

局部结构自适应的图像扩散

王志明¹ 张丽²

摘要 提出一种新的局部结构自适应图像扩散算法. 在图像扩散过程中, 传导系数不仅与梯度值有关, 而且受到局部结构的影响. 首先根据局部结构将像素分成三种类型, 对不同类型定义不同的传导系数函数, 再由这些函数根据梯度计算出扩散流量. 由于考虑到了局部结构信息, 可以在保留图像精细结构的同时快速、有效地滤除无规则的噪声. 在合成测试图和实际图像上的实验结果表明, 本文所提出的算法优于一些典型的图像扩散算法.

关键词 图像扩散, 局部结构, 图像去噪, 细节保留
中图分类号 TP391

Local-structure-adapted Image Diffusion

WANG Zhi-Ming¹ ZHANG Li²

Abstract A novel local-structure-adapted image diffusion algorithm is proposed. During the image diffusion, the conduction coefficient is determined not only by its gradient but also by its local structure. First, pixels are classified into three basic types, that is, isolated, image structure, and flap region, according to their local structure. Different conduction functions are defined for different pixel types to calculate their diffusion flux based on gradients. With local image structure taken into account, fine image details can be preserved while non-structured noises are eliminated quickly and efficiently. Experimental results on both synthetic and real images show that the proposed algorithm outperforms many typical image diffusion algorithms.

Key words Image diffusion, local structure, image denoising, feature preservation

图像平滑去噪是最基本和最重要的图像处理技术之一. 图像去噪的基本原理是用某种滤波器滤除图像中的噪声, 同时尽量使图像的内容保持不变, 特别是一些细节结构, 如边缘、线条等. 图像滤波可分为线性和非线性两大类, 由于线性滤波器(如高斯滤波器)往往在滤除噪声的同时丢失一些图像细节信息, 近些年研究人员提出了各种复杂的非线性滤波算法. 基于偏微分方程(Partial differential equations, PDEs)的图像扩散是一类具有良好数学基础并得到广泛研究的算法.

图像扩散算法是基于以下的热扩散方程

$$I_t = \text{div}(c \nabla I) \quad (1)$$

其中 I 是图像, ∇ 是梯度运算符, div 是散度运算符. 在线性扩散算法中, c 是一个常数. 在非线性扩散算法中, c 是一个传导系数函数或张量矩阵. 线性扩散会导致边缘的模糊, 但非线性扩散可在平滑的同时保存图像边缘信息.

从 Perona 等^[1] 非线性各向异性扩散算法, Perona-Malik (P-M) 扩散算法开始, 已涌现出大量的基于 PDE 的图像扩散算法. 例如, 为解决 P-M 扩

散不能消除噪声边缘的问题, 以及解的不稳定性问题, Catté 等^[2] 提出了选择性扩散, 将扩散过程中的梯度计算用高斯平滑后的梯度来替代. Gilboa 等提出一种复数域扩散算法^[3] 和一种前后向 (Forward-and-backward, FAB) 扩散算法^[4], 前者以复传导系数代替实系数, 虚部起到了检测边缘的作用; 后者使用了更复杂的传导系数函数, 使平滑和锐化同时进行. 在贾迪野等^[5] 提出的基于高阶非线性扩散的复合扩散方法中, 也将前向和后向扩散结合在一起, 并可处理冲激噪声.

由于图像结构的复杂性, 单一的传导系数函数往往会造成错误的扩散流量, 传导系数函数必须能够随着图像结构的变化进行适应性调整. 余庆军等^[6] 利用局部图像方差来自适应地调节扩散系数的大小, Li 等^[7] 利用 Hessian 矩阵的特征值为调节传导系数函数中的参数, Liu 等^[8] 考虑了包括非直接相邻像素在内的较大区域的中心矩. 在 Chen^[9] 的上下文自适应平滑算法中, 在扩散过程的同时考虑了局部不一致性和空间梯度, 对不同的上下文采用了不同的处理尺度. Zhang 也给出了一种基于 Laplacian 金字塔结构非线性扩散和冲击滤波器^[10] 的多尺度扩散算法. 张良培等^[11] 通过边缘直方图均衡化和设定阈值来确定沿边缘法线和切线的扩散系数. 而 Wang 的局部方差控制前后向扩散算法将 Chen 的自适应平滑与 Gilboa 的 FAB 进行了结合^[12].

除了标量传导系数函数, Weickert 提出了一种采用张量矩阵的一致性扩散算法^[13], 可以在各向异

收稿日期 2007-11-23 收修改稿日期 2008-04-07
Received November 23, 2007; in revised form April 7, 2008
1. 北京科技大学信息工程学院 北京 100083 2. 清华大学工程物理系 北京 100084
1. School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083 2. Department of Engineering Physics, Tsinghua University, Beijing 100084
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.00244

性扩散的同时修复图像中断裂的线条. 而在 Scharr 的张量矩阵扩散算法^[14]中, 传导系数函数由一个三阶 B 样条函数导出, 其参数根据图像边缘统计特征得到. 付树军等^[15]将矩阵扩散与边缘增强相结合, 在边缘法向量方向和切线方向采用不同的扩散系数函数. 在 Krissian 提出的方向性斑点消除各向异性扩散算法^[16]中, 允许沿图像轮廓线和主曲率方向进行不同程度的扩散, 一个方向的传导率不受其他方向梯度的影响. 但这一类基于张量矩阵扩散的算法有一个共同的缺点, 即在复杂的图像结构中可能找不到准确的边缘方向, 导致结果图像中出现虚假纹理, 且常常平滑掉强边缘附近的弱边缘.

现有的算法在对传导系数函数自适应时, 只考虑局部梯度方向、方差、均值等统计量, 而没有对局部结构进行更深入和具体的分析. 本文提出的算法正是为了克服这一局限性, 在对图像局部结构进行初步识别的基础上进行传导系数函数的调整.

本文算法根据周围环境将像素分成几种类型, 每种类型代表了一定的局部图像结构. 在图像扩散过程中, 对不同类型采用不同的传导系数函数. 不同的图像特征采用不同的处理方式, 有效地保留了图像中的各种细节信息, 如边缘、细线条等, 也可同时有效去除不同类型的混合噪声, 如高斯噪声和脉冲噪声.

本文其余部分安排如下: 第 1 节介绍几种典型的非线性各向异性图像扩散算法; 第 2 节给出局部结构自适应图像扩散算法; 第 3 节在模拟合成图像和真实图像上将本文提出的算法与几种典型算法进行了实验对比; 最后是结论.

1 已有的相关研究

本节简单介绍几种典型的基于 PDE 的图像扩散算法, 这些算法是本文算法提出的基础. 在第 3 节中, 将这些算法与本文提出的新算法进行了比较.

1.1 P-M 扩散^[1]

Perona 和 Malik 提出了第一个非线性各向异性扩散算法

$$I_t = \text{div}(c(\nabla I)\nabla I) \quad (2)$$

其中, I 是图像, ∇ 是梯度运算符, div 是散度运算符, $c(s)$ 是扩散传导系数函数.

这里 $c(s)$ 是一个非负单调递减函数, 两个典型的函数是

$$c(s) = \frac{1}{1 + \left(\frac{s}{k}\right)^2} \quad (3)$$

$$c(s) = e^{-\left(\frac{s}{k}\right)^2} \quad (4)$$

P-M 扩散可以在平滑噪声的同时保留图像边缘和线条等细节信息. 但它存在一些缺点: 由于传导系数函数只依赖于最近邻的梯度值, 它无法滤除边缘强度较大的脉冲噪声 (如椒盐噪声), 而且会模糊图像中的弱边缘.

1.2 选择性平滑^[2]

Alvarez 对 P-M 扩散进行了改进:

$$I_t = \text{div}(c(\nabla I_\sigma)\nabla I) \quad (5)$$

这里 $I_\sigma = K_\sigma * I$, “*” 表示卷积, K_σ 是标准差为 σ 的高斯滤波器.

由于高斯滤波器使得梯度的计算更为可靠, 选择性平滑扩散可以去除孤立点噪声, 但它也会模糊边缘和线条.

1.3 一致性扩散^[13,17]

与一般的标量传导系数函数不同, Weickert 提出了一种采用矩阵张量 D (对 2D 图像是 2×2 的矩阵) 作为传导系数函数的一致性扩散算法. 根据局部梯度信息, 在不同的方向采用不同的传导系数函数

$$I_t = \text{div}(D\nabla I) \quad (6)$$

$$D = (\mathbf{w}_1 | \mathbf{w}_2) \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{w}_1^T \\ \mathbf{w}_2^T \end{pmatrix} \quad (7)$$

其中 \mathbf{w}_1 和 \mathbf{w}_2 是下面矩阵的两个正交向量.

$$J_\rho(\nabla I_\sigma) = \begin{pmatrix} J_{11} & J_{12} \\ J_{21} & J_{22} \end{pmatrix} = K_\rho * (\nabla I_\sigma \cdot \nabla I_\sigma^T) \quad (8)$$

λ_1 和 λ_2 是两个正系数.

一致性扩散算法可较好保留图像中的纹理信息, 包括有规则的线条和边缘, 但有时会在没有纹理的地方生成奇怪的纹理. 主要用于有纹理图像的去噪.

1.4 复数扩散^[3]

Gilboa 提出一种采用复系数的非线性各向异性扩散算法^[3]

$$I_t = \text{div}(c(\text{Im}(I))\nabla I) \quad (9)$$

这里传导系数 $c(s) = e^{i\theta}/(1 + (s/k\theta)^2)$ 是一个复函数. 其虚部可视为一个稳定的边缘检测器, 实部给出了扩散结果. 在同一个复数扩散方程中同时实现了高斯和拉普拉斯金字塔的多尺度分析. 同选择性扩散算法相似, 会模糊边缘和线条.

1.5 前后向扩散^[4]

为了达到同时进行去噪和锐化增强的目的, Gilboa 等提出一种前后向 (FAB) 扩散算法. 将

式 (2) 中的传导系数函数修改为

$$c(s) = \frac{1}{1 + \left(\frac{s}{k_f}\right)^2} + \frac{1}{1 + \left(\frac{s - k_b}{w}\right)^{2m}} \quad (10)$$

前后向扩散可在平滑扩散的同时增强图像中的边缘和线条细节, 但也会增强一些不需要的噪声. 和 P-M 扩散相似, 也会模糊弱边缘.

1.6 自适应平滑^[9]

Chen 提出一种新颖的基于图像局部不一致性的扩散算法. 根据上下文环境, 在不同的位置采用不同的尺度. 扩散流量由不一致性和梯度共同决定:

$$I_{(x,y)}^{t+1} = I_{(x,y)}^t + \frac{\sum_{\{i,j\} \in B_{x,y}(1)} \alpha_{(i,j)} \beta_{(i,j)}^t (I_{(i,j)}^t - I_{(x,y)}^t)}{\sum_{\{i,j\} \in B_{x,y}(1)} \alpha_{(i,j)} \beta_{(i,j)}^t} \quad (11)$$

其中 α 是从上下文不连续性中计算得到的不一致性程度, β 是根据式 (3) 由梯度计算得到的传导系数.

Chen 的自适应平滑算法需要同时计算梯度和局部不一致性, 计算量较大. 另外, 它也不适用于较大幅度的噪声.

2 结构自适应图像扩散

一般来说, 如果想要在扩散过程中保持或增强图像中的细节结构信息, 首先需要区分噪声和图像细节, 但通过简单地对梯度或方差等量的计算往往很难做到这一点. 因此, 我们通过对局部结果的分析来区分噪声和图像细节.

2.1 图像结构分类

考虑到像素值范围和局部结构的复杂性, 我们采用如图 1 所示的 3×3 的区域来分析图像结构信息.

P_1	P_2	P_3
P_8	O	P_4
P_7	P_6	P_5

图 1 当前像素及其邻域

Fig. 1 Current pixel and its neighbors

首先定义几个变量, 以便后面的说明.

邻域灰度距离:

$$D_i = f(P_i) - f(O), \quad i = 1, 2, \dots, 8$$

最大距离:

$$D_{\max} = \max(D_i), \quad i = 1, 2, \dots, 8$$

最小距离:

$$D_{\min} = \min(D_i), \quad i = 1, 2, \dots, 8$$

最小绝对距离:

$$AD_{\min} = \min(\text{abs}(D_i)), \quad i = 1, 2, \dots, 8$$

绝对距离值差:

$$AD_{\min\max} = \max(\text{abs}(D_i)) - \min(\text{abs}(D_i)) \quad i = 1, 2, \dots, 8$$

我们定义如下的像素分类规则:

if $D_{\min} > T$ or $D_{\max} < -T$

Type I (Isolated point)

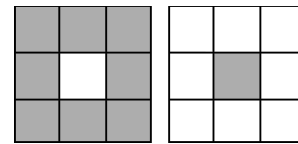
else if $AD_{\min} < T$ and $AD_{\min\max} > T$

Type II (Image structure)

else

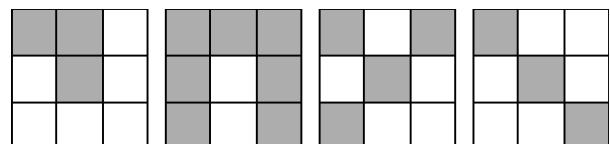
Type III (Flat or ramp region)

其中, T 为分类阈值, 物理意义上表示识别图像细节信息的最小灰度差异. 对不同类型的图像有一定差异, 可以根据经验设定, 也可以根据预先对图像的某种统计信息来估计. 实验中我们发现取灰度值范围的 10% 左右较好. 图 2 给出了三种基本结构类型的几个示例.



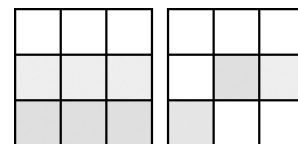
(a) 孤立点 (第 I 类)

(a) Isolated point (Type I)



(b) 图像结构 (第 II 类)

(b) Image structure (Type II)



(c) 平坦或缓变区域 (第 III 类)

(c) Flat region (Type III)

图 2 根据局部结构所分 3 种基本像素结构示例

Fig. 2 Examples of 3 basic type pixels classified by local structure

2.2 传导系数函数

在对像素进行分类后, 我们根据其特点对每一类给出不同的传导系数函数, 以实现局部自适应, 在去除噪声的同时尽可能完整地保留图像中的各种细节信息. 扩散方程的一般形式定义为

$$I_t = \text{div}(f(\nabla I)\nabla I) \quad (12)$$

其中 $f(s)$ 是传导系数函数, 参考 P-M 算法, 我们针对 3 种类型定义传导系数函数如下

Type I:

$$f(s) = \begin{cases} \min(s), & D_{\min} > T \\ \max(s), & D_{\max} < -T \end{cases}$$

Type II:

$$f(s) = \begin{cases} (c(s))^2, & D_i \geq T \\ \sqrt{c(s)}, & D_i < T \end{cases}$$

Type III:

$$f(s) = c(s)$$

其中 $c(s) = 1/(1 + (s/k)^2)$ 或 $c(s) = e^{-(s/k)^2}$, 实验中我们采用前者.

对于孤立点 (第 I 类), 一般属于噪声, 而且其与周围像素的最小绝对差值越大, 是噪声的概率就越大, 因此将传导系数定义为该点与周围像素的最小绝对差值; 对于包含图像细节信息的第 II 类, 局部结构中既有较强的边缘, 又有较弱的边缘, 此时, 对较强的边缘采用较小的扩散系数 (相对 P-M 扩散), 而对较弱的边缘采用较大的扩散系数; 对第 III 类, 当前像素处于平坦或缓变区域, 选择与 P-M 算法相同的扩散系数.

2.3 算法特性分析

设当前点的边缘方向及其正交方向分别为 n 和 t , 则沿它们的二阶导数分别为

$$\frac{\partial^2 f}{\partial n^2} = \frac{f_{xx}f_x^2 + f_{yy}f_y^2 + 2f_{xy}f_xf_y}{f_x^2 + f_y^2} \quad (13)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial t^2} = \frac{f_{xx}f_y^2 + f_{yy}f_x^2 - 2f_{xy}f_xf_y}{f_x^2 + f_y^2} \quad (14)$$

对于 P-M 扩散算法, $I_t = \text{div}(c(\nabla I)\nabla I)$, 展开得

$$I_t = c(\nabla I) \left\{ I_{nn} + \left[1 + \frac{|\nabla I|c'(|\nabla I|)}{c(\nabla I)} \right] I_{nn} \right\} = \frac{1}{1 + |\nabla I|^2} \left\{ I_{nn} + \frac{1 - |\nabla I|^2}{K^2} I_{nn} \right\} \quad (15)$$

上式说明在 $|\nabla I|^2/K^2$ 大于 1 时, 沿 n 方向存在反向扩散, 即有边缘增强的效果.

对于第 I 类, 当某一点灰度值高于 (或低于) 其周围所有邻域像素时, 它很可能为孤立点噪声, 且其与第二大 (或小) 值的差值越大, 为孤立点噪声的概率越大. 因此扩散系数也就越大, 使它可以更快地得到平滑.

对于第 II 类, 分两种情况处理. 当某一方向的灰度差值大于阈值时, 采用较强的扩散方式 $f(s) = (c(s))^2$, 此时的扩散流量为

$$I_t = \frac{1}{1 + |\nabla I|^2} \left\{ I_{nn} + \frac{1 - 3|\nabla I|^2}{K^2} I_{nn} \right\} \quad (16)$$

得到比 P-M 扩散算法更强的反向扩散或边缘增强效果 (当 $|\nabla I|^2/K^2 > 1/3$ 时, 即开始沿法线方向增强). 反之, 当某一方向的灰度差值小于阈值时, 采用较弱的扩散方式 $f(s) = \sqrt{c(s)}$, 此时的扩散流量为

$$I_t = \frac{1}{\sqrt{1 + |\nabla I|^2}} \left\{ I_{nn} + \frac{1}{K^2} I_{nn} \right\} \quad (17)$$

可以看出, 上式不会进行反向扩散或边缘增强 (I_{nn} 的系数恒为正).

最后, 对于第 III 类, 图像局部没有明显的对比度, 采用与经典 P-M 算法相同的扩散强度, 进行中等强度的边缘增强和平滑.

3 实验结果

我们将本文提出的算法与 6 种典型的图像扩散算法进行了对比: P-M 扩散、选择性扩散、一致性扩散、复数域扩散、前后向扩散以及自适应平滑. 实验图像包含一个人工合成图像和一个真实图像.

合成图像中包含了一些不同灰度的线条、边缘、三角形和正方形等结构 (图 3(a)). 图中模拟了 6 种常见的图像结构: 弱边缘 (三角形)、中等强度边缘 (右上角矩形)、强边缘 (右下角矩形)、弱对比度细线条 (竖直线)、中等对比度细线条 (圆) 以及强对比度细线条 (水平线). 另外, 图中在不同位置同时加入了概率为 0.01 的椒盐噪声 (右下角) 和标准差为 0.1 (相对于灰度范围) 的高斯白噪声 (其他区域).

图 3 (见下页) 给出了不同算法在合成图像上的处理结果.

P-M 扩散 (图 3(c)) 可以有效去除高斯噪声, 并保留中等强度和较高强度的边缘和线条. 但它无法滤除椒盐噪声, 且会使弱边缘和弱对比度线条模糊.

图中间的竖直线被分成几段, 左下角的三角形的边界变得模糊不清.

选择性扩散 (图 3(d)) 可以同时有效地去除高斯噪声和椒盐噪声. 但低对比度和中等对比度的细线条都被严重模糊, 左下角的三角形边缘被模糊了.

一致性扩散 (图 3(e)) 可以较好地保持图中的细线和弱边缘, 但它不能有效地去除噪声, 而且会产生一些原图中并不存在的奇怪纹理. 另外, 在强弱线条相交的图像中心位置, 弱边缘被完全平滑掉了. 这是由于一致性扩散算法始终是沿强边缘方向进行

扩散.

复数域扩散 (图 3(f)) 可以保持绝大多数图像细节信息, 但它使得所有这些细节变模糊. 同时, 它也不能有效地去除噪声, 比如椒盐噪声只是区域变大、变模糊, 而没有去除掉.

与前几种算法相比, FAB 扩散算法 (图 3(g)) 可以去除绝大多数的高斯噪声, 且使绝大多数的边缘和线条变得更清晰. 但它无法滤除椒盐噪声和一些与背景灰度相差较大的高斯噪声. 这是因为 FAB 在平滑的同时对强边缘进行了增强.

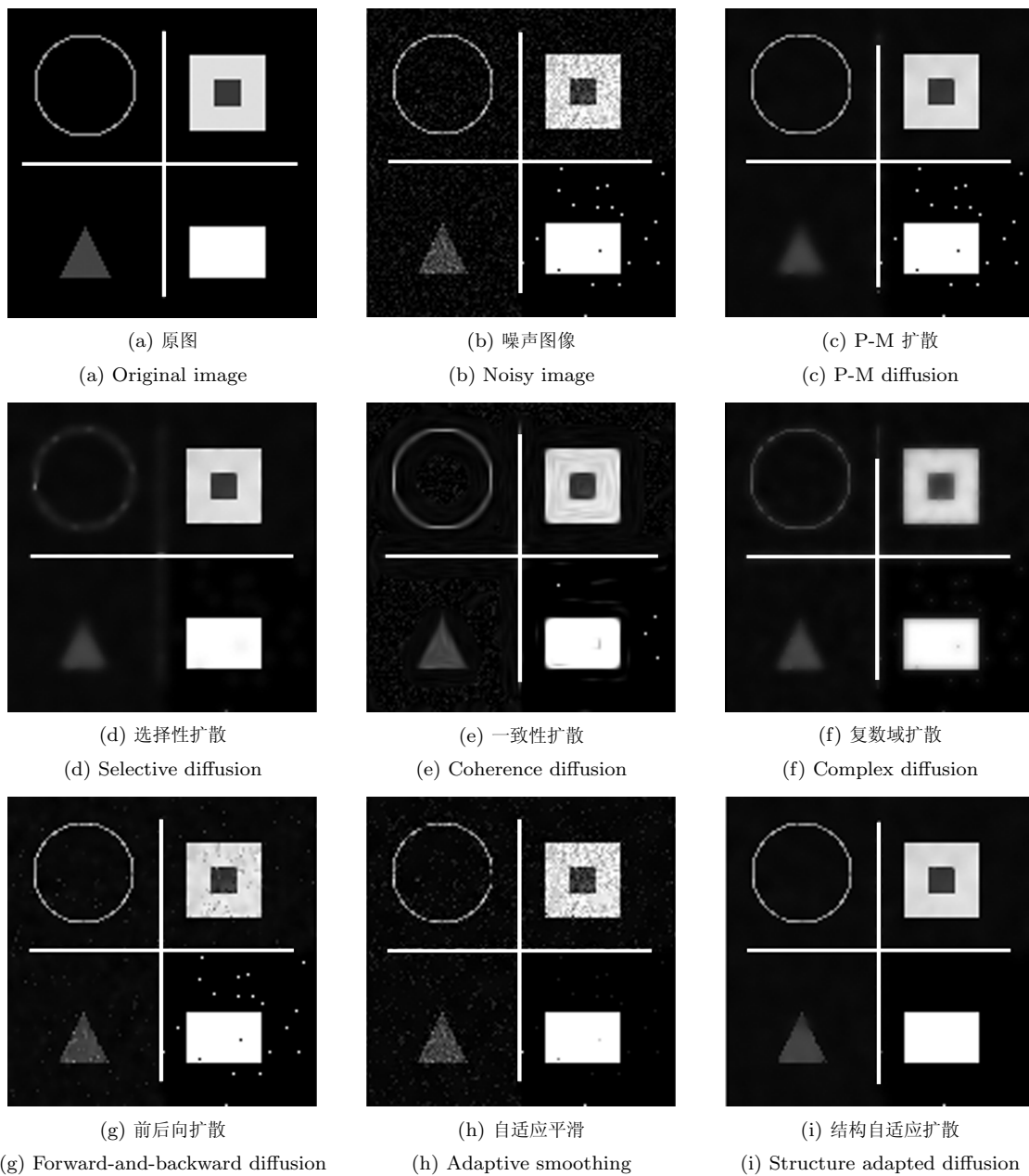


图 3 各种算法在合成图像上处理结果的对比

Fig. 3 Image diffusion results of various algorithms on synthesized images



图 4 各种算法在真实图像上处理结果的对比

Fig. 4 Image diffusion results of various algorithms on real image

自适应平滑算法(图 3(h))可以有效地去除椒盐噪声,并保持绝大多数的边缘和线条.但它无法滤除标准差较大($\sigma = 0.1$)的高斯噪声,而且会使强边缘发生断裂.

最后,图 3(i)给出了我们的局部结构自适应图像扩散算法处理结果.除了竖直弱对比度线条上有一些轻微的不连续外,本文算法的处理结果几乎是完美的.中等对比度和强对比度的线条保持完好,弱边缘、中等强度边缘以及强边缘都没有发生模糊.高斯白噪声和椒盐噪声同时被很好地滤除掉了.

图 4 给出了几种算法在真实图像上的处理结果

对比.图中 Lena 图像为先叠加了标准差为 0.1 高斯噪声后,再叠加概率为 0.01 的椒盐噪声.从图中可以看出,虽然有些椒盐噪声没有被去掉,但与其他几种算法的处理结果相比,本文算法的结果无疑是最优的.

4 结论

在现有的图像扩散算法中,扩散系数主要受梯度的影响.但同样大小的梯度在图像的不同位置可能代表了不同的信息,比如较强的边缘在图像结构处代表了有用边缘信息,需要保留,但在脉冲噪声处

则代表了无用的噪声, 需要滤除. 因此, 单纯根据梯度确定传导系数会造成一定的误断. 如果像选择性扩散那样依赖于平滑过的梯度, 又会对边缘和线条造成模糊.

其他一些依赖梯度、方差、局部不一致性的方法也往往不能较为准确地地区分图像细节和噪声. 比如有些算法只沿最强边缘方向进行增强, 正交方向的边缘反而会被平滑, 而在此情况下非最强边缘方向的边缘并不一定就是噪声.

本文提出的非线性各向异性扩散算法结合了图像结构信息与梯度信息, 在进行初步识别的基础上进行增强和平滑, 可以对各种复杂结构在多个方向上进行增强, 有效去除各种噪声(高斯噪声、脉冲噪声), 并较好地保持图像中的细节信息.

显然, 我们的扩散算法可以推广到 3D 图像或根据更大的区域, 如根据 5×5 区块来对像素进行分类. 但这也大大增加了分类的复杂程度, 增大计算量, 这将是我们的下一步的研究方向之一.

References

- Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, **12**(7): 629–639
- Catté F, Lions P L, Morel J M, Coll T. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 1992, **29**(1): 182–193
- Gilboa G, Zeevi Y Y, Sochen N A. Complex diffusion processes for image filtering. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Scale-Space and Morphology in Computer Vision. London, UK: Springer-Verlag, 2001. 299–307
- Gilboa G, Sochen N A, Zeevi Y Y. Forward-and-backward diffusion processes for adaptive image enhancement and denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, **11**(7): 689–703
- Jia Di-Ye, Huang Feng-Gang, Su Han. A new noise removal method based on fourth-order nonlinear diffusion. *Chinese Journal of Computers*, 2005, **28**(5): 882–891 (贾迪野, 黄凤岗, 苏茜. 一种新的基于高阶非线性扩散的图像平滑方法. 计算机学报, 2005, **28**(5): 882–891)
- Yu Qing-Jun, Xie Sheng-Li. An anisotropic diffusion image smoothing method based on human visual system. *Acta Electronica Sinica*, 2004, **32**(1): 17–20 (余庆军, 谢胜利. 基于人类视觉系统的各向异性扩散图像平滑方法. 电子学报, 2004, **32**(1): 17–20)
- Li B, Sang N, Cao Z, Zhang T. Enhancement of X-ray angiogram images by adaptive anisotropic diffusion. *Electronics Letters*, 2005, **41**(20): 1107–1109
- Liu P, Zhang Y, Mao Z G. Nonlinear diffusion driven by local features for image denoising. In: Proceedings of Conference on Cybernetics and Intelligent Systems. Bangkok, Thailand: IEEE, 2006. 1–6
- Chen K. Adaptive smoothing via contextual and local discontinuities. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(10): 1552–1567
- Zhang F, Yoo Y M, Kim Y, Zhang L C, Koh L M. Multi-scale nonlinear diffusion and shock filter for ultrasound image enhancement. In: Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, USA: IEEE, 2006. 1972–1977
- Zhang Liang-Pei, Wang Yi, Li Ping-Xiang. The filtering algorithm for SAR image speckle noise based on anisotropic diffusion. *Acta Electronica Sinica*, 2006, **34**(12): 2250–2254 (张良培, 王毅, 李平湘. 基于各向异性扩散的 SAR 图像斑点噪声滤波算法. 电子学报, 2006, **34**(12): 2250–2254)
- Wang Y, Zhang L P, Li P X. Local variance-controlled forward-and-backward diffusion for image enhancement and noise reduction. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(7): 1854–1864
- Weickert J. Local coherence-enhancing diffusion filtering. *International Journal of Computer Vision*, 1999, **31**(2-3): 111–127
- Scharr H, Black M J, Haussecker H W. Image statistics and anisotropic diffusion. In: Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision. New York, USA: IEEE, 2003. 840–847
- Fu Shu-Jun, Ruan Qiu-Qi, Li Yu, Wang Wen-Qia. Anisotropic diffusion equation based ultra sonic image denoising and edge enhancement. *Acta Electronica Sinica*, 2005, **33**(7): 1191–1195 (付树军, 阮秋琦, 李玉, 王文洽. 基于各向异性扩散方程的超声图像去噪与边缘增强. 电子学报, 2005, **33**(7): 1191–1195)
- Krissian K, Westin C F, Kikinis R, Vosburgh K G. Oriented speckle reducing anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(5): 1412–1424
- Weickert J. Multiscale texture enhancement. In: Proceedings of the 6th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns. London, UK: Springer-Verlag, 1995. 230–237



王志明 北京科技大学信息工程学院副教授. 主要研究方向为图像处理与模式识别. 本文通信作者.

E-mail: wangzhiming@tsinghua.org.cn
(WANG Zhi-Ming Associate professor in the Department of Computer Science and Technology, University of Science and Technology Beijing. His research interest covers image processing and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



张丽 清华大学工程物理系副教授. 主要研究方向为图像处理与 CT 图像重建.

E-mail: zli@mail.tsinghua.edu.cn
(ZHANG Li Associate professor in the Department of Engineering Physics, Tsinghua University. Her research interest covers imaging processing and computed tomography.)