

文章编号 1004-924X(2013)10-2713-07

# 基于梯度矢量卷积场的四阶各向异性扩散及图像去噪

任文琦, 王元全\*

(天津理工大学 计算机与通信工程学院, 天津 300384)

**摘要:**进一步研究了基于偏微分方程的图像去噪方法。为了去除二阶偏微分方程(P-M 模型)引起的阶梯效应以及提高四阶偏微分方程(Y-K 模型)的边缘及纹理保护能力,本文将梯度矢量卷积场(GVC)引入到四阶偏微分方程 Y-K 模型中,提出了基于 GVC 的四阶各向异性扩散模型。首先,减去原始 Y-K 模型中的部分梯度方向扩散。然后,引入 GVC 场以代替图像在梯度方向的二阶导数直接计算。由于 GVC 场可以较准确地确定图像的边缘位置,并对噪声具有很强的鲁棒性,因此得到了有效的各向异性扩散模型。实验结果表明,运用本文去噪方法可以更好地保护图像边缘及纹理等细节特征,而且能够有效地提高峰值信噪比;文中所有在实验中得到的峰值信噪比均比原始模型高 1 dB 以上。

**关键词:**图像去噪;梯度矢量卷积(GVC)场;偏微分方程;各向异性扩散;边缘及纹理保护

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20132110.2713

## GVC-based fourth-order anisotropic diffusion for image denoising

REN Wen-qi, WANG Yuan-quan\*

(School of Computer Science and Communication Engineering,  
Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

\* Corresponding author, E-mail: yqwang@bit.edu.cn

**Abstract:** The image denoising methods based on Partial Differential Equations (PDEs) were explored. In order to alleviate the staircase effect in second-order PDE (P-M model) and improve the ability of edge and texture preserving of fourth-order PDE (Y-K model), the Gradient Vector Convolution (GVC) field was introduced into the fourth-order PDE, and a four-order anisotropic diffusion model was established. Firstly, the parts of diffusion in the direction of gradient were subtracted. Then, the GVC field was introduced to replace the calculation of second derivative. Because of the robustness of GVC and its outstanding ability of detecting edge, an effective anisotropic diffusion model was obtained. Experimental results indicate that the GVC based fourth-order model can protect the details over the original model like edge and texture features better and can improve the Peak Signal to Noise Ratio (PSNR). The PSNRs in experiments have been improved more than 1 dB as compared with that original Y-K model.

**Key words:** image denoising; Gradient Vector Convolution (GVC); partial differential equation; anisotropic diffusion; edge and texture preserving

收稿日期:2013-04-09;修订日期:2013-04-24.

基金项目:天津市自然科学基金重点项目(No. 11JCZDJC15600);天津市科技支撑计划重点项目(No. 11ZCKFGX00900, 10DZDZX00400).

## 1 引言

图像去噪的方法有很多种,包括传统的均值滤波、中值滤波等一些典型的空域去噪方法<sup>[1]</sup>,基于小波的去噪方法<sup>[2-4]</sup>,还有近二十年来得到广泛应用的基于偏微分方程(Partial Differential Equations, PDE)的方法<sup>[5]</sup>。偏微分方程将数学和图像有机结合起来,在去噪的同时能够很好地保留图像的边缘特征。

1990年,Perona和Malik<sup>[6]</sup>首次提出了经典的各向异性扩散P-M模型,该模型由一个关于图像梯度模值的函数控制图像的扩散程度,使图像在梯度值小的区域进行大规模扩散,在梯度值大的区域进行小规模扩散,随着P-M模型的提出,有关基于PDE的图像去噪方法的研究得到了广泛关注<sup>[6-11]</sup>。

虽然P-M方程具有得较好的去噪效果,但由二阶偏微分方程处理后得到的结果图中会产生很明显的阶梯效应。该现象不仅会产生较差的视觉效果,而且会对后续图像理解和分析造成误判断。为了解决该问题,许多的学者提出了高阶偏微分方程的去噪模型<sup>[12-13]</sup>。比如,You和Kaveh<sup>[12]</sup>首先提出了基于四阶偏微分方程的Y-K模型。该模型使图像最终扩散为一个分段光滑的斜面,从而有效避免了阶梯效应的产生,获得了更好的视觉效果。虽然Y-K模型不会产生阶梯效应,但该模型会使图像中包括边缘细节在内的高频成份过度平滑,而且在结果图中会产生一些孤立的脉冲噪声,即所谓的“斑点效应”。

梯度矢量卷积(Gradient Vector Convolution, GVC)<sup>[14]</sup>是主动轮廓模型<sup>[15]</sup>的一种外力场,具有抗噪能力强、可以实时计算等特点,本文将GVC引入到Y-K模型中,提出了基于GVC的四阶各向异性扩散模型,该模型在图像梯度方向的扩散小于在边缘方向的扩散,从而能更好地保留图像的边缘细节。

## 2 背景知识

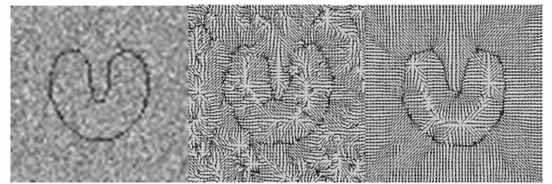
### 2.1 梯度矢量卷积(GVC)模型

梯度矢量卷积场(GVC)是对主动轮廓模型中的一种经典外力场——梯度矢量流场(Gradient

Vector Flowfield, GVF)<sup>[16]</sup>进行改进得到的。由于GVF场需要在整幅图像上利用一个方程组进行迭代计算,因此,计算复杂度较高,需要消耗大量时间,而且GVF抑制噪声的能力也很有限,如果图像中存在噪声时,GVF就不能有效确定图像边缘。GVC场具有GVF场的所有优点,能够实时计算,而且降低了对噪声的敏感度。GVC场以卷积为基础,计算过程为:

$$\begin{cases} \mathbf{u} = f_x * \mathbf{C}(x, y) \\ \mathbf{v} = f_y * \mathbf{C}(x, y) \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{V} = (\mathbf{u}, \mathbf{v})$ 为GVC场,\*为卷积算子, $f(x, y)$ 为图像的边缘图, $(f_x, f_y)$ 为边缘图的梯度矢量, $\mathbf{C}(x, y)$ 为卷积核,取 $\mathbf{C}(x, y) = 1/r_h^n$ ,  $h, n \in \mathbb{R}^+$ ,  $r_h = \sqrt{x^2 + y^2 + h}$ 。参数 $h$ 的作用类似于对尺度空间滤波, $h$ 值越大,则梯度矢量的扩散越平滑。因此,可以通过适当增加 $h$ 值来达到抑制噪声的效果,这使得GVC场比GVF场具有更强的噪声鲁棒性。由于GVC以卷积运算为基础,借助快速傅里叶变换可以实时计算。图1显示了GVF和GVC对同一幅噪声图像的处理效果,其中,GVC的参数为 $n=2, h=2$ ,卷积核大小为 $64 \times 64$ ,GVF的参数为 $\mu=0.2$ ,迭代次数为80。从图1可以看出,GVC不但计算速度快,而且能顺利进入深度凹陷区域,对噪声也有很好的鲁棒性。



(a) 噪声图像 (b) GVF场 (c) GVC场

(a) Noise u-shape image (b) GVF field (c) GVC field

图1 噪声图中的GVF场和GVC场(计算时间分别为0.45 s和0.048 s。)

Fig. 1 GVF and GVC fields in noise image (with computational time of 0.45 s and 0.048 s for GVF and GVC fields, respectively.)

### 2.2 四阶Y-K模型

为了解决阶梯效应,You和Kaveh首先提出了基于四阶偏微分方程的去噪模型。该模型首先定义了一个关于图像灰度拉普拉斯的能量函数:

$$E(I) = \int_{\Omega} f(|\nabla^2 I|) d\Omega, \quad (2)$$

式中, $\nabla^2$ 为拉普拉斯算子,通过求解如下欧拉方

程得到最小化该能量函数:

$$I_t = -\nabla^2 \left( f'(|\nabla^2 I|) \frac{\nabla^2 I}{|\nabla^2 I|} \right) = -\nabla^2 (c \cdot \nabla^2 I), \quad (3)$$

该模型将得到一个局部调和( $\nabla^2 I \rightarrow 0$ )的曲面,将图像扩散为分段的光滑斜面,所以能有效去除二阶模型中的“阶梯效应”,但是该模型会过度平滑图像中的高频成份,从而导致图像的边缘细节特征丢失。另外,当  $f$  不是凸函数时,泛函  $E(I)$  不一定是凸函数,因此,会使  $E(I)$  陷入局部最小值,从而在去噪过程中会产生一些孤立的脉冲噪声。

### 3 基于 GVC 的各向异性扩散模型

首先,对于图像  $I(x, y)$  引入其局部坐标系  $(\eta, \xi)$ , 其中  $\eta$  为梯度方向,  $\xi$  为边缘方向, 图像的局部坐标系  $(\eta, \xi)$  与空间坐标系  $(x, y)$  的对应关系为:

$$\eta = \left( \frac{I_x}{\sqrt{I_x^2 + I_y^2}}, \frac{I_y}{\sqrt{I_x^2 + I_y^2}} \right), \quad (4)$$

$$\xi = \left( \frac{-I_y}{\sqrt{I_x^2 + I_y^2}}, \frac{I_x}{\sqrt{I_x^2 + I_y^2}} \right). \quad (5)$$

图像  $I(x, y)$  在方向  $\eta$  和  $\xi$  上求二阶导数可得到:

$$I_{\eta\eta} = \frac{I_{xx}I_x^2 + I_{yy}I_y^2 + 2I_xI_yI_{xy}}{I_x^2 + I_y^2}, \quad (6)$$

$$I_{\xi\xi} = \frac{I_{xx}I_y^2 + I_{yy}I_x^2 - 2I_xI_yI_{xy}}{I_x^2 + I_y^2}. \quad (7)$$

由式(6)和式(7)可以得出:

$$\nabla^2 I = I_{xx} + I_{yy} = I_{\eta\eta} + I_{\xi\xi}, \quad (8)$$

因此,方程(3)也可写成:

$$I_t = -\nabla^2 (c_1 (I_{\eta\eta} + I_{\xi\xi})). \quad (9)$$

由此看出, Y-K 模型是一个各向同性的扩散模型,它在梯度方向和边缘方向进行同等程度的扩散。为了使 Y-K 模型达到各向异性特性,可以减去方程(9)中梯度方向的部分二阶导数,因此方程(9)可以改进为:

$$I_t = -\nabla^2 (c_1 (I_{\eta\eta} + I_{\xi\xi}) - c_2 I_{\eta\eta}) = -\nabla^2 (c_1 \nabla^2 I - c_2 I_{\eta\eta}). \quad (10)$$

其中,  $c_1$  和  $c_2$  共同作用,使图像在方向  $\eta$  和方向  $\xi$  上进行不均等的扩散,从而达到各向异性扩散的效果。

式(10)中的二阶导数  $I_{\eta\eta}$  在图像每次迭代之

后都要计算一次,而二阶导数的计算对噪声很敏感,因此, Yu<sup>[10]</sup> 等人利用 GVF 求解  $I_{\eta\eta}$ , 从而得到了比原始 P-M 方程更好的去噪效果。随后, Ghi-ta<sup>[11]</sup> 等人利用一种改进的 GVF 场计算  $I_{\eta\eta}$ , 得到比文献[10]更好的去噪效果。在第 2 节中已经介绍了 GVC 场在计算时间和计算准确性上都优于 GVF 场。因此,可以将 GVC 引入到式(10)。令  $\mathbf{N} = \nabla I / |\nabla I|$ , 则有:

$$I_{\eta\eta} = \nabla |\nabla I| \cdot \mathbf{N}. \quad (11)$$

而 GVC 可以看作是  $\nabla |\nabla I|$  的一个光滑近似,因此可以用  $\mathbf{V} \cdot \mathbf{N}$  替代二阶导数  $I_{\eta\eta}$  项,这时,式(10)可以写为:

$$I_t = -\nabla^2 (c_1 \nabla^2 I - c_2 \mathbf{V} \cdot \mathbf{N}). \quad (12)$$

这就是本文提出的四阶模型。由于 GVC 场可以在迭代之前就计算出来,因此求解方程(12)时只需要从图像  $I$  中计算出单位梯度矢量,避免了计算二阶导数  $I_{\eta\eta}$  所引起的误差。该模型不仅具有各向异性,而且其数值计算的稳定性也得到了提高。

令  $c_1 > c_2$ , 而且当梯度趋于零的时候,  $c_2 \rightarrow 0$ , 当梯度趋于无穷大的时候,  $c_2 \rightarrow c_1$ , 这样不仅可以使图像在  $\eta$  方向上的扩散一直小于在  $\xi$  方向上的扩散,而且在图像相对平坦的区域,其模型接近为各向同性的扩散滤波器,在图像梯度大的区域,即在图像边缘区域,其模型为各项异性的扩散。本文中,扩散系数  $c_1$  和  $c_2$  计算过程如下:

$$c_1(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + (|\nabla I|/k_1)^2}, \quad (13)$$

$$c_2(|\nabla I|) = m \cdot |\nabla I| \cdot \exp(-(|\nabla I|/k_2)^2), m \in (0, 1). \quad (14)$$

由式(14)可知,可以通过调节  $k_1, k_2$  和  $m$  值的大小来得到最佳的去噪效果。图 2 给出了  $c_1$  和  $c_2$  随梯度模的变化关系,这就决定了模型(12)是各向异性的。图 3 展示了直接计算  $I_{\eta\eta}$  和采用  $\mathbf{V} \cdot \mathbf{N}$  和  $\mathbf{V}_{\text{GVF}} \cdot \mathbf{N}$  近似二阶导数  $I_{\eta\eta}$  的情形。从图 3 可以看出,由于受噪声的干扰,直接计算  $I_{\eta\eta}$  基本不能反映目标的轮廓,而 GVF 由于对噪声的鲁棒性不够好,结果也不甚理想,而基于 GVC 的结果则能完美的反映出目标轮廓,使在扩散过程中就能很好地利用目标轮廓信息,从而达到保持目标轮廓的目的。这里 GVC 的参数为  $n=3, h=20$ , 卷积核大小为  $32 \times 32$ , GVF 的参数为  $\mu=0.2$ , 迭代次数为 80。

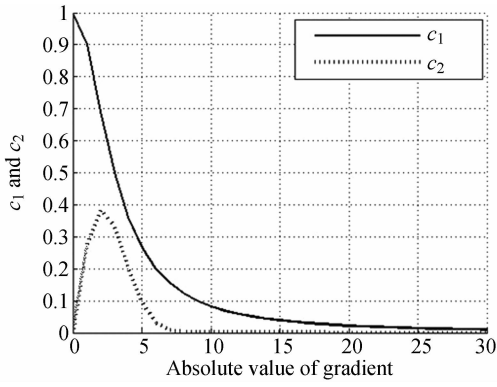
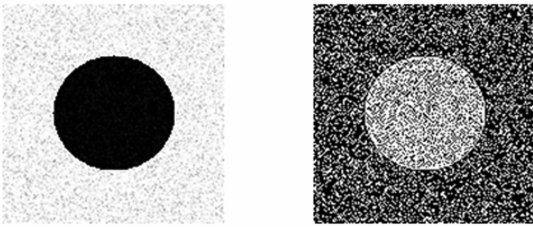
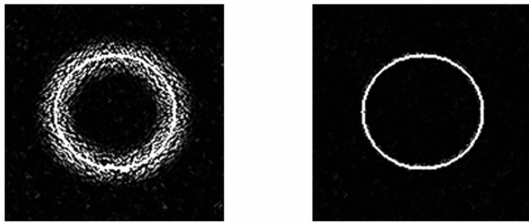


图 2 扩散系数  $c_1$  和  $c_2$ , 其中  $k_1=k_2=3, m=0.3$ 。  
 Fig. 2 Diffusion coefficients  $c_1$  and  $c_2$  with  $k_1=k_2=3, m=0.3$



(a) 高斯噪声图像  $N(0,20)$  (b) 直接计算的  $u_{\eta}$   
 (a) Gaussian noise image with  $N(0,20)$  (b) Directly calculated  $u_{\eta}$



(c) 基于 GVF 的  $I_{\eta}$  (d) 基于 GVC 的  $I_{\eta}$   
 (c) GVF-based  $I_{\eta}$  (d) GVC-based  $I_{\eta}$

图 3 用不同方法计算得到的  $I_{\eta}$

Fig. 3 Results of  $I_{\eta}$  calculated by different methods



(a) Cameraman 噪声图像  
 (a) Cameraman noise images



(b) Y-K 模型的结果, PSNR=27.65  
 (b) Results of Y-K model, PSNR=27.65



(c) 本文模型的结果, PSNR=29.43  
 (c) Results of proposed model, PSNR=29.43

Fig. 4 Lena 图像的去噪结果

Fig. 4 Denoising results of Lena images



(a) Cameraman 噪声图像  
 (a) Cameraman noise images



(b) Y-K 模型的结果, PSNR=28.96  
 (b) Results of Y-K model, PSNR=28.96



(c) 本文模型的结果,PSNR=30.52

(c) Results of proposed model, PSNR=30.52

Fig. 5 Cameraman 图像的去噪结果 2



(f) Y-K 结果的残差图 (g)本文方法的残差图

(f) Residual image of Y-K results (g) Residual image of proposed method

图 6 Barbara 图像的去噪结果,灰度图及残差图

Fig. 6 Denoise result, pixel intensity and residuals of Barbara image



(a) Barbara 噪声图像 (b)Y-K 模型结果, PSNR=27.37 (c)本文模型结果 PSNR=29.47

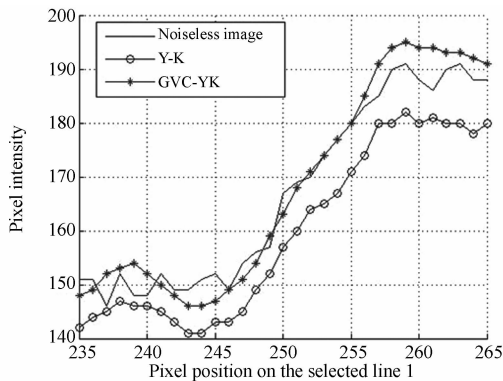
(a)Barbara noise image (b)Results of Y-K model,PSNR =27.37 (c)Results of proposed model, PSNR =29.47

### 4 实验结果

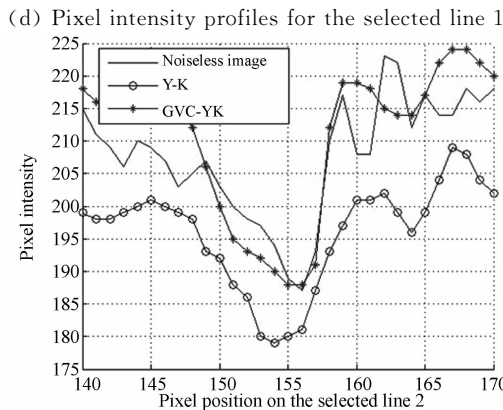
为了验证本文所提模型的去噪能力,本节将模型(12)应用于不同的图像(Lena 和 Cameraman)中,并和 Y-K 模型的结果进行比较。模型(12)的参数取为  $k_1 = k_2 = 3, m = 0.3$ ,GVC 卷积核大小为  $64 \times 64$ ,时间步长为 0.03,迭代次数为 300;Y-K 模型时间步长为 0.2,迭代次数为 500。通过放大的局部图像的视觉效果来评价模型的细节保持能力。另外,本文还选用数值方法定量评价所提模型。对图像的数值比较方法有很多种<sup>[17-18]</sup>,本文采用常用的峰值信噪比(Peak-Signal-to-Noise Ratio, PSNR)来评价去噪效果,PSNR 的计算公式为:

$$PSNR = 10 \lg \frac{\max(I(x))_{x \in \Omega}^2}{\frac{1}{\text{size}(\Omega)} \iint_{(i,j) \in \Omega} (I(i,j) - O(i,j))^2 didj} \quad (14)$$

图 4 和图 5 分别给出了 2 个模型对 Lena 图像和 Cameraman 图像的处理结果。图像中的噪声均为方差为 20 的零均值高斯噪声。从图 4 和图 5 可以看到,Y-K 模型的处理结果中边缘细节模糊,会有一些斑点产生,而本文模型的处理结果中边缘细节得到了更好的保留,比如在 Lena 图像中的帽子边缘部分,以及 Cameraman 图像中的相机支架边缘都更加清晰,同时具有更高的 PSNR 值。因此,本文模型比 Y-K 模型具有更强的去噪效果和边缘保护能力。图 6 给出了 Y-K



(d) 线段 1 的灰度值



(e) 线段 2 的灰度值

(e) Pixel intensity profiles for the selected line 2

模型和本文模型对 Barbara 图像的处理结果,图像中添加了均值为零,方差为 20 的高斯噪声。文中还选取了图中的两条线段来观察其灰度值的变化。从图 6(d)、6(e)可以看出,基于 GVC 模型的结果要比 Y-K 模型的结果光滑得多。同时图 6(f)、6(g)给出的两幅残差图像表明,本文提出的基于 GVC 的模型残差小,能更好地保持边缘和图像细节。另外,本文提出的模型能够得到更高的 PSNR 值,如表 1 所示。

表 1 图 4,5,6 的 PSNR 数值比较

Tab. 1 Comparison of PSNRs for Fig(4),(5),(6)  
(dB)

PSNR	Lena	Cameraman	Barbara
Y-K 模型	27.65	28.96	27.37
本文模型	29.43	30.52	29.47

## 参考文献:

[1] 李轶博,李小兵,周嫻. 基于 FPGA 的快速中值滤波器设计与实现[J]. 液晶与显示, 2010, 25(2): 292-296.  
LI Y B, LI X B, ZHOU X. Design and realization of fast median filter based on FPGA [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2010, 25(2):292-296. (in Chinese)

[2] 于长淞,方超. 基于小波变换的 ESPI 图像去噪及边缘提取[J]. 液晶与显示, 2011, 26(6): 818-822.  
YU CH S, FANG CH. ESPI image denoising and edge extraction based on wavelet transform [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2011, 26(6): 818-822. (in Chinese)

[3] 唐艳秋,张星祥,李新城,等. 基于人眼视觉灰度识别特性的图像动态范围小波变换处理方法[J]. 液晶与显示, 2012, 27(3): 385-390.  
TANG Y Q, ZHANG X X, LI X E, et al.. Image processing method of dynamic range with wavelet transform based on human visual gray recognition characteristics [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(3):385-390. (in Chinese)

[4] 李云红,伊欣. 基于脉冲耦合神经网络模型的小波自适应斑点噪声滤除算法[J]. 光学精密工程, 2012,20(9):2060-2067.

## 5 结 论

原始 Y-K 模型是一个各向同性的扩散滤波器,本文通过将 GVC 引入到 Y-K 模型中提出了新的各向异性扩散方程。提出的各向异性扩散模型去除了拉普拉斯项中部分梯度方向的二阶导数,并利用 GVC 代替求解高阶导数。由于 GVC 具有捕捉范围广、进入深度凹陷区域强、可以实时计算以及噪声鲁棒性高的特点,本文所提方法可以提高模型的数值计算稳定性和去噪效果,所有实验中得到的峰值信噪比均比原始模型超过了 1 dB。由于新模型具有各向异性扩散的特性,在图像边缘方向扩散较大,在梯度方向扩散较小,从而大大提高了对图像边缘和纹理等细节特征的保护能力。

LI Y H, YI X. Wavelet adaptive denoising method based on PCNN [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(9): 2060-2067. (in Chinese)

[5] AUBERT G, KORNPROBST P. *Mathematical Problems in Image Processing: Partial Differential Equations and the Calculus of Variations* [M]. New York: Springer, 2006.

[6] 韩希珍,赵建. 结合偏微分方程增强图像纹理及对比度[J]. 光学精密工程, 2012, 20(6): 1382-1388.  
HAN X ZH, ZHAO J. Enhancement of image texture and contrast combined with partial differential equation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(6): 1382-1388. (in Chinese)

[7] LIU F, LIU J. Anisotropic diffusion for image denoising based on diffusion tensors [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2012,23(3): 516-521.

[8] SUM A K W, CHEUNG P Y S. Stabilized anisotropic diffusion [C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing*, 2007: 709-712.

[9] KRISIAN K, WESTIN C F, KIKINIS R, et al.. Oriented speckle reducing anisotropic diffusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(5): 1412-1424.

[10] YU H, CHUA C S. GVF-based anisotropic diffusion models [J]. *IEEE Transactions on Image*

- Processing*, 2006, 15(6): 1517-1524.
- [11] GHITA O, WHELAN P F. A new GVF-based image enhancement formulation for use in the presence of mixed noise [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(8): 2646-2658.
- [12] YOU Y, KAVEH M. Fourth-order partial differential equations for noise removal [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(10): 1723-1730.
- [13] 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.
- [14] WANG Y, JIA Y. External force for active contours: gradient vector convolution [C]. *PRICAI*, 2008, *LNAI*, 5351: 466-472.
- [15] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1987, 1(4): 321-331.
- [16] XU C, PRINCE J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 359-369.
- [17] 李艳, 苏萍, 马建设, 等. 立体投影质量的评价方法及系统[J]. *液晶与显示*, 2012, 27(1): 31-37.  
LI Y, SU P, MA J SH, *et al.*. Evaluation method and system of stereoscopic projection quality [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(1): 31-37. (in Chinese)
- [18] 范媛媛, 沈湘衡, 桑英军. 基于对比度敏感度的无参考图像清晰度评价[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(10): 2485-2493.  
FAN Y Y, SHEN X H, SANG Y J. No reference image sharpness assessment based on contrast sensitivity [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(10): 2485-2493. (in Chinese)

## 作者简介:



任文琦(1987—),男,山西吕梁人,硕士,2010年于河北工业大学获得学士学位,2013年于天津理工大学获得硕士学位,主要研究方向为图像处理,计算机视觉。E-mail: rwenqi@126.com

## 导师简介:



王元全(1973—),男,湖南岳阳人,教授,1998年、2004年于南京理工大学分别获得硕士、博士学位,2006年于北京理工大学博士后出站,主要从事图像处理、计算机视觉和医学图像分析方面的研究。E-mail: yqwang@bit.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)