基于视觉掩蔽效应的图像扩散

孟祥林 [1] 王正志 [1]

摘 要 提出一种基于视觉掩蔽效应的图像扩散算法. 结合人类视觉系统的特性, 利用图像上下文像素的非均质性度量定义了新的噪声掩蔽函数, 可以有效地区分噪声和边缘特征, 由此得到的噪声可见度函数作为各向异性扩散的扩散系数. 算法同时利用了图像的局部梯度信息和较大邻域的上下文信息, 可以在滤除噪声的同时更加有效地保留图像的重要特征, 而且避免了传统算法梯度阈值的选取问题. 实验结果表明, 本文算法在去噪保边性能上优于一些典型的扩散算法.

关键词 各向异性扩散, 视觉掩蔽效应, 非均质性, 人类视觉系统, 图像去噪

DOI 10.3724/SP.J.1004.2011.00021

Image Diffusion Based on Visual Masking Effect

MENG Xiang-Lin[1] WANG Zheng-Zhi[1]

Abstract An image diffusion algorithm based on visual masking effect is proposed. In view of properties of human visual system, inhomogeneity underlying an image is employed to define a novel noise masking function. It is a measure of contextual discontinuities, and could efficiently distinguish noise from edges. The resultant noise visibility function is used as diffusivity function of anisotropic diffusion. Due to the combined use of local spatial gradient and contextual information of larger neighborhood, the proposed algorithm could preserve nontrivial features more efficiently while removing noise. Further, it avoids the difficulty of estimating the gradient threshold in traditional algorithms. Comparative experiments certify that the proposed algorithm outperforms several existing typical diffusion methods in terms of noise removal and feature preservation.

Key words Anisotropic diffusion, visual masking effect, inhomogeneity, human visual system, image denoising

图像的平滑是图像处理技术的重要环节, 平滑的目的是消除噪声和一些与给定问题无关的特征, 以便于进一步处理. 一种好的图像平滑技术应该在滤除噪声的同时保留重要的边缘信息, 因为噪声和边缘同属于高频信息, 传统的线性滤波技术在滤除噪声的同时往往会模糊边缘, 使得图像质量得不到很好的改善. 非线性滤波因其在保留图像边缘和消除噪声方面的良好性质而得到研究人员的关注, 其中以 Perona 等[1] 提出的各向异性扩散模型 (P-M) 最具代表性. 其本质为利用梯度算子区分噪声和边缘导致的不同程度的灰度变化, 通过选择合适的梯度阈值对噪声进行平滑. 模型随时间演化的过程体现了多尺度平滑的思想, 具有严格的数学理论基础.

针对 P-M 模型存在的参数选取问题、适定性问题和迭代停止准则问题等, 近年来出现了很多改进和拓展算法, 以求改善图像扩散性能. Catte 等[2] 利用高斯滤波后的图像梯度代替原始图像的梯度, 解决了扩散模型的适定性问题; Gilboa 等[3−4] 提出扩散系数为复数的扩散模型, 以复传导系数代替实系数, 虚部起到检测边缘的作用, 以及前后双向扩散模型, 使用复杂的传导系数使得平滑和锐化同时进行; Black 等[5] 提出鲁棒扩散模型, 解释了鲁棒估计模型同各向异性扩散模型的关系; Zhang 等[6] 提出基于拉普拉斯金字塔的非线性扩散方法, 用来降低医学超声图像的斑点噪声. Yu 等[7] 提出核各向异性扩散方法, 利用核方法将数据空间映射到高维特征空间进行处理, 增强了噪声和边缘的可区分性; Prasath 等[8] 用 Canny 算子检测边缘, 以此来控制扩散系数的大小; 王志明等[9] 利用像素同其邻域内的灰度关系对像素进行了分类, 不同类型的像素采用不同的扩散系数; 王毅等[10] 提出基于时间变化的鲁棒各向异性扩散模型, 设定高斯尺度因子和梯度阈值随时间单调递减.

上述算法在不同程度上提高了图像平滑质量, 但都没有考虑人类视觉系统的特性. 余庆军等[11] 将人类视觉掩蔽效应引入扩散模型, 把噪声可见度函数作为扩散系数, 将局部方差作为空间细节度量, 避免了扩散梯度阈值选取的问题, 但随之带来局部方差窗口大小的选择问题, 且在有噪情况下, 局部方差并不能很好地反映图像空间细节. 本文借鉴其思想,

收稿日期 2010-04-12 录用日期 2010-09-10
Manuscript received April 12, 2010; accepted September 10, 2010
国家自然科学基金 (60835005), 国防科学技术大学科研计划项目 (JC09-03-04) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (60835005) and Scientific Research Plan Projects of National University of Defense Technology (JC09-03-04)
1. 国防科学技术大学机电工程与自动化学院 长沙 410073
1. College of Mechatronics and Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073

提出一种基于视觉掩蔽效应的各向异性扩散模型, 利用上下文相关的非均质性来度量空间细节, 定义了新的噪声可见度函数, 并以此作为扩散系数函数. 理论分析和实验结果表明该模型可以获得很好的平滑性能, 同时保留图像的重要特征, 且不存在参数调谐问题.

1 基于视觉掩蔽效应的图像扩散

1.1 各向异性扩散

经典 P-M 扩散算法由 Perona 和 Malik 提出, 方程为

$$\begin{cases} \dfrac{\partial I(t)}{\partial t} = \mathrm{div}(c(|\nabla I(t)|)\nabla I(t)) \\ I(0) = I_0 \end{cases} \tag{1}$$

其中, $c(|\nabla I(t)|)$ 为扩散系数, div 为散度算子, ∇ 为梯度算子. 扩散系数 $c(\cdot)$ 为非负单调递减函数, 文献 [1] 给出了两个典型函数:

$$c(|\nabla I|) = \frac{1}{1+\left(\dfrac{\|\nabla I\|}{k}\right)^2} \tag{2}$$

$$c(|\nabla I|) = \exp\left[-\left(\frac{\|\nabla I\|}{k}\right)^2\right] \tag{3}$$

当 $\|\nabla I\| \gg k$ 时, $c(|\nabla I|) \to 0$, 扩散过程被抑制; 当 $\|\nabla I\| \ll k$ 时, $c(|\nabla I|) \to 1$, 扩散增强. k 起到扩散阈值的作用, 在均质区域内较大的 k 值会得到比较小的 k 值更加平滑的结果.

各向异性扩散的基本思想是在平坦区域扩散系数较大, 起到快速滤除噪声的目的, 在不连续的特征区域, 扩散系数很小, 以保留图像重要的边缘结构特征. 经典扩散算法的扩散系数取决于梯度大小, 而梯度仅由最近邻的像素灰度差计算, 当有噪声存在时, 平坦区域的噪声同样会得到较大的梯度, 因此梯度不能有效区分噪声和边缘特征引起的灰度不连续性. 究其原因, 无非是由于梯度作为一种不连续性度量, 过于局部化, 没有考虑较大邻域内的像素灰度分布, 对噪声很敏感. 因此, 本文引入基于上下文的区域非均质性度量, 利用较大邻域内的像素灰度信息确定像素位于平坦区域或边缘特征区域, 且对噪声不敏感, 可以更有效地控制扩散过程.

1.2 非均质性度量

Chen[12] 在 Saha 等提出的基于尺度的亲和理论[13] 基础上, 定义了度量上下文不连续性的非均质性度量 (Inhomogeneity), 具有很强的模糊数学理论基础[14−15]. 简便起见, 这里沿用文献 [12] 的符号, 对于图像中的像素 (x, y), 定义其邻域为

$$N_{xy}(R) = \{(i,j) \mid\ |x-i| \le R,\ |y-j| \le R\} \tag{4}$$

其中, $R > 0\,(R \in \mathbf{Z})$ 表示邻域大小. 其邻域的边界区域记为

$$B_{xy}(R) = \{(i,j) \mid (i,j) \in N_{xy}(R) - N_{xy}(R-1)\} \tag{5}$$

像素 (x, y) 与其邻域的边界区域之间的相似性由如下一致性准则来度量:

$$U_{(x,y)}(R) = \frac{\displaystyle\sum_{(i,j)\in B_{xy}(R)} \exp\left[-\frac{(I_{(x,y)} - I_{(i,j)})^2}{2\sigma_u^2}\right]}{|B_{xy}(R)|} \tag{6}$$

$|B_{xy}(R)|$ 表示 $B_{xy}(R)$ 的势, 即包含的像素数目. 参数 σ_u 可通过估计整幅图像的局部灰度差的统计特性来选取. 上式给出了一个像素同其邻域的边界区域的一致性度量, 因此对于每一个像素 (x, y), 可据此确定一个局部尺度 R_{xy}, 使得该像素同其小于等于这个尺度的所有邻域的边界区域都满足一致性要求, 而同大于该尺度的邻域的边界区域不一致, 即

$$\begin{aligned} &R_{xy} = \arg\max_{r\in\mathbf{Z}, r>1} \left\{U_{(x,y)}(r) \ge T_S\right\} \\ &\text{s.t.} \\ &\forall R \in \mathbf{Z}(1 \le R < R_{xy} - 1),\ U_{(x,y)}(r-R) \ge T_S \end{aligned} \tag{7}$$

容许参数 T_S 取为 0.85. 事实上, R_{xy} 对应以像素 (x, y) 为中心的一致性区域的大小.

局部尺度确定以后, 进一步定义两个相邻像素 (8-邻域意义上的相邻) 间的不连续性或不一致性. 对于相邻像素 (x, y) 和 (i, j), 基于它们的局部尺度定义两个邻域:

$$\begin{aligned} &N_{xy;ij}(x,y) = \\ &\quad \{(v,w) \mid |x-v| \le R_{xy;ij},\ |y-w| \le R_{xy;ij}\} \\ &N_{xy;ij}(i,j) = \\ &\quad \{(v',w') \mid |i-v'| \le R_{xy;ij},\ |j-w'| \le R_{xy;ij}\} \end{aligned} \tag{8}$$

其中, $R_{xy;ij} = \min\{R_{xy}, R_{ij}\}$, 得到两个大小相同的邻域. 假定像素 (v, w) 和 (v', w') 位于这两个邻域的对应位置, 那么必然满足: $x - v = i - v'$, $y - w = j - w'$. 两邻域间的灰度差定义为

$$D^{+}_{xy;ij}=\sum_{\substack{(v,w)\in N_{xy;ij}(x,y)\\(v',w')\in N_{xy;ij}(i,j)\\ \text{s.t. } x-v=i-v',y-w=j-w'}}\left[1-\exp\left(-\frac{\left(d^{+}_{vw;v'w'}\right)^2}{2\sigma_u^2}\right)\right]\exp\left(-\frac{d^2_{xy;vw}}{2R^2_{xy;ij}}\right) \tag{9}$$

$$D^{-}_{xy;ij}=\sum_{\substack{(v,w)\in N_{xy;ij}(x,y)\\(v',w')\in N_{xy;ij}(i,j)\\ \text{s.t. } x-v=i-v',y-w=j-w'}}\left[1-\exp\left(-\frac{\left(d^{-}_{vw;v'w'}\right)^2}{2\sigma_u^2}\right)\right]\exp\left(-\frac{d^2_{xy;vw}}{2R^2_{xy;ij}}\right) \tag{10}$$

其中

$$\begin{aligned}
&d^2_{xy;vw}=(x-v)^2+(y-w)^2\\
&d^{+}_{vw;v'w'}=\begin{cases}I_{(v,w)}-I_{(v',w')}, & \text{若 } I_{(v,w)}-I_{(v',w')}>0\\ 0, & \text{否则}\end{cases}\\
&d^{-}_{vw;v'w'}=\begin{cases}I_{(v,w)}-I_{(v',w')}, & \text{若 } I_{(v,w)}-I_{(v',w')}<0\\ 0, & \text{否则}\end{cases}
\end{aligned} \tag{11}$$

如 Saha 所述[13], $D^{+}_{xy;ij}$ 和 $D^{-}_{xy;ij}$ 提供了一种检测邻接像素 (x,y) 和 (i,j) 的区域内和区域间灰度变化的度量. 据此可以定义两个相邻像素 (x,y) 和 (i,j) 间的不连续性:

$$\Psi\left[N_{xy;ij}(x,y),N_{xy;ij}(i,j)\right]=\frac{\left|D^{+}_{xy;ij}-D^{-}_{xy;ij}\right|}{\sum\limits_{(v,w)\in N_{xy;ij}(x,y)}\exp\left(-\dfrac{d^2_{xy;vw}}{2R^2_{xy;ij}}\right)} \tag{12}$$

$\Psi\left[N_{xy;ij}(x,y),N_{xy;ij}(i,j)\right]$ 度量区域的不均匀程度, 也就是说如果像素 (x,y) 和 (i,j) 位于边缘附近, 它的值就比较大, 否则, 它的值偏小. 因此, 像素 (x,y) 的非均质性可定义为

$$H_{(x,y)}=\frac{\sum\limits_{(i,j)\in B_{xy}(1)}\Psi\left[N_{xy;ij}(x,y),N_{xy;ij}(i,j)\right]}{|B_{xy}(1)|} \tag{13}$$

由于该定义充分利用了上下文环境像素的信息, 本质为多尺度的鲁棒估计, 是基于模糊数学理论的, 因此, 非均质性揭示了像素同其周边环境的不一致性, 对噪声不敏感, 可以有效度量空间细节信息.

使用时对其进行归一化和非线性变换, 增强边缘特征的作用, 以更好地控制扩散过程:

$$\bar{H}_{(x,y)}=\frac{H_{(x,y)}-H_{\min}}{H_{\max}-H_{\min}} \tag{14}$$

$$\hat{H}_{(x,y)}=\sin\left(\frac{\pi}{2}\cdot\bar{H}_{(x,y)}\right),\quad 0\le\bar{H}_{(x,y)}\le 1 \tag{15}$$

由于非均质区域的 $\bar{H}_{(x,y)}$ 活性较大, 而平坦区域的 $\bar{H}_{(x,y)}$ 活性较小, 方程 (15) 的正弦变换使得较大活性处变换后值接近 1, 而较小活性处近似线性变换, 所以非均质区域活性得到相对增强, 能够更好地区分重要的不连续特征 (如边缘) 和均质区域, 为扩散过程提供更加有效的阻挡信号[12].

1.3　基于视觉掩蔽效应的图像扩散

人类经过不断的进化形成了功能完善的视觉系统, 在现实世界中, 图像作为信息的载体, 最终由人类视觉系统观察和理解. 心理物理学实验证实, 人眼对物体亮度的主观感受强烈依赖于背景亮度和结构. 在平坦区域, 亮度差异很容易被察觉, 导致更高的噪声可见度; 而在图像边缘或场景复杂的区域, 尽管亮度差异较大, 却难以被察觉, 因此噪声可见度很低, 这就是视觉掩蔽效应.

基于人类视觉掩蔽效应, Anderson 等定义了噪声可见度函数[16]:

$$f_{(x,y)}=\frac{1}{M(x,y)\cdot\theta+1} \tag{16}$$

M 为噪声掩蔽函数, θ 为调谐参数. 噪声可见度函数表征噪声可见度与掩蔽函数之间的关系, 且在 $0\sim1$ 之间取值. 文献 [11] 将 M 取为局部方差, 显然, M 较大时, 即该像素位于高空间活动区域时, f 趋于 0, 对应较低的噪声可见度; 反之, M 较小时, 即该像素位于平坦区域时, f 趋于 1, 噪声可见度很高. 在没有噪声或者噪声强度很小的情况下, 局部方差可以较好地度量空间细节, 但如果有较强的噪声存在, 平滑区域和边缘区域的像素局部方差都很大, 此时局部方差就不能有效地反映空间细节.

基于上述分析, 噪声可见度函数定义的合理性取决于掩蔽函数能否有效度量空间细节信息, 本文利用之前定义的反映图像上下文不连续性的非均质性度量 $\hat{H}_{(x,y)}$ 作为掩蔽函数, 定义了新的噪声可见度函数, 即

$$f_{(x,y)}=\frac{1}{\hat{H}_{(x,y)}\cdot|\nabla I_{(x,y)}|+1} \tag{17}$$

由于噪声可见度函数满足扩散系数的要求, 因此将

其作为扩散系数便得到新的基于视觉掩蔽效应的图像扩散方程:

$$\begin{cases} \dfrac{\partial I(t)}{\partial t} = \mathrm{div}(f(|\nabla I(t)|)\nabla I(t)) \\ I(0) = I_0 \end{cases} \tag{18}$$

离散化形式为

$$I_{(x,y)}(t+1) = I_{(x,y)}(t) + \lambda \sum_{(i,j)\in\eta(x,y)} f(|\nabla I_{(i,j)}(t)|)\nabla I_{(i,j)}(t) \tag{19}$$

其中, $I_{(x,y)}(t)$ 为在第 t 次迭代后像素 (x,y) 的灰度值, $\eta(x,y)$ 表示 (x,y) 的 4-邻域, $0<\lambda\le 1/4$ 为迭代步长.

1.4 算法描述及稳定性分析

本文的图像扩散算法如下:

步骤 1. 初始化输入图像 $I(t=0)=I_0$ 和最大迭代次数 T;

步骤 2. 计算每个像素 (x,y) 对应的非均质性度量 $\hat{H}_{(x,y)}$, 即掩蔽函数;

步骤 3. 计算每个像素 (x,y) 与其 4-邻域的灰度差 $\nabla I_{(i,j)}(t) = I_{(i,j)}(t) - I_{(x,y)}(t)$, $(i,j)\in\eta(x,y)$;

步骤 4. 利用式 (17) 计算噪声可见度函数 $f(|\nabla I_{(i,j)}(t)|)$;

步骤 5. 计算扩散方程 (19), $t=t+1$. 如果迭代次数 t 大于 T, 结束; 否则, 返回步骤 3.

掩蔽函数的计算只需对初始图像进行一次, 因此不会过多增加计算负担.

扩散算法的稳定性指的是迭代产生的图像极值范围不会扩大, 满足最大最小值原理. 假定初始图像的最大最小灰度值分别为 $I_{\max}$ 和 $I_{\min}$, 如果 $I_{\min}\le I_{(x,y)}(t)\le I_{\max}$, 则有

$$\begin{aligned} I_{(x,y)}(t+1) &= I_{(x,y)}(t) + \\ &\lambda\sum_{(i,j)\in\eta(x,y)} f(|\nabla I_{(i,j)}(t)|)\nabla I_{(i,j)}(t) = I_{(x,y)}(t) + \\ &\lambda\sum_{(i,j)\in\eta(x,y)} f(|\nabla I_{(i,j)}(t)|)(I_{(i,j)}(t) - I_{(x,y)}(t)) = \\ &[1-\lambda\sum_{(i,j)\in\eta(x,y)} f(|\nabla I_{(i,j)}(t)|)]I_{(x,y)}(t) + \\ &\lambda\sum_{(i,j)\in\eta(x,y)} f(|\nabla I_{(i,j)}(t)|)I_{(i,j)}(t) \le \\ &[1-\lambda\sum_{(i,j)\in\eta(x,y)} f(|\nabla I_{(i,j)}(t)|)]I_{\max} + \\ &\lambda\sum_{(i,j)\in\eta(x,y)} f(|\nabla I_{(i,j)}(t)|)I_{\max} = I_{\max} \end{aligned}$$

上式中的不等式成立是由于 $0\le f(\cdot)\le 1$, $0<\lambda\le 1/4$, 所以 $I_{(x,y)}(t)$ 前的系数为正. 同样可以推出 $I_{(x,y)}(t+1)\ge I_{\min}$, 由数学归纳法可知该算法是稳定的.

2 数值仿真和结果分析

为验证算法的有效性, 本文进行了数值仿真实验, 将提出的算法与现有的一些典型算法进行了比较: P-M 扩散、Catte 扩散、鲁棒扩散 (Robust anisotropic diffusion, RAD) 和文献 [11] 提出的算法, 测试图像为叠加了不同程度高斯噪声的 Lena 图像.

为了客观地评价算法优劣, 本文采用两种评价标准: 信噪比 (Signal to noise ratio, SNR) 和平均结构相似度 (Mean structural similarity, MSSIM)[17]. SNR 是常用的客观图像质量评价方法, 其定义为

$$\mathrm{SNR} = 10\lg\frac{\sum_{(x,y)} {I^{gt}_{(x,y)}}^2}{\sum_{(x,y)}(I^{gt}_{(x,y)} - I_{(x,y)})^2} \tag{20}$$

$I^{gt}_{(x,y)}$ 是图像真值, $I_{(x,y)}$ 是平滑后的图像, SNR 反映的是算法的去噪性能. MSSIM 是一种基于人类视觉特性的客观图像质量评价函数, 其定义为

$$\mathrm{MSSIM} = \frac{1}{L}\sum_{i=1}^{L}[l(I,J)]^{\alpha}\cdot[c(I,J)]^{\beta}\cdot[s(I,J)]^{\gamma} \tag{21}$$

I, J 为需要比较的图像, 实验中分别对应扩散图像和原始不含噪图像, L 为分块数, $l(\cdot)$, $c(\cdot)$, $s(\cdot)$ 分别是亮度、对比度和结构比较函数, α, β, γ 调节三者的相对重要性. MSSIM 充分考虑了图像自身的结构信息, 取值在 0 ~ 1 之间, MSSIM 越接近 1, 表示扩散图像和原图像在视觉效果上越接近. 实验中参数取文献 [17] 的建议值.

由于迭代次数的不同会影响各种算法的处理结果, 为了使得算法的比较有意义, 本文取最大信噪比对应的迭代次数为各个算法的迭代终止时间, 同时可以避免扩散不充分和扩散过量的问题[10].

图 1 (a) 为原始 Lena 图像加入方差为 0.02 的高斯噪声的结果, 图 1 (b) ~ 1 (f) 给出了不同算法的处理结果. 为了更直观地比较各个算法的去噪效果, 对图 1 (a) 中方框所示位置的图像块进行局部放大显示, 如图 2 所示. 从视觉效果上看, 本文提出的算法在消噪和保留特征方面都明显优于其他算法. P-M 扩散可以有效去除高斯噪声, 但仍存在一些颗粒状噪声; Catte 提出的选择性扩散由于对初始图像进行高斯滤波, 去噪性能较好, 但会使弱边缘模糊, 鲁棒扩散也存在类似问题; 文献 [11] 提出的扩散方法虽然避免了扩散梯度阈值的选择, 但扩散效果较差. 而本文方法使得均质平坦区域得到很好的平

滑, 噪声滤除效果好, 同时可以看到对于弱边缘 (如白色条纹的左侧边缘) 的保护明显优于其他算法, 这说明噪声掩蔽函数能够鲁棒地区分噪声和边缘, 有效控制扩散过程.

(a) 噪声图像
(a) Noisy image

(b) P-M 扩散
(b) P-M diffusion

(c) Catte 扩散
(c) Catte diffusion

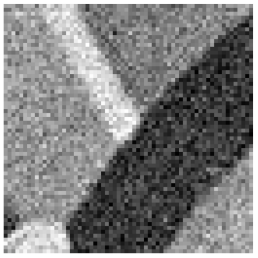
(d) RAD 模型
(d) RAD model

(e) 文献 [11] 的方法
(e) The method of [11]

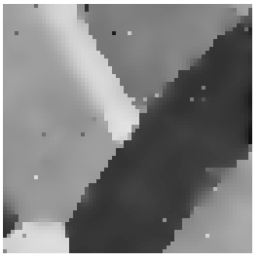
(f) 本文方法
(f) Our method

图 1　各种算法的实验结果比较

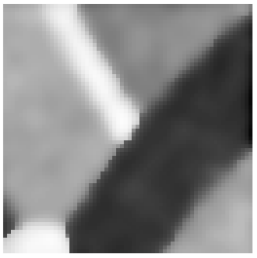
Fig. 1　Comparison of various algorithms



(a) 噪声图像
(a) Noisy image



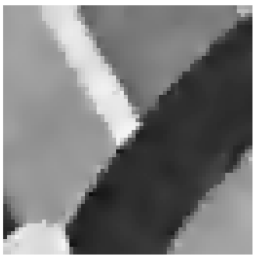
(b) P-M 扩散
(b) P-M diffusion



(c) Catte 扩散
(c) Catte diffusion

(d) RAD 模型
(d) RAD model

(e) 文献 [11] 的方法
(e) The method of [11]



(f) 本文方法
(f) Our method

图 2　局部放大的实验结果对比

Fig. 2　Partial-enlarged views of experimental results

表 1 为叠加不同强度噪声情况下对各种算法的定量比较, 结合图 1 的视觉效果可以看出, 本文提出的算法无论是信噪比还是结构相似度, 都优于其他算法, 在噪声强度较大时优势更为明显, 说明该算法可以在滤除噪声的同时更好地保留图像的边缘结构特征, 这和图 1 的视觉效果评价是一致的. 这主要得益于噪声可见度函数定义的合理性, 较好地反映空间细节信息, 为图像扩散过程提供可靠的阻挡信号.

以上是对人为叠加高斯噪声图像的扩散平滑实验, 为进一步验证算法的实用性, 本文还对真实含噪图像进行了数值仿真. 图 3 上面三幅图像为获取的真实含噪图像, 其噪声源于成像器件限制、成像条件干扰、传输及存储过程等各种因素, 视觉效果较差. 下面三幅图像为采用本文所提出的算法对真实噪声图像的处理结果, 视觉效果明显改善, 噪声得到很好的过滤, 且有效地保留了图像的各种细节结构. 可见本文算法对真实噪声图像的处理是有效的.

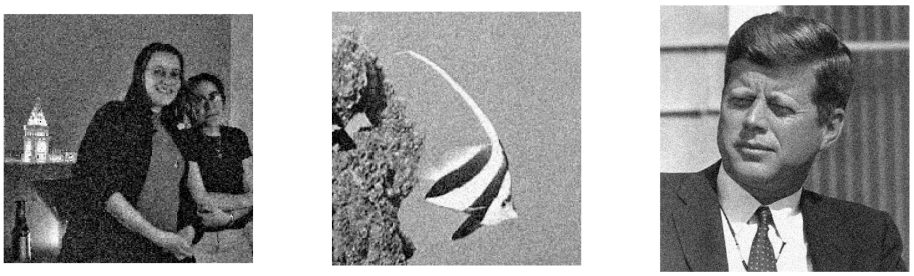
3 结论

现有的图像扩散算法大多利用梯度信息调整扩散系数, 且没有考虑人类视觉系统的特性. 由于梯度信息过于局部化, 在噪声较大时不能正确区分边缘和噪声, 扩散后通常会导致图像的细节模糊化. 本文在考虑人类视觉掩蔽效应的基础上, 利用基于尺度的较大邻域内的像素信息计算非均质性度量, 以此来确定当前像素是处于平坦区域还是边缘结构区域, 定义了新的噪声掩蔽函数和可见度函数, 根据上下

表 1 各种算法的定量比较

Table 1 Quantitive comparison of various algorithms

噪声强度	SNR (dB)|MSSIM					
(σ^2)	噪声图像	P-M 扩散	Catte 扩散	RAD 模型	文献 [11]	本文方法
0.01	17.91|0.49	23.75|0.83	24.23|0.84	23.49|0.83	23.25|0.79	24.87|0.88
0.015	16.25|0.42	22.50|0.79	23.20|0.80	22.65|0.81	22.13|0.75	24.11|0.86
0.02	15.04|0.38	21.27|0.76	22.53|0.77	21.93|0.78	21.52|0.72	23.23|0.84
0.025	14.12|0.34	20.03|0.68	21.60|0.73	21.24|0.74	20.12|0.68	22.35|0.79



(a) 原始图像

(a) Original images

(b) 本文方法处理结果

(b) The results of our method

图 3 真实含噪图像的实验结果

Fig. 3 Experimental results of real-world images

文的非均质性和局部梯度信息共同决定扩散系数的大小. 据此提出的基于视觉掩蔽效应的扩散算法能够有效去噪和保留图像细节结构, 避免了梯度阈值的选取问题, 性能优于现有的一些典型算法, 这主要得益于基于上下文的非均质性度量对噪声不敏感. 对真实噪声图像的实验表明本文算法可以处理实际噪声, 具有一定的实用性. 另外, 本文算法对椒盐噪声有一定程度的滤除, 但效果并不理想, 这将是下一步的研究方向之一.

References

1 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

2 Catte 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

3 Gilboa G, Sochen N, Zeevi Y Y. Image enhancement and denoising by complex diffusion processes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, **26**(8): 1020−1036

4 Gilboa G, Sochen N, Zeevi Y Y. Forward-and-backward diffusion processes for adaptive image enhancement and denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, **11**(7): 689−703

5 Black M J, Sapiro G, Marimont D H, Heeger D. Robust anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, **7**(3): 421−432

6 Zhang F, Yoo Y M, Koh L M, Kim Y. Nonlinear diffusion in Laplacian pyramid domain for ultrasonic speckle reduction. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2007, **26**(2): 200−211

7 Yu J H, Wang Y Y, Shen Y Z. Noise reduction and edge detection via kernel anisotropic diffusion. *Pattern Recognition Letters*, 2008, **29**(10): 1496−1503

8 Prasath V B S, Singh A. Edge detectors based anisotropic diffusion for enhancement of digital images. In: Proceedings of the 6th Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing. Bhubaneswar, India: IEEE, 2008. 33−38

9 Wang Zhi-Ming, Zhang Li. Local-structure-adapted image diffusion. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(3): 244−250
(王志明, 张丽. 局部结构自适应的图像扩散. 自动化学报, 2009, **35**(3): 244−250)

10 Wang Yi, Niu Rui-Qing, Yu Xin, Shen Huan-Feng. Time dependent robust anisotropic diffusion processes. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(9): 1253−1256
(王毅, 牛瑞卿, 喻鑫, 沈焕峰. 基于时间变化的鲁棒各向异性扩散. 自动化学报, 2009, **35**(9): 1253−1256)

11 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)

12 Chen K. Adaptive smoothing via contextual and local discontinuities. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(10): 1552−1567

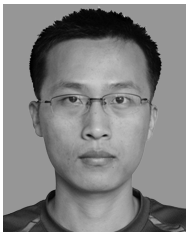
13 Saha P K, Udupa J K, Odhner D. Scale-based fuzzy connected image segmentation: theory, algorithms, and validation. *Computer Vision and Image Understanding*, 2000, **77**(2): 145−174

14 Ciesielski K C, Udupa J K. Affinity functions in fuzzy connectedness based image segmentation I: equivalence of affinities. *Computer Vision and Image Understanding*, 2010, **114**(1): 146−154

15 Ciesielski K C, Udupa J K. Affinity functions in fuzzy connectedness based image segmentation II: defining and recognizing truly novel affinities. *Computer Vision and Image Understanding*, 2010, **114**(1): 155−166

16 Anderson G L, Netravali A N. Image restoration based on a subjective criterion. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1976, **6**(12): 845−853

17 Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, Simoncelli E P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(4): 600−612



孟祥林 国防科学技术大学机电工程与自动化学院博士研究生. 主要研究方向为视觉认知科学, 模式识别与智能系统. 本文通信作者.
E-mail: xlmeng@nudt.edu.cn
(**MENG Xiang-Lin** Ph. D. candidate at the College of Mechatronics Engineering and Automation, National University of Defense Technology. His research interest covers visual cognition, pattern recognition, and intelligent system. Corresponding author of this paper.)

王正志 国防科学技术大学机电工程与自动化学院教授. 主要研究方向为视觉认知科学, 信息处理与模式识别.
E-mail: wangzhengzhi@126.com
(**WANG Zheng-Zhi** Professor at the College of Mechatronics Engineering and Automation, National University of Defense Technology. His research interest covers visual cognition, information processing, and pattern recognition.)