

基于聚类分析和旋转的改进的 SAR 图像 PPB 去斑

胡开洋 耿伯英

(海军工程大学电子工程学院 武汉 430033)

摘 要 PPB 滤波器不能在滤波过程中对参与滤波的像素块进行有效的选择并具有不适宜的权重计算方式,从而导致滤波后的图像抑制了原因中尺寸较小的图像细节。针对以上问题,首先引入簇树这一数据结构,选取与 PPB 滤波器相同的距离准则构建簇树,以实现图像块的快速、精确的筛选。然后通过旋转像素块重新定义两个像素块之间的权重,解决原始的 PPB 滤波器对图像中旋转的或镜像的重复区域不能很好利用的问题。最后采用 PPB 滤波器的非迭代滤波方式进行滤波。实验证明,改进的滤波器在纹理和细节保持方面较原滤波器有显著的提高,特别是在尺寸较小的图像细节特征保持方面。

关键词 SAR 图像,去斑,聚类,PPB 滤波器,簇树

中图法分类号 TP751.1 **文献标识码** A

Improved Probabilistic Patch-based SAR Image Despeckling Based on Cluster Analysis and Rotation

HU Kai-yang GENG Bo-ying

(College of Electronic Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract Thin details in the filtered images are suppressed by the probabilistic patch-based (PPB) filter, which is attributed to the absence of effective selection of pixel patches and the unsuitable method of weight computing. For these problems, the data structure of cluster tree was introduced firstly. The same distance measure as applied in the PPB filter was chosen to build the cluster tree, which allows for efficient and precise selection of similar patches. Since the original PPB filter could not handle rotated or mirrored repetitive regions properly, the weight between two patches was re-defined after the rotation of the patches. Finally, the PPB (non-it) filter was used for the denoising. Experimental results show that the improved filter has better performance in texture and details preservation than the original PPB (non-it) filter, especially in retaining thin details.

Keywords SAR image, Despeckling, Clustering, PPB (probabilistic patch-based) filter, Cluster tree

合成孔径雷达(SAR)图像由于受相干斑噪声的影响,给图像解译和区域分割都造成了严重的困难,因此有必要在信息提取前进行有效的相干斑抑制。在过去的 20 多年里,SAR 图像去斑一直是研究的热点领域,各种算法也层出不穷^[1]。在图像滤波过程中,怎样在滤去噪声的同时有效地保持图像的纹理和细节特征一直是图像滤波的难题。对于 SAR 图像来说,无论是基于频域的还是空域的滤波器,有效地保持图像纹理细节并消除噪声都是困难的。

受 Efors 和 Leung 的图像修复方法^[2]的启示,A. Buades 等人于 2005 年在文献^[3]中首次提出了 NL-means 滤波器,该滤波器充分地利用了自然图像的重复特性,用具有相似几何结构邻域的像素加权平均来修正图像中的每个像素。这种滤波方法较好地解决了纹理保持和滤波之间的矛盾。虽然 NL-means 滤波器本身只适用于受加性高斯噪声污染的光学图像,但是该滤波方法的基本思想(充分利用自然图像的重复特性)为 SAR 图像(属自然图像)的去斑提供了新的思路和途径。文献^[4]在 NL-means 滤波器的基本框架之上利用求最

小贝叶斯风险的方法重新定义了图像块之间的相似度,提出了 Bayesian NL-means^[4],扩展了原 NL-means 滤波器的适用范围,并最终应用在 SAR 图像的去斑上^[5],但是 Bayesian NL-means 滤波器不是无偏的,认为噪声图像本身给无噪图像提供了很好的估计。随后 C. A. Deledalle^[6]继承 NL-means 滤波器的基本思想对文献^[4]做出了改进,用概率的方法重新定义了图像块之间的相似度,修正了 Bayesian NL-means 的缺陷,提出了 PPB (Probabilistic Patch-based) 滤波器,并在 SAR 图像去斑实验中取得了较好的效果。但是 PPB 滤波器由于缺乏对参与滤波图像块的筛选以及不合理的相似度计算方式,抑制了滤波后图像中尺寸较小的图像细节,同时也在一定程度上模糊了图像的纹理。为了克服上述问题,本文首先引入簇树这一数据结构,把簇树的根节点赋值为图像所包含的全部图像块,然后对根节点所包含的图像块进行与 PPB 滤波具有同样距离准则的 K-means 聚类分析,根节点的聚类结束后,再对其子节点进行聚类,依次类推,最终形成簇树。这样所得的簇树其每个叶子节点所包含的图像块之间就具有较

到稿日期:2012-08-28 返修日期:2012-12-19

胡开洋(1987—),男,硕士生,主要研究方向为 SAR 图像处理,E-mail:13100694467@163.com;耿伯英(1968—),男,硕士,副教授,主要研究方向为图像处理、人工智能。

高的相似度,在滤波时选择同一簇中的图像块参与滤波,就可以提高参与滤波的图像块与当前要处理图像块之间的相似度,增强滤波结果的可靠性,特别是在纹理和细节区域(纹理和细节区域在 PPB 滤波时由于缺少筛选过程,导致参与滤波的图像块中含有大量不相似或相似度很低的图像块)。另外,具有相似几何结构的图像块可能因为方向的不同而使计算所得的相似度过低,这会减少参与滤波的合格(具有较高相似度)图像块的数量,导致滤波结果产生偏差。由于细节和纹理区域参与滤波的合格图像块的数量较少,这种不合理的相似度计算方式所产生的影响就更为严重,会使滤波后的图像纹理和细节变得模糊,甚至丢失。为了解决这一问题,本文采用旋转图像块的方法对参与滤波的图像块进行旋转,使其与当前要处理的图像块的方向相一致,这样再进行相似度的计算时,其结果就更为合理,同时也增加了参与滤波的合格图像块的数量,最终增强了滤波算法的细节和纹理保持能力,提高了滤波的效果和质量。通过以上的改进,再利用 PPB(non-it)滤波器(PPB 滤波器的非迭代形式)进行滤波就得到了最终的估计 SAR 图像。本文改进的滤波算法流程如图 1 所示。

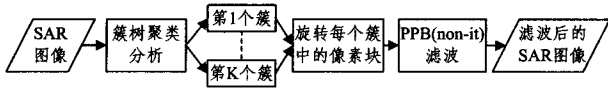


图 1 本文改进方法的流程图

1 像素块间距离(相似度)的度量准则及 PPB(non-it)滤波器

1.1 像素块间距离(相似度)的度量准则

NL-means 滤波可以看作是对具有相同信号成分、不同噪声的像素进行加权平均,该滤波器最初用欧几里得距离定义像素块之间的相似度来消除加性高斯噪声,但是对于非高斯噪声,欧几里得距离就不再适用。根据 SAR 图像噪声的分布,文献[6]定义了在接受性噪声下像素块之间的距离,该距离采用在无噪的具有相同反射率的背景下不同的观测之间的相似度来度量^[6]。假设噪声图像为 v ,其无噪图像为 μ , $P(t)$ 、 $P(s)$ 分别为以像素 t 、 s 为中心的像素块,则两个像素块之间的距离定义为:

$$d(P(t), P(s)) = -\log(p(u_{P(t)} = u_{P(s)} | v)) \quad (1)$$

式中, $u_{P(t)}$ 、 $u_{P(s)}$ 分别为无噪图像中以像素 t 、 s 为中心的像素块。根据 PPB 滤波器中图像块之间的距离(相似度)度量准则,假设图像块中像素都相互独立^[6],式(1)可分解为:

$$d(P(t), P(s)) = -\log\left\{\prod_k p(u_{t,k} = u_{s,k} | v_{t,k}, v_{s,k})\right\} \quad (2)$$

式中, $u_{t,k}$ 、 $u_{s,k}$ 分别为无噪图像像素块 $u_{P(t)}$ 、 $u_{P(s)}$ 中的第 k 个像素值。 $v_{t,k}$ 、 $v_{s,k}$ 为噪声图像像素块 $P(t)$ 、 $P(s)$ 中的第 k 个像素值。Bayesian 框架下,在 $p(u_{t,k} = u_{s,k})$ 和 $p(v_{t,k}, v_{s,k})$ 未知的情况下,可以认为 $p(u_{t,k} = u_{s,k} | v_{t,k}, v_{s,k})$ 和 $p(v_{t,k}, v_{s,k} | u_{t,k} = u_{s,k})$ 成比例,从而有:

$$p(v_{t,k}, v_{s,k} | u_{t,k} = u_{s,k}) \propto \int_D p(v_{t,k} | u_{t,k} = u) p(v_{s,k} | u_{s,k} = u) du \quad (3)$$

式中, D 为 u 的定义域。

对于 L 视幅度 SAR 图像而言,SAR 图像的斑点噪声服从 gamma 分布:

$$p(V_s | U_s) = \frac{2L^L}{\Gamma(L)U_s^L} V_s^{2L-1} \exp\left(-\frac{LV_s^2}{U_s}\right) \quad (4)$$

式中, V_s 、 U_s 分别为噪声图像和无噪图像在 s 处的幅值, $V_s = \sqrt{v_s}$ 。将式(4)代入式(3)得:

$$p(V_{s,k}, V_{t,k} | U_{s,k} = U_{t,k}') \propto \left(\frac{V_{s,k} V_{t,k}}{V_{s,k}^2 + V_{t,k}^2}\right)^{2L-1} \quad (5)$$

将式(5)代入式(2),那么 $d(P(t), P(s))$ 最终表示为:

$$d(P(t), P(s)) = (2L-1) \sum_k \log\left(\frac{V_{t,k}}{V_{s,k}} + \frac{V_{s,k}}{V_{t,k}}\right) \quad (6)$$

这个距离准则将应用于随后的聚类分析。

1.2 PPB(non-it)滤波器

对于一幅 SAR 图像,设 v_t 为在像素 s 处的值,假设图像中各像素之间不相关,则图像中的噪声分布模型可定义为 $p(v_t | u_t)$,其中 u_t 为真实图像中像素 t 处的值,则滤波就等同于找到对 u_t 的最佳估计 \hat{u}_t 。

图像中任一点 s 的加权最大似然估计 $\hat{u}_s^{(WLME)}$ 可定义为从一组独立同分布的变量 T 中求出对真实值 u_t 的估计 \hat{u}_t ,即:

$$\hat{u}_s^{(WLME)} \triangleq \arg \max_{u_t} \sum_{s \in T} w(s, t) \log p(v_s | u_t) \quad (7)$$

式中, $w(s, t)$ 为像素点 s 和 t 点之间的权重^[6]。在 PPB 中,以概率的形式定义了素点 s 和 t 点之间的权重,认为统计上相近的两个像素块其中心像素点的值相等,并结合 NL-means, $w(s, t)$ 定义为:

$$w(s, t)^{(PPB)} \triangleq p(u_{P(s)} = u_{P(t)} | v)^{1/h} \quad (8)$$

式中, h 是滤波参数,可以自动设定,具体参见文献[6]。结合式(5)、式(6),并参照 NL-means 的负指数定义方法,式(8)可化为如下形式:

$$w(s, t) = \exp\left(-\sum_k \frac{1}{\bar{h}} \log\left(\frac{V_{s,k}}{V_{t,k}} + \frac{V_{t,k}}{V_{s,k}}\right)\right) \quad (9)$$

式中, $\bar{h} = h/(2L-1)$ 。则 PPB(non-it)滤波器的最终形式表示为:

$$\hat{u}_s^{(WLME)} = \frac{\sum_{s \in T} w(s, t) V_s^2}{\sum_{s \in T} w(s, t)} \quad (10)$$

2 簇树及聚类分析

在 PPB 滤波过程中,绝大部分时间用在计算像素块的距离上,但是搜索窗口 T 只有一小部分的像素块与中心像素块 $P(t)$ 有足够的相似度,所以有必要对像素块进行筛选。但是以前基于像素块方差和均值的方法虽然提高了运算效率,但这种筛选规则与像素块之间的距离几乎不相关,用该种筛选方法筛选后,参与滤波的图像块(搜索窗口中剩余的图像块)中仍有大量不相似的或相似度很低的图像块。因此本文选用与 PPB 滤波器相似的筛选规则。筛选后的像素块具有较高的相似度,同时这样的筛选方法使参与滤波的像素点的位置和数量可以根据聚类分割后的结果来确定,使得滤波过程中不再拘泥于搜索窗口的定义,这对滤波后图像的纹理、尺寸较小和较暗细节的保持有重要的意义。

通过筛选不但提高了运算效率,同时也提高了滤波的质量^[5,7]。

为了有效地进行筛选,本文引入簇树这一数据结构,其构造如图 2 所示,其中簇树的根节点包含了图像中所有的图像块。先对根节点进行 K -means 聚类($K=2$),生成两个第一级叶子节点。然后以此类推,对每个叶子节点都进行 K -means 聚类,直到每个叶子节点中包含的图像块数小于或等于一定的阈值 P_{\min} (例如 $P_{\min} = 50$),停止聚类分割,生成最终的簇

树。

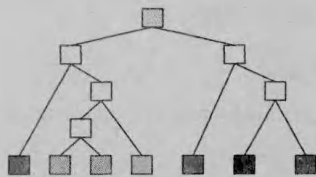


图2 簇树示意图

另外，簇树建立过程中，需把每个图像块所在的簇存入索引表中，这样在滤波过程中就很容易找到某一图像块所在的簇及其相似的图像块。

但是值得注意的是，在上述聚类分割得到的簇树中，每个簇中的像素块只是近似的一组最近邻像素块。例如，当某一像素块在两个簇的距离准则边界时（多在平坦区域），就不能够按照最近邻准则将该像素块准确地分配到对应的簇中。为了得到精确的划分，借助回溯的方法可以达到目的，但这样会大大增加运算量。因此本文选择一种折中的办法，引入 Spill-树^[8]，把在距离准则边界一定范围内的像素块分配到两个簇中（见图3），即如果 P 满足：

$$d(P, C_1) < d(P, C_2) + d_0 \text{ 或 } d(P, C_2) < d(P, C_1) + d_0 \quad (11)$$

式中， C_1 、 C_2 为两个簇的质心； d_0 选取较小的值就可达到较为满意的效果，例如 $d_0 = \text{mean}(d(x, C_1))$ ，其中 x 为以 C_1 为中心的簇中任意一个图形块。上述方法既在一定程度上提高了聚类分割的准确性，也增加了簇中像素块的数量，这将有利于抑制平坦区域的斑点噪声。

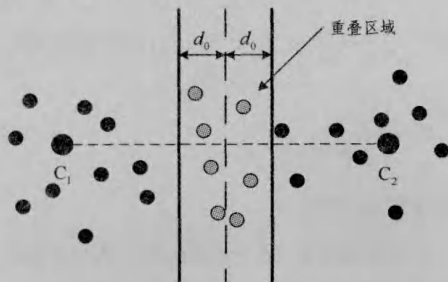


图3 Spill-树的空间划分示意图

3 基于旋转的像素块距离度量

和 NL-means 滤波器一样，PPB 滤波器也利用了自然图像的重复特性，通过对整幅图像或图像的一部分搜索来获得足够多的相似像素块。但是由于自然图像的复杂性，有些像素块在整幅图像或其周围都找不到合格的像素块，或者数量不足，这会降低滤波的质量，特别是在 SAR 图像视数较低时，这种情况就会更加突出，使得滤波后的图像产生过多的人造特征，导致图像质量下降。

为了降低上述问题的影响，必须充分利用聚类后所得的簇中的像素块，即虽然每一个簇中的像素块都具有相似的几何结构，但是其中图像块的方向可能不同（见图4）。若采用原始的方法进行像素块间的距离计算，会导致这些像素块与中心像素块的距离过大，权重过低，使得参与滤波的合格像素块的数量不足，最终影响滤波质量。为了解决上述问题，本文采用文献[9]方法：在计算像素块的距离前，先计算像素块之间的旋转角度，然后旋转像素块，使两个像素块的方向一致，

最后再进行距离度量。具体方法（见文献[9]）如下。

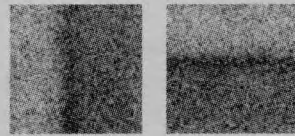


图4 相同结构但不同方向的两个像素块

(1) 首先计算像素块的质心

假设 $P(t)$ 为搜索窗口中心的像素块， $P(s)$ 为搜索窗口中的任意一个像素块。为了确定像素块的质心，按文献[9]的方法，以像素块的中心为原点建立坐标系，则像素块 $P(t)$ 的质心为：

$$C_{P_t} := \begin{pmatrix} \frac{\int_{P_t} x \cdot f(x, y) dx dy}{\int_{P_t} f(x, y) dx dy} \\ \frac{\int_{P_t} y \cdot f(x, y) dx dy}{\int_{P_t} f(x, y) dx dy} \end{pmatrix} \quad (12)$$

式中， $f(x, y)$ 为像素块 $P(t)$ 中的任意一点的强度值。设归一化向量 \vec{C}_{P_t} 为像素块 $P(t)$ 的质心，用向量 $\theta = (\theta_1, \theta_2)^T$ 来表示。定义函数 $m_{P_t, P_s}(\theta)$ ，该函数在 $P(t)$ 为 $P(s)$ 的镜像时，改变函数向量 θ 中第一个元素的符号，即：

$$m_{P_t, P_s}(\theta) = \begin{cases} (-\theta_1, \theta_2)^T, & \phi_t(P(t)) \cdot \phi_s(P(s)) < 0 \\ (\theta_1, \theta_2)^T, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

式中，函数 $\phi_t(P(t))$ 为 t 处的七阶不变矩，当 $P(t)$ 为 $P(s)$ 的镜像时， $\phi_s(P(s)) = -\phi_t(P(t))$ ，即它在镜像的情况下改变符号，而在其他情况（例如旋转）下保持不变。

(2) 旋转角度的计算及旋转

根据文献[9]，用旋转矩阵的方式来描述两个像素之间的旋转，即 $R_{t,s} := R_{\vec{C}_t}^{-1} \cdot R_{m_{P_t, P_s}(\vec{C}_s)}$ ，其中：

$$R_\theta := \begin{pmatrix} \theta_1 & -\theta_2 \\ \theta_2 & \theta_1 \end{pmatrix} \quad (14)$$

假设图像块中所有像素都是经过图像块中心的向量，那么一旦像素块之间的旋转角度确定，所有向量都旋转同样的角度，这样就容易在图像块 $P(s)$ 中找到与图像块 $P(t)$ 中像素点的坐标 q 对应的坐标 q' ，即：

$$q' := m_{t,s}(R_{t,s} \cdot q) \quad (15)$$

由于 q' 可能不是整数，无法找到准确对应的像素值，因此要对其进行差值计算，这里选用双线性插值法。

3 实验结果及讨论

实验先在加有乘性噪声的光学图像上进行去斑实验，然后在真实 SAR 图像上进行去斑实验，以评价算法的有效性。首先在纹理丰富的“Barbara”图像（光学图像）截取一部分（见图5(a)），加4视斑点噪声，形成模拟 SAR 图像（见图5(b)）。



图5 实验选取的光学图像及其分割后的结果

对于模拟 SAR 图像,实验选取 PSNR 来评价滤波的效果, $PSNR=10\log_{10}(255)^2/(MSE)$, 其中 MSE 为均方误差。为了有效地评价滤波后纹理的保持,参照文献[10],实验同时用比例图像来评价滤波的效果。比例图像是滤波前图像 v 和滤波后图像 \hat{u} 对应像素值的比,即比例图像 $R=v/\hat{u}$ 。理想的滤波后比例图像中全部是噪声,不含有纹理,而且符合噪声相应的统计特征。

为了比较分析,实验选取 Kuan 滤波器作为对照,以上 3 种方法(Kuan,PPB(non-it),本文改进方法)在模拟 SAR 上的滤波结果如图 6 所示,其 PSNR 见表 1。

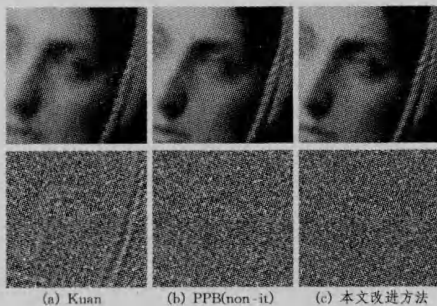


图 6 3 种滤波方法结果及其比例图像

表 1 3 种方法在图像 5(b)上滤波后的 PSNR

模拟 SAR 图像(L=4)				
PSNR	未去斑	Kuan	PPB	本文改进方法
	16.74	18.91	29.51	30.54

由图 6 可以看出,Kuan 滤波虽然较好地滤去了噪声,但图像的细节特征却变得模糊,其比例图像中的纹理特征也较明显;PPB(non-it)滤波在较好地保持细节特征和纹理的同时滤去了噪声,但其比例图像中仍然有残留的纹理噪声;本文的改进方法在保持图像细节特征和纹理方面较 PPB(non-it)有明显的提高,图像中的面部特征和纹理都较 PPB(non-it)滤波更加突出,且比例图像中的纹理残留较少,噪声特征明显。

真实 SAR 图像选取 4 视的“Horsetrack”图像,截取其中近似同质的区域(见图 7(a))和细节特征明显的部分(见图 7(c))进行比较分析。对于真实 SAR 图像,因为没有原始的无噪 SAR 图像,其评价方法都是基于滤波后的图像,这里选用广泛使用的 ENL(等效视数)作为评价指标之一,但是 ENL 只适用于评价同质区域滤波器的滤波能力,对于细节纹理突出的区域,仍采用比例图像这一评价方法。

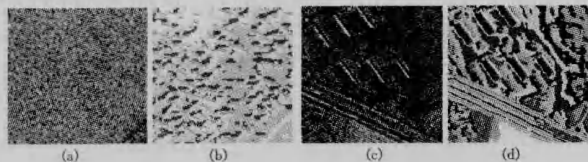


图 7 实验选取的真实 SAR 图像及其分割后的结果

图 8 为近似同质区域的滤波结果,由图可以看出,Kuan 在同质区域的滤波能力较强,但滤波后的图像其表面的纹理丧失严重;PPB(non-it)滤波与 Kuan 相比,在滤波和细节保持方面取得了较大的改善;而本文的方法在图像的滤波和细节保持方面取得了较好的平衡,滤波后的图像在很好地保持了纹理的同时滤去了噪声。在该近似同质区域,3 种方法所得的比例图像效果相近。

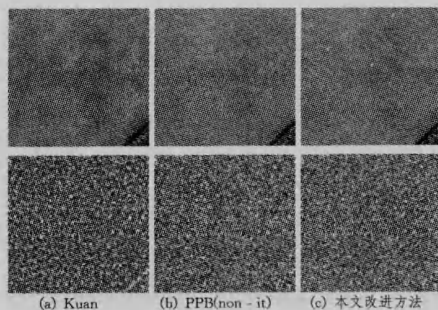


图 8 3 种滤波方法在同质区域的滤波结果及比例图像

由表 2 可以看出,Kuan 滤波和 PPB(non-it)滤波后的图像 ENL 较原图像有较大提高,本文方法由于较为完整地保持了图像的细节和纹理,在 ENL 上较 PPB(non-it)表现略差。

表 2 3 种方法在同质区域滤波后的等效视数

真实 SAR 图像(L=4)				
ENL	未去斑	Kuan	PPB	本文改进方法
	12.69	112.29	118.57	91.92

图 9 中展现了 3 种滤波器在真实 SAR 图像中细节特征明显部分的滤波结果;Kuan 滤波器很好地滤去了噪声,同时细节特征的丢失也最为严重;PPB(non-it)滤波在滤去噪声的同时,细节特征的保持较 Kuan 滤波有较大提高;本文的改进方法在滤波和细节保持方面都取得了很好的效果,滤波后图像的细节保持较 PPB(non-it)有较明显的提升,这点可以从 3 种滤波器滤波后所得的比例图像中看出,即本文改进方法滤波后的比例图像的细节特征残留最少,且噪声特征最为明显。

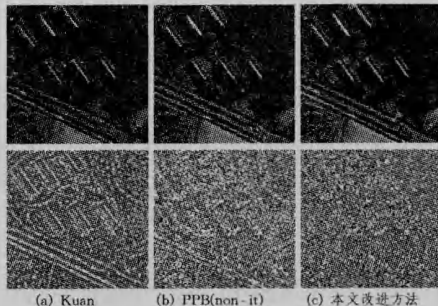


图 9 3 种滤波方法在细节特征明显的区域的滤波结果及比例图像

结束语 本文针对 PPB(non-it)滤波器在滤波后抑制图像中尺寸较小的图像细节的缺陷,分析了原因,提出了改进的途径,即利用 spill 树的方法进行聚类分割,提高了参与滤波的像素点的相关性;另外利用旋转的方法解决了在缺乏足够合格的像素块情况下导致的滤波质量下降的问题。在模拟 SAR 图像上的实验表明,滤波后的图像在 PSNR 上较原滤波器有约 1dB 的提升;另外在真实 SAR 图像上的实验表明,改进后的滤波方法在滤去噪声的同时,细节保持能力也较原滤波器有明显的提高。

参考文献

- [1] Lee J S, Wen J H, Ainsworth T L, et al. Improved sigma filter for speckle filtering of SAR imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(1): 202-213
- [2] Efros A A, Leung T K. Texture synthesis by non-parametric sampling [C]//Proceedings of the International Conference on Computer Vision, 1999, 2: 1033-1038

(下转第 282 页)

(e)。本文算子能更有效地克服噪声干扰,定位精确,连贯性好,细节表现能力更强,无边缘重叠现象(见图4(c)、(f)),整体效果好于 Canny 算子和文献[9]算子。

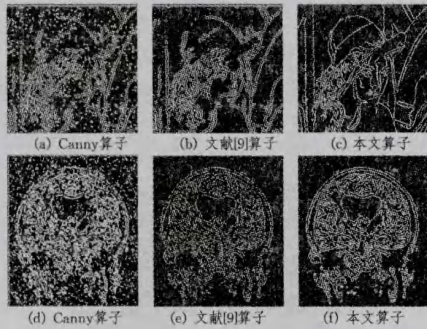


图4 含5%椒盐噪声图像边缘检测

5.3 实验数据分析

为了对边缘检测效果进行更加科学的评价,分别采用连通成分比、峰值信噪比和平均运行时间作为定量评价标准,对梅州市人民医院120张大脑MRI图像进行实验,得出的平均数据如表1所列。

表1 3种算法在不同噪声下的对比

噪声类型	无噪声			有噪声(5%椒盐噪声)		
	Canny算子	文献[9]算子	本文算子	Canny算子	文献[9]算子	本文算子
连通成分比	0.3696	0.1264	0.0892	0.5211	0.1769	0.1125
峰值信噪比(db)				16.25	17.86	18.52
运行时间(s)	0.418	0.392	0.365	0.486	0.421	0.403

5.3.1 连通成分比

连通成分比用来反映线性连接程度,比值越小,线性连接程度越好。从表1可以看出,本文算子的连通成分比最小,在无噪声情况下,比Canny算子小0.2804,比文献[9]算子小0.0372;在有噪声情况下,比Canny算子小0.4086,比文献[9]算子小0.0644,证明该算子的边缘连接程度最高,出现漏检、错检的可能性最小。

5.3.2 峰值信噪比

峰值信噪比用来反映边缘检测算法的抗噪性能,比值越大,抗噪性能越好。根据表中数据(假设无噪声情况下得到的边缘为理想边缘),本文算子的峰值信噪比(PSNR)比Canny算子高2.27db,比文献[9]算子高0.66db,证明该算子的抗噪性能最佳。

5.3.3 运行时间

运行时间用来反映算法在检测边缘时所用的时间。在表中,本文算子的运行时间最短,在无噪声情况下,比Canny算子少0.053s,比文献[9]算子少0.027s;在有噪声情况下,比Canny算子少0.083s,比文献[9]算子少0.018s,证明该算子比前两种算子能更快检测出图像边缘。

结束语 通过对传统Canny算子和文献[9]算子的边缘检测缺陷分析,提出一种融入遗传算法和评价函数的改进Canny算子,从理论和仿真实验的角度证明了它的抗噪能力、检测精度和运算速度都好于上述两种算子。但在实验过程中发现,该算法对于复杂背景下的图像边缘检测仍存在断点的不足,解决这个问题将成为下一步研究的方向。

参考文献

- [1] 徐艳蕾,赵继印,焦玉斌. 噪声图像边缘检测方法的研究[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(1): 387-389
- [2] 黄锋华,刘琪芳,冀金凤. 基于MATLAB数字图像边缘检测算子的研究[J]. 机械工程与自动化, 2011, 167(4): 48-50
- [3] 张志顺. 改进的小波变换在中医舌象边缘检测中的研究[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(35): 135-138
- [4] 刘清,林士胜. 基于数学形态学的图像边缘检测算法[J]. 华南理工大学学报, 2008, 36(9): 113-116
- [5] Sheikh A, Soraghan J J. Fuzzy-based multiscale edge detection [J]. Electronics Letters, 2003, 39(1): 30-32
- [6] 刘超,周激流,何坤. 基于Canny算法的自适应边缘检测方法[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(18): 4036-4039
- [7] 赵岩,周百灵,陈贺新. 一种改进的基于Canny算子边缘检测算法[J]. 吉林大学学报:理学版, 2012, 50(4): 740-744
- [8] 王小俊,刘旭敏,关永. 基于改进Canny算子的图像边缘检测算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(14): 196-202
- [9] 黄剑玲,陈博政. 一种基于Canny的边缘检测优化算法[J]. 计算机仿真, 2010, 27(4): 252-255
- [10] 刘刚,王立香,董延. MATLAB数字图像处理[M]. 北京:机械工业出版社, 2010: 201-202
- [11] 陈武凡. 小波分析及其在图像处理中的应用[M]. 北京:科学出版社, 2003
- [12] 王小平. 遗传算法[M]. 西安:西安交通大学出版社, 2002
- [13] 金炜,潘英俊,魏彪,等. 基于改进遗传算法的图像小波阈值去噪研究[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(22): 66-69

(上接第275页)

- [3] Buades A, Coll B, Morel J. A review of image denoising algorithms, with a new one [J]. Multiscale Modeling and Simulation, 2005, 4(2): 490-530
- [4] Zhong H, Li Y W, Jiao L C. Bayesian nonlocal means filter for SAR image despeckling [C]//Proc. Asia-Pacific Conf. Synthetic Aperture Radar. Xian, China, 2009: 1096-1099
- [5] Kervrann C, Boulanger J, Coupe P. Bayesian non-local means filter, image redundancy and adaptive dictionaries for noise removal [C] // Proc. Int. Conf. Scale Space Methods Variational Methods Comput. Vis. 2007: 520-532
- [6] Deledalle C, Denis L, Tupin F. Iterative weighted maximum likelihood denoising with probabilistic patch-based weights [J].

IEEE Trans. Image Process., 2009, 18(12): 2661-2672

- [7] Gilboa G, Osher S. Non-local linear image regularization and supervised segmentation [R]. Los Angeles: Dept. Math. Univ. California, 2006: 06-47
- [8] Liu T, Moore A, Gray A, et al. An investigation of practical approximate nearest neighbor algorithms [C] // Proc. Neural Information Processing Systems. 2005: 825-832
- [9] Sven G, Sebastian Z, Joachim W. Rotationally invariant similarity measures for nonlocal image denoising [J]. Visual Comm. And Image Represent, 2011, 22: 117-130
- [10] Oliver C, Quegan S. Understanding Synthetic Aperture Radar Images [M]. NC: SciTech, 2004