

小波多尺度模糊竞争边缘检测

尚 晋¹ 施成湘²

(重庆电子职业技术学院计算机二系 重庆400021)¹ (重庆大学数理学院 重庆400044)²

摘 要 本文提出了一种小波多尺度模糊竞争边缘检测方法(WFCE)。凭借小波多尺度理论去噪和准确定位的优势,算法有效地利用了多尺度的滤波以及模糊竞争分类法则,较好地保留了图像的细节部分,提高了抗噪性。实验结果表明,与传统的边缘提取算法和模糊竞争算法相比,小波多尺度模糊竞争边缘检测方法(WFCE)能得到更满意的效果,尤其在抗噪性能上的结果是相当的理想。

关键词 小波变换,多尺度,模糊竞争法则,边缘检测

Wavelet Multi-scale Fuzzy Competitive Edge Detection

SHANG Jin¹ SHI Cheng-Xiang²

(The Second Department of Computer, Chongqing Electronic Profession College, Chongqing 400021)¹

(Department of Mathematics & Physics, Chongqing University, Chongqing 400044)²

Abstract This paper proposes a new Wavelet Multi-scale Fuzzy Competitive Edge Detection algorithm (WFCE). Based on the advantages of less noise and pinpoint in the multi-scale field, the novel algorithm applies multi-scale filter and competitive fuzzy rules to edge detection effectively, holds the image details and improves the noise proof feature. Compared with traditional edges and competitive fuzzy edge detection, WFCE achieves better results, especially on the noise proof feature facet.

Keywords Wavelet transforms, Multi-scale, Fuzzy competitive rules, Edge detection

1 引言

边缘检测是图像处理和分析中非常重要的过程。作为图像目标最基本的特征之一的边缘含有图像中的重要信息,如用以标记间断点或灰度起伏变化显著点的图像边缘,提供目标轮廓的位置信息等等。因此边缘检测对于图像分析具有重要的作用。到目前为止,人们已经提出了许多经典的边缘检测算法,如微分算子、拉普拉斯高斯算子、广义 Hough 变换法^[1]、canny 最优滤波器^[2]、小波边缘检测算法^[3]、基于小波多尺度积的边缘检测算法^[4]等等。

近年来,模糊理论已成功地应用到自动控制、图像处理、模式识别、机器视觉等领域。边缘信息在图像分析中被部分隐藏(不完全性)或歪曲(模糊性),这是由多种因素引起的:(1)三维目标投影为二维图像时有信息丢失;(2)边缘、边界、区域、纹理等定义存在模糊性;(3)因为对图像低层处理结果的解释带有模糊性,所以在图像处理中经常采用模糊数学方法。如今模糊技术现已广泛用于图像的边缘检测。2003年 Siwei Lu、Ziqing Wang 和 Jun Shen 谈到利用模糊神经网络来提取边缘^[5]。Lily Rui Liang 和 Carl G. Looney 提出一种模糊竞争边缘检测算法^[6]。根据像素8邻域上灰度值的变化,竞争算法(CFED)引入四维特征向量,利用模糊隶属度函数(Extended

Epanechnikov Function)对像素点进行竞争分类。算法优点就在于其有别于传统的检测方法,非常巧妙地借助边缘突变点灰度的变化引入四维特征向量,融合模糊竞争的思想,将模糊定位的优势充分地体现出来。但值得一提的是,图像细节地方的提取仍不是特别的理想,而且,抗噪性能也不是非常的高。本文针对这些不足进行了深层次的研究。竞争算法只将模糊竞争思想应用在了一个尺度下面,我们考虑在多个尺度下面共同检测图像。这无疑会使边缘的准确性得以提高,弥补算法的不足。我们知道,小波变换在不同尺度上都提供了一定的图像边缘信息。分辨率高(小尺度)时,图像的边缘细节较为丰富,边缘定位精度较高,但易受到噪声干扰;分辨率低(大尺度)时,图像的边缘稳定,抗噪性好,但定位精度差。小波多尺度模糊竞争边缘检测算法(WFCE)就是在多尺度下结合模糊竞争法则实现边缘的精定位和低噪声。实验证明,WFCE 能够准确地检测图像的边缘,提高抗噪性能。

2 概念与原理

2.1 特征向量 x 的定义

对一个坐标为 (x, y) 的像素 p ,它有两个水平和两个垂直的近邻像素。如图1所示,在以 p_5 为中心的四个不同方向上, p_5 及其邻域像素之间存在着灰度值的差异。正是利用这一

尚 晋 硕士研究生,讲师,主要研究方向是图像处理和信息安全。施成湘 硕士研究生,主要研究方向是小波分析与计算机图像处理。

参 考 文 献

- 1 王欣,王德勇. 离散信号的滤波. 北京:电子工业出版社,2002. 28~37
- 2 容观澳. 计算机图像处理. 北京:清华大学出版社,2000. 181~183
- 3 Portilla J, Strela V, Wainwright M J, Simocelli E P. Adaptive Wiener denoising using a Gaussian scale mixture model in the wavelet domain. In: Proc. 8th Int. Conf. Image processing, Thessaloniki, Greece, Oct. 2001
- 4 Mihcak M K, Kozinsev I, Ramchandran K, Moulin P. Low-complexity image denoising based on statistical modeling of wavelet coefficients. IEEE Signal Processing Lett., 1999, 6: 300~303
- 5 Chang S A G, Yu B, Vetterli M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression. IEEE Trans. Image Processing, 2000, 9: 1332~1546
- 6 Li X, Orchard M T. Spatially adaptive image denoising under over-complete expansion. In: Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, Sept. 2000
- 7 Donoho D L, Johnston I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage. Biometrika, 1994, 81: 425~455

点,构造了刻画每一像素点的特征向量 $x=(d_1, d_2, d_3, d_4)^{[6]}$ 。每个方向灰度变化分别由 d_1, d_2, d_3, d_4 来表示。计算步骤如下:

$$d_1 = |p_1 - p_5| + |p_3 - p_7| \text{ (方向1)}$$

$$d_2 = |p_2 - p_5| + |p_6 - p_5| \text{ (方向2)}$$

$$d_3 = |p_3 - p_5| + |p_1 - p_7| \text{ (方向3)}$$

$$d_4 = |p_4 - p_5| + |p_6 - p_5| \text{ (方向4)}$$

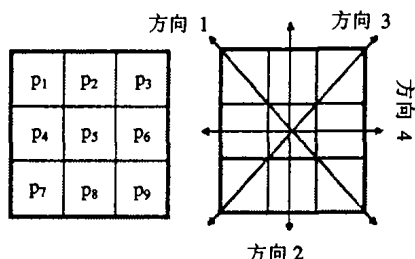


图1 像素及其在3×3邻域中的方向

图像非边界上的每一个像素点,均按照上述的算法构造这样四维的特征向量来表征。

2.2 模糊竞争法则

模糊分类是要将像素点分成4个边界类(edge),一个背景类(background)和一个噪声类(speckle)。在类的定义过程中,我们引入 lo, hi 作为变化度量的标准。它们规定了允许灰度值变化的波动范围。由参数 lo, hi 所决定的 $x=(d_1, d_2, d_3, d_4)$ 相应地成为了我们每一个类的中心。

如表1所示,通常地,不同的图像有不同的目标处理要求,参数的选择多由读者来选择。大多数情况,选取 $lo \in [0, 5], hi \in [30, 50]$ 。参数值的高低直接导致了6个类的不同,得到的分割图像就会有所差异。

表1 分类以类的中心向量

Class 0(background)	$C_0=(lo, lo, lo, lo)$
Class 1(edge)	$C_1=(lo, hi, hi, hi)$
Class 2(edge)	$C_2=(hi, lo, hi, h)$
Class 3(edge)	$C_3=(hi, hi, lo, hi)$
Class 4(edge)	$C_4=(hi, hi, hi, lo)$
Class 5(speckle edge)	$C_5=(hi, hi, hi, hi)$

模糊分类思想的构建与神经网络相仿。只不过,算法的输出层不再对那些从中间层传递进来的值进行加权求和,而仅仅把它们归于两类,也就是对于边缘提取来说的背景类和目标类,继而得到图像灰度的返回值——0和255。在模糊分类时,将这些在方向上能较好地反映图像特征的 d_1, d_2, d_3, d_4 作为该像素的输入值。中间层的每一个点都是以 c_i 为中心的模糊隶属度函数。在这里,我们用扩充 Epanechnikov 函数作为模糊隶属度函数。

图2显示的是在二维情况下的 Epanechnikov 函数。它是一个以 c_i 为中心、 β 为宽度的圆顶对称函数^[7]。定义如下:

$$y = \max\{0, 1 - \|x - v\|^2 / \beta\}, (\beta > 0)$$

模糊分类所用的隶属度函数就是将二维 Epanechnikov 函数扩展到了四维的情况。参数 ω 是 the Extended Epanechnikov Function 的宽度。为了覆盖所有的像素点,它的取值通常都取在[200, 256]。函数表示如下:

$$\text{Class0 } \mu_0(x) = \max\{0, \frac{1 - \|x - c_0\|^2}{\omega^2}\}$$

$$\text{Class1 } \mu_1(x) = \max\{0, \frac{1 - \|x - c_1\|^2}{\omega^2}\}$$

$$\text{Class2 } \mu_2(x) = \max\{0, \frac{1 - \|x - c_2\|^2}{\omega^2}\}$$

$$\text{Class3 } \mu_3(x) = \max\{0, \frac{1 - \|x - c_3\|^2}{\omega^2}\}$$

$$\text{Class4 } \mu_4(x) = \max\{0, \frac{1 - \|x - c_4\|^2}{\omega^2}\}$$

$$\text{Class5 } \mu_5(x) = \max\{0, \frac{1 - \|x - c_5\|^2}{\omega^2}\}$$

用模糊真值来反映这个像素点的归属。从而实现我们的模糊分类。

考虑到分类的模糊性,有必要对分类后的那些像素点进行再一次的竞争选择,提高边缘检测的准确程度。规定只有那些在第一次的模糊选择中属于边界类并且在后面的竞争中获胜的像素点,或者是噪声类的像素点才能作为最终的目标类像素点,其余的像素点都是我们的背景点。具体的法则如下:

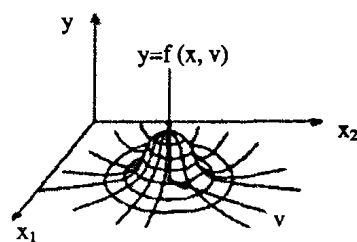


图2 Epanechnikov 函数

If $p \in \text{class } 0$, then $p \notin \text{edge}$;
If $p \in \text{class } 1$ and $d_3(p5) > \max(d_3(p3), d_3(p7))$, then $p \in \text{edge}$;
If $p \in \text{class } 2$ and $d_4(p5) > \max(d_4(p4), d_4(p6))$, then $p \in \text{edge}$;
If $p \in \text{class } 3$ and $d_1(p5) > \max(d_1(p1), d_1(p9))$, then $p \in \text{edge}$;
If $p \in \text{class } 4$ and $d_2(p5) > \max(d_2(p2), d_2(p8))$, then $p \in \text{edge}$;
If $p \in \text{class } 5$, then $p \in \text{edge}$;

2.3 多尺度理论

图像在不同尺度上的小波变换都提供了一定的边缘信息。在分辨率高(小尺度)时,图像的边缘细节较为丰富,边缘定位精度较高,但易受到噪声干扰;高分辨率(大尺度)时,图像的边缘稳定,抗噪性好,但定位精度差。顾名思义,多尺度的边缘检测就是,首先要满足边缘检测的一般规律,其次要反映尺度信息,并且能根据要求可选择不同的尺度完成边缘检测。具体讲,多尺度边缘检测一般是在不同的尺度上先平滑原信号一阶或二阶导数检测出原始信号的剧变点。

设 $\theta(x)$ 是平滑函数, $f(x)$ 关于小波 ψ^1 和 ψ^2 在尺度 s 和位置 x 上的小波变换定义为:

$$W_1^1 f(x) = f * \psi_1^1(x)$$

$$W_1^2 f(x) = f * \psi_1^2(x) \quad (1)$$

式(1)等价于

$$W_1^1 f(x) = f * (s \frac{d\theta_1}{dx})(x) = s \frac{d}{dx} (f * \theta_1)(x) \quad (2)$$

$$W_1^2 f(x) = f * (s \frac{d^2\theta_1}{dx^2})(x) = s^2 \frac{d^2}{dx^2} (f * \theta_1)(x) \quad (3)$$

$f(x)$ 关于 ψ^1 和 ψ^2 的小波变换变成了与平滑函数 $\theta_1(x)$ 的卷积关于 s 的一、二阶导数乘以 s 与 s^2 。这样, $W_1^1 f(x)$ 的局部极值对应 $W_1^2 f(x)$ 的零交叉点和 $f * \theta_1(x)$ 的拐点。因为尺度 s 很大时,信号与 $\theta_1(x)$ 的卷积消去了信号中较小的变化,所以仅能检测出比较大的剧变点,这正好就是对小波分解中低频信号的检测。因此,对于不同大小的 s 值,可以得到不同尺度

下的剧变点,这就是多尺度边缘检测,相当于小波分解后对不同频带的信号进行检测。

上述一维信号边缘检测推广到二维图像这时求局部最大变成了求梯度向量模最大。设 $\theta(x, y)$ 是二维平滑函数,定义:

$$\begin{aligned}\psi^1(x, y) &= \frac{\partial}{\partial x} \theta(x, y) \\ \psi^2(x, y) &= \frac{\partial}{\partial y} \theta(x, y)\end{aligned}\quad (4)$$

同理函数 $\psi^1(x, y), \psi^2(x, y)$ 是二维小波。如取 $s=2^j$, 记

$$\begin{aligned}\psi_{2^j}^1(x, y) &= \frac{1}{2^j} \psi^1\left(\frac{x}{2^j}, \frac{y}{2^j}\right), \\ \psi_{2^j}^2(x, y) &= \frac{1}{2^j} \psi^2\left(\frac{x}{2^j}, \frac{y}{2^j}\right)\end{aligned}\quad (5)$$

则图像 $f(x, y) \in L^2(\mathbb{R}^2)$ 关于 $\psi^1(x, y), \psi^2(x, y)$ 的小波变换具有两个分量:

$$\begin{aligned}W_{2^j}^1 f(x, y) &= f * \psi_{2^j}^1(x, y) \\ W_{2^j}^2 f(x, y) &= f * \psi_{2^j}^2(x, y)\end{aligned}\quad (6)$$

有

$$\begin{aligned}\begin{Bmatrix} W_{2^j}^1 f(x, y) \\ W_{2^j}^2 f(x, y) \end{Bmatrix} &= 2^j \begin{Bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} (f * \theta_{2^j}(x, y)) \\ \frac{\partial}{\partial y} (f * \theta_{2^j}(x, y)) \end{Bmatrix} \\ &= 2^j \vec{\nabla} (f * \theta_{2^j})(x, y)\end{aligned}$$

其中, $\vec{\nabla} f(x, y)$ 是函数 $f(x, y)$ 的梯度向量。如果设

$$\begin{aligned}M_{2^j} &= \sqrt{(W_{2^j}^1 f(x, y))^2 + (W_{2^j}^2 f(x, y))^2} \\ A_{2^j} &= \arctg(W_{2^j}^2 f / W_{2^j}^1 f)\end{aligned}$$

则点集 $X = \{(x, y) | M_{2^j} f(x, y) \neq 0\}$ 是 $f * \theta_{2^j}(x, y)$ 中具有

灰度变化的点集合。 M_{2^j} 的大小反映了 $f(x, y) * \theta(x, y)$ 在点 (x, y) 的灰度变化的剧烈程度,完全刻画了 $f(x, y) * \theta(x, y)$ 的灰度变化特征。 $M_{2^j} f(x, y)$ 在方向 A_{2^j} 取极大值的点对应着 $f(x, y)$ 的突变点,因此利用该特征可进行图像的边缘检测。

3 算法

3.1 模糊竞争算法(CFED)具体实现

Step 1. 设定参数 lo, hi, ω ;

Step 2. 对于非边界点的像素点,计算特征向量 $x = (d_1, d_2, d_3, d_4)$;

Step 3. 计算模糊真值 $\mu_i(x), i=0, 1, 2, 3, 4, 5$, 选取最大模糊真值,确定像素模糊分类;

Step 4. 竞争法则细化边缘;

Step 5. 由于噪声和精细纹理的存在,边缘像素集合中有许多孤立的非边缘点,直接将这类孤立点作为背景类;

Step 6. 由粗到细的边缘链接。

为了简便起见,我们将上述的模糊竞争算法用算子 $EDGE = CFED(I)$ 来表示, I 是输入图像。

3.2 小波多尺度模糊竞争算法(WFCE)

H 为低通滤波器, H_j 表示在 H 的滤波器系数之间插入 $2^j - 1$ 个零。 S_{2^j} 表示尺度 $s=2^j$ 下的平滑图像。小尺度多用于边缘精定位,大尺度用以提高抗噪性,在对图像进行了小波的多尺度检测后,充分利用模糊竞争提取边缘,实现多尺度的模糊竞争。

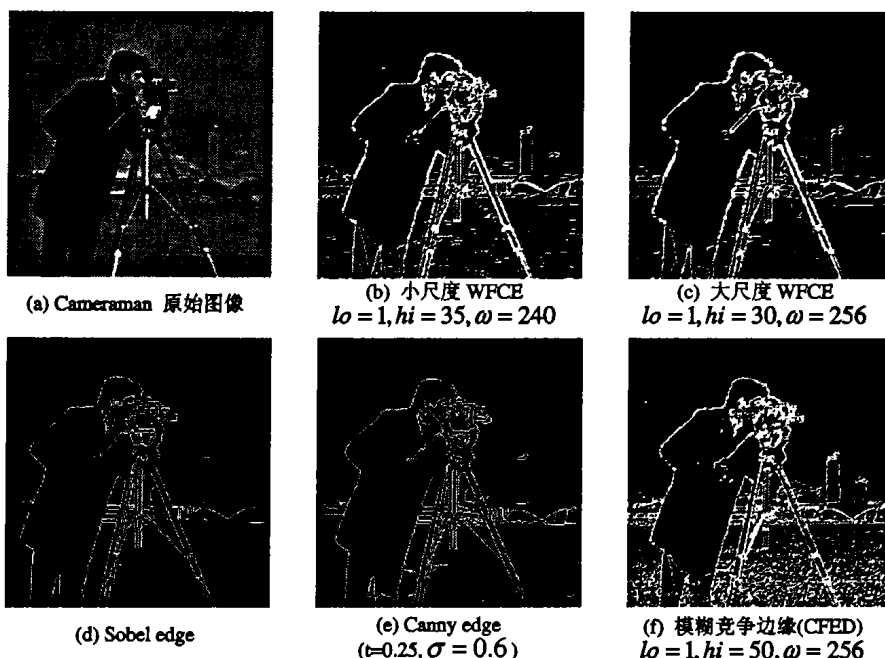


图3 cameraman 图像边缘检测

Step 1. $j=0; S_2^0 f = f$;

Step2. While($j < J$)

$S_{2^{j+1}} f = S_{2^j} f * (H_j, H_j)$;
 $EDGE(S_{2^{j+1}}) = CFED(S_{2^{j+1}} f)$;

4 实验结果与分析

4.1 无噪声干扰

图3是对 $256 \times 256 \times 8\text{bit}$ 无噪声干扰的 cameraman 图像进行不同算子的边缘检测。我们分别采用了 WFCE、Sobel 算子、Canny 算子和 CFED 进行对比实验。从对比中,我们很清晰地看到:WFCE 算法在不同尺度下的边缘不同。小尺

度下图3(b)的细节就比图3(c)丰富。但总的来说,本文算法得到的边缘都比图3(d)、图3(e)、图3(f)的精度高。这一点可以从背景的建筑物看出。WFCE 算法中的参数 lo, hi, ω 根据读者对目标要求的不同而选择不同的取值。通过大量的实验,我们得到:同一尺度下, hi 的取值越小,算法对边缘的感应度越高; lo 值的增加能弱化边缘;大于200的 ω 取值对边缘的提取的差别不大。在多尺度下,融合模糊竞争的边缘效果更佳。

4.2 噪声干扰

为检验本方法对噪声干扰的抑制作用,我们对加有高斯

(下转第241页)

- 12 Davis A M. The design of a family of application-oriented requirements languages. Computer, 1982, 15(5): 21~28
- 13 Kang K C, Cohen S G, Hess J A, et al. Feature-Oriented domain analysis (FODA) feasibility study: [Technical Report, CMU/SEI-90-TR-21]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, Software Engineering Institute, 1990. 1~52
- 14 Jacobson I, Christeron M, Jonsson P, Overgaard G. Object-Oriented Software Engineering: A Use Case Driven Approach. Addison-Wesley, 1992. 123~159
- 15 Stephen R P, John M F. A practical guide to feature-driven development. Prentice-Hall Inc., 2002
- 16 Chastek G, Donohoe P, Kang K C, Thiel S. Product line analysis: a practical introduction: [Technical Report, CMU/SEI-2001-TR-001]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, Software Engineering Institute, 2001. 1~42
- 17 张伟, 梅宏. 一种面向特征的领域模型及其建模过程. 软件学报, 2003, 14(8): 1345~1356
- 18 Wiggert T A. Using clustering algorithms in legacy systems re-modularization. In: IEEE ed. Proc. of the Fourth Working Conference of Reverse Engineering. Washington: IEEE, 1997. 33~43
- 19 Siff M, Reps T. Identifying modules via concept analysis. In: IEEE ed., Proc. of Intl. Conf. Software Maintenance. Washington: IEEE, 1997. 170~179
- 20 Yourdon E, Constantine L L. Structure Design: Fundamentals of a Discipline of Computer Program and Systems Design. Yourdon Press, 1978
- 21 Weiser D. Program slicing. In: Proc. 5th Conf Software Engineering, California, 1981. 439~449
- 22 Emerson J. A discriminant metrics for module cohesion. In: Proc. 7th Conf Software Engineering, Florida, 1984. 294~303
- 23 Ott M, Thuss J. The relationship between slices and module cohesion. In: Proc. 11th Conf. Software Engineering, California, 1989. 198~204
- 24 Bieman J M, Kang B K. Cohesion and reuse in an objected-oriented system. In: Proc. Of the Symposium on Software Reusability (SSR'95), Seattle, WA, 1995. 259~262
- 25 Chae H S, Kwon Y R. A cohesion measure for classes in objected-oriented system. In: Proc. of 5th International Software Metrics Symposium, Bethesda, MD, 1998. 158~166
- 26 Briend L C, Daly J W. A unified framework for coupling measurement in object-oriented systems. Empirical Software Engineering, 1998, 3(1): 65~117
- 27 李心科, 刘宗田, 潘飏, 刑大红. 一个面向对象软件度量工具的实现和度量实验研究. 计算机学报, 2000, 23(11): 1220~1225
- 28 陈振强, 徐宝文. 一种基于依赖性分析的类内聚度量方法. 软件学报, 2003, 14(11): 1849~1856
- 29 Robert C S, Daniel P, Grace A L. Modernizing Legacy Systems: Software Technologies, Engineering Processes and Business Practices. Addison-Wesley, 2003
- 30 Mehta A, Heineman G T. Evolving legacy system features into fine-grained components. In: ACM ed., Proc. of the 24th Intl. Conf. on Software Engineering. ACM, 2002. 417~427
- 31 Stephen H K. Metrics and Models in Software Quality Engineering. Addison-Wesley, 2002

(上接第184页)

噪声的 cameraman 图像进行边缘检测。检测结果如图4。其分别是加噪图像应用 WFCE、Sobel 算子、Canny 算子和模糊竞争算法得到的边缘图像。图4(c)大尺度下的边缘有较少的噪声点,并且细节保留得很好。这正是小波多尺度的优点所在。Sobel 算子检测出的边缘噪声少,可细节丢失了很多;图4(e)、图4(f)轮廓清晰但噪声干扰太严重。由此可见,小波多尺度模

糊竞争算法(WFCE)的实验结果是理想的,保留细节的同时对噪声有较好的抑制功能。

结论 针对图像边缘不同的灰度变化方式,为细化边缘和提高图像的抗噪性,本文提出了小波多尺度模糊竞争边缘检测算法(WFCE)。算法融合小波多尺度和模糊理论,利用竞争法则有效地选取边缘点。算法对于图像边缘有理想的检测效果,同时有较高的抗噪性。实验证明,算法有效、可行。

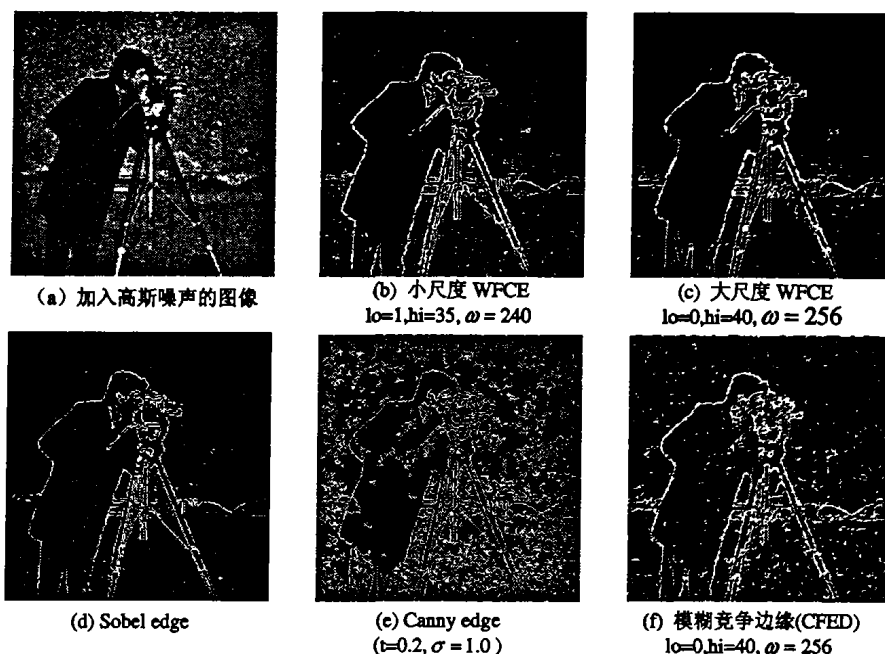


图4 含噪 cameraman 的 cameraman 图像边缘

参考文献

- 1 Mike H, Sudeep S, Thomas S, et al. Comparison of Edge Detectors: A Methodology and Initial Study[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1998, 69(1): 38~54
- 2 Canny J A. Computational approach to edge detection[J]. IEEE Trans PAMI, 1986, 8(6): 679~698
- 3 Mallat S, Zhong S. Characterization of signals from multi-scale edges[J]. IEEE Trans PAMI, 1992, 14(9): 710~732
- 4 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): 133~135
- 5 Lu Siwei, Wang Ziqing, Shen Jun. Neuro-fuzzy synergism to the intelligent system for edge detection and enhancement[J]. Pattern Recognition, 2003, 36: 2395~2409
- 6 Liang L R, Looney C G. Competitive Fuzzy Edge Detection[J]. Applied soft computing, 2003, 3: 123~137
- 7 Looney C G. Radial basis Function Link nets and fuzzy reasoning [J]. Neurocomputing, 2002, 48: 489~509