

基于核各向异性扩散的低信噪比裂纹降噪算法研究

郭春华 汪同庆

(重庆大学光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400030)

摘要 利用各向异性扩散和核方法,提出了一种新的核各向异性扩散去噪算法,应用于跨座式单轨轨道梁面线性裂纹的去噪取得了较好效果。在各向异性扩散的基础上,增加一个边缘增强算子,用于增强微弱的裂纹边缘信息,并且根据噪声均匀分布在多维空间的特点,把低维数据推广到高维空间,结合核方法的优点,在核空间中实现去噪,同时采用平均绝对差值的自动扩散终止规则也提高了核各向异性扩散的效率。选用不同的边缘增强权值,讨论了合适的权值范围。该方法应用于低信噪比的轨道梁面线性裂纹宽度为 0.4 mm 噪声的去除时,与中值滤波、传统 P-M 各向异性扩散去噪相比,该方法去噪效果以及信噪比明显优于其它去噪算法。

关键词 图像处理; 降噪; 核各向异性扩散; 线性裂纹

中图分类号 TP751 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20092904.0913

Research of Low Signal-to-Noise Ratio Crack Noise Reduction Based on Kernel Anisotropic Diffusion

Gou Chunhua Wang Tongqing

(*Key Laboratory of Optoelectronic Technology & Systems, Ministry of Education,*
Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract A new kernel anisotropic diffusion noise removal algorithm is proposed, through anisotropic diffusion and kernel method, to denoise linear crack on the light rail beam surface, and preferable results are obtained. On the basis of anisotropic diffusion, an enhancement operator which promotes the weak crack edge is added, and according to the characteristics of noise uniformly distributing in the multi-dimensional space, the low-dimensional data is promoted to high-dimensional space. Except for denoising in the kernel space, average absolute difference value of automatic diffusion termination criterion is introduced to enhance the efficiency of diffusion. A different edge enhanced weight is choosed to discuss the appropriate weight range. This method has been applied to noise removal of low signal-to-noise ratio track surface beam linear crack of 0.4 mm width. Compared with median filter and traditional P-M anisotropic diffusion, the kernel anisotropic diffusion outperforms them for denoised result and signal-to-noise ratio.

Key words image processing; noise removal; kernel anisotropic diffusion; linear crack

1 引 言

跨座式单轨交通制式,这种制式的轨道梁因制造、重载荷、多变应力作用及日晒雨淋等原因,会陆续出现表面裂纹及缺损等,严重影响列车安全及平稳运行,因此若能在裂纹的出现初期就发现,将大大降低维护费用。同时由于轨道梁表面受环境等因素

的影响,裂纹图像总是不可避免的存在噪声,信噪比(SNR)低,这些噪声在很大程度上影响了裂纹细节的真实情况,且裂纹在其边缘有较高的频率,多表现为较长的线段状,而噪声多表现为离散的点及较短的线,在其边缘处频率也较高。如何降低噪声、同时又尽量少的丢失有用信息、保持或增强边缘信息,为

收稿日期: 2008-07-18; 收到修改稿日期: 2008-10-06

基金项目: 国家科技支撑计划(2007BAG06B06)资助课题。

作者简介: 郭春华(1978—),女,博士研究生,主要从事信息获取和处理、模式识别等方面的研究。E-mail: gch58@163.com

导师简介: 汪同庆(1949—),男,博士生导师,主要从事信息获取和处理、人工智能、智能化仪器及机械等方面的研究。

后面的分割和识别提供可靠的保障,成为一项非常有意义的工作。

传统的图像去噪方法主要滤除图像的高频信息,由于裂纹的边缘细节也分布在高频区域,所以总是在对噪声滤除的同时又模糊了图像的边缘。近十年来,扩散方法以其优越的性能被广泛应用于边缘检测、噪声去除和图像分割等。基于偏微分方程的扩散(anisotropic diffusion)首先由 Perona 和 Malik^[1]于 1990 年提出,即 P-M 模型。然而,直接利用 Perona 和 Malik 提出的扩散方程对线性裂纹去噪效果并不理想,往往模糊了裂纹的边缘,而且噪声信号一般认为是均匀的分布在多维空间中。本文在 P-M 模型的基础上,增加一项边缘保持算子,构成改进的扩散算子,同时利用噪声的非线性,把低维数据推广到高维,在核空间中进行降噪处理,弥补了 P-M 模型的不足,在降低轨道面裂纹图像噪声的同时使裂纹的边缘得到保持,取得了良好的效果。

2 基于核各向异性扩散的裂纹降噪

2.1 各向异性扩散模型(P-M 模型)

扩散首先由 Perona 和 Malik 于 1990 年提出,即非线性尺度空间,根据图像不同方向上的梯度确定扩散系数,从而自适应的平滑图像。扩散由线性扩散(或热扩散方程)改进而来,连续的扩散可表示为

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}[c(\|\nabla I\|) \cdot \nabla I], \\ I(t=0) = I_0, \end{cases} \quad (1)$$

其中 div 、 ∇ 分别表示散度算子和梯度算子, I 表示迭代一定次数后的图像, I_0 表示初始图像, $\|\cdot\|$ 表示幅度, $c(\|\nabla I\|)$ 表示扩散系数,与图像梯度成反比。

假定一个较小的时间步长,偏微分方程式(1)可以用有限差分的形式表示,Perona 和 Malik 将其数字化为

$$I_p^{t+1} = I_p^t + \frac{\lambda}{|\eta_p|} \sum_{q \in \eta_p} [c(\nabla I_{p,q}^t) \cdot \nabla I_{p,q}^t], \quad (2)$$

其中 I_p^t 是离散后的图像, p 表示二维图像的像素位置, η_p 表示像素 p 的邻域, $|\eta_p|$ 表示像素 p 邻域的像素个数(除图像边界外一般为 4), λ 为加权值,梯度值为

$$\nabla I_{p,q}^t = \nabla I_p^t - \nabla I_q^t \quad \forall q \in \eta_p, \quad (3)$$

其中 p, q 对应位置的不同可取得不同方向的梯度。

Perona 和 Malik 提出的扩散系数 $c(\|\nabla I\|)$ 有以下两种形式:

$$c(\|\nabla I\|) = \exp\left[-\left(\frac{\|\nabla I\|}{k}\right)^2\right], \quad (4)$$

$$c(\|\nabla I\|) = \frac{1}{1 + (\|\nabla I\|/k)^2}, \quad (5)$$

其中待定参数 k 为梯度门限, $\|\nabla I\|$ 和 k 的比值关系到去噪和边缘保持这对矛盾的平衡程度。P-M 模型自动地在边缘处平滑得少,而在平坦处平滑得多,一定程度上可降低噪声。

但在低 SNR 的轻轨轨道梁面图像中,相对噪声而言,裂纹比较微弱,且是线段状,往往在去噪的同时也使裂纹的边缘有一定程度的模糊,P-M 模型可以较好的平滑无裂纹图像,但不能保持相对较微弱的线性裂纹,因此扩散的结果不能可靠地对裂纹图像进行降噪。

目标对象是低 SNR 的轨道梁面裂纹图像,背景噪声较大,且一般是均匀分布在多维空间中,而裂纹信息相对较弱,因此希望能够在去除噪声的同时相对的增强裂纹信息^[2],以便后续处理。因此提出一种改进的扩散算法,旨在增强线性裂纹的边缘,同时利用噪声的非线性,把低维数据推广到高维空间^[3],利用核方法的优点,在核空间中进行线性去噪从而得到处理后的裂纹图像。

2.2 基于核扩散的去噪

为增强低 SNR 的裂纹信息,在 P-M 扩散方程的扩散系数后面增加一个增强函数 v :

$$I_p^{t+1} = I_p^t + \frac{\lambda}{|\eta_p|} \sum_{q \in \eta_p} [c(\|\nabla I_{p,q}^t\|) \cdot \nabla I_{p,q}^t] - \frac{\alpha}{|\eta_p|} \sum_{q \in \eta_p} [v(\|\nabla I_{p,q}^t\|) \cdot \nabla I_{p,q}^t], \quad (6)$$

其中第二部分 $c(\|\nabla I\|)$ 如同 P-M 模型一样表示区域平滑部分,第三部分 $v(\|\nabla I\|)$ 表示增强部分,平滑和增强的强度由函数 c 和 v 以及 λ 和 α 的取值自适应的调节。 $v(\|\nabla I\|)$ 是一个非负的单调增函数, $v(0) = 0$, 并且 $\lim_{\|\nabla I\| \rightarrow \infty} v(\|\nabla I\|) = 1$, 该函数在对应较大梯度幅度的边缘处数值较大,能够增强边缘,而在较小梯度幅度的区域处数值较小,进行平滑处理,基于这种思想, $v(\|\nabla I\|)$ 设计如下:

$$v(\|\nabla I\|) = \frac{1 - c(\|\nabla I\|)}{1 + c(\|\nabla I\|)}, \quad (7)$$

(6)式中取 $\lambda = 1$, 有

$$I_p^{t+1} = I_p^t + \frac{1}{|\eta_p|} \sum_{q \in \eta_p} [c(\|\nabla I_{p,q}^t\|) - \alpha v(\|\nabla I_{p,q}^t\|)] \cdot \nabla I_{p,q}^t, \quad (8)$$

因此 $c(\nabla I_{p,q}^t) - \alpha \cdot v(\|\nabla I_{p,q}^t\|)$ 成为扩散模型中新扩散系数。

同时,边缘和噪声都处在图像的高频部分,而噪声信号可认为是均匀的分布在多维空间中,解决这样一个复杂问题的去噪时,可以通过用非线性方式将其变换到一个高维空间,在高维空间采用适当的方式去噪,其合理性来自于模式可分性的 Cover 定理^[4]。

Cover 定理认为,在解决一个非线性可分的模式分类问题时,如果将输入空间映射到一个新的维数足够高的空间去,将会有助于问题的解决。基本来说是用一个非线性变换将一个非线性可分的问题转变为一个线性可分的问题^[5]。

对于低 SNR 的线性裂纹图像,原始空间的扩散效果并不是很理想,因此可以把输入空间变换到高阶的特征空间,然后在特征空间进行扩散去噪。

设有非线性变换 $\phi: X \rightarrow F, x \rightarrow \phi(x)$; 将原空间 X 中的数据 x 投影到特征空间 F , 由于特征空间 F 的高维性,可在 F 中不需要花费很大的计算量就可去除噪声。

核方法能有效地代表输入数据复杂的非线性关系,并且变换后计算简单。核方法不需要明确的计算输入空间的映射函数,而是通过计算特征空间 F 中的两个输入变量的点积来间接地表达这种映射函数,因此避免了在特征空间中的计算。从这个意义上说,模式分类中任何计算内积的算法都可以通过核函数转到相应的核方法上去。

通过以上分析,可将扩散系数中梯度幅度 $\|\nabla I\|$ 用核扩散 $\|\nabla[\Phi(I)]\|$ 代替,那么由(8)式可得

$$I_p^{t+1} = I_p^t + \frac{1}{|\eta_p|} \sum_{q \in \eta_p} [c(\|\nabla[\Phi(I_{p,q}^t)]\|) - \alpha \cdot v(\|\nabla[\Phi(I_{p,q}^t)]\|)] \cdot \nabla I_{p,q}^t, \quad (9)$$

其中 $\|\nabla[\Phi(I)]\|$ 是由映射函数 Φ 所定义的特征空间的梯度幅度,可称之为核化的梯度算子或核化的边缘检测子。

通过核变换,(9)式中的 $\|\nabla[\Phi(I_{p,q})]\|$ 可以写成

$$\begin{aligned} \|\nabla[\Phi(I_{p,q})]\|^2 &= \|\Phi(I_p) - \Phi(I_q)\|^2 = \\ &[\Phi(I_p) - \Phi(I_q)]^T [\Phi(I_p) - \Phi(I_q)] = \\ &\Phi(I_p)^T \Phi(I_p) + \Phi(I_q)^T \Phi(I_q) - \Phi(I_p)^T \cdot \\ &\Phi(I_q) - \Phi(I_q)^T \Phi(I_p) = K(I_p, I_p) + \\ &K(I_q, I_q) - 2 \cdot K(I_p, I_q). \end{aligned} \quad (10)$$

选择式(4)作为 P-M 模型的扩散函数,那么,基于核的扩散系数为

$$c(\|\nabla[\Phi(I_{p,q}^t)]\|) - \alpha \cdot v(\|\nabla[\Phi(I_{p,q}^t)]\|) =$$

$$\exp\left[-\left(\frac{\nabla[\Phi(I_{p,q}^t)]}{k}\right)^2\right] - \alpha \left\{ \frac{1 - \exp\left[-\left(\frac{\nabla[\Phi(I_{p,q}^t)]}{k}\right)^2\right]}{1 + \exp\left[-\left(\frac{\nabla[\Phi(I_{p,q}^t)]}{k}\right)^2\right]} \right\}, \quad (11)$$

其中 k 的选择对于核扩散具有很重要的意义,可用于控制核化的梯度幅度扩散的程度。 k 值较大时,可导致边缘过度平滑; k 值较小时,噪声抑制效果又不太好。采用 Black 等人在 1998 年提出的中值绝对偏差法(MAD)^[6]有

$$k = \text{MAD}(\nabla[\Phi(I)]) / 0.6745 = \text{median} \left[\|\nabla[\Phi(I)] - \text{median}(\|\nabla[\Phi(I)]\|)\| \right] / 0.6745. \quad (12)$$

由于 MAD 是零均值的正态分布,偏差为 0.6745,所以 k 值取为(12)式。

另一个影响扩散性能的因子是扩散过程的终止规则,一般情况下是迭代一定数目的扩散过程即可终止,但是这种终止规则不灵活,很难产生令人满意的结果^[7]。提出采用平均绝对差值来自动终止基于核的各向异性扩散,该终止规则为

$$\frac{1}{MN} \sum_{(i,j)=1}^{M,N} |I_{i,j}^t - I_{i,j}^{t-1}| < \sigma, \quad (13)$$

其中 $I_{i,j}^t, I_{i,j}^{t-1}$ 分别表示像素 (i, j) 在第 $t, t-1$ 次迭代后的数值, M 和 N 表示图像的行数和列数。当迭代的相邻两次图像的平均绝对差值小于 σ 时,扩散过程终止。

综上所述,整个核各向异性扩散的裂纹降噪算法过程如下:

- 1) 首先根据(3)式计算出各个方向上的梯度值,计算最近邻的四个方向上的梯度;
- 2) 选择适当核函数,将(10)式和(12)式代入(11)式,计算出新的基于核的扩散系数;
- 3) 根据(9)式计算出扩散后的数值;
- 4) 当相邻两次扩散的数值满足(13)式时,扩散终止,否则转向 1)。

3 实验与分析

采用上述分析的方法,运用核各向异性扩散对含裂纹的轨道面图像进行去噪,可以消除轨道面裂纹图像的噪声,采用重庆市轻轨 2 号线某预应力混凝土(prestressed concrete, PC)轨道梁面现场拍摄的裂纹图像,如图 1(a)所示,该图像中除了裂纹以外,水泥梁面的颗粒噪声也较多,裂纹相对噪声而言,SNR 较低,如果采用一般的方法,如中值滤波、

形态学开运算及闭运算、小波去噪等在去除噪声的同时,也会使裂纹本身的信息损失甚至是完全丢失,给后续处理带来很大麻烦。图 1(b)采用中值滤波去噪,在裂纹的边缘处有些模糊而且不连续,颗粒噪声清晰可见;图 1(c)为采用 P-M 模型扩散法去噪,在噪声较大时,去噪的同时裂纹细节损失太多,去噪后的裂纹连续性较差;图 1(d)为采用本文提出的算

法去噪结果,基本将原图的线性裂纹提取出来了,且对离散点噪声抑制较好,从试验结果分析,该算法在较好降噪的同时,裂纹的边缘得到了较好的保护,能够很清晰的辨别出裂纹的形状和方向,基于核改进的各向异性扩散在增强轻轨轨道梁面线性裂纹及消除梁面上的水泥噪声具有独特优势,为后续的轨道梁面缺陷的识别处理提供了很大方便。

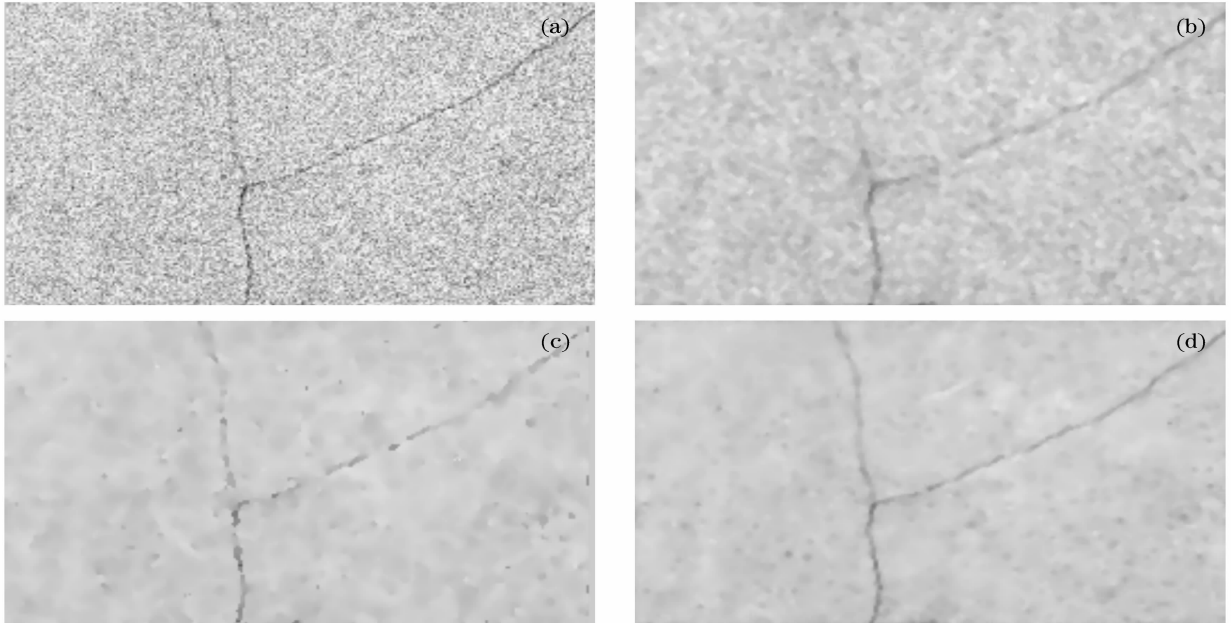


图 1 原图像及用各种方法的去噪结果。(a)原图像,(b)中值滤波去噪,(c)P-M 扩散法去噪,(d)本文算法

Fig. 1 Original image and denoised results by using various methods. (a) Original image, (b) median filter denoising, (c) anisotropic diffusion denoising, (d) proposed method

由于径向基函数具有简单性和广泛适用性的特点,因此核函数采用径向基函数,径向基核函数的宽度通过“试错法”可取范围为 500~4000;边缘保持函数 v 的乘积系数 α 的取值对试验结果影响较大,图 1 中取值 0.5,该裂纹经测量实际宽度仅约 0.4 mm。

α 的取值对结果影响较大,当 λ 取值 1 时, α 取值范围为 $[0, 1)$,它决定了扩散函数中 v 的重要程度,如果取值过大,结果图像会有较多点状噪声,在后续处理中会产生虚假成分,影响判断;取值过小的话,结果图像比较模糊,一些真实的裂纹被模糊掉,边缘不清晰,但噪声相对而言,去除效果更好,因此综合考虑一般取值 $[0.4, 0.6]$,图 2 为 α 在不同取值时的去噪结果。

评价各方法的效果时,除了视觉感觉外,也可以通过一些客观数值来评价,这里采用信噪比(SNR) γ_{SNR} 来评价。根据文献[8],可以认为待处理的轨道面图像是由处理后的轨道面图像加噪声组成,则定义输出图像($M \times N$)的信噪比为

$$\gamma_{\text{SNR}} = 10 \lg \frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} g^2(x, y)}{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [g(x, y) - f(x, y)]^2}, \quad (14)$$

式中 $f(x, y)$ 、 $g(x, y)$ 分别表示原图像及处理后图像的对应像素点。表 1 和表 2 分别为图 1、2 中各方法所得 γ_{SNR} 值,从该二表也可看出,该方法明显提高了 γ_{SNR} 值,与前面的分析相符。

表 1 中值滤波、P-M 扩散滤波及本文方法滤波的 γ_{SNR} 值
Table 1 γ_{SNR} value by median filter, anisotropic diffusion and the proposed method

	median filter	P-M diffusion	proposed method
γ_{SNR}	18.2353	21.5379	23.8904

表 2 取不同 α 时滤波的 SNR 值

Table 2 SNR value filtered by different α

α	0.9	0.6	0.4	0.2
γ_{SNR}	22.6354	23.7380	23.0198	21.9806

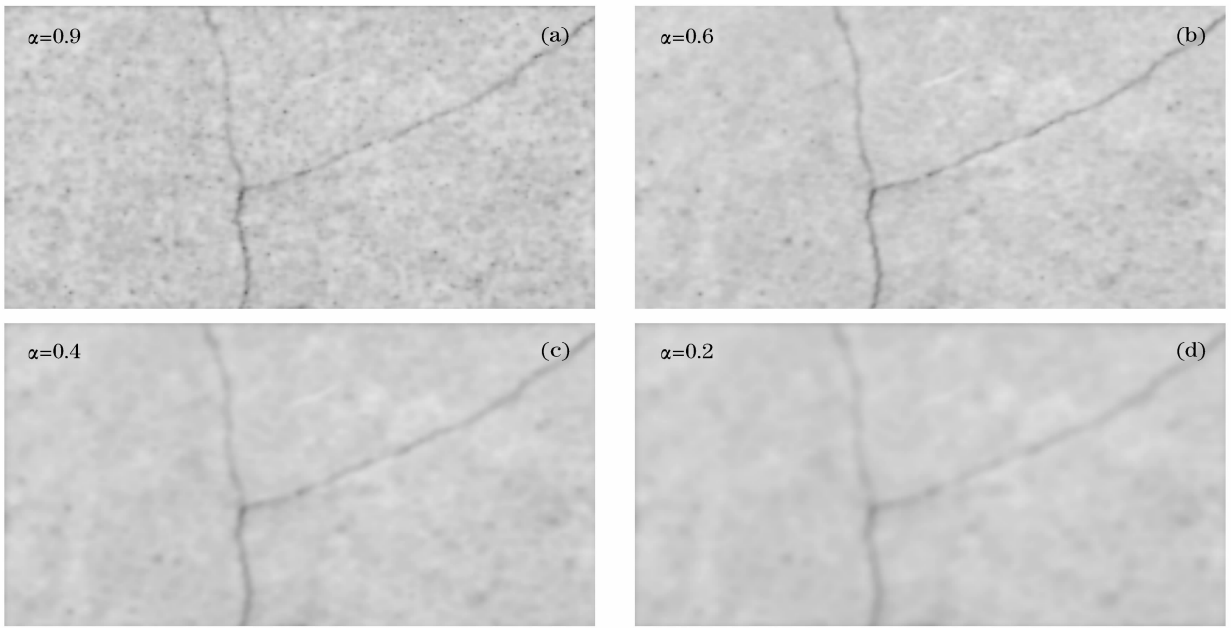


图 2 不同 α 的去噪结果
Fig. 2 Denoising result with different α

4 结 论

针对跨座式轻轨轨道梁面裂纹的线性特点,采用了一种基于核各向异性扩散的裂纹图像去噪算法,用于轨道梁面的线性裂纹的去噪取得了很好的效果,具有较高的信噪比。针对 P-M 模型的不足,增加一项边缘增强算子,同时根据噪声的非线性特点,将低维数据推广到高维,在高维空间用线性的方法去噪,即把非线性的问题线性化。同时扩散终止采用自适应的平均绝对差值,有效避免了固定数值扩散的缺陷。实验结果表明,该算法对于轨道面线性裂纹图像的去噪有较好的效果。

参 考 文 献

- 1 P. Perona, J. Malik. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, **12**: 629~639
- 2 Shin Min Chao, Duming Tsai. An anisotropic diffusion-based defect detection for low-contrast glass substrates[J]. *Image and Vision Computing*, 2008, **26**: 187~200
- 3 Jinhua Yu, Yuanyuan Wang, Yuzhong Shen. Noise reduction and edge detection via kernel anisotropic diffusion[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 03. 002
- 4 Cover, T. M. Geometrical and statistical properties of systems of linear inequalities with applications in pattern recognition[J]. *IEEE Trans. Electronic Computers*, 1965, EC-14, 326~334
- 5 Shiqiang Du. *The Research of Facial Recognition Based on Kernel Fisher Discriminant* [D]. Shaanxi Normal University, 2007 (in chinese)
杜世强. 基于核 Fisher 判别的人脸识别方法研究[D]. 陕西师范大学, 2007
- 6 Black, M. J., Sapiro, G., Marimont, D. H. Robust anisotropic diffusion[J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 1998. 7, 421~432
- 7 Zhang, F., Yoo, Y. M., Koh, L. M. Nonlinear diffusion in laplacian pyramid domain for ultrasonic speckle reduction [J]. *IEEE Trans. Med. Imag*, 2007, **26**: 200~211
- 8 Wang Gang, He Anzhi, Xiao Liang. Algorithm research in ridgelet transform domain based on the image content of freeway local linear crack[J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(3): 341~346
王 刚, 贺安之, 肖 亮. 基于高速公路裂纹局部线性特征内容的脊波变换域算法研究[J]. *光学学报*, 2006, **26**(3): 341~346