

最优小波尺度空间的图像边缘检测方法

胡凯¹ 张颖超¹ 钱蕾¹

摘要

根据图像和检测算子的特性,以相关性为准则,使用遗传算法对图像小波变换的尺度进行选择,从而构成一种自适应的高斯小波尺度空间.融合该空间下不同尺度检测的图像边缘,使得整幅图像的边缘细节丰富清晰,具有更好的抗噪性能.对测试图像使用 Canny 算法、单尺度、二进尺度和自适应尺度小波进行边缘检测,验证了该算法在去除噪声和准确定位方面的有效性.

关键词

边缘检测;多尺度;自适应;遗传算法

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

0 引言

图像的边缘检测对于形状检测和描述、模式识别以及三维物体研究都具有实际意义.特别是在物体的描述与匹配中,边缘检测的精确度更是影响结果的关键.

目前边缘提取已有梯度算子、Roberts 算子、Sobel 算子、Marr 算子、Canny 算子等方法,其中以 Canny 算法最常用,但此类单尺度的算法,易受到环境、光照等影响,使图像抗噪和边缘定位性能无法协调,因此,用多尺度方法进行边缘检测日益受到重视.小波变换由于具有良好的时频局部化特性和多尺度分析能力,适于检测突变信号,在图像的边缘检测中得到很好的应用^[1],成为多尺度方法的代表.

小波理论中,Mallat^[2]的二进制塔形算法对尺度进行了二进离散,相当于将图像进行不断地“二分”演化.而实际应用中,对应尺度下的边缘并不一定满足这样的尺度分解,即不同图像存在着不同的最佳分解尺度.因此,如何根据不同的图像选择可调整的尺度参数以得到最佳的输出结果成为一个亟待解决的问题.

本文根据图像特征以及使用的平滑函数确定尺度变化范围,利用聚类的思想^[3],提出类内相似和类间差异的相关准则,用遗传算法对小波变换尺度进行自适应选择,对不同特征的边缘选取不同滤波尺度,并选取能有效抑制噪声的滤波尺度,实现多尺度检测边缘,最后融合不同尺度的边缘信息,得到了完整、清晰的图像边缘.

1 边缘检测中小波变换的应用

小波多分辨率分析中引入具有低通性质的尺度函数 $\theta(t)$ 和具有高通性质的小波函数 $\psi(t)$.在图像的边缘检测中,可选择 $\psi(t) = d\theta(t)/dt$ 或 $\psi(t) = d^2\theta(t)/dt^2$ 做为边缘检测算子,通过计算小波变换系数的模极值或零交叉点进行边缘检测.通过调节尺度 s ,得到不同尺度下的小波变换,从而形成多尺度的边缘检测.本文采用小波模极值的方法进行图像边缘检测.

高斯函数平滑图像时不因信噪比而异,且能有效抑制噪声.另外,高斯函数的各阶导数均满足小波函数的容许性条件,都是小波函数,因此选取高斯函数为平滑函数,并选用高斯函数的一阶导数做为小波基函数,其在边缘检测中不易加强图像的噪声.

收稿日期 2010-12-22

资助项目 南京信息工程大学科研基金(2007-0063);国家自然科学基金(20080144)

作者简介

胡凯,男,博士生,主要研究智能仪器,计算机视觉和三维重建. nuistpanda@163.com

¹ 南京信息工程大学 信息与控制学院 南京, 210044

2 小波变换尺度空间的构造

基于小波的多分辨率分析中,主要目的是确定小波变换的尺度空间,传统的方法是根据 Mallat 等提出的快速分解方法将原始信号进行二频分析,但这种方法是一种固定模式的变换,变换尺度不一定是最佳的,因此在进行分析时,可以根据信号的具体特征自适应地确定变换的尺度.

2.1 图像尺度范围的确定

1) 小波变换最大尺度的确定. 每一次的小波变换都提供了图像的边缘信息,但并不是小波变换的次数愈多,对最终的图像边缘提取效果就更好,最大的尺度是由图像特性决定的. 由于边缘产生的空间范围在不断地滤波中会逐渐减少直至消失,这与原图像的频率范围等特征相关,并且希望在最大的尺度下能够尽量滤除噪声,因此可以用二进分解的方法对原图像进行小波变换,衡量分解图像信息能量的减少,直至边缘信息消失,从而得到最大尺度 s_{\max} .

2) 小波变换最小尺度的确定. 在小波变换中,尺度越小,意味着反映的图像细节越精确,但并不意味着越小越好. 图像中存在的边缘类型主要有阶跃边缘、斜坡边缘、三角型屋脊边缘、方波型屋脊边缘、楼梯边缘、双阶跃边缘和双屋脊边缘,不同类型的边缘对应的最小滤波尺度不同. 一般情况下,图像中边缘的最小宽度为单像素,即为 1. 以斜坡边缘为例,当 $s \geq d/\omega$ (d 为边缘宽度) 时 $x=0$ 为小波变换的过零点,即边缘点,因此最小尺度与边缘宽度及选用的平滑函数有关. 综合分析各类边缘,最后得出,能满足检测出所有边缘只要将最小尺度设为 d/ω , ω 与平滑函数的支集 $[-\omega/2, \omega/2]$ 有关. 若选用的小波不具有有限支集,则根据检测算子尺寸和滤波窗口尺寸的关系^[4],保证最小尺度 $s_{\min} > 0.25$.

根据 Bergholm^[5] 的结论,要使边缘检测的结果移位小于单个像素,则尺度的步长不应大于 0.5,即取 $\Delta s \leq 0.5$. 根据以上规则,可以得到初始的尺度变化范围,尺度值的规模为 $A = (s_{\max} - s_{\min}) / \Delta s$.

2.2 尺度自适应选择的准则

在小波分解中,希望各个尺度下的小波变换结果与一定的图像特征相联系. 本文将小波变换最优尺度的选择从文献[6]中的一维情况推广到二维情况,用于图像的最优小波尺度空间的构造. 根据聚类思想,希望同类边缘之间尽量相似,不同类之间差异尽量大,特别在小波变换中,因小波滤波器会有过渡

带,如果选择不好会使变换结果有很大重叠,因此定义了尺度间相关准则. 相关准则的定义利用统计分析中相似性测度的皮尔逊相关系数为模型,设 x, y 是 2 个要测度相似性的聚类变量,它们均有 m 个值,则衡量其相似性的皮尔逊相关系数为

$$r_{xy} = \frac{\sum_{k=1}^{k=m} (x_k - \bar{x})(y_k - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{k=1}^{k=m} (x_k - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{k=1}^{k=m} (y_k - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

有时将 $1 - r_{xy}$ 看成一种距离,2 个变量间相关系数越大,距离越小,说明 2 个变量性质越接近;同理,2 个变量之间差异大,属于不同类,则相关系数应当越小,间接表达出距离最大准则.

设图像在尺度 s_i 和尺度 s_{i+1} 下的小波变换结果分别为 $Wf(s_i; x, y)$ 和 $Wf(s_{i+1}; x, y)$,利用以上模型即可得到小波变换的相关系数

$$r(s_{i+1}, s_i) = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \Delta s_{i+1}(x, y)}{\sqrt{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (\Delta s_{i+1}(x, y))^2}} \quad (2)$$

式(2)中, $\Delta s_{i+1}(x, y) = Wf(s_i; x, y) - \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N Wf(s_i; x, y)$, MN 是图像中横向像素数 M 和纵向像素数 N 的乘积,表示图像中的像素总和. 当尺度自适应在已筛选出初始边缘点的情况下进行时,实际的像素数为初始边缘点的个数.

对于一组尺度,满足相关准则的函数为 $F(s) = \sum_{i=1}^{A-1} r(s_{i+1}, s_i)$, A 为尺度集的规模. 可见,相关准则是关于尺度 s 的函数,要得到最优的一组尺度,即转化为求函数最优解问题.

3 基于多变量遗传算法的最优尺度确定

3.1 遗传算法的特点

遗传算法可以用来寻找全局最优解,它以变量的编码为运算对象,直接以目标函数值作为搜索信息,以概率搜索技术同时使用多个搜索点的搜索信息,具有隐含并行性、对初值不敏感等优点. 本文用遗传算法寻找不同边缘适应的最优尺度,使得全局的搜索得到优化. 为了生成小波变换的非线性尺度空间,需要得到一组尺度集,本文以这一系列尺度为变量构造适应度函数,利用多变量遗传算法进行优化运算,从而得到最优的一组尺度解集.

3.2 遗传算法设计

1) 参数编码. 对决策变量采用十进制编码.

2) 初始群体设定. 由计算机产生一组 1 个十进制染色体, 这些染色体构成初始群体. 其中一条染色体为最大最小尺度间均匀分布的染色体 $\{s_{\min}, s_2, \dots, s_{\max}\}$, 其他则由计算机通过随机数生成函数在最大与最小之间随机产生.

3) 适应度函数. 在实际计算时, 考虑到工具箱中的 GA 求解的是最大化问题, 需将前文的准则函数转化为最大化问题 $F(s) = C - \left| \sum_{i=1}^{A-1} r(s_{i+1}, s_i) \right|$ (C 为一适当大的数或者是 $\left| \sum_{i=1}^{A-1} r(z_{i+1}, s_i) \right|$ 的最大值, 保证适应度函数大于 0), 此适应度函数有效地避免了尺度重叠的影响, 因为当出现尺度相等时, 相关系数将会较大, 使适应度函数值偏小, 在遗传操作中被自然淘汰.

遗传操作的具体步骤如下.

1) 根据各染色体的尺度值对候选边缘像素图进行小波变换, 将变换结果按适应度函数值从大到小排列.

2) 根据适应值大小按轮盘赌方式执行选择操作. 被选中的几率与它们的适应度函数值成比例, 选择一对染色体进行交叉, 每个染色体随机选择 2 处交叉点, 以 p_c 概率执行交叉操作^[7]:

$$p_c = \begin{cases} p_{c1} - \frac{(p_{c1} - p_{c2})(f' - f_{\text{avg}})}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}}, & f' \geq f_{\text{avg}} \\ p_{c1}, & f' < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (3)$$

f_{max} 为群体中最大适应度值, f_{avg} 为群体平均适应度值, f' 要交叉的 2 个染色体中较大的适应度值. 如此进行交叉产生 D 个子代, 与父代共组成 $I + D$ 数量的种群.

3) 保护适应值最大的染色体, 对其他个体按自适应调整的变异概率 p_m 执行变异操作:

$$p_m = \begin{cases} p_{m1} - \frac{(p_{m1} - p_{m2})(f_{\text{avg}} - f)}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}}, & f \geq f_{\text{avg}} \\ p_{m1}, & f < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (4)$$

f 为要变异个体的适应度, 其他同式 (3). 如此, 可以自适应地淘汰适应度值较低的个体, 使得变异结果朝着优化的方向发展. 变异后按适应度值排列个体, 用原来保护的变异前适应度最大的个体取代变异后适应度最小的个体, 再排列形成新的种群.

4) 判断是否达到终止条件或者进化代数. 本文的终止条件是: 若连续几代内最高适应度值都不变,

则进化终止; 否则, 返回 2). 另外, 考虑到保证相邻尺度间的边缘移位小于一个像素, 应使最后得到的尺度集中相邻尺度的变化小于 0.5.

4 多尺度边缘图像融合

在得到的各个尺度下对图像做边缘检测, 得到 L 层边缘图像, 此时不能简单地将不同尺度下的边缘图像相加, 因为小尺度检测下的边缘定位精度较高, 但是易受到噪声干扰, 出现大量伪边缘, 而大尺度检测下的抗噪能力较好, 但易出现边缘移位, 使定位精度下降. 因此需用逐层搜索的方法得到最终的边缘^[8]. 主要步骤如下:

1) 针对得到的最大尺度 s (第 L 层) 的每一个边缘像素, 根据阈值判断出边缘点, 并对这些边缘点及其 8 邻域点做标记;

2) 搜索前一个尺度 ($L-1$ 层) 下得到的边缘图像中相应的 3×3 匹配区域, 根据阈值判断出该层图像得到新的边缘, 并标记这些点及其 8 邻域点;

3) 如此不断向下搜索, 直到最底层, 结束循环;

4) 对最后得到的边缘图像进行细化, 得到单像素稳定的边缘.

5 实验结果与分析

本文分别用计算机合成的图像和 Lena 图像进行实验, 并将本文算法与 Canny 算法、单尺度和二进尺度的小波模算法进行比较. 对合成的图像进行客观评价, 并用真实 Lena 图像给出直观效果. 客观评价中主要是看本文算法抑噪和边缘定位的协调性能, 因此给出的测试图像形状简单, 无复杂纹理.

5.1 客观评价

图 1 为加噪的合成图及各算法边缘检测结果, 所加高斯噪声方差为 0.2, 信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) 为 10.32.

对各算法的结果进行客观评价, 以 Canny 准则为比较标准.

1) 信噪比. 以原始图像的边缘为标准, 将含噪图像检测的边缘图像与之比较, 当信噪比较大, 说明方法的抗噪和检测性能越好. 信噪比的定义为

$$R_{\text{PSN}} = 10 \log_{10} \left(\frac{255}{E_{\text{MS}}} \right) \text{dB}, \quad (5)$$

$$E_{\text{MS}} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [\text{gor}(i, j) - \text{gim}(i, j)]^2. \quad (6)$$

其中: E_{MS} 是图像的均方差, $\text{gor}(i, j)$ 为原始图像中像

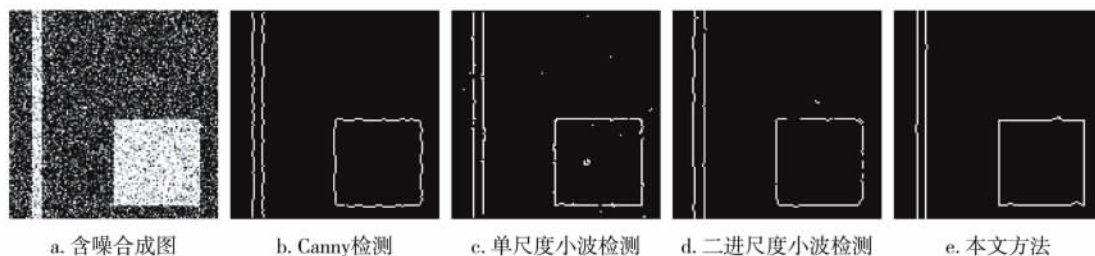


图1 含噪合成图像及其边缘检测结果

Fig. 1 Edge detection results of synthesized image with noise

素坐标为 i, j 的像素点的像素值 $g_{im}(i, j)$ 为处理过后的像素坐标为 i, j 的像素点的像素值.

2) 定位精度. 用来验证算法检测的实际边缘对原边缘的完整度以及偏离程度, 其定义为 $\eta = (N_a + N_d) / N_o$. 其中 N_a 为检测到的边缘像素少于或多于原边缘像素的个数, N_d 为实际边缘偏离原边缘像素位置的个数, N_o 原边缘的像素个数.

3) 单像素边缘. 平均边缘的宽度(边缘位置平均像素个数).

根据以上准则, 将含噪图像各种边缘检测结果与无噪图像的边缘进行比较, 得到检测结果的信噪比、定位精度、运算时间等(表1). 可以看出, 本文算法抑制噪声的同时不破坏边缘像素, 且有效避免了边缘移位, 数据结果为多次实验数据的平均值.

表1 合成图的检测结果评价

Table 1 Detection result evaluation of synthesized images

算法	信噪比/ dB	定位精度	边缘平均 宽度(像素)	时间/s
Canny 算法	16.28	0.010 8	1.0	0.035 22
单尺度算法	17.03	0.009 8	1.0	0.027 18
二进尺度算法	16.60	0.011 7	1.1	0.126 70
本文算法	28.42	0.004 2	1.0	2.965 70

5.2 直观效果

图2b为加入均值为0, 方差为0.005高斯噪声的Lena图像. 选用高斯小波作为小波基, 根据图像性质确定了初始尺度范围为 $s_{\min} = 0.3$, $s_{\max} = 5$, $\Delta s = 0.4$, 尺度规模取整为11, 即遗传算法中每个染色体的大小. 依据相邻尺度的相关性得到GA的适应度函数, 遗传操作过程的参数选择也很重要, 对系统响应速度和最优解结果都有影响. 根据文献[8]选取 $p_{c1} = 0.9$, $p_{c2} = 0.6$, $p_{m1} = 0.1$, $p_{m2} = 0.001$, 当连续10代未发生较大变化或达到最大迭代200次时停止,

得到最优尺度集为0.832 1到4.869 2的非均匀分布.

用得到的最优尺度集对图像做边缘检测, 再用第4节中描述的方法将多尺度下边缘检测结果进行融合, 得到清晰稳定的边缘. Canny边缘检测和小波模极大值边缘检测是较优的算法, 因此将本文方法与常用的Canny算法(图2c)、单尺度(图2d)和二进尺度(图2e)的小波边缘方法比较. 结果显示: Canny算法检测到的边缘符合单像素条件, 但为了抑制噪声设定了较大尺度($s = 2.5$), 噪声影响造成边缘的扭曲, 要得到效果较好的结果需要反复调整尺度和阈值参数^[9]; 单尺度小波的方法边缘检测方法很难协调抑制噪声和准确定位的矛盾^[10]; 多尺度方法能有效抑制大部分噪声, 但是二进尺度方法会因尺度变化过大而造成大位移和部分边缘检测不够清晰^[11], 在实验中为了减少偏移造成的边缘重影, 对每一步融合边缘都做了细化处理, 但从图2e中可以看出, 仍有少量边缘因移位而宽度变大; 本文方法(图2f)抗噪性能较好, 可以较清晰地检测出大多数的边缘像素, 并且不会因为尺度的过度变换造成边缘的移位, 定位精度高.

6 结论

本文主要探讨了利用多尺度小波变换进行图像边缘检测时最优尺度的选择问题, 根据选用的高斯小波基函数和图像本身性质得到尺度范围, 以相关准则为依据通过遗传算法求出最优尺度集, 并在最优尺度下对图像做小波变换得到不同尺度的边缘图, 再通过一定的融合规则得到原图像稳定清晰的边缘图. 该算法使得高斯小波的空间系数可以根据具体信号自动调节, 发挥了高斯小波的优势并克服了其弊端. 通过实验证明, 这种方法比Canny算法、单尺度和二进尺度小波算法在去除噪声和准确定位方面具有更大优势.

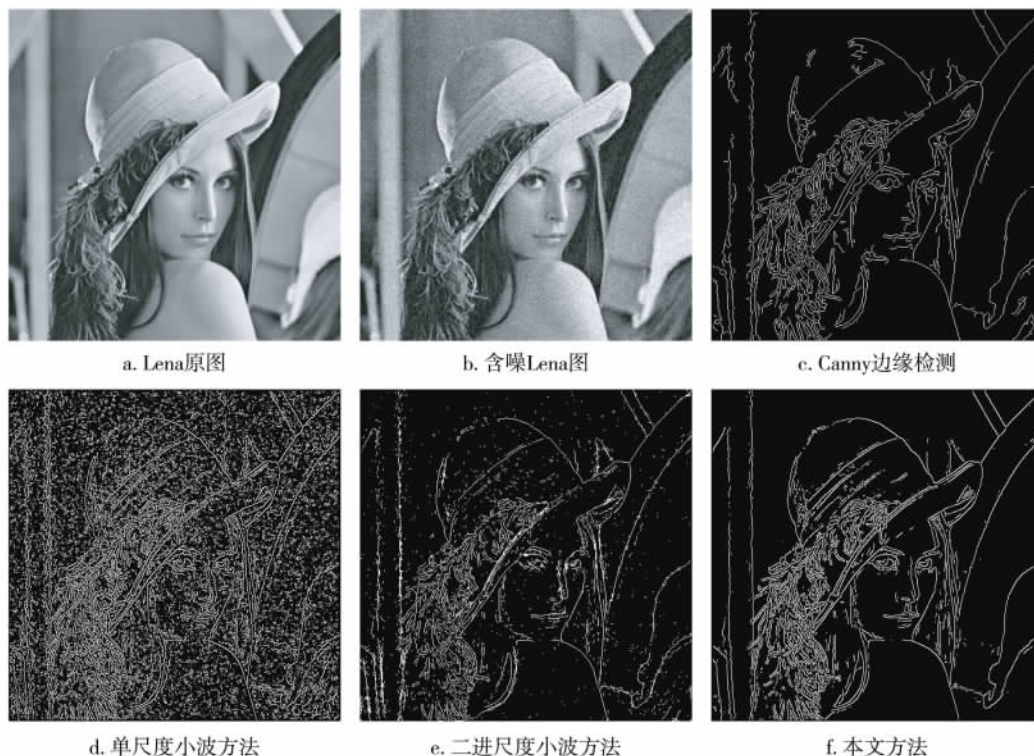


图2 各种算法检测含噪 Lena 图像边缘直观效果比较

Fig. 2 Edge detection result comparison between the proposed method and other algorithms

由于该方法中自适应的选择,以及遗传算法每次迭代都需要对图像进行运算,随着图像分辨率和复杂度变大,整体的计算量变大大,时间耗费较长,在一些需要快速响应的场合(如目标的快速跟踪)还不能取得理想的效果。

参考文献

References

- [1] Mallat S, Zhong S. Characterization of signal from multi-scale edges [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(7): 710-732
- [2] Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674-693
- [3] 顾升华, 杨建伟. 基于改进的高斯混合模型脑 MR 图像分割 [J]. 南京信息工程大学学报: 自然科学版, 2009, 1(3): 208-212
GU ShengHua, YANG Jianwei. The brain MR image segmentation based on an improved Gaussian mixed mode [J]. Journal of Nanjing University of Information Science and Technology: Natural Science Edition, 2009, 1(3): 208-212
- [4] 尹平, 王润生. 自适应多尺度边缘检测 [J]. 软件学报, 2000, 11(8): 990-994
- YIN Ping, WANG Runsheng. Adaptive multi-scale edge detection [J]. Journal of Software, 2000, 11(8): 990-994
- [5] Bergholm F. Edge focusing [C] // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 9(6): 726-741
- [6] 赵学智, 叶邦彦, 陈统坚. 小波变换的尺度自适应选择 [J]. 数据采集与处理, 2004, 19(1): 46-50
ZHAO Xuezhi, YE Bangyan, CHEN Tongjian. Adaptive scale selection in wavelet transformation [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2004, 19(1): 46-50
- [7] Mallat S, Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelets [J]. IEEE Transaction on Information Theory, 1992, 38(2): 617-643
- [8] Zhao H L, Qin G F, Wang X J. Improvement of canny algorithm based on pavement edge detection [C] // 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing. 2010: 964-967
- [9] Zhu Q, Wang H X. Research on modulus maximum edge detection algorithm based on non-perfect reconstruction biorthogonal wavelet [C] // 2010 3rd International Congress on Advanced Computer Theory and Engineering. 2010: 501-504
- [10] Yang X, Qi D W, Li X H. Multi-scale edge detection of wood defect images based on the dyadic wavelet transform [C] // 2010 International Conference on Machine Vision and Human-machine Interface. 2010: 120-123

Edge detection of optimal wavelet scale space image

HU Kai¹ ZHANG Yingchao¹ QIAN Lei¹

1 School of Information and Control ,Nanjing University of Information Science & Technology ,Nanjing 210044

Abstract Edge detection is one of most important fields in computer vision ,and lots of algorithms have been proposed by former scholars. Based on properties of image and detector ,and taking relevances as criterion ,this paper proposes an algorithm which use genetic algorithm to select optimal wavelet transform scales to form an adaptive Gaussian wavelet scale space. By fusing image's edges detected at different scales in this scale space ,image will be improved in edge details and noise immunity. Experiments show that this adaptive scale wavelet algorithm has advantage in terms of noise removing and corner points positioning over Canny algorithm ,single-scale wavelet algorithm ,binary scale wavelet algorithm or multi-scale wavelet a algorithm.

Key words edge detection; multi-scale; adaptation; genetic algorithm