

基于图像特征的各向异性扩散去噪方法

柯丹丹, 蔡光程*, 曹倩倩

(昆明理工大学 理学院, 昆明 650500)

(*通信作者电子邮箱 guangchenglg@126.com)

摘要:对图像去噪滤波方法, J. Weickert 模型未考虑图像光滑区域与其他图像特征的区别, 在光滑区域的扩散也按照局部结构特征值进行, 因而在光滑区域不可避免地产生虚假边缘, 为此, 提出一种改进的各向异性扩散方法。该方法首先用维纳滤波减弱噪声对图像的影响, 再利用相干性正确判断边缘区域、光滑区域和 T 形拐角等图像特征, 并依据图像特征设置相应区域扩散张量的特征值。实验结果表明, 改进方法在消除噪声和保护边缘方面能取得较好的效果, 并有效消除光滑区域的虚假边缘, 可得到较高的峰值信噪比。

关键词:图像特征; 各向异性扩散; 相干性; 扩散张量; 特征值

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Anisotropic diffusion denoising method based on image feature

KE Dan-dan, CAI Guang-cheng*, CAO Qian-qian

(Faculty of Science, Kunming University of Science and Technology, Kunming Yunnan 650500, China)

Abstract: As for the image denoising filter method, the model proposed by J. Weickert does not consider the distinctions between the smooth area and other image features. The diffusion in smooth area is also in accordance with the eigenvalues of local structure characteristics, thus inevitably producing false edges in smooth area. An improved anisotropic diffusion method was proposed. This method firstly used the Wiener filter to weaken the influence of noise on the image, then coherence was applied to judge image feature correctly, as edge region, smooth area, T-shape corner and so on, and the diffusion tensor's eigenvalues in corresponding region were set based on image feature. The experimental results show that the improved method can not only achieve better results in elimination of noise and protection of edge, but also remove false edge in smooth area effectively and get higher peak signal-to-noise ratio.

Key words: image feature; anisotropic diffusion; coherence; diffusion tensor; eigenvalue

0 引言

成像过程中由于受内外因素的干扰, 图像总不可避免地存在噪声, 这些噪声在很大程度上影响了图像细节的真实情况, 降低了图像质量。因此, 如何有效去除噪声, 保护图像细节特征, 提高图像质量, 一直是人们广泛研究的问题。

近年来, 偏微分方程 (Partial Differential Equation, PDE) 方法应用于图像去噪的高质量处理结果引起了人们的广泛关注^[1-14]。应用偏微分方程方法去噪主要有 3 个发展方向: 第一, 由线性扩散模型到非线性扩散模型的转变, 非线性扩散模型以 P-M 模型^[1]为代表; 第二, 由简单的一类方程到复杂的多类方程转变, 如 Lysajer 等^[2]提出的高阶方程, Gilboa 等^[3-4]提出的逆扩散方程以及实扩散与复扩散的综合等; 第三, 由偏微分方程的一步实现向多步实现转变, 如 J. Weickert^[5-7]的各向异性扩散方程先用线性方程对边缘进行定向, 再用非线性方程实现沿边缘的定向扩散, 实现了线性方程与非线性方程的结合^[8]。

目前, 偏微分方程去噪研究的重点仍放在多类方程的综合和偏微分方程的多步实现上。但由于多类方程的综合会增加约束参数的个数和模型的复杂性, 给处理带来很大麻烦, 所以其前景较偏微分方程的多步实现差。

本文针对 J. Weickert^[5-7]提出的各向异性扩散方程模型处理加噪图像时在光滑区域中会出现虚假边缘的缺点, 采用相干性^[9]正确判断图像的边缘区域和光滑区域, 及拐角和 T 形局部结构, 基于图像特征构造新特征值, 从而构造新的扩散张量, 以实现对不同图像特征进行不同程度的扩散, 从而在保护图像边缘和重要细节的同时, 消除光滑区域的虚假边缘。

1 偏微分方程去噪模型

1.1 P-M 模型

P-M 模型:

$$\begin{cases} \partial_t u = \operatorname{div}(g(|\nabla u|) \nabla u) \\ u(x, y, 0) = u_0(x, y) \end{cases} \quad (1)$$

其中: u 为噪声图像; ∇ 表示梯度; div 表示散度; 扩散函数取为 $g(x) = 1/(1 + (x/K)^2)$ 或 $g(x) = \exp(-(x/K)^2)$, K 为梯度阈值, 是和噪声方差有关的常数。

P-M 模型在迭代过程中不断地根据最近一步所得图像梯度做边缘检测, 因而能减少噪声对边缘检测的影响。但 P-M 模型是病态问题, 在理论上解不是唯一的, 且没有解决边缘上的噪声处理问题。

Catte 等^[10]对 P-M 模型进行改进, 先在一定尺度下对图像进行平滑, 减弱噪声的影响, 再进行迭代:

收稿日期: 2011-08-22; 修回日期: 2011-11-21。

基金项目: 云南省教育厅重点基金资助项目 (20061001); 昆明理工大学人才基金资助项目 (2008-72)。

作者简介: 柯丹丹 (1986-), 女, 河南驻马店人, 硕士研究生, 主要研究方向: 数字图像处理; 蔡光程 (1965-), 男, 云南文山山人, 教授, 博士, 主要研究方向: 数字图像处理、科学计算; 曹倩倩 (1987-), 女, 安徽宿州人, 硕士研究生, 主要研究方向: 数字图像处理。

$$\begin{cases} \partial_t u = \operatorname{div}(g(|\nabla u_\sigma|) \nabla u) \\ u(x, y, 0) = u_0(x, y) \end{cases} \quad (2)$$

其中: $u_\sigma(x, y, t) = G_\sigma * u(x, y, t)$, “*”表示卷积运算, G_σ 为方差为 σ^2 的 Gauss 函数。式(2)称为正则化 P-M 方程或 CLMC 模型^[9]。可以证明, 正则化 P-M 方程的解是唯一的, 可有效避免 P-M 模型的缺点。但它对边缘处的噪声依然未做出令人满意的处理。

1.2 各向异性扩散去噪模型

J. Weickert 等^[5-7]进一步研究了非线性各向异性扩散方程(简称 J. Weickert 模型), 把标量函数形式的扩散系数转换为一个矩阵形式的扩散张量, 使得扩散过程不仅依赖图像梯度大小, 也依赖于图像梯度方向^[11]:

$$\begin{cases} \partial_t u = \operatorname{div}(D(J_\rho(\nabla u_\sigma)) \nabla u) \\ u(x, y, 0) = u_0(x, y) \end{cases} \quad (3)$$

其中: $D = \begin{bmatrix} a & b \\ b & c \end{bmatrix}$ 表示 2×2 的扩散张量, 它是一个正定对称

矩阵, 依赖于结构张量 $J_\rho(\nabla u_\sigma)$ 。J. Weickert 将扩散系数设计为一个矩阵, 并使得它总在沿边缘方向有较大扩散, 而在垂直边缘方向有较小扩散, 这样既能保留边缘又能对边缘处噪声进行处理。

J. Weickert 定义了如下的结构张量:

$$\begin{aligned} J_\rho(\nabla u_\sigma) &= G_\rho * (\nabla u_\sigma \otimes \nabla u_\sigma) = \\ G_\rho * \nabla u_\sigma \nabla u_\sigma^T &= \begin{bmatrix} J_{11} & J_{12} \\ J_{12} & J_{22} \end{bmatrix}; \rho \geq 0 \end{aligned} \quad (4)$$

其中: u_σ 与式(2)中的定义相同, * 表示方差为 ρ^2 的 Gauss 函数与 $\nabla u_\sigma \nabla u_\sigma^T$ 的元素逐个卷积。

不难看出 $J_\rho = \begin{bmatrix} J_{11} & J_{12} \\ J_{12} & J_{22} \end{bmatrix}$ 的特征值为 φ_1, φ_2 (取 $\varphi_1 > \varphi_2$) :

$$\varphi_{1,2} = \frac{1}{2}(J_{11} + J_{22} \pm \sqrt{(J_{11} - J_{22})^2 + 4J_{12}^2}) \quad (5)$$

令 J_ρ 的特征向量为 e_1, e_2 , 其中 $e_1 // \nabla u_\sigma$, $e_2 \perp \nabla u_\sigma$, 且

$$e_1 // \begin{bmatrix} 2J_{12} \\ J_{22} - J_{11} + \sqrt{(J_{11} - J_{22})^2 + 4J_{12}^2} \end{bmatrix}$$

扩散张量 D 取与结构张量 J_ρ 相同的特征向量 e_1, e_2 ,

J. Weickert 取 D 的特征值为:

$$\begin{cases} \lambda_1 = \alpha \\ \lambda_2 = \alpha + (1 - \alpha) \exp(-C/(\varphi_1 - \varphi_2)^{2m}) \end{cases} \quad (6)$$

其中: λ_1 对应平行于梯度方向的特征向量 e_1 ; λ_2 对应垂直于梯度方向的特征向量 e_2 ; C 为大于零的常数; $m \in \mathbf{N}$; $\alpha \in (0, 1)$, 常取一个很小的值。

J. Weickert 模型在边缘处尽可能沿边缘方向扩散, 因而能较好地解决去噪与边缘保护的矛盾。但 J. Weickert 对扩散张量 D 的特征值的选取不适合光滑区域的去噪, 会导致虚假边缘^[12]。这是因为对于一幅含噪声的图像, 由于噪声的影响, 在光滑区域的扩散也是按照局部结构特征值的大小进行的, 特征值 λ_1 的选取为一个很小的常数 α , 而为抑制光滑区域的噪声, λ_2 的取值在光滑区域会比较大, 因此在光滑区域会沿一个方向扩散, 从而不可避免地导致虚假边缘^[8]。

为克服这一产生虚假边缘的缺点, 2.2 节利用相干性正确区分了光滑区域和边缘区域, 以及拐角或 T 形局部结构, 并根据图像特征的不同, 分别设计新的特征值, 从而构造新的扩

散张量, 在有效去噪的同时达到更好地保护边缘、图像细节特征和消除虚假边缘的目的。且本文在构造新特征值的基础上改变了图像预处理滤波方法。

2 改进的各向异性扩散去噪模型

2.1 图像预处理

J. Weickert 模型的扩散过程中用了两次高斯滤波: 第一次是为了对图像做光滑预处理, 以减少噪声对图像结构的影响; 第二次是为了确定图像的局部结构扩散方向, 具体定义见式(4)。两次卷积运算均需确定高斯函数的方差 σ^2 , 太小的 σ 会导致扩散过程是病态的, 太大的 σ 又会模糊图像特征, 给实验增加了分析难度和运算成本。为简化分析和运算, 本文采用经典的维纳滤波器, 将图像预处理和构造结构张量时的高斯滤波均改为维纳滤波。

定义新的结构张量如下:

$$C(\nabla u_w) = \text{wiener2}(\nabla u_w \otimes \nabla u_w) = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{12} & C_{22} \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中: $u_w = \text{wiener2}(u)$, ∇ 表示梯度。结构张量 $C(\nabla u_w)$ 的两个特征值可表示为 μ_1, μ_2 (取 $\mu_1 > \mu_2$):

$$\mu_{1,2} = \frac{1}{2}(C_{11} + C_{22} \pm \sqrt{(C_{11} - C_{22})^2 + 4C_{12}^2}) \quad (8)$$

结构张量 $C(\nabla u_w)$ 的特征向量为 v_1, v_2 , 其中 $v_1 // \nabla u_w$,

$$v_1 \perp v_2, \text{ 且 } v_1 // \begin{bmatrix} 2C_{12} \\ C_{22} - C_{11} + \sqrt{(C_{11} - C_{22})^2 + 4C_{12}^2} \end{bmatrix}$$

具体数值见第3章。

2.2 用相干性 H 正确区分图像特征

结构张量的特征值 μ_1 和 μ_2 包含了图像的结构信息^[13], 若 $\mu_1 \approx \mu_2 \approx 0$, 表示图像在这一点附近沿任何方向的灰度变化都很小, 也就是图像光滑区域的特征; 若 $\mu_1 \gg \mu_2 \approx 0$, 则表示图像沿某一方向的变化率远大于沿垂直于此方向的变化率, 是图像有明显边缘或流线状结构的特征; 若 $\mu_1 \approx \mu_2 \gg 0$, 则表示图像在两个相互垂直的方向上, 灰度变化相当快, 是图像存在拐角或 T 形局部结构的特征^[14]。

定义相干性 H ^[9] 如下:

$$H = (\mu_1 - \mu_2)^2 = (C_{11} - C_{22})^2 + 4C_{12}^2 \quad (9)$$

因此, 可以利用相干性 H 对图像特征进行如下分类:

1) 光滑区域:

$$\mu_1 \approx \mu_2 \approx 0, H \approx 0$$

2) 边缘或流线状结构:

$$\mu_1 \gg \mu_2 \approx 0, H \gg 0$$

3) 拐角或 T 形局部结构:

$$\mu_1 \approx \mu_2 \gg 0, H \approx 0$$

由以上划分, 本文可由相干性区分图像特征, 当 $H \geq \tau_1$ (τ_1 为非常接近于零且大于零的常数) 时, 判断为边缘; 否则为光滑区域或拐角。当 $H < \tau_1$ 且 $\mu_2 > \tau_2$ (τ_2 为远远大于零的常数), 判断为拐角或 T 形局部结构; 否则为光滑区域。

2.3 构造扩散张量 D^* 的特征值

下面根据相干性所判断的图像特征分别设计特征值, λ_1^*, λ_2^* 分别为扩散张量 D^* 的平行于梯度方向和垂直于梯度方向的特征值。光滑区域沿两个方向的扩散程度均较大, 故特征值 λ_1^*, λ_2^* 设计为:

$$\begin{cases} \lambda_1^* = \frac{h^2}{h^2 + |\nabla \mathbf{u}_w|^2} \\ \lambda_2^* = \frac{|\nabla \mathbf{u}_w|^2}{h^2 + |\nabla \mathbf{u}_w|^2} \end{cases} \quad (10)$$

其中 h 为常数。相应的扩散张量为 \mathbf{D}_{11}^* ,可有效克服J. Weickert模型在光滑区域产生虚假边缘的缺点。

在边缘区域或流线结构处,图像相干性 $H \gg 0$,沿边缘方向特征值 λ_2^* 大,垂直边缘方向特征值 λ_1^* 小,故特征值设计为:

$$\begin{cases} \lambda_1^* = \alpha \\ \lambda_2^* = \beta - \exp(-|\nabla \mathbf{u}_w|) \end{cases} \quad (11)$$

其中 $\alpha \in (0,1)$ 和 β 均为常数。相应的扩散张量为 \mathbf{D}_2^* ,从而可有效保护边缘或流线状结构。

在拐角或T形局部结构处的扩散张量为 \mathbf{D}_{12}^* ,在图像变化最快的 \mathbf{v}_1 方向,特征值 λ_1^* 保持为一个很小的正常数,可有效保护边缘;在图像变化最慢的 \mathbf{v}_2 方向,取 λ_2^* 也为一个很小的正常数,故沿 \mathbf{v}_2 方向的扩散会十分缓慢,从而有效保护拐角、T形局部结构不被模糊。故特征值设计为:

$$\begin{cases} \lambda_1^* = \gamma \\ \lambda_2^* = \gamma \end{cases} \quad (12)$$

其中: $\gamma \in (0,1)$,为一个接近于零的正常数。

综上,构造的特征值应满足:在光滑区域两个特征值均大;在边缘区域平行梯度方向的特征值小,垂直梯度方向的特征值大;在拐角或T形局部结构处,平行梯度方向和垂直梯度方向的特征值均小。

由此可构造以 λ_1^* 、 λ_2^* 为特征值,以 \mathbf{v}_1 、 \mathbf{v}_2 为特征向量的扩散张量 \mathbf{D}^* ,改进的各向异性扩散去噪模型为:

$$\partial_t \mathbf{u} = \operatorname{div}(\mathbf{D}^* \nabla \mathbf{u}) \quad (13)$$

其中:

$$\mathbf{D}^* = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2] \begin{bmatrix} \lambda_1^* & 0 \\ 0 & \lambda_2^* \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1^T \\ \mathbf{v}_2^T \end{bmatrix} = \begin{cases} \mathbf{D}_{11}^*, & H < \tau_1, \mu_2 \leq \tau_2 \\ \mathbf{D}_{12}^*, & H < \tau_1, \mu_2 > \tau_2 \\ \mathbf{D}_2^*, & H \geq \tau_1 \end{cases} \quad (14)$$

式(13)通过如下迭代公式求解:

$$\mathbf{u}^{(n+1)} = \mathbf{u}^{(n)} + \Delta t \cdot (\operatorname{div}(\mathbf{D}^* \nabla \mathbf{u}^{(n)})) \quad (15)$$

$$\mathbf{D}^* = [\mathbf{v}_1(\mathbf{u}^{(n)}), \mathbf{v}_2(\mathbf{u}^{(n)})] \times \begin{bmatrix} \lambda_1^*(\mathbf{u}^{(n)}) & 0 \\ 0 & \lambda_2^*(\mathbf{u}^{(n)}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1^T(\mathbf{u}^{(n)}) \\ \mathbf{v}_2^T(\mathbf{u}^{(n)}) \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中: $\mathbf{u}^{(n)}$ 为第 n 层数据, $\mathbf{u}^{(n+1)}$ 为第 $n+1$ 层数据, Δt 为步长, \mathbf{D}^* 根据 $\mathbf{u}^{(n)}$ 及时更新。采用并行的基于半隐式差分格式的

AOS策略^[9,15-16]迭代求解方程(13)。

算法步骤和流程如下:

第1步 维纳预滤波得 \mathbf{u}_w ,求出结构张量 $\mathbf{C}(\nabla \mathbf{u}_w)$,并求其特征值 μ_1 、 μ_2 和对应的特征向量 \mathbf{v}_1 、 \mathbf{v}_2 。

第2步 根据 $H = (\mu_1 - \mu_2)^2 = (C_{11} - C_{22})^2 + 4C_{12}^2$,计算相干性 H ,并以此区分图像特征:

1) 当 $H < \tau_1$, $\mu_2 \leq \tau_2$ 时,取

$$\lambda_1^* = \frac{h^2}{h^2 + |\nabla \mathbf{u}_w|^2}$$

$$\lambda_2^* = \frac{|\nabla \mathbf{u}_w|^2}{h^2 + |\nabla \mathbf{u}_w|^2}$$

2) 当 $H < \tau_1$, $\mu_2 > \tau_2$ 时,取 $\lambda_1^* = \gamma$, $\lambda_2^* = \gamma$ 。

3) 当 $H \geq \tau_1$ 时,取 $\lambda_1^* = \alpha$, $\lambda_2^* = \beta - \exp(-|\nabla \mathbf{u}_w|)$ 。

$$\text{计算 } \mathbf{D}^* = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2] \begin{bmatrix} \lambda_1^* & 0 \\ 0 & \lambda_2^* \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1^T \\ \mathbf{v}_2^T \end{bmatrix}$$

第3步 按迭代式

$$\mathbf{u}^{(n+1)} = \mathbf{u}^{(n)} + \Delta t \cdot (\operatorname{div}(\mathbf{D}^* \nabla \mathbf{u}^{(n)}))$$

$$\mathbf{D}^* = [\mathbf{v}_1(\mathbf{u}^{(n)}), \mathbf{v}_2(\mathbf{u}^{(n)})] \times$$

$$\begin{bmatrix} \lambda_1^*(\mathbf{u}^{(n)}) & 0 \\ 0 & \lambda_2^*(\mathbf{u}^{(n)}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1^T(\mathbf{u}^{(n)}) \\ \mathbf{v}_2^T(\mathbf{u}^{(n)}) \end{bmatrix}$$

直至 $|\mathbf{u}^{(n+1)} - \mathbf{u}^{(n)}| < \varepsilon$ (ε 为预先设置的误差限),迭代终止,所得图像即为去噪图像。

3 实验结果

本文采用Lena图像(噪声图添加方差为0.004的高斯白噪声)和简单图像(噪声图添加强度为0.05的椒盐噪声)做数值实验,各种去噪方法的图像比较如图1和图3所示,各种去噪方法的均方误差、信噪比和峰值信噪比如表1~2所示。J. Weickert模型中取 $C=1$, $m=1$, $\alpha=0.001$;本文方法中的 h 、 α 、 β 、 γ 、 τ_1 和 τ_2 等参数根据具体图像及所添加的噪声设定。

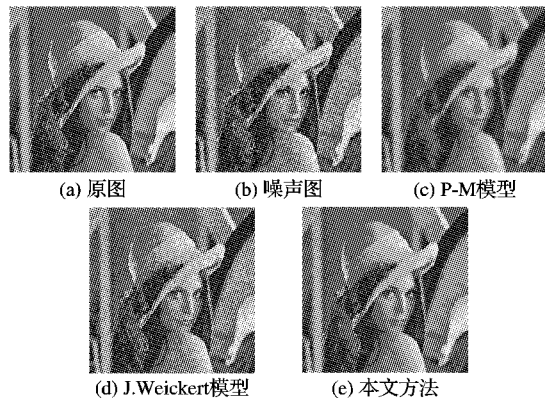


图1 Lena图像各种去噪方法的比较

表1 Lena图像各种去噪方法的数值比较

去噪方法	均方误差	信噪比/dB	峰值信噪比/dB	迭代次数	CPU运行时间/s
P-M模型	0.0021	12.2379	24.9349		
J. Weickert模型	0.0016	13.4656	26.1626	15	3.7344
本文方法	0.0009	15.8042	28.5012	15	3.4469

表2 简单图像各种去噪方法的数值比较

去噪方法	均方误差	信噪比/dB	峰值信噪比/dB	迭代次数	CPU运行时间/s
P-M模型	0.0049	15.6737	21.2127		
J. Weickert模型	0.0145	10.9655	16.5044	10	6.2969
本文方法	0.0037	16.8749	22.4138	10	4.9219

图2为图1中(d)和(e)正下方的局部图放大比较,可见本文方法有效解决了J. Weickert模型在光滑区域产生虚假边缘的不足。

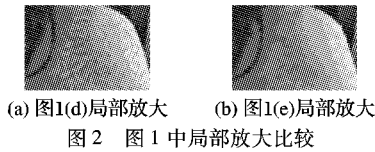


图2 图1中局部放大比较

从图1(c)和图3(c)可看出,P-M模型模糊了图像边缘和细节部分;从图1(d)和图3(d)可看出,J. Weickert模型很好地保护了图像转角结构,且在断接处有一定程度的缝合(如图3(d)),但其在光滑区域易产生虚假边缘(如图2(d));从图1(e)和图3(e)可看出,本文方法在有效保护了边缘和图像细节特征的同时,还消除了光滑区域的虚假边缘(如图2(e))。

表1~2的实验数据结果显示,本文方法处理含噪图像优于P-M模型和J. Weickert模型,且本文方法的迭代次数和算法时间明显缩短,提高了算法效率。

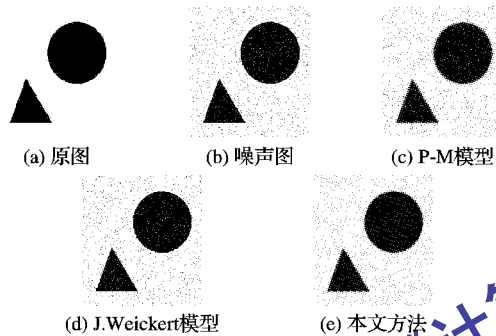


图3 简单图像各种去噪方法的比较

4 结语

本文针对J. Weickert模型扩散张量特征根的选取不适合光滑区域去噪,从而导致虚假边缘的缺点,引入图像相干性判断图像特征,正确区分图像边缘、光滑区域和T形拐角等结构,并基于图像特征构造相应区域扩散张量的特征值分别进行扩散,且采用了维纳滤波做预处理。实验结果表明,本文所提出的基于图像特征构造扩散张量新特征值的各向异性扩散方法,继承了现有P-M模型和J. Weickert模型的优点,且有效地解决了J. Weickert模型在光滑处产生虚假边缘的缺点,在去除噪声的同时很好地保留一些重要的边缘、拐角和T形局部结构,在算法效率上也优于J. Weickert模型。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] LYSAKER M, LUNDERVOLD A, Tai X C. Noise removal using fourth-order partial differential equation with applications to medical magnetic resonance images in space and time [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(12): 1579-1590.
- [3] GILBOA G, ZEEVI Y Y, SOCHEN N A. Forward and backward diffusion processes for adaptive image enhancement and denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(7): 689-703.
- [4] GILBOA G, ZEEVI Y Y, SOCHEN N A. Complex diffusion processes for image filtering [EB/OL]. [2010-05-10]. <http://web.ee.technion.ac.il/people/zeevi/papers/Springer/65j-fulltext.pdf>.
- [5] WEICKERT J. Theoretical foundations of anisotropic diffusion in image processing [C]// Proceedings of the 7th TFCV on Theoretical Foundations of Computer Vision. New York: ACM Press, 1996: 221-236.
- [6] WEICKERT J. Anisotropic diffusion in image processing [M]. Stuttgart: Teubner-Verlag, 1998.
- [7] WEICKERT J. Coherence-enhancing diffusion filtering [J]. International Journal of Computer Vision, 1999, 31(2/3): 111-127.
- [8] 谢美华, 王正明. 基于边缘定向增强的各向异性扩散抑噪方法[J]. 电子学报, 2006, 34(1): 59-64.
- [9] 王大凯, 侯榆青, 彭进业. 图像处理的偏微分方程方法[M]. 北京: 科学出版社, 2008: 110-140.
- [10] CATTE F, LIONS P-L, MOREL J-M, et al. Image selective smoothing and edge-detection by nonlinear diffusion [J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1992, 29(1): 182-193.
- [11] ZHANG YONGDE, DING MINGYUE. Low-contrast edge enhancing anisotropic diffusion for speckle reduction [C]// ICCE-2010: Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic and Evolutionary Computing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010: 703-708.
- [12] 王正明, 谢美华. 偏微分方程在图像去噪中的应用[J]. 应用数学, 2005, 18(2): 219-224.
- [13] 冯象初, 王卫卫. 图像处理的变分和偏微分方程方法[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [14] 苏永利, 张博, 张书玲. 各向异性张量逆扩散指纹图像增强方法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(31): 180-182.
- [15] ZHANG WEIWEI, FENG XIANGCHU. Anisotropic diffusion with nonlinear structure tensor [J]. SIAM Journal on Multiscale Modeling and Simulation, 2008, 7(2): 963-977.
- [16] 王卫卫, 冯象初. 图像处理中扩散方法的快速数值解法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(7): 1736-1740.

第五届中国计算机网络与信息安全学术会议

(CCNIS'2012)征文通知

第五届中国计算机网络与信息安全学术会议(CCNIS2012)将于2012年8月上旬在中国福建省武夷山举行,承办单位为福建师范大学(软件学院)。CCNIS2012现公开征集会议论文,征文范围涵盖计算机网络与信息安全及相关领域。

征文范围(不限于这些领域)

- 信息安全算法
- 信息安全协议
- 信息系统安全
- 网络系统安全
- 云计算与物联网安全
- 安全专用芯片
- 数据与应用安全
- 隐私、风险与信任
- 新型网络与计算技术

重要日期

征文截止时间:2012年5月8日

录用通知时间:2012年6月8日

会议召开时间:2012年8月3—5日

投稿方式

请作者选择以下两种方式之一:

1) 发送稿件至 ccnis2012@vip.163.com, 主题请注明 CCNIS2012 投稿。

2) 发送稿件至在线投稿系统的在线投稿栏目:

<https://www.easychair.org/conferences/?conf=ccnis2012>

详情请见: <http://ccnis2012.fjnu.edu.cn>