

耦合冲击滤波器的片相似性各向异性扩散模型

白云蛟^a, 张 权^a, 尚 禹^a, 张鹏程^a, 刘 伟^a, 桂志国^{a,b}

(中北大学 a. 电子测试技术国家重点实验室;
b. 仪器科学与动态测试教育部重点实验室, 太原 030051)

摘 要: 在图像去噪过程中, 为保持图像边缘并去除噪声, 提出一种结合片相似性各向异性扩散(AD)和冲击滤波器的图像去噪和增强模型。采用片相似性 AD 模型去除图像中的噪声, 引入冲击滤波器增强图像的重要结构特征。构造关于图像梯度模的函数, 并自适应地调节图像在同质区域、细节和边缘区域的增强系数, 在增强图像细节的同时, 抑制噪声的放大和过冲现象。实验结果表明, 该模型在视觉效果和客观评价指标方面均优于传统的 AD 模型、片相似性 AD 模型、结合冲击滤波器的 AD 模型, 不仅能有效地去除噪声, 且更好地保留了图像的细节和边缘特征。

关键词: 片相似性; 冲击滤波器; 各向异性扩散; 增强系数; 图像去噪; 图像增强

中文引用格式: 白云蛟, 张 权, 尚 禹, 等. 耦合冲击滤波器的片相似性各向异性扩散模型[J]. 计算机工程, 2017, 43(3): 271-276, 281.

英文引用格式: Bai Yunjiao, Zhang Quan, Shang Yu, et al. Patch Similarity Based Anisotropic Diffusion Model Coupled with Shock Filter[J]. Computer Engineering, 2017, 43(3): 271-276, 281.

Patch Similarity Based Anisotropic Diffusion Model Coupled with Shock Filter

BAI Yunjiao^a, ZHANG Quan^a, SHANG Yu^a, ZHANG Pengcheng^a, LIU Yi^a, GUI Zhiguo^{a,b}

(a. National Key Laboratory for Electronic Measurement Technology; b. Key Laboratory of Instrumentation Science & Dynamic Measurement of Ministry of Education, North University of China, Taiyuan 030051, China)

【Abstract】 In order to preserve edge and remove noise during the image denoising, a model combining the patch similarity based Anisotropic Diffusion(AD) and the shock filter is proposed for image denoising and enhancement. The proposed model makes use of the patch similarity based AD model to remove noise and introduces the shock filter to enhance the important structure features of the image. The function with respect to the modulus of the image gradient is constructed to adaptively adjust the enhancement coefficients in the homogenous region, detail and edge region of the image. This function suppresses the noise amplification and the overshoot phenomenon when the proposed model enhances the details of the image. Experimental results show that the proposed model, which is superior to the traditional AD model, patch similarity based AD model and shock filter combined AD model in the aspects of visual effects and objective evaluation indexes, can not only effectively remove noise, but also better preserve the detail and edge features of the image.

【Key words】 patch similarity; shock filter; Anisotropic Diffusion(AD); enhancement coefficient; image denoising; image enhancement

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.03.045

基金项目: 国家自然科学基金(61271357); 国家重大科学仪器设备开发专项(2014YQ240445); 山西省自然科学基金(2015011046); 北京理工大学爆炸科学与技术国家重点实验室开放课题(KFJJ13-11M)。

作者简介: 白云蛟(1990—), 男, 博士研究生, 主研方向为图像处理; 张 权, 副教授、博士; 尚 禹, 教授、博士; 张鹏程、刘 伟, 讲师、博士; 桂志国(通信作者), 教授、博士生导师。

收稿日期: 2016-05-04 **修回日期:** 2016-07-07 **E-mail:** gzgtg@163.com

0 概述

图像去噪一直是图像处理领域里最重要的基础性研究课题之一,已经广泛地应用于医学图像、遥感成像、天文学、无损检测等领域。为了获得高质量的清晰图像,便于后续的图像分割、识别、分析,研究者提出了一系列基于小波变换^[1]、非局部均值^[2]、偏微分方程(Partial Differential Equation, PDE)^[3-4]的图像去噪方法。其中,鉴于偏微分方程在图像去噪^[5]、放大^[6]、修复^[7]等方面的广泛应用,逐渐成为了图像处理领域的研究热点。

文献[8]提出经典的各向异性扩散模型(P-M模型)。研究人员在深入分析P-M模型不足的基础上,引入能有效区分噪声和细节的局部方差^[9],能够区分边缘和斜坡的差分曲率^[10],基于Hessian矩阵特征值的结构描述算子^[11]。根据图像不同的特征,自适应地调整扩散系数中的梯度阈值,提高P-M模型保护细节的能力。与P-M模型相对应的另一类偏微分图像去噪方法是经典全变分最小化模型(TV模型)^[12],该模型能够保持图像的边缘信息,但存在明显的阶梯效应。为了避免P-M和TV模型引起的阶梯伪影,文献[13]提出了基于四阶偏微分方程的图像去噪模型,克服了P-M模型的阶梯效应,但产生了孤立的脉冲噪声;文献[14]将图像分为不同的区域,在同质区域采用热传导方程平滑噪声,在边缘区域采用P-M模型保护边缘,提出了基于变指数的自适应P-M图像去噪模型,在抑制阶梯和斑点伪影的同时保护边缘;文献[15]提出了一种结合同性扩散模型、各向异性扩散模型和全变分模型的去噪技术。该模型针对图像不同的信息区域,自适应地选择去噪模型,充分采用各去噪模型的优势,获得了较高的边缘保持和噪声去除能力。此外,文献[16]将P-M模型和非局部均值去噪算法相结合,提出了基于非局部理论的P-M去噪模型;文献[17]在二进小波变换域进行各向异性扩散,并使用自适应统计方法,提出了基于小波的多尺度各向异性扩散算法,两者均取得了较好的去噪效果。

文献[18]使用核正则化的梯度代替传统的梯度,提出了一种通过核扩散各向异性进行图像去噪和边缘检测的方法,该方法很好地应用于低信噪比图像,抑制噪声的同时保护了更多的边界信息。文献[19]利用基于图像邻域信息的相似性度量函数代替梯度,提出了片相似性各向异性扩散图像去噪方法,虽然抑制了阶梯效应,但不同程度地模糊了图像的边缘和局部细节。

冲击滤波器是一种基于偏微分方程的图像增强方法^[20],已经广泛地应用于图像增强中^[21-23]。为了提高片相似性各向异性扩散模型保护边缘细节的能

力,本文引入冲击滤波器,结合片相似性各向异性扩散模型能够有效去除噪声和冲击滤波器能够增强图像边缘特征的优势,提出一种耦合冲击滤波器的片相似性各向异性扩散模型。

1 相关工作

1.1 片相似性各向异性扩散模型

针对各向同性扩散方程(热扩散方程)模糊图像边缘和降低分辨率的缺点,文献[8]提出了各向异性扩散方程(P-M模型),定义如下:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(c(|\nabla I|)\nabla I) \quad (1)$$

其中, $|\nabla I|$ 为图像 I 梯度的模值; $c(|\nabla I|)$ 是关于 $|\nabla I|$ 的非负的单调递减函数; div 表示散度算子。各向异性扩散系数 $c(s)$ 通常使用以下 2 种表达形式:

$$c(s) = \frac{1}{1 + \left(\frac{s}{k}\right)^2} \quad (2)$$

$$c(s) = \exp\left[-\left(\frac{s}{k}\right)^2\right] \quad (3)$$

其中, k 为梯度阈值。为了分析 P-M 模型的扩散性能,按照图像等照度线的法向 η (梯度方向) 和与其正交的切线方向 ξ 建立 η - ξ 局部坐标系,对图像的局部特征沿法向-切向进行分解,得到 P-M 模型在局部坐标系中的表达式为:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \frac{1 - (|\nabla I|/k)^2}{(1 + (|\nabla I|/k)^2)^2} I_{\eta\eta} + \frac{1}{1 + (|\nabla I|/k)^2} I_{\xi\xi} \quad (4)$$

其中,扩散系数 $c(|\nabla I|)$ 采用式(2), $I_{\eta\eta}$ 和 $I_{\xi\xi}$ 分别为图像沿法向和切向的二阶导数,分别定义为:

$$I_{\eta\eta} = \frac{I_{xx}I_x^2 + 2I_{xy}I_xI_y + I_{yy}I_y^2}{I_x^2 + I_y^2} \quad (5)$$

$$I_{\xi\xi} = \frac{I_{xx}I_y^2 - 2I_{xy}I_xI_y + I_{yy}I_x^2}{I_x^2 + I_y^2} \quad (6)$$

其中, I_x 和 I_y 分别为图像的一阶偏导数; I_{xx} , I_{xy} 和 I_{yy} 分别为图像的二阶偏导数。分析式(4)可以看出,当 $|\nabla I| \leq k$ 时, P-M 模型是前扩散方程,能够有效地平滑噪声;当 $|\nabla I| > k$ 时, P-M 模型在法向进行反向扩散,增强图像的边缘等特征。但 P-M 模型中的梯度对噪声非常敏感,容易引起阶梯效应,致使处理后的图像中产生新的特征。为此,文献[19]受非局部均值去噪算法的启发,利用图像邻域信息定义了相似性度量函数,具体如下:

设 $\mathbf{P}_{x,y}^I$ 为图像 I 中以 (x,y) 为中心的 $q \times q$ 邻域中所有像素灰度值组成的有序向量。其中,邻域窗口长度 q 为奇数, $q = 2r + 1$; r 为邻域窗口半径。将局部邻域中所有像素点按照行或者列进行排列,得到 q^2 维的向量 $\mathbf{P}_{x,y}^I = (I_{x-r,y-r}, \dots, I_{x+r,y+r})^T$ 。则图像中点 (x,y) 和点

(i, j) 的相似性度量采用以下函数进行计算:

$$d(\mathbf{P}_{x,y}^I, \mathbf{P}_{i,j}^I) = \frac{1}{q^2} \left(\sum_{l=1}^{q^2} (\mathbf{P}_{x,y}^I(l) - \mathbf{P}_{i,j}^I(l))^2 \right)^{1/2} \quad (7)$$

在此基础上,采用式(7)定义的相似性度量函数代替 P-M 模型扩散系数中的梯度,提出了基于片相似性的各向异性扩散 (Patch Similarity based Anisotropic Diffusion, PSAD) 图像去噪模型:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div} [c(d(\mathbf{P}^I)) \nabla I] \quad (8)$$

其中, $d(\mathbf{P}^I)$ 表示定义在由图像 I 构造的片空间上的相似度函数, 扩散系数 $c(\cdot)$ 选择式(2)。该模型引入片相似性思想到各向异性扩散模型中, 采用图像片的信息描述图像的特征, 提高了模型的去噪性能。与 P-M 模型相比, 去噪后的图像不存在明显的阶梯效应, 较好地去除了噪声, 但边缘保持能力有所下降。

1.2 冲击滤波器

文献[20]提出了基于双曲方程理论的冲击滤波器进行图像增强, 其二维表达式为:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = -\text{sign}(I_{\eta\eta}) |\nabla I| \quad (9)$$

其中, η 为图像梯度的方向; $I_{\eta\eta}$ 为图像在 η 方向的二阶导数; 符号函数 $\text{sign}(\cdot)$ 定义为:

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} -1, & x < 0 \\ 0, & x = 0 \\ 1, & x > 0 \end{cases} \quad (10)$$

该方程是一个各向异性的滤波器, 沿着等照度线(边缘)的切线方向不做任何处理, 而沿着梯度方向实施冲击增强边缘。但是, 当图像中含有噪声时, 冲击滤波器不能准确区分噪声拐点和边缘拐点, 在增强边缘的同时, 也增强了噪声。针对冲击滤波器对噪声敏感的问题, 文献[21]提出了结合冲击滤波器和各向异性扩散 (Shock Filter and Anisotropic Diffusion, SFAD) 的偏微分方程, 该方程引入高斯函数平滑图像的三阶法向导数, 增加了对噪声的鲁棒性, 同时结合方向平滑算子 $I_{\xi\xi}$, 定义如下:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = -\text{sign}(G_\sigma * I_{\eta\eta}) |\nabla I| + \lambda I_{\xi\xi} \quad (11)$$

其中, G_σ 为标准差为 σ 的高斯函数; ξ 为垂直于 η 的方向; λ 是一个正的常数, 平衡扩散行为和冲击增强。该模型沿着梯度方向在 $G_\sigma * I_{\eta\eta}$ 的零交叉点处增强图像的边缘, 沿着 ξ 方向进行扩散, 但在含噪的同质区域只沿一个方向扩散, 不能有效地去除噪声。

2 本文模型

2.1 模型及分析

本文在分析 PSAD 模型和冲击滤波器优缺点的

基础上, 提出了一种耦合冲击滤波器的片相似性各向异性扩散模型, 具体如下:

$$\begin{cases} u = G_\sigma * I \\ \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div} [c(d(\mathbf{P}^I)) \nabla I] - f(|\nabla u|) \\ \quad \times \frac{2}{\pi} \arctan(u_{\eta\eta}) |\nabla I| \end{cases} \quad (12)$$

其中, u 是标准差为 σ 的高斯函数卷积 I 后的图像; $\arctan(\cdot)$ 为反正切函数; 扩散系数 $c(\cdot)$ 选择式(2)表达式; $f(|\nabla u|)$ 为增强系数函数, 定义如下:

$$f(|\nabla u|) = m \times \frac{2h|\nabla u|}{h^2 + (|\nabla u|)^2} \quad (13)$$

其中, $|\nabla u|$ 为图像 u 的梯度模值; m 和 h 为正常数。新模型的性能分析如下:

1) 采用高斯函数卷积平滑图像, 再计算二阶法向导数, 减少噪声拐点的干扰, 增加模型对噪声的鲁棒性。

2) 引入反正切函数, 在开区间 $(-1, 1)$ 上, 构建连续变化的函数 $g(x) = \frac{2}{\pi} \arctan(x)$ 代替不连续的符号函数 $y(x) = \text{sign}(x)$, 柔和地控制图像灰度的变化, 获得更加自然的视觉效果。其中, 函数 $y(x)$ 和 $g(x)$ 的变化曲线如图 1 所示。

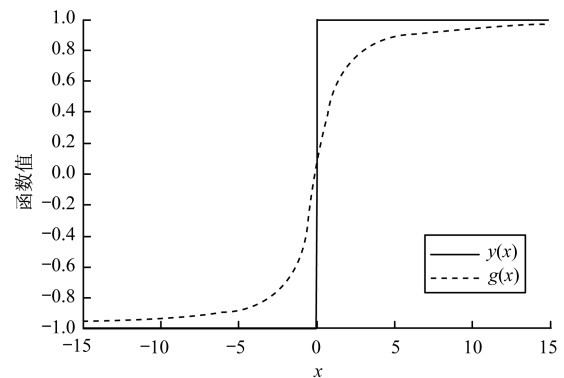


图1 函数 $y(x)$ 和 $g(x)$ 的变化曲线

3) 采用平滑图像梯度的模 $|\nabla u|$ 检测图像的特征, 构造增强控制函数 $f(|\nabla u|)$, 自适应地调节图像在同质区域、细节和边缘区域的增强系数。 $f(|\nabla u|)$ 在不同 m 和 h 下随 $|\nabla u|$ 变化的曲线如图 2 所示。图 2(a) 给出了 $h = 20$ 时, $f(|\nabla u|)$ 在 $m_1 = 0.3$, $m_2 = 0.7$ 和 $m_3 = 1$ 时的变化曲线, 可以看出, 同一 $|\nabla u|$ 处, $f(|\nabla u|)$ 随着 m 的增大而增大, 说明 m 控制增强的程度。图 2(b) 给出了 $m = 1$ 时, $f(|\nabla u|)$ 在 $h_1 = 10$, $h_2 = 20$ 和 $h_3 = 30$ 时的变化曲线, 可以看出, 当 $|\nabla u| = h$ 时, $f(|\nabla u|)$ 取得最大值; 随着 h 的增加, $f(|\nabla u|)$ 的峰值点对应的位置 $|\nabla u|$ 也随着增大, 说明 h 控制主要增强的区域。从图 2(a) 和图 2(b) 中曲线的变化趋势可以看出, 函数 $f(|\nabla u|)$ 有以下特

征:在同质区域有较小的值,抑制噪声的放大;在细节区域有较大的值,可以对图像细节进行有效增强;而对强边缘区域(较大的 $|\nabla u|$),逐渐减小,避免出现过冲现象。通过以上分析可知,合适地设定 m 和 h ,本文模型能够在增强边缘细节、抑制噪声和防止过冲之间实现较好的平衡。

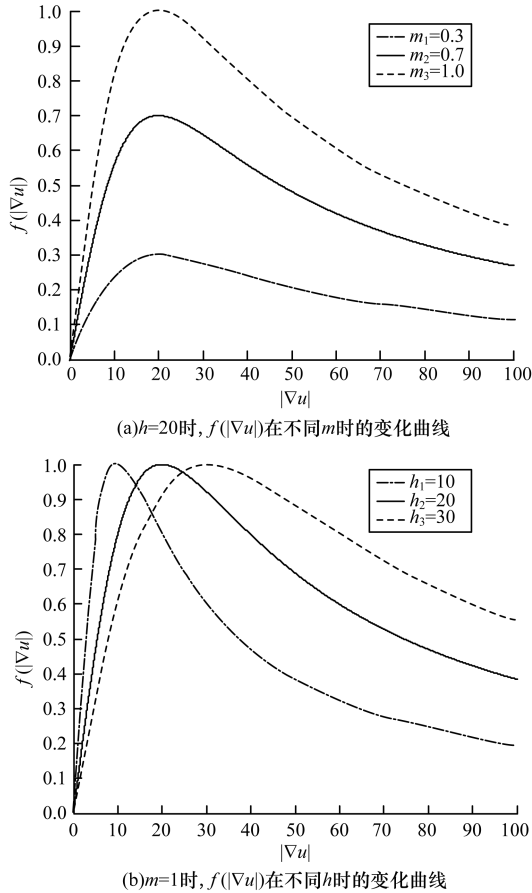


图2 $f(|\nabla u|)$ 在不同 m 和 h 下随 $|\nabla u|$ 变化的曲线

总之,本文模型结合 PSAD 模型去除噪声和冲击滤波器增强边缘的特性,在去噪的同时,对图像的特征进行增强,防止边缘细节的丢失,从而达到有效去除噪声和保护图像边缘细节的效果。

2.2 数值实现

设定时间间隔为 Δt ,空间步长为 $\beta=1$, $(i\beta, j\beta)$ 表示图像中的离散点。对于冲击项,采用中心差分格式求解 $u_{\eta\eta}$,则有:

$$\begin{aligned} u_x(i, j) &= \frac{u_{i+1, j} - u_{i-1, j}}{2}, u_y(i, j) = \frac{u_{i, j+1} - u_{i, j-1}}{2} \\ u_{xx}(i, j) &= u_{i+1, j} - 2u_{i, j} + u_{i-1, j} \\ u_{yy}(i, j) &= u_{i, j+1} - 2u_{i, j} + u_{i, j-1} \\ u_{xy}(i, j) &= \frac{(u_{i-1, j-1} + u_{i+1, j+1}) - (u_{i-1, j+1} + u_{i+1, j-1})}{4} \\ u_{\eta\eta} &= \frac{u_{xx}u_x^2 + 2u_{xy}u_xu_y + u_{yy}u_y^2}{u_x^2 + u_y^2} \end{aligned} \quad (14)$$

鉴于冲击滤波器是双曲线的偏微分方程,采用

迎风格式求解冲击项中的 $|\nabla I|$,保证算法的稳定性,计算过程如下:

$$|\nabla I| = \sqrt{D_x^2 + D_y^2} \quad (15)$$

其中, $D_x = \minmod(I_x^+(i, j), I_x^-(i, j))$; $D_y = \minmod(I_y^+(i, j), I_y^-(i, j))$, $\minmod$ 算子定义为:

$$\minmod(a, b) = \begin{cases} \text{sign}(a) \min(|a|, |b|), & ab > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

$$I_x^+(i, j) = I_{i+1, j} - I_{i, j}, I_x^-(i, j) = I_{i, j} - I_{i-1, j}$$

$$I_y^+(i, j) = I_{i, j+1} - I_{i, j}, I_y^-(i, j) = I_{i, j} - I_{i, j-1} \quad (17)$$

对于扩散项,数值求解过程如下:

设 $m=1, 2, 3, 4$, $\nabla I_{i, j}^m$ 和 $d_{i, j}^m$ 分别表示像素点 (i, j) 上、下、左、右4个邻域方向的梯度和相似性函数,即:

$$\nabla I_{i, j}^1 = I_{i-1, j} - I_{i, j}, \nabla I_{i, j}^2 = I_{i+1, j} - I_{i, j}$$

$$\nabla I_{i, j}^3 = I_{i, j-1} - I_{i, j}, \nabla I_{i, j}^4 = I_{i, j+1} - I_{i, j}$$

$$d_{i, j}^1 = d(\mathbf{P}_{i-1, j}^t, \mathbf{P}_{i, j}^t), d_{i, j}^2 = d(\mathbf{P}_{i+1, j}^t, \mathbf{P}_{i, j}^t)$$

$$d_{i, j}^3 = d(\mathbf{P}_{i, j-1}^t, \mathbf{P}_{i, j}^t), d_{i, j}^4 = d(\mathbf{P}_{i, j+1}^t, \mathbf{P}_{i, j}^t) \quad (18)$$

最后,引入迭代次数 n ,得到本文模型的离散迭代公式为:

$$\begin{aligned} I_{i, j}^{n+1} &= I_{i, j}^n + \Delta t \left(\sum_{m=1}^4 [c((d_{i, j}^m)^m) \nabla(I_{i, j}^n)^m] \right. \\ &\quad \left. - f(|\nabla u_{i, j}^n|) \times \frac{2}{\pi} \arctan((u_{i, j}^n) \eta \eta) |\nabla I_{i, j}^n| \right) \end{aligned} \quad (19)$$

3 实验结果与分析

本文采用 256 像素 $\times$ 256 像素的 House 和 Peppers 作为测试图像,首先对其进行高斯模糊,然后添加高斯噪声,得到含噪的模糊图像。为了说明本文去噪模型的正确性及其优势,将所提的模型与 P-M 模型、PSAD 模型、SFAD 模型进行对比实验。其中,在本文模型中,邻域窗口半径 $r=1$,时间步长 $\Delta t=0.1$ 。而且采用平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)、信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)、峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)客观地评价算法性能。其中,MAE 越小,去噪效果越好;SNR 越大,去噪能力越高;PSNR 值越大,图像失真越少。设 $M \times N$ 表示图像大小, I_0 是原始图像, I 是复原图像, μ 为 I_0 的均值,其分别定义如下:

$$MAE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |I(i, j) - I_0(i, j)|$$

$$SNR = 10 \lg \left(\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_0(i, j) - \mu)^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I(i, j) - I_0(i, j))^2} \right)$$

$$PSNR = 10 \lg \frac{255^2}{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I(i, j) - I_0(i, j))^2}$$

3.1 灰度图像去噪和增强

图3(a)为原始 House 图像,图3(b)为标准差为0.5的高斯函数模糊图像,然后添加标准差为12的高斯噪声生成的含噪模糊图像,图3(c)~图3(f)分别为P-M模型、PSAD模型、SFAD模型和本文模型对图(b)的处理结果图。在本文模型中,参数选取为: $k=2, m=0.3, h=8, \sigma=1$ 。可以看出,P-M模型产生了新的特征,如在平坦区域有黑白斑点,而且通过比较图3(c)和图3(f)可知,P-M模型虽然锐化了边缘,但不能有效去除边缘处的噪声点,如房子的窗户边界上存在大量的孤立噪声点,致使边缘存在失真现象。PSAD模型虽然抑制了P-M模型的阶梯效应,但同时也模糊了图像的边缘细节。SFAD模型只增强了图像的部分边缘,而且只沿着图像的切线方向扩散,不能有效地去除噪声,同时呈现出了虚假的分段常数图像。本文提出的模型克服了其他3种模型各自的缺点,有效地去除了同质区域的噪声,几乎没有伪迹,而且保留和增强了图像的边缘及细节。

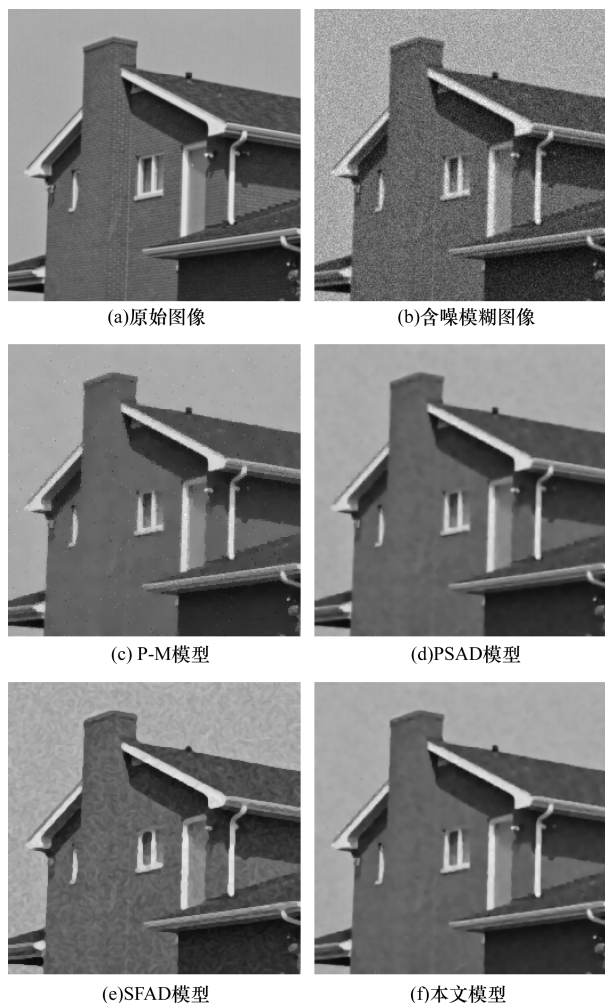


图3 不同模型对 House 图像的处理结果

为了充分说明本文模型的优势,图4给出了Peppers图像的原图、含噪模糊图像(高斯模糊函数

的标准差为1,高斯噪声的标准差为20)以及各模型的处理结果图。在本文模型中,参数选取为: $k=4, m=0.4, h=15, \sigma=1$ 。由图中可直观地看到:P-M模型和SFAD模型虽然能增强图像的边缘,但不能有效地去除噪声,在平坦区域出现了图像中原本没有的新特征,如显著的黑白斑点或者虚假结构。PSAD模型具有较好的去噪能力,但边缘保持能力较差。本文模型处理的图像边界光滑,没有残留的孤立噪声点,具有平滑的轮廓,而且很好地保留了图像的重要细节,同时对图像的重要特征进行了有效的增强,更接近于原始图像。



图4 不同模型对 Peppers 图像的处理结果

为了定量分析本文模型的性能,表1和表2分别给出了各去噪模型处理 House 和 Peppers 含噪模糊图像后的质量评价参数 MAE, SNR, PSNR 值,可以看出,本文提出的模型在平均绝对误差、信噪比、峰值信噪比方面都优于其他3种模型。综上分析,本文模型更好地保留了原始图像的结构特征,抑制了斑点效应和阶梯效应,获得了高质量的去噪图像,同时能够增强图像的边缘特征,在视觉效果和客观评价指标方面都具有较好的性能。

表 1 不同模型对 House 图像处理结果的客观评价指标

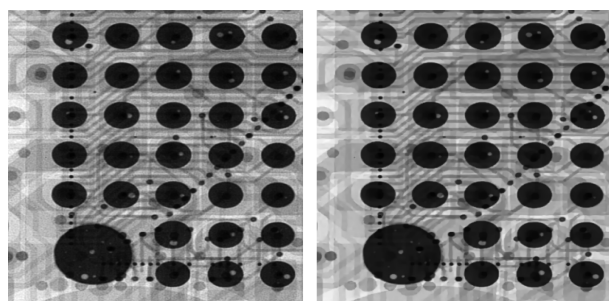
去噪模型	MAE	SNR/dB	PSNR/dB
P-M 模型	4.268 9	17.123 4	31.995 0
PSAD 模型	3.991 7	18.111 9	32.983 4
SFAD 模型	5.513 5	15.472 6	30.344 1
本文模型	3.830 5	18.510 4	33.381 9

表 2 不同模型对 Peppers 图像处理结果的客观评价指标

去噪模型	MAE	SNR/dB	PSNR/dB
P-M 模型	7.914 4	12.346 7	25.967 0
PSAD 模型	7.489 8	12.704 5	26.324 9
SFAD 模型	8.450 9	11.510 6	25.130 9
本文模型	6.739 9	13.580 1	27.200 4

3.2 BGA 图像去噪和增强

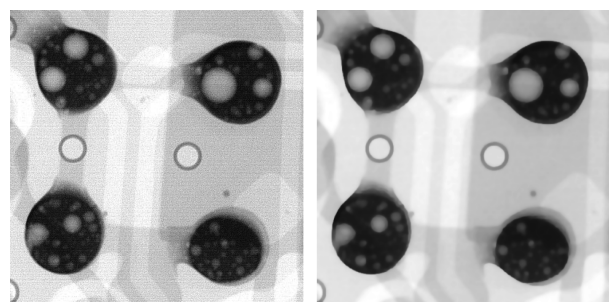
在无损检测领域,图像去噪和增强是准确识别和分析物件中缺陷的关键前提。为了说明本文模型在 BGA 内部缺陷检测中的应用价值,采用大小分别为 400 像素×400 像素和 512 像素×512 像素的 2 幅 BGA 射线图像进行测试。图 5 和图 6 分别给出了 2 幅图像经过本文模型的处理结果。从结果图可以看出:本文模型能够有效地去除射线图像中的噪声,而且增强了图像边缘细节等重要特征,为后续的缺陷识别和分析奠定了良好的基础。可见,本文模型在 BGA 射线检测领域有很好的应用前景。



(a)原始图像

(b)处理后图像

图 5 本文模型对 BGA 射线图像的处理结果 1



(a)原始图像

(b)处理后图像

图 6 本文模型对 BGA 射线图像的处理结果 2

4 结束语

本文结合片相似性各向异性扩散模型和冲击滤

波器的优势,提出一种基于冲击滤波器和各向异性扩散的图像去噪和增强模型。在详细分析所提模型原理的基础上,给出了具体实现的方法,最后通过实验验证了算法的正确性和有效性。通过与相关去噪模型比较,表明了本文模型在去除噪声和保护图像特征方面取得了较好的平衡。

参考文献

- [1] Silva R D, Minetto R, Schwartz W R, et al. Adaptive Edge-preserving Image Denoising Using Wavelet Transforms [J]. Pattern Analysis and Applications, 2013, 16(4): 567-580.
- [2] 张 权, 桂志国, 刘 伟, 等. 医学图像的自适应非局部均值去噪算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(7): 182-184, 187.
- [3] Jidesh P, Bini A A. A Curvature-driven Image Inpainting Approach for High-density Impulse Noise Removal[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2014, 39(5): 3691-3713.
- [4] Bai Jian, Feng Xiangchu. Fractional-order Anisotropic Diffusion for Image Denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(10): 2492-2502.
- [5] Wang Yuanquan, Ren Wenqi, Wang Huaibin. Anisotropic Second and Fourth Order Diffusion Models Based on Convolutional Virtual Electric Field for Image Denoising[J]. Computers & Mathematics with Applications, 2013, 66(10): 1729-1742.
- [6] 李 鹏, 邹 杨, 姚正安. 四阶各向异性扩散方程在图像放大中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(10): 1261-1269.
- [7] Lu Zhaolin, Qian Jiansheng, Li Leida. Gradient Based Restoration of Coal Mine Images Obtained by Underground Wireless Transmissions[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2011, 21(6): 809-813.
- [8] Perona P, Malik J. Scale-space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629-639.
- [9] Chao Shin-min, Tsai D M. An Improved Anisotropic Diffusion Model for Detail and Edge-preserving Smoothing [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(13): 2012-2023.
- [10] Chen Qiang, Montesinos P, Sun Quansen, et al. Ramp Preserving Perona-Malik Model [J]. Signal Processing, 2010, 90(6): 1963-1975.
- [11] Tian Haiying, Cai Hongmin, Lai Jianhuang. An Adaptive PM Model Based on Difference Eigenvalue for Image Restoration [J]. Chinese Journal of Electronics, 2014, 23(4): 761-766.
- [12] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear Total Variation Based Noise Removal Algorithms [J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1): 259-268.
- [13] You Y L, Kaveh M. Fourth-order Partial Differential Equations for Noise Removal [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(10): 1723-1730.

(下转第 281 页)

参考文献

- [1] Freni B, Marcialis G L, Roli F. Template Selection by Editing Algorithms; A Case Study in Face Recognition[C]//Proceedings of Joint IAPR International Workshop on Structural, Syntactic, and Statistical Pattern Recognition. New York, USA: ACM Press, 2008: 745-754.
- [2] Carvajal G, Figueroa M. Model, Analysis and Evaluation of the Effects of Analog VLSI Arithmetic on Linear Subspace-based Image Recognition[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2014, 55(3): 72-82.
- [3] Li Hong, Li Hongfeng, Wei Yantao, et al. Sparse-based Neural Response for Image Classification[J]. Neurocomputing, 2014, 144(1): 198-207.
- [4] Li Hong, Wei Yantao, Li Luoqing, et al. Hierarchical Feature Extraction with Local Neural Response for Image Recognition[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2012, 43(2): 412-424.
- [5] Smale S, Rosasco L, Bouvrie J, et al. Mathematics of the Neural Response[J]. Foundations of Computational Mathematics, 2010, 10(1): 67-91.
- [6] Lumini A, Nanni L. A Clustering Method for Automatic Biometric Template Selection[J]. Pattern Recognition, 2006, 39(3): 495-497.
- [7] Rogers T T, Patterson K. Object Categorization: Reversals and Explanations of the Basic-level Advantage[J]. Journal of Experimental Psychology General, 2007, 136(3): 451-469.
- [8] Sanghoon L, Crawford M M. Unsupervised Multistage Image Classification Using Hierarchical Clustering with a Bayesian Similarity Measure[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(3): 312-320.
- [9] Nikolaidis A. Local Distortion Resistant Image Watermarking Relying on Salient Feature Extraction[J]. Eurasip Journal on Advances in Signal Processing, 2012(1): 1-17.
- [10] Hua Shungang, Chen Guopeng, Wei Honglei, et al. Similarity Measure for Image Resizing Using SIFT Feature[J]. Eurasip Journal on Image & Video Processing, 2012(1): 1-11.
- [11] Dong Yongsheng, Ma Jinwen. Feature Extraction Through Contourlet Subband Clustering for Texture Classification[J]. Neurocomputing, 2013, 116(10): 157-164.
- [12] 藏青. 一种改进的 SIFT 特征匹配算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(2): 210-212.
- [13] Mei Kuizhi, Dong Peixiang, Lei Hao, et al. A Distributed Approach for Large-scale Classifier Training and Image Classification[J]. Neurocomputing, 2014, 144(1): 304-317.
- [14] Wang Xiaofang, Ma Jun, Xu Ming. Image Classification Using Sparse Coding and Spatial Pyramid Matching[C]//Proceedings of International Conference on Education Business & Information Management. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2014: 81-84.
- [15] 费欢, 李光辉. 基于 K-means 聚类的 WSN 异常数据检测算法[J]. 计算机工程, 2015, 41(7): 124-128.
- [16] 胡海青, 谭建龙, 朱亚涛, 等. 改进 SIFT 算法在文字图像匹配中的应用[J]. 计算机工程, 2013, 39(1): 239-243.
- [17] Guo Zhichang, Sun Jiebao, Zhang Dszhi, et al. Adaptive Perona-Malik Model Based on the Variable Exponent for Image Denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(3): 958-967.
- [18] Yahya A A, Tan Jieqing, Hu Min. A Blending Method Based on Partial Differential Equations for Image Denoising[J]. Multimedia Tools and Applications, 2014, 73(3): 1843-1862.
- [19] Yang Ming, Liang Jingkun, Zhang Jianhai, et al. Non-local Means Theory Based Perona-Malik Model for Image Denoising[J]. Neurocomputing, 2013, 120: 262-267.
- [20] Zhong Junmei, Sun Huifang. Wavelet-based Multiscale Anisotropic Diffusion with Adaptive Statistical Analysis for Image Restoration[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 2008, 55(9): 2716-2725.
- [21] Yu Jinhua, Wang Yuanyuan, Shen Yuzhong. Noise Reduction and Edge Detection via Kernel Anisotropic Diffusion[J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(10): 1496-1503.
- [22] 陈强, 郑钰辉, 孙权森, 等. 片相似性各项异性扩散图像去噪[J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(1): 33-42.
- [23] Osher S, Rudin L I. Feature-oriented Image Enhancement Using Shock Filters[J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1990, 27(4): 919-940.
- [24] Alvarez L, Mazorra L. Signal and Image Restoration Using Shock Filters and Anisotropic Diffusion[J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1994, 31(2): 590-605.
- [25] Kornprobst P, Deriche R, Aubert G. Image Coupling, Restoration and Enhancement via PDE's[C]//Proceedings of International Conference on Image Processing. Santa Barbara, USA: [s. n.], 1997: 458-461.
- [26] 付树军, 阮秋琦, 穆成坡, 等. 基于双向模糊扩散的保持特征的图像锐化[J]. 电子学报, 2007, 35(11): 2172-2175.

编辑 顾逸斐

编辑 顾逸斐

(上接第276页)