

基于混合自适应小波基的织物疵点检测算法

刘洲峰, 李 阳, 李春雷, 闫 磊

(中原工学院 电子信息学院, 郑州 450007)

摘要: 为了改进具有复杂纹理织物的疵点检测效果, 提出了一种基于混合自适应小波基的织物疵点检测算法, 采用各自优化的自适应小波基实现对不同层织物图像的分解变换; 首先对正常图像和其经一层小波分解后的低频子图像优化得到混合自适应小波基, 然后用该小波基将织物疵点图像进行二层小波分解, 最后采用阈值法对径向子图像进行分割得到检测结果; 实验结果证明, 文章提出的算法能有效实现疵点检测, 具有较好的疵点分割和定位结果。

关键词: 自适应小波; 小波分解; 疵点检测

Fabric Defect Detection Based on Hybrid Self-adaptive Wavelet Basis

Liu Zhoufeng, Li Yang, Li Chunlei, Yan Lei

(School of Electric and Information Engineering, Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou 450007, China)

Abstract: In order to improve the detection effect for the fabric with complex texture, proposed a fabric defect detection algorithm based on hybrid self-adaptive wavelets, and adopted different adaptive wavelet basis to decompose each layer of the fabric image. Firstly, the hybrid self-adaptive wavelet basis is generated from the original image and 1-L wavelet decomposed image; then the generated self-adaptive wavelet is used to implement 2-L wavelet decomposition; finally, the threshold segmentation method split the radial sub image into defect region and background region. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm can effectively detect defect with better result of defect segmentation and location.

Keywords: self-adaptive wavelet; wavelet decomposition; defect detection

0 引言

织物疵点检测是织物生产质量控制过程中极其重要的环节。传统的人眼检测方法检测速度低, 受验布员主观影响大, 且无益于工作者身心健康。基于机器视觉的疵点检测方法由于其在检测速度、漏检和错检率等方面优于人工检测, 成为目前研究的热点。已有织物疵点检测算法主要分为模型方法、统计方法和谱分析方法^[1]。模型方法依赖于对织物背景的准确建模且运算量较大; 统计方法较适用于检测特定类别的织物疵点。谱分析的方法是将织物图像变换到变换域, 达到突出并检测疵点的目的, 这类算法以 Fourier 变换、Gabor 变换或小波变换为主, 其中小波变换与 Fourier 变换、Gabor 变换相比, 能够自适应空间和频率的局部变换, 具有良好的空间定位特性和多分辨能力, 被广泛应用于织物疵点检测中。基于固定小波基的织物疵点检测算法^[2-4]无法满足对多种不同纹理背景织物的检测, 基于自适应小波基的织物疵点检测算法^[5-8]能够根据织物的纹理背景优化得到合适的小波基, 具有较好的检测能力。多层小波变换^[9-10]可以使织物图像疵点在自适应小波变换后更加突出, 但该方法每层变换均采用同一个优化得到的自适应小波基, 不能很好地适应多层小波变换对自适应小波基性能的要求。为了提高多层分解时自适应小波基的适应性, 本文提出了一种基于混合自适应小波基的织物疵点检测算法。通过两

次小波基的优化得到混合自适应小波基, 对疵点图像进行二层分解, 利用阈值法对径向子图像实现疵点的分割与检测。

1 图像小波静态分解

从滤波器的角度来说, 小波分解是对二维图像数据的行列分别进行高通和低通滤波, 得到四组系数 $[cA_j, cD_j^H, cD_j^V, cD_j^D]$ 。其中 j 表示层数, cA_j 是对行列均做低通滤波得到的系数, cD_j^H 是对行做低通滤波、对列做高通滤波得到的系数; cD_j^V 对列做低通滤波、对行做高通滤波得到的系数; cD_j^D 是对行列均做高通滤波得到的系数。

小波的分解算法如下:

$$\begin{cases} C_j(k, m) = \sum_{l, n} h_{l-2k} h_{n-2m} C_{j-1}(l, n) \\ C_j^1(k, m) = \sum_{l, n} h_{l-2k} g_{n-2m} C_{j-1}(l, n) \\ C_j^2(k, m) = \sum_{l, n} g_{l-2k} h_{n-2m} C_{j-1}(l, n) \\ C_j^3(k, m) = \sum_{l, n} g_{l-2k} g_{n-2m} C_{j-1}(l, n) \end{cases} \quad (1)$$

式中, h 为低通滤波器系数, g 为高通滤波器系数, $C_{j-1}(l, n)$, $C_j(k, m)$, $C_j^1(k, m)$, $C_j^2(k, m)$, $C_j^3(k, m)$ 分别代表 j 层系数 cA_j , cD_j^H , cD_j^V , cD_j^D 。

小波静态分解^[11]也称为小波平稳分解, 是在小波分解算法中去掉其中所有的下取样, 分解后的子图像不再是原始图像的四分之一。图像经小波多层分解时, 下取样虽然能够减少数据冗余与计算量, 但是由于子图像过小会使目标定位不准确。小波静态分解算法由于无下取样, 可有效提高疵点定位的准确性, 保留较完整的疵点信息。因此, 本文选用小波静态分解算

收稿日期: 2014-09-13; 修回日期: 2014-10-17。

作者简介: 刘洲峰(1962-), 男, 教授, 博士, 主要从事图像处理与模式识别方向的研究。

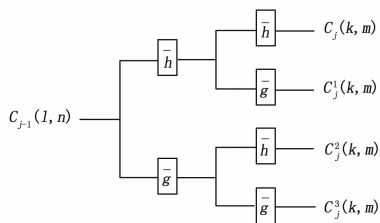


图 1 小波静态分解算法示意图

法, 如图 1 所示。

2 基于混合自适应小波基的织物疵点检测算法

织物图像种类繁多, 其纹理由经纬线按照一定距离和规则均匀地排列, 具有很强的规律性。在用小波分解进行织物疵点检测时, 采用单一小波基无法适应不同纹理的织物图像, 在海量小波基中优化选择与待检测织物纹理相匹配的小波基, 可使织物图像的疵点在小波分解后的子图像中更加突出, 经图像分割后获得更好的检测结果。本文提出的基于混合自适应小波基的织物疵点检测算法主要由构建小波基滤波器库、优选自适应小波基、混合自适应小波基的构造与图像分解和基于最大熵的织物疵点分割与检测四部分组成。

1) 构建小波基滤波器库:

要得到小波变换所需的自适应小波基, 首先要构建一定长度满足正交条件的小波基滤波器库, 再从中选择满足一定条件的滤波器系数, 记作 h_k 和 g_k 。正交低通滤波器 $H(\omega)$ 、正交高通滤波器 $G(\omega)$ 和其系数所满足的关系式:

$$H(0) = 1 \Leftrightarrow \sum_{n \in \mathbb{Z}} h_n = \sqrt{2} \quad (2)$$

$$H(\pi) = 0 \Leftrightarrow \sum_{n \in \mathbb{Z}} h_{2k} = \sum_{n \in \mathbb{Z}} h_{2k+1} = \frac{1}{\sqrt{2}} \quad (3)$$

$$|H(\omega)|^2 + |H(\omega + \pi)|^2 = 1 \Leftrightarrow \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_k \overline{h_{k-2n}} = \delta_{n0} = \begin{cases} 1, n=0 \\ 0, n \neq 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$|G(\omega)|^2 + |G(\omega + \pi)|^2 = 1 \Leftrightarrow \sum_{k \in \mathbb{Z}} g_k \overline{g_{k-2n}} = \delta_{n0} = \begin{cases} 1, n=0 \\ 0, n \neq 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$G(0) = 0 \Leftrightarrow \sum_{n \in \mathbb{Z}} g_n = 0 \Leftrightarrow \sum_{n \in \mathbb{Z}} g_{2k} = - \sum_{n \in \mathbb{Z}} g_{2k+1} \quad (6)$$

$$|G(\pi)| = 1 \Rightarrow \left| \sum_{k \in \mathbb{Z}} g_{2k} \right| = \left| \sum_{k \in \mathbb{Z}} g_{2k-1} \right| = \frac{\sqrt{2}}{2} \quad (7)$$

$$H(\omega) \overline{G(\omega)} + H(\omega + \pi) \overline{G(\omega + \pi)} = 0 \Leftrightarrow \sum h_k \overline{g_{k-2n}} = 0 \quad (8)$$

以上各式并不完全是孤立的, 根据 $H(\omega)$ 的系数和正交镜像关系可以推导出 $G(\omega)$ 的系数, 式中 $k=0, 1, \dots, N-1$ 。以滤波器长度 $N=8$ 为例, 式 (2)、(3)、(4) 可改写为:

$$h(0)^2 + h(1)^2 + h(2)^2 + h(3)^2 + h(4)^2 + h(5)^2 + h(6)^2 + h(7)^2 = 1 \quad (9)$$

$$h(0)h(2) + h(1)h(3) + h(2)h(4) + h(3)h(5) + h(4)h(6) + h(5)h(7) = 0 \quad (10)$$

$$h(0)h(4) + h(1)h(5) + h(2)h(6) + h(3)h(7) = 0 \quad (11)$$

$$h(0)h(6) + h(1)h(7) = 0 \quad (12)$$

$$h(0) + h(1) + h(2) + h(3) + h(4) + h(5) + h(6) + h(7) = \sqrt{2} \quad (13)$$

$$h(0) + h(2) + h(4) + h(6) = \frac{1}{\sqrt{2}} \quad (14)$$

$$h(1) + h(3) + h(5) + h(7) = \frac{1}{\sqrt{2}} \quad (15)$$

可以看出以上 7 个方程无法确定长度为 8 的滤波器系数, 利用 matlab7.0 中的 fsolve 函数通过每次给定不同的初值得到多组满足方程组的解作为滤波器库, 用于滤波器的优化选择。

2) 优选自适应小波基:

优选自适应小波基是根据正常织物的纹理特征, 选择合适的限定条件来优化求解正交小波滤波器系数, 即从滤波器库中优选出最适合目标织物纹理图像的滤波器。考虑到小波分解后子图像的小波系数分布范围越小, 小波与图像纹理特征越匹配, 我们将图像静态分解后得到的小波系数的最大值和最小值的差值最小作为限定条件, 如式 (16)、(17) 所示。

$$E_h = \min(\max_{(x,y) \in f} (HL(x,y)) - \min_{(x,y) \in f} (HL(x,y))) \quad (16)$$

$$E_v = \min(\max_{(x,y) \in f} (LH(x,y)) - \min_{(x,y) \in f} (LH(x,y))) \quad (17)$$

式中, E_h 为纬向子图像的最小极差, E_v 为径向子图像的最小极差, $HL(x,y)$ 为小波静态分解纬向子图像的灰度值, $LH(x,y)$ 为小波静态分解后径向子图像的灰度值, $(x,y) \in f$ 表示子图像上的所有像素点。

通过上述限定条件可由 E_h 得到自适应小波基的径向纹理匹配滤波器系数 $H_1(\omega)$, 由 E_v 得到纬向纹理匹配滤波器系数 $H_1^*(\omega)$, 用于织物疵点图像的小波分解。

3) 混合自适应小波基的构造与图像分解:

为了得到较好的结果, 在疵点检测时通常需要对织物图像进行二层甚至三层^[10]小波分解, 即每次对子图像 cA_j 再次进行小波分解。由于每次小波分解后得到的子图像 cA_j 是不同的, 因此传统方法采用单一小波基对图像进行多次分解无法完全克服由于子图像变化带来的影响。也就是说, 由原图像得到的自适应小波基并不适合作为每一层分解所需的自适应小波基。本文提出的混合自适应小波静态分解算法, 在每层小波静态分解前都重新对目标图像进行优化得到新的自适应小波基, 采用不同的自适应小波基分别对织物图像进行多层静态分解, 增强了小波分解对织物图像的适应性。

在得到滤波器 $H_1(\omega)$ 后, 用其对正常织物图像进行小波静态分解, 得到四个子图像。对行列均作低通滤波得到的子图像重复步骤 (2), 得到自适应小波基的滤波器 $H_2(\omega)$ 。由 $H_1(\omega)$ 和 $H_2(\omega)$ 构造径向匹配的混合自适应小波基。同理, 通过 $H_1^*(\omega)$ 可得到 $H_2^*(\omega)$, 由 $H_1^*(\omega)$ 和 $H_2^*(\omega)$ 构造纬向匹配的混合自适应小波基。

用径向或纬向匹配的混合自适应小波基对待检测疵点图像进行二层静态分解。

4) 基于最大熵的织物疵点分割与检测:

基于最大熵的阈值分割是以使图像中目标与背景分布的信息量最大为准则, 通过分析图像灰度直方图的熵, 找到最佳阈值, 然后用最佳阈值分割图像。

假设图像灰度范围为 $\{1, 2, \dots, L-1\}$, 目标区域 (O) 由灰度值低于 t 的像素点构成, 背景区域 (B) 由灰度值高于 t 的像素点构成, p_i 表示像素点灰度值为 i 的概率。那么目标区域和背景区域的熵 $H_O(t)$ 、 $H_B(t)$ 分别为:

$$H_O(t) = - \sum_i \frac{p_i}{P_i} \log \frac{p_i}{P_i}, i = 0, 1, \dots, t \quad (18)$$

$$H_B(t) = - \sum_i \frac{p_i}{1-p_i} \log \frac{p_i}{1-p_i}, i = t+1, t+2, \dots, L-1 \quad (19)$$

则熵函数 $\varphi(t)$ 和最佳阈值 t^* 分别定义为:

$$\varphi(t) = H_O(t) + H_B(t) \quad (20)$$

$$t^* = \arg \max \{ \varphi(t) \} \quad (21)$$

由二层小波静态分解后的径向或纬向子图像分析得到最佳阈值后, 对其进行阈值分割, 然后利用数学形态学滤波方法对分割后的疵点图像进行后处理, 得到更准确的检测结果。

3 实验结果及分析

选取疵点种类为破洞、断经、坏地的三幅斜纹坯布织物图像, 织物图像像素为 512×512 。设定滤波器长度为 8, 如图 2 所示。取滤波器库容量为 50, 根据文中所给限定条件对正常织物图像分析, 得到优选的自适应小波基滤波器系数。表 1 列出了混合自适应小波基的滤波器系数, 本文混合自适应小波基选择采用径向匹配滤波器系数, 并对第二层分解后的径向子图像进行后处理。

表 1 混合自适应小波基滤波器系数

	第一层低通小波滤波器系数	第二层低通小波滤波器系数
径向匹配	-0.1991 -0.0609 0.5481 0.3645	0.4078 -0.1430 0.0129 0.0009
滤波器系数	0.5070 -0.0835 -0.1489 0.4870	-0.0119 -0.0017 0.2983 0.8508
纬向匹配	-0.1991 -0.0609 0.5481 0.3645	0.3292 -0.1456 0.0043 -0.0005
滤波器系数	0.5070 -0.0835 -0.1489 0.4870	-0.0037 -0.0001 0.3773 0.8532

我们用单自适应小波基和混合自适应小波基对疵点图像进行二层小波分解, 得到的径向子图像分别如图 3、4 所示。可以看出, 由于第二层分解时小波基发生的改变, 图 4 与图 3 相比疵点更加突出。

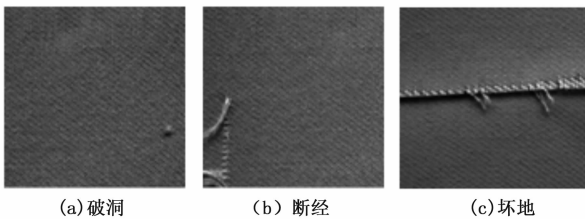


图 2 织物疵点图像

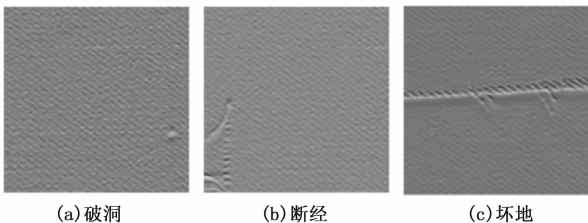


图 3 单自适应小波基径向子图像

用最大熵法获得最佳阈值并对二层分解得到的径向子图像进行阈值分割, 再利用数学形态学滤波方法对结果进行处理,

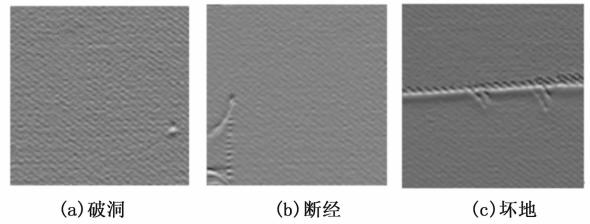


图 4 混合自适应小波基径向子图像

基于单自适应小波基和混合自适应小波基检测结果分别如图 5、6 所示。可以看出, 本文提出的算法能够较好的检测出织物疵点, 并且形状和大小都优于基于单自适应小波基的检测结果。

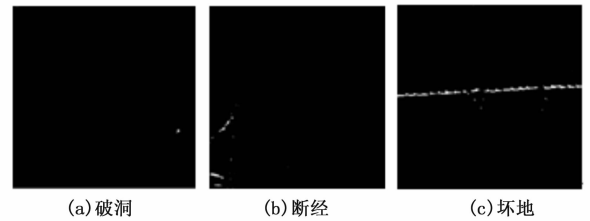


图 5 单自适应小波基检测结果

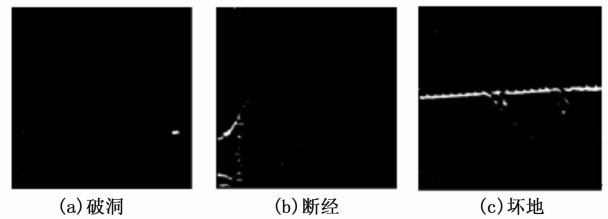


图 6 混合自适应小波检测结果

4 结论

本文提出一种基于混合自适应小波基的织物疵点检测的算法。在传统构造自适应小波基方法的基础上对图像的两层分解都重新优选自适应小波基, 得到混合自适应小波基。混合自适应小波基分解得到的疵点子图像经过阈值分割和形态学处理, 能够有效的检测出疵点。

与基于单自适应小波基的疵点检测方法相比, 基于混合小波基的检测结果更优。如果图像需要进行三层甚至更多层的分解, 本文算法同样适用。

参考文献:

[1] Kim S, Lee M H, Woo K B. Wavelet analysis to fabric defects detection in weaving processes [A]. Industrial Electronics, 1999. ISIE'99. Proceedings of the IEEE International Symposium on [C]. IEEE, 1999, 3: 1406 - 1409.

[2] Kumar A. Computer-vision-based fabric defect detection: a survey [J]. Industrial Electronics, IEEE Transactions on, 2008, 55 (1): 348 - 363.

[3] Jasper W, Joines J, Brenzovich J. Fabric defect detection using a genetic algorithm tuned wavelet filter [J]. Journal of the Textile Institute, 2005, 96 (1): 43 - 54.

[4] Han Y, Shi P. An adaptive level-selecting wavelet transform for texture defect detection [J]. Image and Vision Computing, 2007,

25 (8): 1239 - 1248.

[5] 牛存才, 汪 军, 张孝南, 等. 基于遗传规划的织物自适应正交小波基的构造和优化 [J]. 纺织学报, 2012, 33 (9): 40 - 46.

[6] 杨晓波. 基于自适应离散小波变换的混合特征畸变织物疵点识别 [J]. 纺织学报, 2013, 34 (1): 133 - 137.

[7] 石美红, 龙世忠. 基于自适应小波的织物疵点自动分割研究 [J]. 纺织高校基础科学学报, 2007, 20 (2): 206 - 211.

[8] 祝双武, 郝重阳, 齐 华. 织物疵点检测中自适应正交小波基的构

造 [J]. 西安工程科技学院学报, 2007, 21 (2): 212 - 215.

[9] 单亦杰, 韩润萍. 基于二层自适应正交小波的疵点检测 [J]. 微计算机信息, 2007, 23 (3): 303 - 304.

[10] 姚 芳, 李立轻. 基于自适应小波三层分解的织物疵点检测 [J]. 纺织科技进展, 2010 (1): 63 - 66.

[11] 管声启, 石秀华, 王 筠. 基于小波静态分解的离散小疵点检测 [J]. 天津工业大学学报, 2010, 29 (5): 73 - 76.

(上接第 1630 页)

表 2 各算法 PSNR, FOM 比较

噪声密度	P-M 模型		Catte-PM 算法		林石算法		SRAD 算法		王长虹算法		本文算法	
	PSNR	FOM	PSNR	FOM	PSNR	FOM	PSNR	FOM	PSNR	FOM	PSNR	FOM
5%	26.7793	0.8231	28.0417	0.8011	28.6436	0.8215	29.1491	0.8547	27.9904	0.8243	31.2592	0.8727
10%	22.9091	0.7972	26.0179	0.7746	26.8102	0.8009	27.6343	0.8052	25.5647	0.7924	29.3481	0.8587
30%	17.4744	0.7476	22.3283	0.7314	23.3921	0.7512	22.9291	0.7899	20.9979	0.7713	24.9332	0.7921

其中: \hat{N} 为经过边缘检测以后检测到的边缘像素点的个数, N_{ideal} 为理想情况下的边缘像素点, d_i 表示第 i 个检测到的边缘点到它最近的理想边缘点间的欧氏距离。

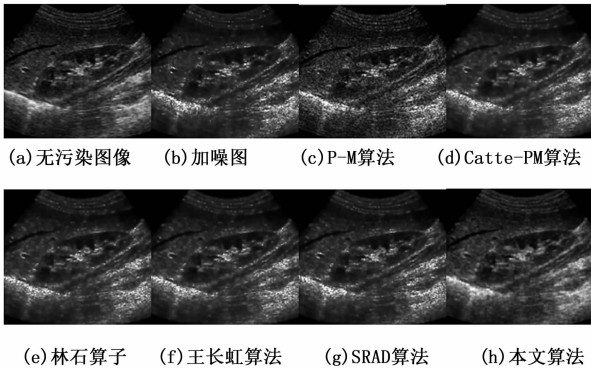


图 5 各算法滤波效果比较

各算法对不同噪声密度的图像处理后的 PSNR 和 FOM 对比见表 2。

从表 1 峰值信噪比 (PSNR)、边缘保持度 (FOM) 的性能指标中, 可以看出本文算法能取得优于表 1 其他算法的去噪能力, 同时较好地保护了图像边缘; 结合图 2 可以看出, 算法在去除噪声的同时很好地保持了两幅图像的边缘细节, 并且亦保留了丰富的纹理细节信息, 视觉效果较图 2 中其他算法好。

4 结束语

本文提出了一个改进的基于各向异性扩散的 B 超图像降噪算法。通过采用八方向选择式扩散模型, 使得可选方向信息充分; 扩散门限 K 的自适应选取使得处理后的阶梯效应变小; 通过扩散系数的选择式调用, 使得每次扩散有相对不同区域合适的扩散强度; 通过进行不同迭代次数实验仿真的结果分析, 提出递增 PSNR 迭代终止准则, 可适时的停止且有较佳的效

果, 提高了算法效率及鲁棒性。实验结果表明, 该算法在去除噪声良好的情况下, 同时较好的保持了图像的边缘及纹理细节信息。

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] 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.

[3] 林宙辰, 石青云. 一个能去噪和保持真实感的各向异性扩散方程 [J]. 计算机学报, 1999, 22 (11): 1133 - 1137.

[4] Yu Y J, Acton S T. Speckle reducing anisotropic diffusion [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2002, 11 (11): 1260 - 1270.

[5] 王常虹, 陈韬亦, 屈桢深. 使用中值-各向异性扩散的超声去噪算法 [J]. 哈尔滨工程大学学报, 2011, 32 (3): 315 - 321.

[6] 谢勤彬, 罗代升, 宋海波. 基于改进各向异性扩散的超声医学图像滤波方法 [J]. 电子技术应用, 2008 (2): 123 - 125.

[7] 祖克举, 周昌雄, 张尤赛. 基于各向异性扩散活动轮廓模型的左心室 MRI 分割 [J]. 计算机测量与控制, 2007, 15 (3): 339 - 341.

[8] 彭 韵, 李德玉, 林江莉, 等. 基于各向异性扩散的超声医学图像滤波方法 [J]. 航天医学与医学工程, 2005 (2): 135 - 139.

[9] 余锦华, 汪源源. 基于各向异性扩散的图像降噪算法综述 [J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25 (2): 105 - 116.

[10] 沈民奋, 陈婷婷, 张 琼, 等. 医用超声图像散斑去噪方法综述 [J]. 中国医疗器械信息, 2013, 19 (3): 17 - 22.

[11] Kim H Y. An Anisotropic Diffusion with Meaningful Scale Parameter [J]. Personal Communication, 2006.

[13] Voci F, Eiho S, Sugimoto N, et al. Estimating the gradient in the Perona - Malik equation [J]. IEEE Transactions on Signal Pro-cessing Magazine, 2004, 21 (3): 39 - 65.