

对多尺度边缘检测中边缘位移的研究

陈付华 刘纯平 夏德深

(南京理工大学计算机系 603 教研室, 南京 210094)

摘要 多尺度边缘检测的任务之一是寻求噪声平滑与保持细节边缘的折中, 现已出现了许多自适应多尺度边缘检测方法, 但使用多尺度的边缘检测方法常常使得边缘发生位移. 为了使得在大尺度下求取的边缘位置不变, 提出了一种根据局部图象特点, 在最大尺度下求取保持图象边缘点位置不变的多尺度自适应边缘检测方法, 并首先证明了对于绝大多数边缘点, 如果使用恰当的小波基, 那么, 对于常规边缘检测算子, 在大尺度下, 也能准确定位; 然后, 利用以小波函数为核函数的积分运算与求导数之间的关系以及小波分析的多尺度特性给出了一种自适应的、保持位置不变的图象边缘检测方法, 最后用实验进行了验证.

关键词 计算机图象处理(520·6040) 多尺度边缘检测 小波变换 边缘位移 自适应算法

中图法分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)11-1247-07

Research on Edge Shift in Case of Multi-scale Edge Detection

CHEN Fu-hua, LIU Chun-ping, XIA De-shen

(Lab. of Computer Vision, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094)

Abstract One of the main tasks in multi-scale edge detection is to seek the best compromising between removing noise and remaining fine edges. At present, many adaptive multi-scale edge detection algorithms have been developed. But there is one problem in these methods in that some detected edge points are moved actually from their exact positions. In order to obtain edge points as exactly as possible, in this paper, a new adaptive multi-scale edge detection method is developed, in which the edge positions are kept invariant to the most in the case of large scale. Moreover, firstly, it is proved that, within an apt scale range, with a special class of wavelet basis, the positions of edge points based on zero crossing of two order derivatives won't be changed after wavelet transform even with ordinary edge detection operator; secondly, according to the property of multi-scale analysis and the relation between differentiating and integration operation in which a wavelet function is taken as a kernel function, a multi scale self-adaptive multi scale edge detection algorithm was put forward in which the local maximum scale in that the positions of local edge points won't be changed is developed; finally, two group of experiments are carried out with different kinds of wavelet basis. The experiments show that, under the restriction that the specific edges should be kept as good as possible, the positions of edge will not be changed in large-scale case.

Keywords Multi-Scale edge detection, Wavelet transform, Edge displacement, Adaptive algorithm

0 引言

多尺度边缘检测所要解决的主要问题之一是寻求噪声平滑与边缘准确定位的最佳折中. 大家知道, 小波分析用于多尺度边缘检测时的理论基础在于: 小波变换后的高频信息反映了原图象对应位置的导数信息, 而按照阶跃边缘定义, 边缘即为二阶导数零

交叉点, 而且, 大部分阶跃边缘检测算子可归结为一个经过适当的平滑方法及滤波后的梯度或二阶导数零交叉运算, 如 Marr 算子^[1]、Haralick 算子^[2]、Canny 和 Deriche 算子^[3,4]等. 一般说来, 由于这些算子在噪声平滑和准确定位上是相互矛盾的, 因此, Marr 曾经指出, 为了可靠地检测边缘, 应当同时使用多个尺度不同的算子^[5]. 这一思想后来由 Witkin 等发展成了尺度空间滤波的概念. 在此基础上, 又出

现了多种自适应多尺度边缘检测算子^[6~9]。这些多尺度边缘检测方法的基本思想是,根据边缘点的强度不同,在图象的不同位置,首先采用适当的尺度对原图象进行滤波,然后对滤波后的图象用某个边缘算子求出边缘点。对于小波分析,就是在不同的图象区域,对不同尺度的小波变换后的图象求取边缘点,但问题在于,尺度太小,不能很好地消除噪声,而尺度过大,则不仅会丢失细节边缘,而且还会使边缘点偏离原位置。人们已经注意到,在图象处理方面,采用不同的小波获得结果的效率是不一样的。如 Morlet 小波用于纹理图象的分割较好;而 Mexican hat 小波更适合于直边物体的分割^[10];一般而言,对于不同的小波,在提取图象的边缘特征的能力上是有差别的。虽然 Daubechies 已经给出例子证明了基于不同小波基的小波变换在刻画不连续性上的差异性^[11],但很少看到有文章讨论在多尺度边缘检测时,如何选择小波基的问题。

1 小波分析及算法改进

小波分析是对 Fourier 分析的重要补充。与 Fourier 分析类似,小波变换也包含两个重要的数学实体,即积分小波变换和小波级数。对于图象处理问题,一般只考虑离散的小波变换。为了便于描述,本文也同时介绍连续小波变换。

1.1 小波变换快速算法

根据小波变换定义^[12],设 $\phi(x)$ 为母小波,函数 $f(x, y) \in L^2(\mathbb{R}^2)$, 令

$$\begin{aligned} \varphi(x, y) &= \varphi(x)\varphi(y), \psi^{(1)}(x, y) = \varphi(x)\psi(y) \\ \psi^{(2)}(x, y) &= \psi(x)\varphi(y), \psi^{(3)}(x, y) = \psi(x)\psi(y) \end{aligned}$$

Mallat 给出了一种快速小波变换算法,其用卷积表示如下:

$$\begin{aligned} f_{2^{j+1}}^{(0)}(m, n) &= \{ [f_{2^j}^{(0)}(x, y) * \varphi(-x, -y)](2m, 2n) \} \\ f_{2^{j+1}}^{(1)}(m, n) &= \{ [f_{2^j}^{(0)}(x, y) * \psi^{(1)}(-x, -y)](2m, 2n) \} \\ f_{2^{j+1}}^{(2)}(m, n) &= \{ [f_{2^j}^{(0)}(x, y) * \psi^{(2)}(-x, -y)](2m, 2n) \} \\ f_{2^{j+1}}^{(3)}(m, n) &= \{ [f_{2^j}^{(0)}(x, y) * \psi^{(3)}(-x, -y)](2m, 2n) \} \end{aligned}$$

式中,“*”为卷积符号,“-”表示卷积是从相反的方向进行的,下标 2^j 代表尺度,而等式右边括号里的字母 m 和 n 前的系数 2 分别代表卷积后进行隔行隔列采样。

1.2 对算法的修改

由于 Mallat 快速算法是将基于大尺度的小波

变换用多次的基于二倍尺度的小波变换叠加起来表示的,因此,若不进行隔行隔列的采样,变换后的信息量将成 2 的指数倍增长。这与最初小波变换用于图象压缩的愿望相矛盾。由于本文的目的是检测图象边缘和小波变换后的边缘位置,因此将上述小波变换算法中的采样过程去掉是有益的,而且,对于多尺度边缘检测,由于小波变换的层数一般不能太高,否则会平滑掉很多边缘细节,因此,去掉采样过程后的小波变换的数据量是可以忍受的。修改后的 Mallat 算法可以表示为(*号为卷积运算,以下同):

$$\begin{aligned} f_{2^{j+1}}^{(0)}(m, n) &= \{ [f_{2^j}^{(0)}(x, y) * \varphi(-x, -y)](m, n) \} \\ f_{2^{j+1}}^{(1)}(m, n) &= \{ [f_{2^j}^{(0)}(x, y) * \psi^1(-x, -y)](m, n) \} \\ f_{2^{j+1}}^{(2)}(m, n) &= \{ [f_{2^j}^{(0)}(x, y) * \psi^2(-x, -y)](m, n) \} \\ f_{2^{j+1}}^{(3)}(m, n) &= \{ [f_{2^j}^{(0)}(x, y) * \psi^3(-x, -y)](m, n) \} \end{aligned}$$

2 多尺度边缘检测

由闭塞、阴影、加亮区、顶、纹理等不同因素产生的边缘具有很不同的局部强度特征,因此,根据小波变换的极大值随尺度变化而衰退的情况可以估计边缘的光滑程度。设 $\theta(x)$ 为原尺度下的平滑函数, $\theta_{2^j}(x)$ 为 2^j 尺度下的平滑函数, $f(t)$ 表示信号函数。当尺度较大时,由于卷积 $f * \theta(x)$ 消除了 $f(t)$ 中,小的信号波动,因此可以检测到大的结构边缘。本文沿用文献[5]中关于边的定义。

定义 1 设 $f(x, y)$ 表示二维图象函数,“边”被定义为点 $P_0(x_0, y_0)$ 的集合,即在这些点上,函数沿着其梯度向量场的方向,梯度向量的模达到极大值。

图象函数 $f(x, y)$ 在尺度 2^j 时的模函数定义为

$$M_{2^j}f(x, y) = (|f_{2^j}^{(1)}(x, y)|^2 + |f_{2^j}^{(2)}(x, y)|^2)^{1/2}$$

其中, $f_{2^j}^{(1)}(x, y)$ 和 $f_{2^j}^{(2)}(x, y)$ 分别表示尺度为 2^j 时,原图象沿水平方向的小波高频子图象和沿垂直方向的高频子图。记该梯度向量相应的沿水平方向的幅角为:

$$A_{2^j}f(x, y) = \arg(f_{2^j}^{(1)}(x, y) + i f_{2^j}^{(2)}(x, y))$$

其中, i 为虚数单位, $f_{2^j}^{(1)}(x, y)$ 和 $f_{2^j}^{(2)}(x, y)$ 分别为 $[2^j f * \theta_{2^j}](x, y)$ 关于 x 和 y 的偏导数。在进行边缘检测时,需记下模极大值及其位置和幅角。像 Canny 算法一样,卷积 $f * \theta_{2^j}(x, y)$ 尖锐变化的地方是使得模函数 $M_{2^j}f(x, y)$ 沿幅角方向 $A_{2^j}f(x, y)$ 有极大值^[13]的点 $P(x, y)$ 。

定义 2 称点 $P_0(s_0, x_0)$ 是局部极值点 (local extremum), 如果 $h(s, x)$ 在 (s_0, x_0) 处的偏导数有一个零交叉 (zero-crossing), 则称点 $P_0(s_0, x_0)$ 是模极大值点 (modulus maxima), 如果当 x 在 x_0 的左邻域或右邻域时, 满足

$$|h(s_0, x)| < |h(s_0, x_0)|$$

而当 x 在 x_0 的另一半邻域时, 满足

$$|h(s_0, x)| \leq |h(s_0, x_0)|$$

其中, s_0 为参数, 在下边的讨论中代表尺度, 而 x 为向量, 则由定义 1 和定义 2 知, 模极大值点和零交叉点均为边缘点. 按照小波函数的一般构造方法知, 小波函数 $\phi(x)$ 实际上是对应的尺度函数 $\varphi(y)$ 的导数^[14]. 由卷积性质可见, 对任意具有一阶连续导数的函数 $f(x)$ 和 $\varphi(x)$

$$\left[\frac{df(x)}{dx} * \varphi(x) \right] = f(x) * \left[\frac{d\varphi(x)}{dx} \right] = \left[\frac{d[f * \varphi(x)]}{dx} \right]$$

而小波变换 $W_{a,b}(f)$ 可以写成 $[f * \phi_a(\cdot)](b)$. 因此原函数 $f(x)$ 的局部极值点可通过求解小波变换后的极值点来得到, 这样, 小波变换就为多尺度边缘检测奠定了理论基础. 虽然小波变换用于多尺度边缘检测的最大障碍之一是在大尺度时的边缘定位不准确, 但是, 在一定的条件限制下, 如果使用恰当的小波基, 那么在很多情况下还是可以准确定位的.

引理 1 设函数 $f(x, y)$ 二阶连续可导, $\varphi(x)$ 关于 y 轴对称, 且具有紧支集 $S = [-\delta, \delta]$, $\psi(x)$ 为 $\varphi(x)$ 的导函数, 设

$$w_1(x, y) = \psi(x)\varphi(y), g(x, y) = (f * w_1)(x, y)$$

则 $f''_{xx}(x, y)$ 在 x_0 的邻域 $[x_0 - \delta, x_0 + \delta]$ 内关于 $x = x_0$ 反对称. 若 $P_0(x_0, y_0)$ 点是 $f''_{xx}(x, y)$ 的过零点, 则 $P_0(x_0, y_0)$ 也是 $g'_x(x, y)$ 的过零点. 关于 y 的偏导数 $f''_{yy}(x, y)$ 和 $g'_y(x, y)$ 也有类似的结果.

证明

$$\begin{aligned} g'_x(x, y) &= (f * w_1)'_x(x, y) = (f'_x * w_1)(x, y) \\ &= (f'_x * (\psi(x)\varphi(y)))(x, y) \\ &= \iint f'_x(x-t, y-r)\psi(t)\varphi(r)dt dr \\ &= \iint [f'_x(x-t, y-r)\psi(t)dt] \varphi(r)dr \\ &= \iint [f'_x(x-t, y-r)\varphi'(t)dt] \varphi(r)dr \\ &= \iint [f''_{xx}(x-t, y-r)\varphi(t)dt] \varphi(r)dr \\ &= \iint [f''_{xx}(x-t, y-r)\varphi(t)dt] \varphi(r)dr \end{aligned}$$

当 $f''_{xx}(x, y)$ 在 x 的邻域 $[x_0 - \delta, x_0 + \delta]$ 内关于 $x = x_0$ 反对称, 则 $\varphi(x)$ 关于 y 轴对称时, 上式等于

$$-\iint [f''_{xx}(x_0+t, y_0-r)\varphi(-t)dt] \varphi(r)dr$$

若用 $-t$ 替换 t , 则

$$\begin{aligned} g'_x(x_0, y_0) &= -\iint [f''_{xx}(x_0-t, y_0-r)\varphi(t)dt] \varphi(r)dr \\ &= -g'_x(x_0, y_0) \end{aligned}$$

所以 $g'_x(x_0, y_0) = 0$.

同理可证关于 y 的偏导数 $f''_{yy}(x, y)$ 和 $g'_y(x, y)$ 的类似结果. 证毕.

定义 3 设 $P_0(x_0, y_0)$ 为图象函数 $f(x, y)$ 的极大值点, 若存在一个正数 δ , 使得当将 $f(x, y)$ 限制在 $P_0(x_0, y_0)$ 点的 δ -闭邻域 $U = [x_0 - \delta, x_0 + \delta] \times [x_0 - \delta, x_0 + \delta]$ 内时, $P_0(x_0, y_0)$ 为 $f(x, y)$ 的沿梯度方向的最大值点, 而在任何包含 U 的开邻域内, $P_0(x_0, y_0)$ 不为 $f(x, y)$ 的最大值点, 则称 U 为 $f(x, y)$ 关于点 $P_0(x_0, y_0)$ 的极大值区间, 而 δ 称为极大值半径. 在离散的情况, 即 $\delta = n\Delta x$, 则称其极大值半径为 n , 极大值区间长度为 $2n$. 对于边缘点, 称其模函数的极大值半径为该边缘点的半径, 而称其模函数的极大值区间为该边缘点的区间.

说明 1 由于 δ 是小波的支集半径, 所以条件 $“[x_0 - \delta, x_0 + \delta] \times [x_0 - \delta, x_0 + \delta]”$ 在 x 的邻域 $[x_0 - \delta, x_0 + \delta]$ 内关于 $x = x_0$ 反对称”表明 $f'_x(x, y)$ 沿水平方向的极大值半径不小于小波的支集半径. 下边给出一种广义的连续阶跃型边缘模型.

定义 4 经过一定的旋转后, 在 $P_0(x_0, y_0)$ 的某邻域内的灰度函数能够表示成形如

$$f(x, y) = h(y - y_0)\sin\omega(x - x_0) + a$$

的边缘点 $P_0(x_0, y_0)$ 称为广义阶跃型边缘.

事实上, 这里的阶跃型边缘的定义是传统的阶跃边、斜坡边、脉冲边和阶梯边^[15]的综合, 且更能反映边缘的灰度变化, 如图 1(a)~图 1(e)所示.

由于实际边缘处的灰度值变化更接近于连续, 因此, 图 1(e)比图 1(a)更能准确刻画阶跃型边缘. 而斜坡型边缘可以看成是梯度变化较弱的阶跃型边缘; 脉冲边缘可以看成是两个相反方向的阶跃边缘的拼接; 而阶梯边缘可看成是两个同方向的边缘的拼接.

定理 1 设 $f(x, y)$ 为二维图象函数, $\varphi(x)$ 为关于 y 轴对称的, 且具有紧支集的非负尺度函数, $\psi(x) = \varphi'(x)$ 为对应小波函数, 令

$$w_0(x, y) = \varphi(x)\varphi(y), w_1(x, y) = \psi(x)\varphi(y)$$

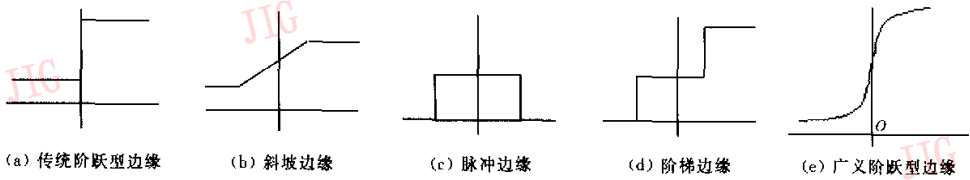


图1 几种不同类型边缘

$$w_2(x, y) = \varphi(x)\psi(y), w_3(x, y) = \phi(x)\psi(y)$$

则以 $w_0(x, y)$ 为尺度函数, 以 $w_1(x, y), w_2(x, y)$ 和 $w_3(x, y)$ 为母小波的小波变换, 对于广义阶跃型边缘在小波变换后仍然能准确定位。

证明 由定义1知, 由于图象中的边缘点与图象是否经过旋转无关, 因此, 下面的证明都是假设根据具体情况已作了旋转的情况。

设 $P_0(x_0, y_0)$ 为阶跃型边缘点. 不失一般性, 设图象已经过旋转变换, 使得 $f(x, y)$ 在点 $P_0(x_0, y_0)$ 处关于 $x=x_0$ 反对称, 则 $f(x, y)$ 和 $\varphi(x)$ 满足引理1中的条件. 由边缘点定义知, $f''_{xx}(x, y) = 0$. 令

$$g(x, y) = W_1(f)(x, y) = (f * w_1)(-x, -y)$$

这里, $W_1(\cdot)$ 为小波变换, $f(x, y)$ 为图象函数, $w_1(x, y)$ 为小波函数. 由引理1知, 点 $P_0(x_0, y_0)$ 也是 $g'_x(x, y)$ 的过零点, 而根据小波与导数的关系, 则 $g(x, y)$ 即为原图象 $f(x, y)$ 关于水平方向的偏导数, 从而使 $W_0(f)(x, y) = (f * w_0)(-x, -y)$ 关于 x 的二阶导数在点 $P_0(x_0, y_0)$ 处为零; 另一方面, 按照广义阶跃型边缘的定义, $f(x, y) = h(y - y_0) \times \sin\omega(x - x_0) + a$, 而在点 $P_0(x_0, y_0)$ 处的梯度方向与水平方向的夹角 $\alpha = \arctan\left(\frac{f'_y}{f'_x}\right)(x_0, y_0) = 0$ 时, 即为水平方向. 由此可见, 若 $W_0(f)(x, y)$ 关于 x 的二阶导数在点 $P_0(x_0, y_0)$ 处为零, 即说明 $P_0(x_0, y_0)$ 是 $W_0(f)(x, y)$ 的边缘点, 而 $W_0(f)(x, y)$ 即为原图象经小波变换后的大尺度图象, 所以说, 在大尺度下, 边缘点 $P_0(x_0, y_0)$ 没有发生偏移。

定义5 按定义1所得的边缘点, 如果按照某种多尺度边缘检测算法, 其在高倍尺度下仍然为边缘点, 则称该边缘点为该算法下的多尺度边缘点。

推论1 如果广义阶跃型边缘点的半径(定义3)不小于小波基的支集半径, 则该边缘点为多尺度边缘。

这从定理1的结论和说明1可以立即得出该推论。

推论2 对于多尺度边缘, 随着尺度的增大, 边缘点的半径逐渐减小, 直到成为非边缘点。

这是因为, 从引理的证明可以看出, 随着尺度的不断增加, 图象函数的极大值半径越来越小, 直到成为非极大值点为止。

3 位置不变的多尺度边缘检测模型

由定理1知, 对于阶跃型边缘, 在使用恰当的小波变换后仍然能准确定位. 由定理的证明过程知, 如果所使用的母小波的支集半径为 r , 而图象在某边缘点处的极大值半径为 R , 且 $R > r$, 则原图象经过小波变换后, 仍然能保持边缘点位置不变. 据此给出如下的自适应多尺度边缘检测模型. 该模型包括以下4个部分:

(1) 前提假设 图中的大结构不会随着小波变换的尺度变化而消失. 根据边缘的定义和小波理论, 该假设条件可以满足;

(2) 小波基的选取 从理论上讲, 应使用与具有紧支集可分离的对称型尺度函数对应的二进小波, 但由于具有紧支集的对称正交小波几乎没有(严格的说只有 Haar 函数^[13]), 因此具体应用中, 可使用与具有近似紧支集可分离的对称型尺度函数对应的二进小波(如 Gabor 滤波器)以及具有紧支集的非对称正交小波. 由于这里讨论的边缘检测不讨论图象重构, 故本文选用双正交小波基;

(3) 边缘点的确认 尽管理论上的边缘点都是二阶零交叉的, 但本文为了算法实施的方便, 仍给出了一种等价的定义. 设图象函数 $f(x, y)$ 在小波变换后, 沿水平方向和垂直方向的高频信息分别为 $H(x, y)$ 和 $V(x, y)$, 当 $|H(x, y)| + |V(x, y)|$ 在点 (x_0, y_0) 处沿幅角方向 $A_{f(x, y)}$ 取极大值时, 即认为该点为理论上的大尺度的边缘点, 然后再根据一定规则, 决定其是否为最终边缘点。

(4) 自适应多尺度边缘检测算法 首先用常规边缘检测算子来检测边缘, 以得到候选边缘点集合; 然后用具有紧支集的可分离对称型小波, 反复对图象进行保持图象大小不变的小波变换, 以得到不同

尺度下,沿不同方向的频率图象;最后根据不同尺度下的频率信息来检测图象的边缘.为了确定小波变换的层次,可根据定理 1 及前面的讨论,选取小波变换的层次数 n ,使其满足等式 $n = \max\{i: ir \leq R\}$,当 n 很大时,规定某个上界 N_0 ,即最多只进行 N_0 次小波变换;对于满足 $ir \leq R \leq (i+1)r$ 的极大值半径 R ,当 $i \geq 2$ 时,需在该点的 8 邻域内判断有无半径大于或等于 $(i-1)r$ 的极大值点(候选边缘点),若有,则视该点为边缘点,否则从候选边缘中去掉该点;当 $i \leq 1$ 时,在其 8 邻域内搜寻有无别的候选边缘点,若有,则认为这些候选边缘点为边缘点,否则,从候选边缘点集合中去掉该点.

4 实验和结果

本文实验中,假设原始图中按定义 1 得出的边缘点均为真实边缘点(无噪情况下).为了检验本文算法对不同情况下边缘的检测效果,作了如下两组实验.

4.1 实验 1

首先将本文的算法用于 Lena 图象(图 2(a))和 car 图的边缘检测,并未使用小波变换时的检测结果进行比较.图 2(c)为 Lena 图象用 Sobel 算法检测的结果;图 2(d)和图 2(e)为将 Sobel 算法嵌入本文算法后对 Lena 图象进行边缘检测的结果.图 2(d)使用了 Daubechies 小波,而图 2(e)则使用了双

正交对称小波.其中对算法终止的条件还增加了下面的控制:对每一个候选边缘点进行判断,是否终止该判断取决于小波变换次数上界的选取,而最多执行变换的次数取决于图象中最近的两结构之间的距离与小波支集半径的比值.一般而言,变换次数不应超过该比值.例如,对于人脸,眉毛与眼睛之间的距离大约是脸宽的 1/20,设人脸图象为 800×800 ,母小波半径为 5,则小波变换次数最多不得超过 $800/20/5=8$ 次.在本文的实验中,小波变换的最大次数定为 5.

结果表明,虽然本文算法的边缘检测视觉效果没有明显的改善,但是有两点是明显的:首先,随着尺度的增加,无论 Lena 图象还是 Car 图象,位置保持不变的边缘点的个数都在下降(表 1);其次,对于两种图象,平滑噪声的效果也都明显(表 2),表中的阈值因子分别代表确定边缘时 3 个高频子图的强度.

为了比较阶跃型边缘和非阶跃型边缘使用本算法的区别,本文还分别对 Lena 图象(图 2(a))和 Car 图象(图 2(b))进行了实验,以比较阶跃型边缘与非阶跃型边缘在使用相同母小波时检测到的边缘位置上的变化(表 1).从表中数据可以发现,Lena 图象所包含的阶跃型边缘点比例相对而言要比规则形状物体少,但其中包含很多琐碎边缘.从表 1 可以看出,图 2(b)经小波变换后,比图 2(a)中边缘位置发生偏移少.

表 2 给出的数据为加入弱噪声后(加性白噪声,均方差和均值均为 30)本算法对弱噪声平滑的能力.

表 1 大尺度下边缘点位置不变的测试

图象	一次小波变换后的候选边缘点时候的阈值因子(共 3 个参数)	一次小波变换后的极大值半径大于小波支集半径的边缘点的个数	二次小波变换后仍然是边缘点的个数(在一次变换的基础上)	边缘点位置不变比率(%)
Lena	0.15, 0.25, 0.25	1 004	260	25.90
Lena	0.04, 0.1, 0.1	3 891	1 327	34.19
Lena	0.024, 0.034, 0.1	5 999	2 041	34.02
Lena	0.037, 0.047, 0.22	5 512	1 937	35.14
Car	0.04, 0.05, 0.15	4 298	1 231	28.64
Car	0.05, 0.06, 0.15	4 004	1 144	28.57
Car	0.06, 0.07, 0.25	3 557	922	25.92

表 2 噪音效果检测

图象	增加噪音点的个数	阈值因子(共 3 个参数)	噪音点被消除的个数	噪音点被误判的个数	误判率(%)
Lena	500	0.05, 0.05, 0.15	446	53	10.6
Lena	500	0.06, 0.06, 0.25	424	74	14.8
Lena	500	0.08, 0.07, 0.25	450	49	9.8
Car	500	0.05, 0.06, 0.15	444	56	11.2
Car	500	0.06, 0.06, 0.15	444	57	11.4
Car	500	0.08, 0.08, 0.3	442	56	11.2

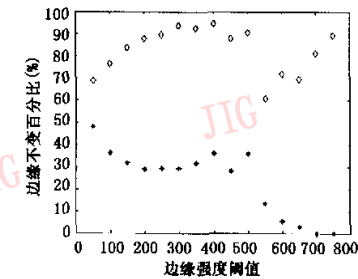
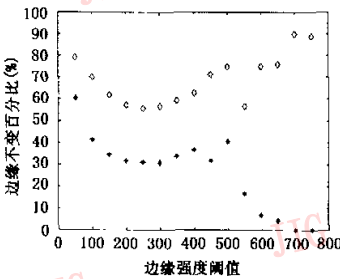
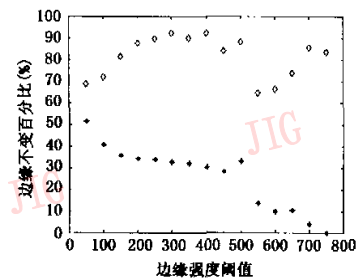
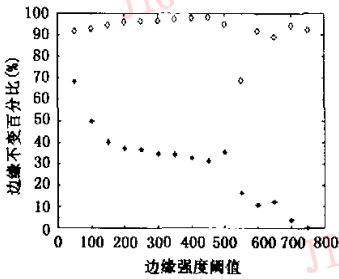
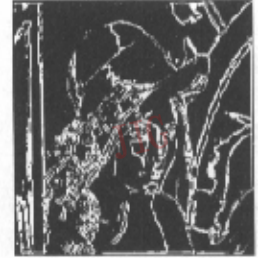
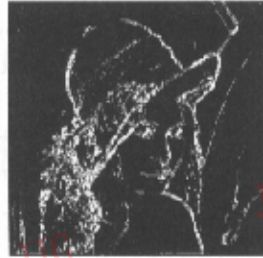
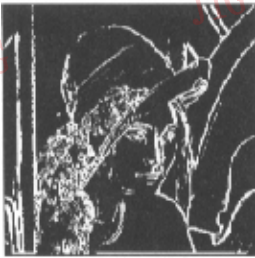


图 2 实验结果

(图中,* 为 Daubechies 小波变换(非对称小波);◇表示对称小波变换)

4.2 实验 2

为了检验小波变换后,边缘位置的变化情况,本文对 Lena 图象在利用相同小波基及不同阈值时的边缘检测结果进行了比较,并对无噪和含加性白噪

声时的边缘位移分别进行了比较.两种不同小波变换后,边缘不变情况如图 2(f),图 2(g),图 2(h)和图 2(i)所示.从图中可以看出,无论在何种情况下,对称的小波在保持边缘不变方面均明显优于非对称小

波. 实验表明,随着边缘强度的增加,使用对称的小波基所对应的小波变换,其保持边缘的能力越来越强;而使用非对称的小波基进行小波变换后,几乎所有的强边缘均发生了偏移.

5 小 结

边缘检测和图象分割是图象理解的基础,但边缘检测算法常常受到噪声的影响,同时,对边缘检测中用来确定边缘的阈值难以单一的确定,虽然前者可通过图象平滑来解决,但平滑的同时会去掉一些细节边缘;后者可通过使用自适应算法解决. 由于小波变换兼有图象平滑和提取边缘的双重功能,因此利用小波变换的多尺度特性来构造自适应边缘检测算法是一个有效的边缘检测途径. 但是,即使是这种自适应多尺度边缘检测算法也仍然存在一个问题,即在大尺度下,边缘难以准确定位的问题. 本文首先通过分析小波变换与大尺度下求导之间的关系,给出了边缘的严格数学定义和广义阶跃边缘的定义;继而证明了对于广义阶跃边缘,在使用一类特殊的小波函数作为母小波时,在一定尺度范围内,小波变换后的边缘不会移位;最后,给出一种基于此结论的多尺度自适应边缘检测算法. 实验结果表明,此算法能在最大限度地平滑噪声的同时,尽量保持边缘位置不变和细节边缘不消失,且对于一些经典的边缘检测算子,如果能结合本文的算法,将会得到更好的检测效果.

参 考 文 献

- 戴汝为,刘迎建. Chinese character recognition[A]. In: Bunke H, Sanfeliu A, eds. Syntactic and structural pattern recognition theory and applications [C], San Francisco, CA, USA: World Scientific, 1990.
- Rumelhart D E, McClelland J L. Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition[R]. Volumes 1&2. Massachusetts Institute of Technology Press, USA, 1986.
- Battiti R. First and second order methods for learning: Between steepest and Newton's method[J]. Neural Computation, 1992, 4(2):141~166.
- Suen C Y, Nadal C, Legault R *et al.* Computer recognition of unconstrained handwritten numerals [J]. Proceedings of the IEEE. 1992, 80(7):1162~1180.
- Mallat S, Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelets[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 38(2): 617~643.
- Brown M A, Blackwell K T, Khalak H G *et al.* Multi-scale edge detection and feature binding: An integrated approach [J]. Pattern Recognition, 1998, 31(10):1479~1490.
- Xiong Huilin, Zhang Tianxu, Moon Y S. A translation and scale-invariant adaptive wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing. 2000, 9(12): 2100~2108.
- Tabb M, Ahuji N. Multiscale image segmentation by integrated edge and region detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing. 1997, 6(5): 642~655.
- 杨焯,梁德群. 基于图象信息测度多尺度边缘检测方法[J]. 模式识别与人工智能, 1998, 11(4):442~446.
- Bruce Andrew G, Donoho David L, Gao Hong-Ye *et al.* Denoising and robust non linear wavelet analysis [A]. In: Proceedings of SPIE Wavelet Applications [C], Orlando, FL, USA, 1994, 2242:325~336.
- Aleksandra Mojsilović, Miodrag V Popović, Dejan M Rackov. On the selection of an optimal wavelet basis for texture characterization [J]. IEEE Transactions on Image processing, 2000, 9(12): 2043~2050.
- Chui Charles K. An introduction to wavelets[M]. New York: Academic Press, 1992. 71~80.
- Mallat S, Zhong S. Characterization of signals from multiscale edges [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(7):710~732.
- 吴立德. 计算机视觉[D]. 上海:复旦大学, 1993:22.
- Ingrid Daubechies. Ten lectures on wavelets[A]. In: Society for industrial and applied mathematics [C], Philadelphia, Pennsylvania, USA, 1992:17~53:251~288.

陈付华 1966年生, 1991年获南京大学数学系硕士学位, 现为南京理工大学在职博士生. 主要研究方向为遥感图象模式识别、图象预处理、多尺度边缘检测和图象分割.



刘纯平 1972年生, 南京理工大学博士研究生. 主要研究方向为多信息融合、模式识别.



夏德深 1941年生, 1989年获得法国鲁安大学博士学位, 现为南京理工大学教授, 博士生导师. 主要研究方向为图象处理、卫星遥感、模式识别.

