalent filter bank

2.2 对多尺度分解得到的边缘点特性的分析

由图 3 的结构框图得到的输出信号表达式如下:

$$c_l(n) = \sum c_{l-1}(k)h_l(n-k) \quad (4)$$

$$b_l(n) = c_{l-1}(n) - \sum c(k)h_l(n-k) \quad (5)$$

为了简便分析, 设 $c_l(n)$ 为在 $n=0$ 处有一越阶边缘:

$$c_{l-1}(n) = \begin{cases} A & n > 0 \\ 0 & n < 0 \end{cases}$$

则

$$c_{l-1}(0^+) - c_{l-1}(0^-) = A > 0 \quad (6)$$

$h_l(n)$ 为一正的、对称的、归一化的低通滤波器, 即满足以下几个式子:

$$h_l(n) > 0 \quad \forall n \in \mathbb{Z} \quad (7)$$

$$h_l(n) = h_l(-n) \quad \forall n \in \mathbb{Z} \quad (8)$$

$$\sum_{k=-\infty}^{\infty} h_l(k) = 1 \quad (9)$$

则

$$\begin{aligned} b_l(0^+) &= c_{l-1}(0^+) - \sum c_{l-1}(k)h_l(-k) = \\ &= c_{l-1}(0^+) - \sum_{k=-\infty}^{-1} c_{l-1}(k)h_l(k) - \sum_{k=0}^{\infty} c_{l-1}(k)h_l(k) = \\ &= c_{l-1}(0^+) - \sum_{k=0}^{\infty} c_{l-1}(k)h_l(k) = A(1 - \sum_{k=0}^{\infty} h_l(k)) \end{aligned} \quad (10)$$

而由式(9), 可得 $(1 - \sum_{k=0}^{\infty} h_l(k)) > 0$, 则 $b_l(0^+) > 0$ 。

同理可证 $b_l(0^-) < 0$, 由此可见带通滤波的结果 $b_l(n)$ 在越阶边缘处产生一零交叉点。所以, 对各尺度下边缘的检测归结为对 LP 输出的带通图像零交叉点的检测。

2.3 边缘点的检测

相同的二进尺度下, 极大模边缘检测算子与零交叉点边缘算子提取的是图像上相同的边缘位置, 不同尺度下提取的边缘位移可保证在一个像素。对于阶跃型边缘, 其零交叉点位置比其极大模位置的确定更为方便和准确。

然而, 并不是所有的零交叉点都是边缘点, 在灰度相差不是很大的地方也会出现零交叉点, 在带通图像上应用零交叉检测算子, 可以得到不同尺度的初始边缘图, 但也会得到由于 Gibbs 现象产生的伪边缘。

只有那些能够把所在局部区域稳定的分隔成正、负两部分的零交叉点才是边缘点。

考虑一维情况下, 设 x_0 处有一边缘产生的零交叉点, 它稳定的把两边邻域分隔成正负两个部分。不失一般性设

$$\begin{cases} b(x) < 0 & x < x_0 \\ b(x) > 0 & x > x_0 \end{cases} \quad (11)$$

稳定的把区域分隔成正负两部分, 即:

$\forall x < x_0$, 则 $x - x_0 < 0$, 此时, 所有的 $b(x) < 0$, $\forall x < x_0$, 都有 $(x - x_0)b(x) > 0$;

$\forall x > x_0$, 则 $x - x_0 > 0$, 此时, 所有的 $b(x) > 0$, $\forall x > x_0$, 都有 $(x - x_0)b(x) > 0$ 。

可见, 若正负部分分离得稳定, $(x - x_0)b(x)$ 在边缘附近得到的值是同号的, 把 x_0 邻域处的 $(x - x_0)b(x)$ 值相加, 可以达到累积增加的效果。若正负部分分离得不稳定, 即在 $x < x_0$ 时, 有 $b(x_1) > 0$, $b(x_2) < 0$, 则在 x_1 和 x_2 处得到的 $(x - x_0)b(x)$ 值异号, 它们相加使得统计量 $(x - x_0)b(x)$ 的和减少。

因此, 邻域两边正负部分分离得越是稳定, x_0 邻域处的 $(x - x_0)b(x)$ 的和越大。 $[\sum_R (x - x_0)b(x)]^2$ 的值就越大。推广到二维情况下, 构造局部统计量:

$$M(x_0, y_0) = [\sum_R (x - x_0)b(x, y)]^2 + [\sum_R (y - y_0)b(x, y)]^2 \quad (12)$$

其中: (x_0, y_0) 是零交叉检测后得到的零交叉点, R 为零交叉点所在的局部邻域, 一般取 3×3 或 5×5 大小的窗口, $b(x, y)$ 为带通图像中邻域点的灰度值。在边缘产生的零交叉点处得到的统计量 $M(x_0, y_0)$ 较大, 虚假边缘零交叉点处得到的统计量 $M(x_0, y_0)$ 很小。

在本算法的边缘检测过程中, 为了去除掉虚假边缘产生的零交叉点, 得到正确边缘, 在一般的零交叉点检测算法之后, 计算零交叉点附近的局部统计量 $M(x_0, y_0)$ 。只有在局部统计量 $M(x_0, y_0)$ 大于一定的阈值时, 才认为被检测到的零交叉点为边缘点。而仅在检测到的零交叉点处计算统计量判断边缘点, 也不会使计算量增加很大。然后, 跟踪每条边缘, 去掉长度小于 5 的短线, 得到每个尺度下的边缘图。

2.4 多尺度边缘融合方法

边缘检测的一个困难之处就在于图像空间尺度不确定性。LP 金字塔分解把图像分解成不同尺度的图像子集, 每个尺度图像都提供了一定边缘信息。对于不同种类的边缘, 在各个尺度表现的都不同, 精细的图像细节可以被小尺度的图像中检测出来, 而大尺度的图像不能反映图像细节; 斜坡边缘在小尺度处的过零点两边的灰度相差较小, 有时难以被检测出来, 但在大尺度图像中表现为近似越阶边缘, 可以被检测出来。因此, 如何发挥各尺度的优势, 把各尺度下得到的边缘融合起来, 得到精确定位的边缘的方法尤为重要。

多尺度边缘的融合并不等于将不同尺度下的边缘简单相加, 因为不同尺度的边缘检测算子对同一边缘的响应并不相同, 因此在不同尺度的检测到的边缘位置也不相同, 边缘相加会造成边缘冗余, 而且也没有抑制噪声。多尺度积的方法^[5, 9], 比较粗糙, 牺牲了边缘定位的准确性, 更重要的是, 它使得在各尺度下模值都较大的点处的乘积更大, 对应于边缘点; 仅在一个尺度下模值大的点, 在多尺度乘积时得到抑制, 对应于噪声点。这种方法不适合于零交叉检测过程, 因为各尺度相乘, 只会使得过零点更多, 达不到抑制噪声的目的。

总体来说, 大尺度(粗分辨率)子图像对应图像中的轮廓, 边缘稳定, 抗噪性好, 但定位精度差。小尺度(高分辨率)子图像保持图像中丰富的细节信息, 边缘定位精度较高, 但易受到噪声的干扰。不同尺度边缘的位置不同, 相邻的两个尺度边缘位置接近, 在二进尺度下相差为一个像素, 所以多尺度的边缘融合应在相邻的尺度间进行。首先, 在大尺度图像下提取图像主要轮廓, 可靠的识别边缘, 由于大尺度图像获得的边缘定位精度差, 则还需要在小尺度图像中对应位置的邻域内搜索边缘点, 得到这些边缘的精确定位。对于那些在大尺度图像中存在而在小尺度图像对应邻域中没有的边缘点, 则可能是斜坡边缘, 需要保留下来。为了得到更多的图像边缘细节, 还需要提取小尺度图像中的边缘细节。这样由粗到细的跟踪图像边缘, 可以获得高精度的边缘定位, 并抑制噪声。具体方法如下:

- 1) 搜索尺度 l 的边缘图, 得到边缘点的初始位置 (x_0, y_0) ;

- 2) 在尺度 $l-1$ 的边缘图中, 在 (x_0, y_0) 的 3×3 邻域内搜寻边缘点, 若有边缘点, 位置为 (x, y) , 则融合边缘图中 (x, y) 处为边缘点, 若没有边缘点, 则融合边缘图中 (x_0, y_0) 处为斜坡边缘, 保留;
- 3) 在融合边缘图得到的边缘点处搜索 $l-1$ 尺度中和这些边缘点连通的点, 得到尺度 l 的边缘图中没有的边缘细节;
- 4) 搜索尺度 l 的边缘图中下一个边缘点, 重复步骤 1), 2), 3) 直到完成整幅图。

2.5 边缘检测算法步骤

- 综上所述, 整个算法的具体步骤如下:
- 1) 对图像进行改进的LP金字塔分解;
 - 2) 对各尺度带通图像进行零交叉点检测, 并用式(9)计算零交叉点处的统计量, 判断是否为边缘点;
 - 3) 去掉每个尺度下长度小于5的短线;
 - 4) 用2.4中所述的多尺度边缘融合方法综合各尺度下得到的边缘, 最终得到算法的边缘检测结果。

3 实验结果与分析

图 5 为对 256×256 的 Cameraman 图用 LP 金字塔分解算法提取的不同尺度下的边缘, 图 5(a)为原图, 图 5(b)为第一层 LP 金字塔分解检测得到的边缘图, 图 5(c)为经第二层分解的边缘图, 图 5(d)为经第三层分解得到的边缘图。从边缘图可以看出, 随着尺度的增大, 噪声逐渐减小, 边缘逐渐平滑, 边缘细节逐渐丢失, 还出现了偏移现象。这主要是因为当尺度变大时, 滤波器对图像的平滑作用增强, 以至于使图像的一部分边缘特征偏移甚至消失。将不同尺度下提取的边缘影像进行比较, 可以看出轮廓边缘位移在 1 个像素。

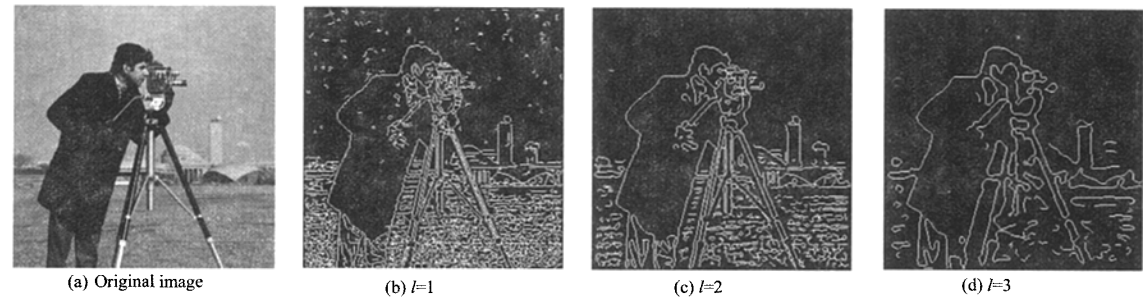


图 5 不同尺度下的边缘检测结果

Fig.5 Edge detect result in different scales

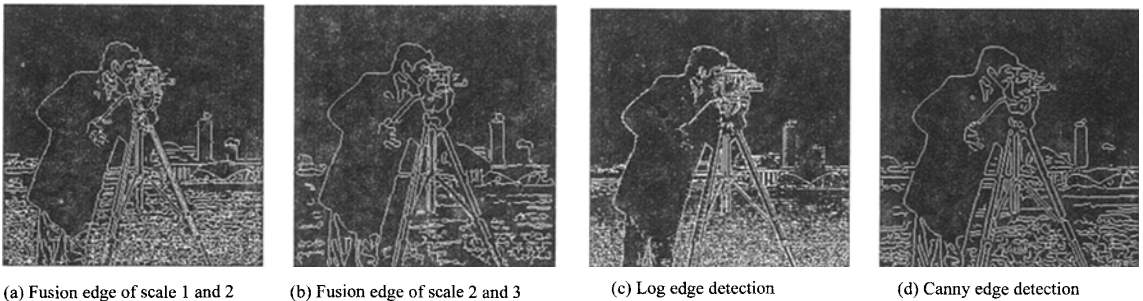


图 6 不同边缘检测方法的比较

Fig.6 Comparison of different methods

当尺度增大时, 会忽略一些影像的细节, 突出了主要边缘特征, 但边缘有所偏移; 反之, 当尺度减小时, 会保留更多的细部, 定位更加准确。选择适当的尺度, 能够根据需要在有效地提取图像边缘。而应用多尺度融合的方法, 利用大尺度空间提供的位置信息, 融合小尺度图像得到的精细且丰富的边缘信息, 可以合成精确的边缘。图 6(a)是用 LP 分解融合 1, 2 两个尺度边缘得到的结果。和图 5(b)比较, 对噪声有明显的抑制效应; 和图 5(c)比较, 保留了丰富的边缘细节, 定位更准确, 边界更完整。图 6(b)是用 LP 分解融合

2, 3 两个尺度边缘得到的结果, 和图 6(a)比较, 边缘比较光滑, 少了一些图像细节, 但还是比图 6(c)和(d)保留了更多的主要边缘特征。图 6(c)为经过参数调整, 得到较好效果的 LOG 边缘检测结果, 可以看到, 它丢掉了一些细节, 提取的边缘也不完整, 同时还有一些噪声的存在。图 6(d)为 Canny 边缘检测结果, 效果比较好, 但也丢失了一些边缘细节。从检测结果可以看到, 本文的方法能检测到清晰完整的边缘且能很好地抑制噪声, 较好的解决了传统方法在边缘检测时会出现伪边缘和有意义的边缘损失这两个问题。

4 结 论

利用改进的拉普拉斯金字塔分解捕获各个尺度下边缘的奇异性, 实现多尺度分解, 获得多尺度带通图像, 分析得出此分解方法在越阶边缘点处表现为零交叉点, 边缘定位因此更加准确。通过构造统计量提取零交叉点, 能去除虚假边缘。再根据任务需要选择合适的尺度, 经过多尺度边缘融合算法, 得到的图像边缘在有效的抑制噪声的同时能够保留更多的图像细节。实验结果表明, 这种方法算法简单, 较好的解决了传统方法在边缘检测时会出现伪边缘和有意义的边缘损失这两个问题, 得到边缘的精确定位。最后可以从实验结果中证明本算法的有效性。

参考文献:

- [1] Marr D, Hildreth E C. Theory of edge detection[J]. *Proceeding of Royal Soc*, 1980, **207**: 187-217.
- [2] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell*, 1986, **PAMI-8**: 679-697.
- [3] Mallat S, Zhong S. Characterization of Signal from Multiscale Edges[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell*, 1992, **14**(7): 710-732.
- [4] Rakesh R R, Chaudhuri P, Murthy C A. Thresholding in edge detection: a statistical approach[J]. *IEEE Trans Image Processing*, 2004, **13**(7): 927-936.
- [5] Bao P, Zhang L, Wu X. Canny edge detection enhancement by scale multiplication[J]. *IEEE Trans. on PAMI*, 2005, **27**(9): 1485-1490.
- [6] 魏 海, 沈兰荪. 反对称双正交小波应用于多尺度边缘提取的研究[J]. *电子学报*, 2002, **30**(3): 313-316.
WEI Hai, SHEN Lan-sun. Multiscale Edge Detection by Using Anti-Symmetrical Biorthogonal Wavelets[J]. *ACTA ELECTRONICA SINICA*, 2002, **30**(3): 313-316.
- [7] 付丽华, 陈 涛, 李落清. 基于方向小波变换的边缘检测[J]. *湖北大学学报(自然科学版)*, 2003, **25**(2): 95-99.
FU Li-hua, CHEN Tao, LI Luo-qing. Edge detection based on directional wavelet transform[J]. *Journal of Hubei University(Natural Science Edition)*, 2003, **25**(2): 95-99.
- [8] 郇苏丹, 李广侠, 张 翠, 等. SAR 图像的多尺度边缘检测方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2004, **26**(3): 307-320.
LI Su-dan, LI Guang-xia, ZHANG Cui, et al. Multiseale edge detection in SAR images[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2004, **26**(3): 307-320.
- [9] 杨 丹, 张小洪. 基于小波多尺度积的边缘检测算法[J]. *计算机科学*, 2004, **31**(1): 133-144.
YANG Dan, ZHANG Xiao-hong. Edge Detection Algorithm Based on Wavelet Multiscale Product[J]. *Computer Science*, 2004, **31**(1): 133-144.
- [10] 王振杰, 肖正光, 盛焕辉. 一种基于零交叉的图像边缘检测的改进方法[J]. *计算机工程*, 2003, **29**(22): 21-23.
WANG Zhen-jie, XIAO Zheng-guang, SHENG Hua-ye. An Improved Approach of Image Edge Detection Based on Zero-crossing[J]. *Computer Engineering*, 2003, **29**(22): 21-23.
- [11] Burt P J, Adelson E H. The Laplacian Pyramid as a CompactImage Code[J]. *IEEE Trans. Communications*, 1983, **31**(4): 532-540.
- [12] 宗孔德. 多抽样率信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 1996.
ZONG Kong-de. *Multisampling Signal Processing*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1996.