

## 各向异性滤波在红外图像处理中的应用

王怀野, 张科, 李言俊

(西北工业大学 航天学院, 陕西 西安 710072)

**摘要:**为了在抑制噪声时尽可能保留图像边缘信息,提出一种自适应各向异性高斯滤波器设计方法.该方法由独立强度传播(IDS)模型决定滤波器的长轴尺度,由像素的邻域平滑度决定长短轴的比例,然后根据该处的灰度梯度方向自适应决定各向异性滤波器的长轴方向.仿真实验表明,提出的自适应各向异性滤波器具有很强的噪声抑制和边缘保持能力.

**关键词:**各向异性高斯滤波;IDS模型;Canny算子;红外图像

**中图分类号:**TP391.41 **文献标识码:**A

## ANISOTROPIC GAUSSIAN FILTERING FOR INFRARED IMAGE

WANG Huai-Ye, ZHANG Ke, LI Yan-Jun

(College of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:**To achieve much better noise suppression with minimum edge blurring, an adaptive anisotropic gaussian filtering algorithm was proposed. In this algorithm, the scale of filter's long axes was determined by Intensity-Dependent-Spread model in each pixel, and the ratio between filter's long axes and short axes was determined by the degree of local smoothness, then the orientation of the filter's long axes was also calculated according to the gray gradient orientation in the position. The experimental result shows that the algorithm has good capability in noise suppression and edge-preserving.

**Key words:**anisotropic gaussian filtering; IDS model; Canny operator; infrared image

### 引言

与可见光图像相比,红外图像具有对比度低、边缘模糊、低信噪比、噪声大以及成分复杂等特点,如用通常的高斯滤波或其它低通滤波器进行处理,则会在去噪时导致边缘模糊,不利于对图像做进一步处理.因此,针对红外图像的低对比度、低信噪比特性,研究一种既可有效去除噪声,又能很好保留边缘等重要信息的处理方法是一项非常有意义的工作.

通常情况下,一幅图像同时拥有不同类型的边缘(缓变边缘或非缓变边缘),如果仅用一个尺度对图像进行处理很难得到满意结果,为解决这一问题,Witkin<sup>[4]</sup>提出了多尺度空间理论,实现了对图像由粗到精的处理.目前已有不少基于多尺度的图像处理方法,但通常的多尺度方法存在以下两个问题:首先,如何选择合理的尺度仍没有很好解决;其次,为了简化推导和计算,这些算法一般都采用高斯函数

来实现对图像的处理,该算法由于对图像的平滑区和边缘进行相同的处理,处理后会使得边缘模糊甚至边缘消失.而实际上,在前端视觉理论的各项同性假设中都隐含了在所有方向上都得到完全的采样,对于图像的边缘和直线这些与其方向密切相关的特性,采用各向同性滤波必然会丢失很多重要的信息.

为了解决这个问题,不少研究者做了大量的工作,文献[2]给出了一种方向自适应滤波器设计方法,这种方向滤波器由一个方向滤波器基集的元素通过插值得到,但如何正确得到这个滤波器基集以及选用正确的插值规则仍是一个难题;文献[3]提出了一种自适应高斯滤波方法,其主要思想是在边缘过渡区和平滑区采用不同尺度的高斯核,该方法的不足之处是需要预先知道图像噪声特性且滤波器是各向同性的.

Geusebroek<sup>[1]</sup>等人提出了一种快速各向异性高斯滤波方法,这种滤波器通过在两个不同方向上选

用不同的高斯尺度,从而使滤波器可以在去噪时可以较好保留图像边缘等重要信息,并利用高斯函数的可分解性将滤波器沿长轴和短轴方向分解为两个一维滤波器与图像卷积,使计算简化,但这种滤波器仍存在以下几个问题:(1)滤波器的长短轴长度固定,如何选取一个合理的尺度对图像进行处理仍没有解决;(2)滤波器的长轴方向固定,但实际图像边缘的方向是任意的,极端情况下,如果滤波器的长轴方向与边缘垂直,将会使边缘的模糊达到最大;(3)如果采用多个尺度和方向对图像分别进行处理,最后对结果的融合将是一个难题。

在 Geusebroek 法的基础上,本文提出了一种自适应各向异性高斯滤波器的设计方法。所设计滤波器的长轴方向由所在位置的灰度值梯度方向决定;滤波器的长轴尺度根据 IDS(独立强度传播)模型确定;滤波器的长短轴比例由邻域的灰度分布决定。通过对红外图像仿真结果可以看出,这种方法能有效去噪,且能很好地保留边缘信息。

## 1 各向异性高斯滤波器<sup>[1]</sup>

通常所用的高斯滤波器  $x, y$  平面上的投影区域为一个沿原点对称的圆,见图 1(a),其数学表达式为

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2 + y^2}{\sigma^2}\right)\right\}. \quad (1)$$

如果在  $x$  和  $y$  方向上选取不同的尺度即可以得到各向异性高斯滤波器,它在  $x, y$  平面上的投影为椭圆,见图 1(b),滤波算子表达式则为

$$G_\theta(x, y, \sigma_x, \sigma_y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right\}. \quad (2)$$

图 1(c)是将图 1(b)的椭圆沿其轴线旋转一个角度  $\theta$  的结果,由坐标变换可得  $u-v$  坐标与  $x-y$  坐标的关系为

$$\begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}. \quad (3)$$

将式(3)代入式(2)即可以得到旋转  $\theta$  角后的滤波算子为

$$G_\theta(x, y, \sigma_x, \sigma_y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{(x\cos\theta + y\sin\theta)^2}{\sigma_u^2} + \frac{(-x\sin\theta + y\cos\theta)^2}{\sigma_v^2}\right)\right\}. \quad (4)$$

由于实际图像的边缘是任意方向的,且常常存

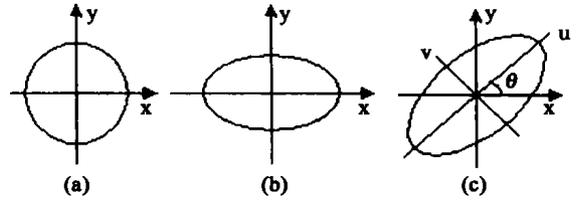


图 1 2 种高斯滤波器的投影 (a) 高斯滤波器 (b) 各向异性高斯滤波器 (c) 旋转后的滤波器  
Fig. 1 Projection of different gaussian filter (a) Gaussian filter (b) anisotropic gaussian filter (c) rotation of b

在不同类型的边缘,如果滤波器采用固定的尺度  $\sigma$  和方向  $\theta$  滤波,一种极端的情况是当边缘方向与短轴方向一致时,图像边缘模糊将达到最大,因此滤波器的方向和尺度只有随图像的局部特征变化才能使最终的处理结果达到最优,本文的主要工作将研究尺度  $\sigma_u, \sigma_v$  与方向  $\theta$  的确定。

## 2 尺度 $\sigma_u, \sigma_v$ 的适应确定

目前人们已提出了不少尺度的确定方法,Jeong 等人依据方差最小的原则来设计各象素处的尺度,这种方法由于存在计算量大、初始参数需要人为给出等缺点<sup>[7]</sup>,实际中很少采用,一种较简单的方法是 Cornsweet 等人根据人类视觉模型提出的独立强度传播(IDS)模型<sup>[3]</sup>,该模型是根据人眼视网膜的侧向刺激特性提出的一个假设,它可以很好解释人类视觉中的马赫带效应、Weber 定律和 Ricco 定律<sup>[8]</sup>,其尺度定义为

$$\sigma^2(x, y) = 1/I(x, y). \quad (5)$$

其中,  $x, y$  代表位置坐标,  $I(x, y)$  是图像灰度,  $I(x, y)$  的值归一化为  $[0, 1]$  区间。

为简化计算,本文在设计各向异性高斯滤波器时,采用公式(5)确定滤波器长轴的尺度  $\sigma_u$ ,滤波器的短轴根据图像的区域特性按如下原则确定长短轴的比例:(1)如果象素的邻域很平滑,高斯滤波即能得到很好的结果,  $\sigma_u, \sigma_v$  的比例应接近于 1;(2)如果象素为边缘点,滤波器为近似于边缘切线的线状滤波器,由于考虑了较多的边缘点,应可以将边缘的模糊减少到最小,此时  $\sigma_u, \sigma_v$  的比例接近于 0。

由于图像的灰度方差可以反映图像区域的平滑度<sup>[5]</sup>,定义下式来计算一个窗口  $W$  内的灰度均方差:

$$DS = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M (I(i, j) - \bar{I}(i_0, j_0))^2. \quad (6)$$

其中,  $M \times N$  是窗口  $W$  的大小,  $\bar{I}(i_0, j_0)$  代表邻域灰

度的均值,  $\bar{I}(i_0, j_0)$  和  $I(i, j)$  的取值范围为  $[0, 255]$ , DS 代表窗口中心的方差.

根据上面长短轴比例的选取原则, 定义长短轴的比例为

$$R = \frac{k}{k + DS} \quad (7)$$

其中,  $k$  代表比例因子.

于是短轴的尺度为

$$\sigma_v = R \cdot \sigma_u \quad (8)$$

### 3 方向角 $\theta$ 的确定

公式(4)给出了  $\theta$  角度下的各向异性滤波算子, 如果图像的边缘是直线, 那么滤波器的长轴方向与直线方向重合时, 滤波器在去除噪声时对边缘的保持应该最好, 而这时滤波器长轴的方向与边缘的切线方向一致; 当图像的边缘不是直线时, 如果滤波器的长轴方向与切线方向相同, 则处理时考虑了较多的边缘点, 因而在处理时对保持边缘有利. 所以本文在设计自适应滤波器时, 使滤波器长轴的方向与边缘的切线方向一致.

Canny 算子是一种常用的边缘检测算子, 它将高斯函数的一阶导数作为阶跃形边缘的次最优检测算子, 同时, 为了提高计算速度, 可将 Gauss 函数分解为垂直和水平方向上的方向导数与图像的卷积得到图像在水平和垂直方向的梯度<sup>[6]</sup>:

$$E_x = \frac{\partial G(x, y, \sigma)}{\partial x} * I_0(x, y), \quad (9)$$

$$E_y = \frac{\partial G(x, y, \sigma)}{\partial y} * I_0(x, y). \quad (10)$$

在式(9)和式(10),  $G(x, y, \sigma)$  为高斯滤波算子,  $I_0(x, y)$  为原始图像,  $*$  号代表卷积.

由式(9)和式(10)可以计算  $(x, y)$  处的梯度方向角  $\theta_{\perp}$  满足如下式:

$$\theta_{\perp}(x, y) = \arctg \left[ \frac{E_y(x, y)}{E_x(x, y)} \right]. \quad (11)$$

用  $\theta_{\perp}$  近似代替法线的方向, 显而易见,  $\theta$  与  $\theta_{\perp}$  满足如下式:  $\theta = \theta_{\perp} + 90^\circ$ . (12)

将式(12)代入式(4)可得各向异性高斯滤波算子:

$$G_{\theta}(x, y, \sigma_u, \sigma_v, \theta_{\perp}) = \frac{1}{2\pi\sigma_u\sigma_v} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left( \frac{(-x\cos\theta_{\perp} + y\sin\theta_{\perp})^2}{\sigma_u^2} + \frac{(-x\sin\theta_{\perp} - y\cos\theta_{\perp})^2}{\sigma_v^2} \right) \right\} \quad (13)$$

容易看出, 在 Geusebroek 法中,  $\sigma_u$ 、 $\sigma_v$  和  $\theta$  等几

个参数是事先给定的, 而在式(13)中, 这些参数分别由式(5)、式(8)和式(11)得到, 这些参数在图像中每一个位置都可能不同, 因此, 式(13)所得到的滤波器的形状是随位置自适应变化的.

### 4 比例因子 $k$ 的选取

利用公式(13)对图像进行处理时, 如何选取适当的比例因子  $k$  将直接影响处理的结果. 为定性分析  $k$  值对处理结果的影响, 我们将一幅原图  $I_{ori}$  加上适当噪声后得到图像  $I_{noi}$ , 然后任取一个  $k$  值, 利用式(13)对  $I_{noi}$  进行处理得到  $I_s$ , 对于每一个  $k$  值计算下面的均方差 (MSE):

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (I_s(x, y) - I_{ori}(x, y))^2. \quad (14)$$

其中,  $M \times N$  是整幅图像的大小.

从式(14)的定义可以看出, 所求得 MSE 实际上反映了处理后的图像与原始图像的接近程度, MSE 越小代表处理后的图像越接近原始图像, 滤波器的性能越好.

我们以不同场景下飞机和机场的红外图像作为研究对象, 对每一幅图像, 分别加入 3 种不同尺度的高斯白噪声 (方差  $\varepsilon = 0.001, 0.002, 0.003$ , 分别对应图像中的 1、2、3 标号) 后计算式(14)的 MSE, 图 2 反映了不同的噪声条件下, 比例因子  $k$  与方差 MSE 的变化关系. 可以看出, 在不同场景下,  $k$  在 20 左右取值都能使 MSE 值接近最小, 因此, 本文所用滤波器的比例因子取 20, 实际应用中可以选用更多图像进行测试来选择一个经验值.

由式(7)和式(8)可看出, 当  $k$  趋向于 0 时, 滤波器短轴为 0, 滤波器蜕化为线状滤波器, 而当  $k$  很大时, 滤波器长短轴比例近似于 1, 设计的滤波器则变成通常的高斯滤波器, 从图 2 可以看出, 当  $k$  趋向于 0 或  $k$  值较大时, MSE 的值都大于  $k = 20$  附近的值, 可见, 本文设计的滤波器对红外图像的处理效果要优于线状滤波器和高斯滤波器.

### 5 仿真结果分析

图 3 显示不同参数条件下的 Geusebroek 法对图 2 中的 panel 图像 (噪声  $\varepsilon = 0.001$ ) 处理的 MSE 变化, 图中  $\sigma_u$  表示长轴尺度的大小,  $R$  表示长短轴比例,  $\theta$  表示滤波器长轴与坐标轴的角度. 从中可以看出, Geusebroek 法计算所得的 MSE 受滤波器长短轴及方向等多种因素影响, 对于一幅事先不清楚其边缘朝向的图像, 很难合理选择 3 个参数来得到最好

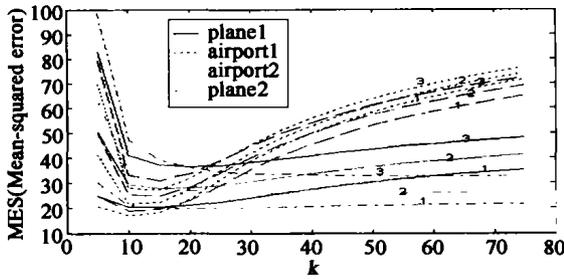


图2 k 与 MSE 的关系  
Fig.2 Relation of MSE and k

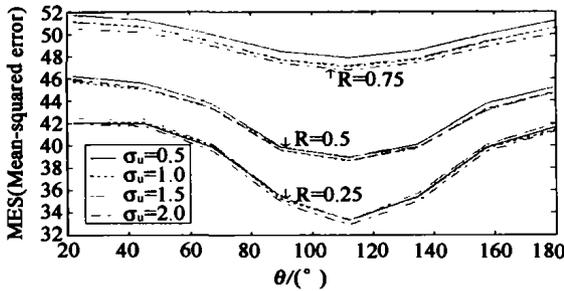


图3 Geusebroek 法中不同的参数对应的 MSE,  $\sigma_u$  为长轴尺度,  $R$  为长短轴比例,  $\theta$  为长轴方向  
Fig.3 MSE of Geusebroek filtering according to different parameter,  $\sigma_u$ —scale of long axes,  $R$ —ratio of long axes and short axes,  $\theta$ —orientation of long axes

的效果. 从图 2 和图 3 可以看出, 在相同的初始条件下, 本文设计的滤波器 ( $k = 20$ ) 所得到的 MSE 要比 Geusebroek 法小.

图 4(a) ~ 图 4(d) 是几种滤波器对同一幅加有噪声的红外图像的处理结果, 其中, 图 4(b) 为传统的高斯滤波器的效果, 滤波器的  $\sigma = 2.0$ , 图 4(c) 为 Geusebroek 法的效果, 图 4(d) 为本文所设计的滤波器处理的效果. 从仿真的结果可以看出, 传统的高斯滤波器在去噪的同时也使边缘模糊化, 整个图像都有一种朦胧感; Geusebroek 法处理后在边缘处也偏模糊, 主要原因是这种方法只能较好地保持  $\theta$  方向的边缘; 而本文设计的滤波器不仅能很好地去噪, 同时滤波后的图像也很清晰, 而且 MSE 也比 Geusebroek 法低很多, 这显示本文设计的滤波器在去噪和保持边缘方面要优于高斯滤波和 Geusebroek 法.

### 6 滤波器性能及计算量分析

从滤波器的表达式可以看出, 所设计滤波器的尺度和方向在图像的不同位置是变化的, 它根据不同位置的局部特性自动调节滤波器的形状, 从而可以在抑制噪声的同时很好地保留边缘, 上面的仿真实验显示

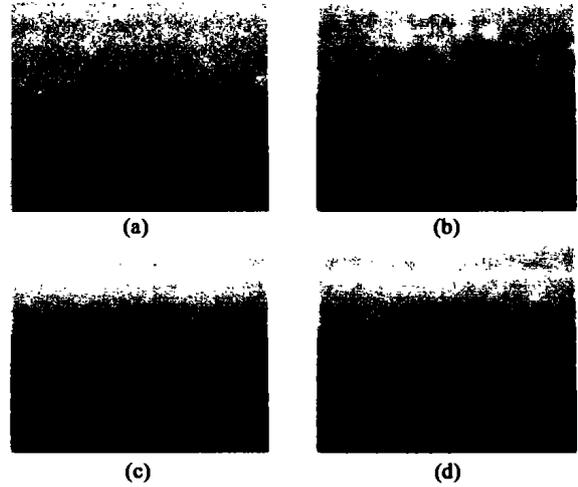


图4 不同滤波器的结果 (a) 含噪声的图像 (b) 高斯滤波 (c) Geusebroek 法滤波,  $\sigma_u = 2.0, R = 0.25, \theta = 60^\circ$ , MSE = 36.9 (d) 本文方法的结果 ( $k = 20$ ), MSE = 19.8  
Fig.4 Results of different filter (a) noisy image (b) Gaussian filtering (c) Geusebroek's filtering,  $\sigma_u = 2.0, R = 0.25, \theta = 60^\circ$ , MSE = 36.9 (d) our method ( $k = 20$ ), MSE = 19.8

了各向异性高斯滤波器能够很好地抑制高斯噪声. 本质上讲, 本文的各向异性滤波器仍是高斯滤波器, 它一般都假设图像中的噪声为独立分布的高斯随机噪声. 但对于实际的红外成像传感器而言, 由于半导体的固有特性, 成像过程中通常除了高斯噪声外, 还可能会存在  $1/f$  噪声、非均匀散粒噪声等, 文献[10]指出, 经典的信号处理由于没有把握噪声信号的本质特性, 将  $1/f$  噪声看成一种随机信号, 并用随机理论进行处理很难得到满意的效果, 文献[9]也指出, 对图像中一些较强的噪声点, 采用高斯滤波的方法也可能失败. 可见, 当图像中同时存在多种噪声时, 仅仅采用某一种滤波器通常很难得到理想的效果, 应考虑结合不同的方法来分别去除不同的噪声, 如文献[10]采用了混沌理论来分析  $1/f$  噪声, 文献[9]则将高斯平滑与中值滤波的方法结合起来, 分别去除图像中的高斯噪声和较强的噪声点.

本文的滤波器形状与图像的局部特性有关, 即使图像大小相同, 图像的内容不同也会导致计算量不同, 这为计算量的定量分析带来了困难. 如果本文的滤波器形状在某一位置上与 Geusebroek 法一致, 则可以计算出本文的方法在这一点所增加的计算量: (1) 长轴尺度选择. 每一个象素增加了 1 次除法; (2) 长短轴的比例. 如果邻域的大小为  $M_1 \times M_2$ , 则邻域平滑度的计算量为  $M_1 M_2$  次乘法、 $M_1 M_2$  次减法和 1 次除法, 此外, 计算短轴尺度时还增加了加

法、除法和乘法各 1 次;(3)方向角的计算. 假设计算  $E_x$ 、 $E_y$  的卷积模板大小为  $W_1 \times W_2$ , 总计算量为  $2W_1W_2$  次乘法和  $2W_1W_2 - 2$  次加法; 在求得  $E_x$ 、 $E_y$  之后, 可以直接用这两个值计算正弦和余弦值, 而不用求出真正的角度, 由此产生的计算量有 4 次乘法和加法、除法、开方各 2 次. 通常情况下, 模板的尺寸一般大于 3, 可以看出, 上面增加的乘法次数比较多, 而在计算机进行乘法计算要比加、减法耗时得多, 因此, 可以通过比较乘法次数来近似分析本文方法与 Geusebroek 法计算量.

假设 Geusebroek 法所采用的卷积模板为  $N_1 \times N_2$ , 则 Geusebroek 法的计算量为  $N_1N_2$  次乘法和  $N_1N_2 - 1$  次加法. 如果  $M_1 = M_2 = W_1 = W_2 = N_1 = N_2 = 5$ , 则本文算法增加了 80 次乘法, Geusebroek 法需要 25 次乘法, 可以得到本文的方法与 Geusebroek 法的计算量为 4: 1 左右.

可以看出, 本文的方法在改善图像滤波性能时也带来了计算量的大幅度增加. 要提高算法的速度, 可以采用较小的模板来计算平滑度和采用简单的边缘梯度计算方法, 如将高斯一阶梯度计算分解为 2 个行列滤波器<sup>[6]</sup>, 还可以按照文献[1]的方法将滤波器在不同的方向上进行分解, 将进一步降低计算的成本, 从而使算法更实用.

## 7 结语

本文提出了一种自适应各向异性高斯滤波设计方法. 该算法首先由 IDS 模型确定图像中每一像素处的长轴尺度, 然后由图像的平滑度确定滤波器长短轴的比例, 并由这个位置的灰度梯度方向确定滤

波器长轴的方向, 在各个位置上使滤波器尺度和方向的自适应变化, 从而实现在去噪的同时尽可能地保留了边缘等重要信息. 从仿真的结果可以看出, 文中的算法在去噪和边缘保持方面优于常用的高斯滤波器和 Geusebroek 的方法.

## REFERENCES

- [1] Geusebroek J M, Smeulders A W M, Weije J V D. Fast anisotropic gauss filtering [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2003, **12**(8):938—943.
- [2] Freeman W T, Adelson E H. The design and use of steerable filters [J]. *IEEE Patt. Anal. Machine Intell.*, 1991, **13**(9):891—906.
- [3] Deng G, Cahill L W. An adaptive gaussian filter for noise reduction and edge detection [C]. *Proc. IEEE, Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference*. San Francisco:CA, 1993, **3**:1615—1619.
- [4] Witkin A P. Scale-space filtering [C]. *Proc. Int. Joint. Conf. Artificial Intelligence*, 1983, **2**:1019—1022.
- [5] Izquierdo E, Ghanbari M. Nonlinear gaussian filtering approach for object segmentation [J]. *IEE Proc. Vision, Image and Signal Processing*, 1999, **146**(3):137—143.
- [6] JIA Yun-De. *Computer Vision* [M]. Beijing: Science Press (贾云得. 机器视觉. 北京: 科学出版社), 2000
- [7] YIN Ping, WANG RUN-Sheng. Adaptive multi-scale edge detection [J]. *Journal of Software* (尹平, 王润生. 自适应多尺度边缘检测. 软件学报), 2000, **11**(8):990—994.
- [8] Vaezi M. Optimum intensity-dependent spread filters in image processing [J]. *SPIE*, 1991, **1452**:57—63.
- [9] Ling J, Bovik A C. Smoothing Low-SNR molecular images via anisotropic median-diffusion *IEEE Trans. Medical image*, 2002, **21**(4):377—384.
- [10] YANG Feng, ZHU Hong, ZHAO Yi-Gong. Prediction and compensation of 1/f noise in infrared imaging sensors [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* (杨峰, 朱红, 赵亦工. 红外成像 1/f 噪声的预测与补偿. 红外与毫米波学报), 2003, **22**(2):86—90.