

# 一种新的基于自适应神经网络模糊推理系统的图像滤波器

朱立新 杨 扩 秦加合  
(长安大学汽车学院 西安 710064)

**摘 要** 提出了一种新的基于自适应神经网络模糊推理系统的去除噪声算法。该算法是一个结合了中值滤波、维纳滤波和自适应神经网络模糊推理系统的综合滤波器。噪声点通过算法被准确地估计出来,自适应神经网络模糊推理系统的参数通过训练得到,训练可以通过简单的计算机合成图像来进行。将含噪声的图像、中值滤波后的图像和维纳滤波后的图像作为系统的三个输入,通过一个固定阈值来判断像素点是否为噪声点作为系统的输出,如果判断是噪声点,则通过中值滤波来进行去噪处理,如果判断是非噪声点,则灰度值保持不变。算法的特点就是在能够保持好线条、边缘、细节和纹理的同时,很好地去掉噪声点。仿真实验表明,算法可以对噪声污染的图像进行有效的重建,同时不会扭曲图像中的有用信息。

**关键词** 自适应神经网络模糊推理系统,综合滤波器,噪声图像,噪声点,图像重建

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

## New Noise Digital Images Filter Based on Adaptive Neuro-fuzzy Inference System

ZHU Li-xin YANG Kuo QIN Jia-he

(School of Automobile, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

**Abstract** A new impulse noise detector based on an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) was presented. The proposed operator is a hybrid filter obtained by appropriately combining a median filtering, a Wiener filtering and the ANFIS. The noise is exactly estimated through the proposed operator. The internal parameters of the ANFIS are adaptively optimized by training. The training is easily accomplished by using simple artificial images that can be generated in a computer. The noise image, noise estimation of median filtering and noise estimation of Wiener filter are as three inputs of adaptive neural fuzzy system. The output of the adaptive neural fuzzy system is judged whether the pixel is a noise point by means of a fixed threshold value. If it is a noise point, the median filter is used. If it is a real image point, remain unchanged. The distinctive feature of the proposed operator is that it offers well line, edge, detail and texture preservation performance while, at the same time, effectively removing noise from the input image. Simulation experiments show that the proposed operator may be used for efficient restoration of digital images corrupted by impulse noise without distorting the useful information in the image.

**Keywords** ANFIS, Hybrid filter, Noise image, Noise point, Reconstruction of image

## 1 引言

图像是人类感知世界的视觉基础,是获取信息、表达和传递信息的重要途径之一。随着人类活动范围的不断扩大,对图像的应用领域也将不断扩大,图像在生成、获取、传输过程中,往往受到噪声的污染,使得图像信噪比下降,直接导致图像的一些特征细节不能被准确地辨识。噪声的存在不仅影响主观质量,还对图像的后续处理产生影响。因此,图像去噪<sup>[1]</sup>是图像处理过程中的一个重要问题。图像去噪旨在有效地抑制噪声,在去除噪声的同时,尽可能保留图像重要的细节(边缘和纹理)信息。常见的图像噪声按其性质可以分为高斯噪声和椒盐脉冲噪声两大类<sup>[2-4]</sup>。目前比较理想的图像去噪方法有中值滤波法、小波变换法、Contourlet 变换法以及自适应滤波法等。中值滤波法能很好地保护图像细节信息,具有

较强的鲁棒性,但它对高斯噪声的抑制能力很弱<sup>[5]</sup>。

本文提出了一种新的基于自适应神经网络模糊推理系统的去噪算法<sup>[6]</sup>。神经网络模糊推理系统将神经网络从样本中的学习能力和模糊推理系统在噪声环境下遇到的不确定情况的建模能力相结合,可以用来去除噪声,对图像本身具有很好的细节的保护能力并对噪声具有良好的滤除能力。尤其对于去除图像中含有高斯和椒盐噪声的混合噪声,取得了优于传统方法的滤波效果。

按照模糊系统建立的一个逼近网络,网络中参数的初值根据系统的模糊推理确定出来,利用 ANFIS 的学习算法可以很快收敛到要求的输入输出关系。同时,其神经网络结构对参数的学习和调整更为容易,这是模糊神经网络相比单纯的神经网络的优点所在。研究已证明,模糊神经网络作为一种函数逼近器能够以任意精度逼近多个变量。

朱立新(1990—),男,硕士生,主要研究方向为人车路环境系统动力学, E-mail: zhulixinhappy@163.com; 杨扩(1990—),男,硕士生,主要研究方向为人车路环境系统动力学; 秦加合(1987—),男,硕士生,主要研究方向为车辆主动安全。

## 2 基于自适应神经网络模糊推理系统的去噪算法

算法是一个结合了中值滤波、维纳滤波和自适应神经网络模糊系统的综合滤波器。噪声点通过本文算法被准确地估计出来,自适应神经网络模糊系统的参数通过训练得到,训练可以通过简单的计算机合成图像来进行。将含噪声的图像、中值滤波后的图像和维纳滤波后的图像作为系统的三个输入,通过一个固定阈值来判断像素点是否为噪声点作为系统的输出,如果判断是噪声点,则通过中值滤波来进行去噪处理,如果判断是非噪声点,则灰度值保持不变。最终得到两者的融合重构图像。ANFIS 结构如图 1 所示。

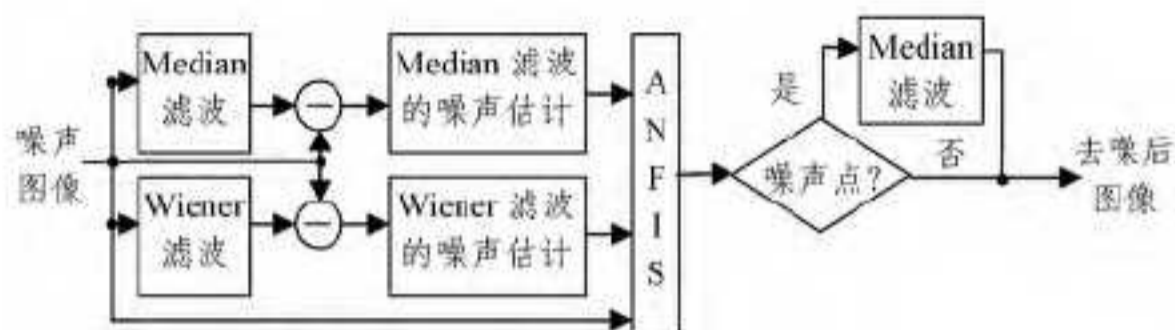


图 1 ANFIS 结构

### 2.1 自适应神经网络模糊推理系统的输入

将含噪声的图像、中值滤波后的图像和维纳滤波后的图像作为自适应神经网络模糊推理系统的三个输入。这里仅仅说明后面两个输入项<sup>[7]</sup>。

#### 2.1.1 中值滤波对图像噪声的估计

中值滤波是一种简单的滤波算法,将窗口内像素点的灰度值的中值作为输出。中值滤波算法的输入量和输出量的关系如下:

$g(x, y)$  表示图像坐标为  $(x, y)$  的像素点的灰度值,这里  $x$  和  $y$  分别表示横坐标和纵坐标,噪声图像的窗口大小为  $R \times C$ ,  $x$  和  $y$  相应的大小范围分别为  $1 \leq x \leq R$  和  $1 \leq y \leq C$ 。 $W_N(x, y)$  表示在含噪声的图像中以  $(x, y)$  为中心点的窗口内一组像素点的灰度值序列,窗口范围为  $(2N+1) \times (2N+1)$ 。

$$W_N(x, y) = \{g(x+p, y+q) | (p, q) = -N, \dots, N\} \quad (1)$$

其中,  $p$  和  $q$  是整数,  $N$  是正整数符号。

中值滤波算法的输出是滤波窗口  $W_N(x, y)$  内所有像素点的灰度值的中间值。

$$m(x, y) = \text{Median}(W_N(x, y)) \quad (2)$$

则将中值滤波算法对噪声点的估计量  $\hat{n}_m$  定义为:

$$\hat{n}_m = g - m \quad (3)$$

#### 2.1.2 维纳滤波对图像噪声的估计

维纳滤波算法在图像去噪上较为常见,它基于每个图像灰度值局部的数学统计特性。对图像进行估计,且具有较强自适应性。

$g(x, y)$  表示待滤波图像  $g$  在坐标为  $(x, y)$  处的灰度值。这里  $x$  和  $y$  分别表示像素点的横坐标和纵坐标,  $\eta$  表示在噪声图像中以坐标点  $(x, y)$  为中心的滤波窗口,窗口的大小为  $\omega \times \omega$ 。

首先对每个滤波窗口内的像素点灰度值的均值和方差进行估计,

$$u = \frac{1}{N \times M} \sum_{x, y \in \eta} g(x, y) \quad (4)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N \times M} \sum_{x, y \in \eta} (g(x, y)^2 - u^2) \quad (5)$$

再根据得到的数学特性估计出真实图像,

$$\hat{f}_w(x, y) = u + \frac{\sigma^2 - v^2}{\sigma^2} (g(x, y) - u) \quad (6)$$

其中,  $v^2$  表示噪声点灰度值的方差,该方差在实际中往往是不好获取的,采用滤波窗口内所有像素点灰度值的方差的均值来代替它。

维纳滤波算法对噪声点的估计  $\hat{n}_w$  定义为:

$$\hat{n}_w = g - \hat{f}_w \quad (7)$$

其中,  $\hat{f}_w$  表示含噪声图像  $g$  经过维纳滤波算法估计后的图像。

### 2.2 自适应神经网络模糊推理系统的训练

自适应神经网络模糊推理系统是一种基于已有数据的建模方法。判断建模成功与否是看系统是否很好地模拟这些已知数据。用输入量隶属度函数和它相应的参数对输入量进行映射处理,再通过输出量的隶属度函数及其参数的再次映射将输入空间数据映射到输出空间中。隶属度函数形状的参数可以通过系统学习进行调整。

对于系统中的所有参数,采用一种混合学习算法,在条件参数学习中采用反向传播算法,结论参数采用线性最小二乘估计算法来调整。

为了方便快捷地得到对比效果,这里使用计算机合成图像来进行实验,图像的大小为  $64 \times 64$ ,它是由  $4 \times 4$  像素的小方块组成的,所有小方块内的像素点灰度值是随机赋值且均匀分配的,即形成了我们想要的去噪目标图像,如图 2(b) 所示。在原始的去噪目标图像的基础上,对其添加了 15% 的椒盐噪声,就得到了训练用的含噪声的图像,如图 2(a) 所示。

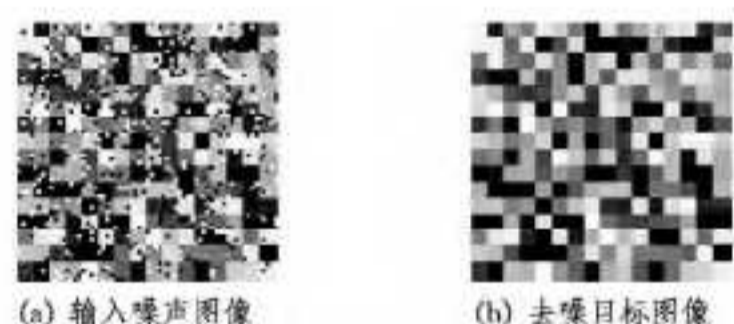


图 2 训练图像

图 3 显示的是 ANFIS 训练的结构示意图。其中虚线显示的方框表示理想的噪声滤波器,在实际中是没有必要存在的,也不可能存在。去噪目标图像如图 2(b) 所示。

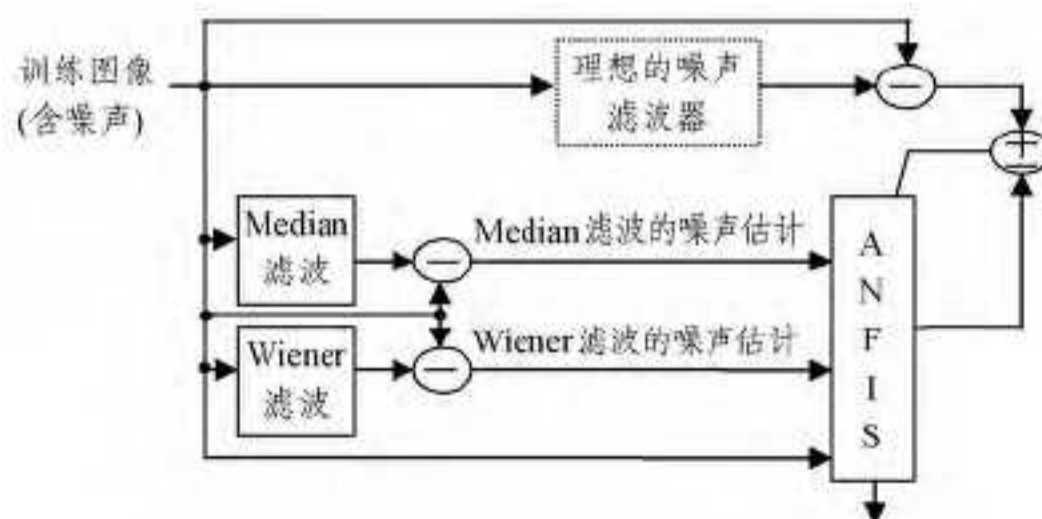


图 3 ANFIS 训练结构示意图

### 2.3 基于自适应神经网络模糊推理系统去噪算法的输出

通过自适应神经网络模糊推理系统训练后,先判断图像像素点是否为噪声点,再对噪声点的灰度值通过中值滤波算法进行去噪处理。具体步骤如下:

如果 ANFIS 训练输出为  $\hat{f}_n$ , 事先设定一个阈值  $T$ , 通过这个阈值来判断待去噪图像中的像素点是否为噪声点。即噪声点的判断如下:

$$\hat{f}_n(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{若 } \hat{f}_n(x, y) > T \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (8)$$

根据数据检验的误差值来决定阈值  $T$  的选取规则, 一般取值范围为 10 到 30, 这里采用 20。

对于判断为噪声点的像素点采用中值滤波算法进行去噪处理, 对于判断为非噪声点的像素点不作处理。

$$\hat{f}(x, y) = \begin{cases} \text{median}(g(x, y)), & \text{若 } \hat{f}_n(x, y) = 1 \\ g(x, y), & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

### 3 仿真实验

为了验证本文算法的有效性, 对实际采集的交通视频和文献中常用的标准测试图像进行处理, 添加不同噪声密度的椒盐噪声, 将本文算法分别与一种小波变换滤波算法和标准中值滤波算法作对比。本文算法是对标准中值滤波算法的改进, 主要是和标准中值滤波算法作对比。采用定性和定量相结合的方法来评价。

#### 3.1 标准测试图像

为了验证本文算法的有效性, 选取合成的标准测试图像作为实验对象(如图 4(a)所示), 通过计算机技术向标准测试图像添加 15% 的椒盐噪声, 得到含噪声的仿真实验图像(如图 4(b)所示)。含椒盐噪声的图像主要存在 3 种特征: 曲线、直线和斜向。它们很好地代表了几种典型类型和走向的图像边缘。

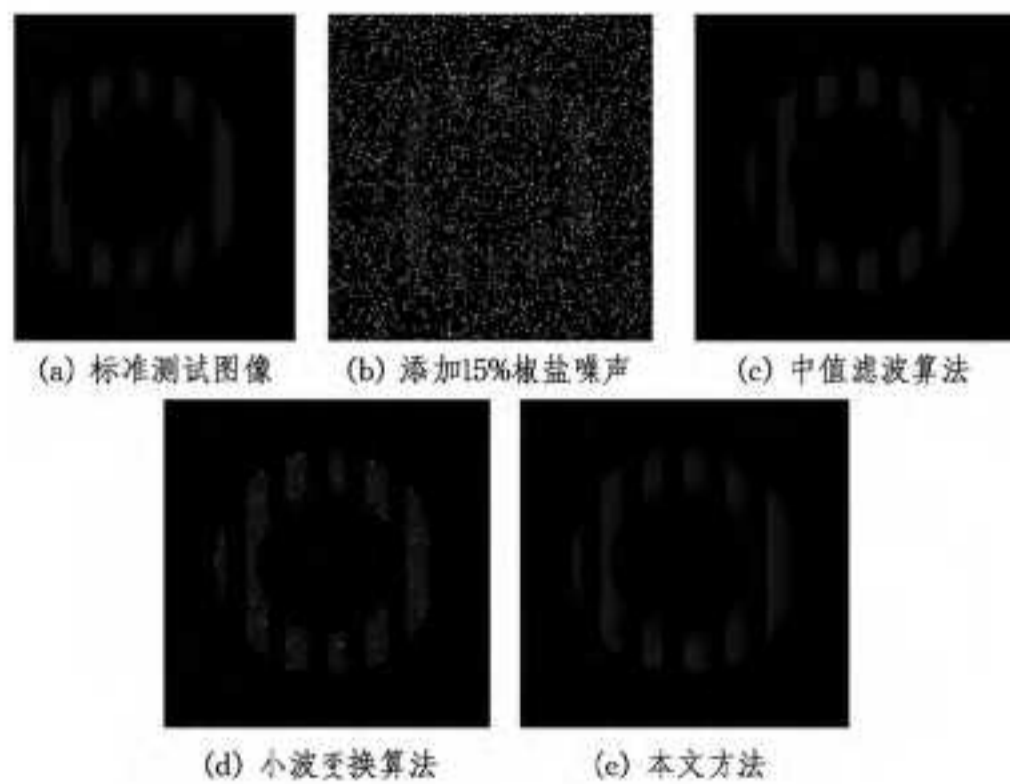


图 4 对加噪 ledge 图像去噪结果的对比示意图

采用本文提出的算法不仅可以有效地滤除噪声点, 而且能够很好地保护图像的细节和边缘。具体分析如下: 从整体去噪结果来看, 中值滤波算法和本文提出的算法对噪声点的去除是最理想的, 小波变换算法的结果有一定量的噪声点; 从细节来看, 本文方法的去噪效果保持了直线边缘和斜线边缘完整性。

#### 3.2 交通视频测试图像

图 5 给出了采用本文算法和中值滤波算法对高速公路视频图像“highwayII”的处理结果。其中, 图 5(a)为含噪声图像, 原图如图 5(d)所示。利用本文算法对图 5(a)进行去噪后所得的结果如图 5(c)所示, 利用中值滤波算法对图 5(a)进行

去噪后所得的结果如图 5(b)所示。图 5(e)和图 5(f)是比较两种算法去噪后图像和原图的差。由此可以很明显地看出: 本文算法既能很好地去掉噪声, 又能保留了更多的图像细节和边缘。

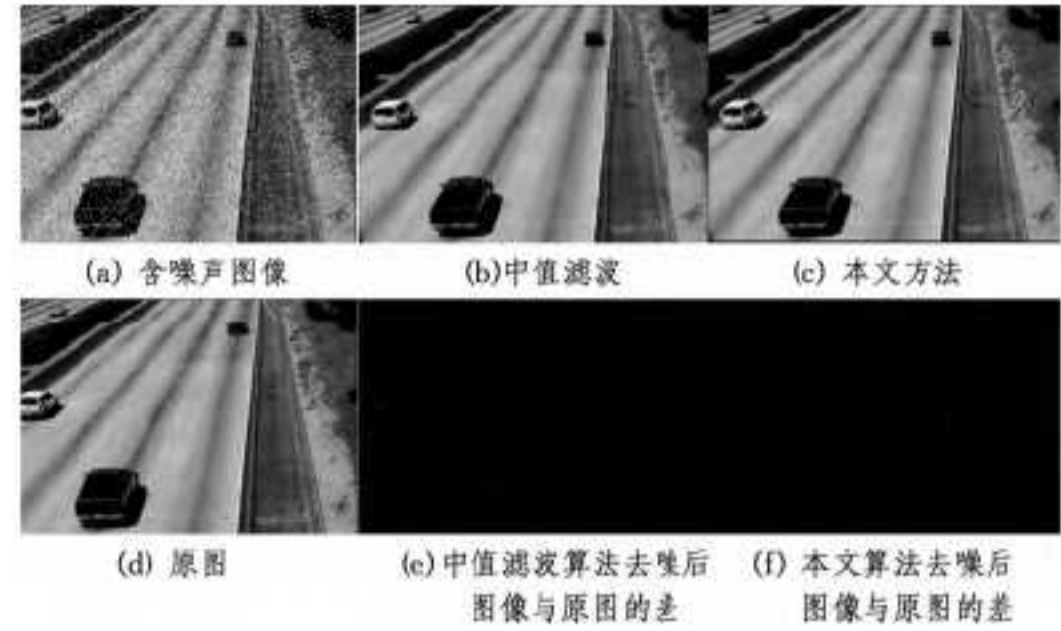


图 5 对加噪 highwayII 图像去噪结果的对比示意图

#### 3.3 定性评价

在噪声点去除方面, 中值滤波算法和本文提出的算法效果最好, 小波变换算法的去噪结果还存在一些噪声点。在细节和边缘保护方面, 在噪声图像的左上方对角线上, 有一条浅浅的直线, 小波变换算法和本文提出的算法都可以有效地保护细节, 斜线边缘完整地保存了下来。综合两个方面可以明显地得出, 本文提出的算法在滤除噪声点以及保护图像的细节和边缘两方面都优于传统算法。

#### 3.4 定量评价

采用均方根信噪比(SNR)来评价中值滤波算法和自适应神经网络模糊推理系统算法的去噪效果[8]。

$$\text{SNR} = \sqrt{\frac{\sum_{x=1}^R \sum_{y=1}^C f(x, y)}{\sum_{x=1}^R \sum_{y=1}^C (f(x, y) - \hat{f}(x, y))^2}} \quad (10)$$

式中,  $f(i, j)$  为标准测试图像的像素点  $(i, j)$  处的灰度值,  $\hat{f}(i, j)$  为去噪后的图像像素点  $(i, j)$  的灰度值。

表 1 给出了 highwayII 图像和 ledge 图像在添加 15% 椒盐噪声后采用中值滤波算法和本文算法进行滤波处理所得的结果的均方根信噪比。可以看出, 本文算法滤波比中值滤波算法滤波具有更高的信噪比。

表 1 对图像添加 15% 的椒盐噪声的均方根信噪比比较

图像类别	噪声图像	中值滤波结果	本文方法结果
highwayII 图像	2.8766	18.6902	29.7042
ledge 图像	0.6042	12.2814	14.3564

**结束语** 针对图像中常见的脉冲噪声, 提出了基于自适应神经网络模糊推理系统的图像去噪算法。实验结果表明, 本文提出的方法, 较之传统去噪算法, 在消除噪声和保护细节边缘上都具有优越性。而且 ANFIS 结构简单, 仅需要三输入、单输出来进行训练; 同时训练数据可以直接通过计算机合成图像获取, 简单便捷, 符合实际的工程应用要求。今后, 将进一步提高去噪算法的噪声点检测精度和鲁棒性。另外, 多种图像去噪算法相结合的综合滤波器在信息融合等方面的嵌入, 也有待继续研究。

### 参考文献

[1] Russo F, Ramponi G. A fuzzy filter for images corrupted by im-

pulse noise[J]. Signal Processing Letters, IEEE, 1996, 3(6): 168-170

[2] Van De Ville D, Nachtegaal M, Van der Weken D, et al. Noise reduction by fuzzy image filtering[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2003, 11(4): 429-436

[3] Yüksel M E, Başürk A. Efficient removal of impulse noise from highly corrupted digital images by a simple neuro-fuzzy operator[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2003, 57(3): 214-219

[4] Beşdok E, Çivicioğlu P, Allç M. Impulsive noise suppression from highly corrupted images by using resilient neural networks [M]// Artificial Intelligence and Soft Computing-ICAISC 2004. Berlin Heidelberg: Springer, 2004: 670-675

[5] Yüksel M E. A hybrid neuro-fuzzy filter for edge preserving restoration of images corrupted by impulse noise[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(4): 928-936

[6] Wu J, Yin Z, Xiong Y. The fast multilevel fuzzy edge detection of blurry images[J]. Signal Processing Letters, IEEE, 2007, 14(5): 344-347

[7] Chaira T, Ray A K. A new measure using intuitionistic fuzzy set theory and its application to edge detection[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(2): 919-927

[8] Yli-Harja O, Astola J, Neuvo Y. Analysis of the properties of median and weighted median filters using threshold logic and stack filter representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1991, 39(2): 395-410

(上接第 186 页)

加增强了对背景噪声的抑制,从而进一步提高了变化检测的准确性,如图 3(a)、(b)和图 4(a)、(b)所示。

为对本文算法进行进一步的量化分析,采用  $13 \times 13$  的平滑窗,以步长 5 个像素在变化检测结果图中进行滑动,计算每个滑动窗下的正确检测率、虚警率、漏警率,最后对所有滑动窗求均值,可得到表 1 所列的结果。结果表明,本文算法在变化检测的准确性方面明显优于文献[3,9],虚警检测明显优于文献[3],比文献[9]稍优。检测参数定义如下:

$$\text{正确检测率} = \frac{\text{正确检测的变化像素数}}{\text{变化像素总数}}$$

$$\text{虚警率} = \frac{\text{虚警检测的变化像素数}}{\text{变化像素总数}}$$

$$\text{漏警率} = \frac{\text{漏检的变化像素数}}{\text{变化像素总数}}$$

表 1 各种算法变化检测结果量化分析

算法		本文算法		文献[3]		文献[9]		
分解层数		S=2	S=3	S=2	S=2			
特征空间维数						p=2	p=3	p=4
第一组数据	正确检测率	0.95	0.97	0.91	0.89	0.90	0.90	
	虚警率	0.03	0.02	0.11	0.01	0.02	0.01	
	漏检率	0.05	0.03	0.09	0.11	0.10	0.10	
	运行时间 <sub>s</sub>	48	56	46	26	28	31	
第二组数据	正确检测率	0.98	0.99	0.90	0.91	0.93	0.92	
	虚警率	0.02	0.01	0.13	0.04	0.02	0.07	
	漏检率	0.02	0.01	0.10	0.09	0.07	0.08	
	运行时间 <sub>s</sub>	48	56	46	26	28	31	

综上,本文算法对背景和噪声的鲁棒性要优于文献[3]和[9],这和新算法中采用的基于影像对象取代基于像素构造分块数据、用均值特征消除孤立噪声点、选择合适的 UDWT 分解层数等多项抑制噪声的措施是分不开的。同时,从本文算法结果看,消除了文献[3]和[9]中真实变化目标的部分或整体上的漏检,而且对弱边缘的变化取得了很好的效果,这与采用 UDWT 进行分块并控制分块的尺度稳定是分不开的,这些都说明,本文算法变化检测的准确性得到了很好的改善。

结束语 通过对高分辨率影像变化检测方法的深入剖析,本文提出了一种新的 ICA 变化检测算法。通过利用面向对象代替基于像素构造分块数据源,有效地抑制了背景及噪

声对变化检测结果的影响,而且,由于采用 UDWT 进行矩阵分块,有效地保留了原始影像信息,能够得到更准确的子空间估计,从而提高了变化检测结果的准确性。仿真结果验证了本文算法对鲁棒性和准确性的改善。下一步的工作重点是如何利用纹理特征改善影像对象提取的准确性以及如何有效地引入影像对象的多特征,进一步提高变化检测的准确性。

## 参考文献

[1] Celik T. Unsupervised change detection in satellite images using principal component analysis and k-means clustering[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2009, 6(4): 772-776

[2] 李小春. 多源遥感影像融合技术及应用研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2005

[3] 李小春, 陈鲸. 一种变化检测的新算法[J]. 宇航学报, 2005, 26(3): 334-338

[4] Baatz M, Schape A. Multiresolution segmentation-an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation [C]// Strobl J, Blaschke T, eds. Angewandte Geogr. Information sverarbeitung XII. Heidelberg: Wichmann, 2000: 12-23

[5] 徐国华. 面向对象的遥感图像变化检测技术研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学测绘学院, 2011

[6] Liu Wen, Yamazaki F. Object-Based Shadow Extraction and Correction of High-Resolution Optical Satellite Images[J]. Journal of Selected Topics In Applied Earth Observations And Remote Sensing, 2012, 5(4): 1296-1302

[7] Wang Wen-jie, Zhao Zhong-ming, Zhu Hai-qing. Object-oriented Multi-feature Fusion Change Detection Method for High Resolution Remote Sensing Image[C]// 17th international conference on geoinformatics. 2009: 1-6

[8] Du Pei-jun, Liu Si-cong, Tan Kun, et al. Fusion of Difference Images for Change Detection Over Urban Areas[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations And Remote Sensing, 2012, 5(4): 1076-1086

[9] Celik T, Ma Kai-kuang. Multitemporal Image Change Detection Using Undecimated Discrete Wavelet Transform and Active Contours[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(2): 706-716