

文章编号: 1000-582X(2012)04-094-06

用复方向滤波器组和 BlockShrink 方法实现图像去噪

葛 垚, 朱庆生, 周明强

(重庆大学 计算机学院, 重庆 400044)

摘要: 为了提高图像的去噪效果, 根据复方向滤波器组和 BlockShrink 的特点, 提出了一种新的图像去噪算法。首先对图像进行复方向滤波器组分解得到系数, 然后根据系数间的相关性采用块阈值方法选择最佳的块大小和阈值, 使每个子带的无偏风险估计值最小。该算法是完全基于数据驱动的方法, 具有算法简单、易于实现、视觉效果好等特点。实验表明, 该算法比基于 DWT 变换的 BlockShrink 算法其信噪比提高了 0.6%, 在视觉效果方面边缘和轮廓信息更清晰。

关键词: 图像去噪; 复方向滤波器; BlockShrink

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Image denoising based on the complex direction of filter banks and blockshrink

GE Yao, ZHU Qing-sheng, ZHOU Ming-qiang

(College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: A new image denoising algorithm based on the complex direction of filter bands and BlockShrink is proposed. The image is decomposed based on the complex direction of filter bands to obtain the coefficients. Then, according to the coefficient correlation, the block threshold method is used to select the best block size and the threshold. In this way, the unbiased risk estimation of each sub-band is minimized. The algorithm is entirely data-driven easy to implement and with good visual effects. Experiments show that the proposed algorithm increase the PSNR by 0.6 percent compared with the algorithm based on DWT-BlockShrink transform, and the edge and countour information are more clearly.

Key words: image denoising; complex direction filter; BlockShrink

图像在获取和传输的过程中受到噪声(如光学噪声和信道噪声等)干扰, 降低了得图像质量, 严重地影响了图像的分析等后续工作, 所以, 在图像处理前必须要去噪, 其目的是在有效去除噪声的前提下, 最大限度的保留图像的边缘和细节, 从而获得高质量的图像。

去噪可以在像素域和变换域中进行。像素域的方法主要有 Wiener 线性滤波^[1]和中值滤波^[2]等。

小波变换是建立在傅里叶变换的基础上提出的时频分析工具。自从小波变换和多尺度几何分析工具出现以后, 在变换域去噪已成为主流。变换域的去噪又分为基于统计模型的图像去噪和基于阈值的图像去噪。基于统计模型的方法有 HMT 模型^[3], BLS-GSM 模型^[4]等, 其假设变换后的系数服从某种分布, 这在一定程度上影响了去噪性能。而基于阈值的去噪方法由于简单、有效而被广泛应用。经典的

收稿日期: 2011-11-01

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(201061073058); 国家支撑计划资助项目(2011BAH25B00); 中央高校基本科研业务费资助项目(CDJZR11180003)

作者简介: 葛垚(1977-), 男, 重庆大学博士研究生, 主要从事图像处理、视频内容检索、服务计算等方向研究,

(Tel)13911682234; (E-mail)geyao@cqu.edu.cn.

阈值算法有 Donoho 和 Johnstone 提出的统一阈值^[5], SURE 阈值^[6] 和 Chang 等人提出的 BaysShrink^[7]。他们都没有考虑变换邻域系数之间的相关性,而是直接将阈值作用于变化系数并将变换系数置零。为了克服这一缺点,Cai^[8]提出了块阈值的概念,通过利用邻域小波系数之间的相关性增加了估计的精度。Cai 和 Silverman^[9]采用了部分重叠的块来阈值化小波系数。Chen 等人^[10]把这一思想用于图像去噪,提出了 NeighShrink 方法,即选用固定的块大小和阈值对不同分辨率小波系数处理,而没有考虑小波系数的分布。近年来,Cai 和 Zhou^[11]提出了 SureBlock 估计方法,它是基于数据驱动的,在不同分辨率上独立的选取块大小和阈值。

文献[12]把 SureBlock 这一思想,用于图像去噪,提出了 BlockShrink 方法,对于每一个高频子带,通过使阈值处理函数 SURE 最小化来选取最佳的块大小和阈值,然后对小波系数进行收缩。然而基于不同的小波变换,变换后的信号系数和噪声系数的分布的分离程度不同,对去噪性能有一定的影响。传统小波变换最常用的是基于 Mallat 的金字塔算法,虽然优点突出,但其有 3 个缺点:时移敏感性、方向性信息少和缺少相位信息,这些缺点影响了传统小波在图像处理中的应用。为了解决这个问题,近年来人们研究了基于多尺度几何分析方法的理论,并取得一系列理论上的成果,如 Contourlet 变换,曲波变换,Surface 变换,(pyramidal dual-tree directional filter bank, PDTDFB)等。PDTDFB 具有小波所不能表达的多方向特性,能够有效地提取图像的边缘信息,并在图像去噪和纹理检索方面取得了一定的成果。

结合多尺度几何分析理论复方向滤波器组和 BlockShrink 阈值算法的特点,提出了一种新的去噪方法。首先对含噪图像进行基于复方向滤波器组的变换,得到一系列小波系数,然后按照 BlockShrink 自适应块阈值算法对小波系数阈值化,最后对阈值化后的系数进行重构以得到去噪后的图像。

1 基于复方向滤波器组的 BlockShrink 图像去噪

1.1 PDTDFB 变换

2008 年 10 月 Truong T. Nguyen 提出的新的多尺度几何理论—PDTDFB 变换,它是复方向滤波器的一种,具有近似时移不变性、多尺度、多方向自由选择的,分解更具有灵活性等特点。其实现结构是一个迭代的、多尺度和多方向的滤波器组。每级分解由一个 2D 多尺度滤波器组(FB)和一对对偶的方向滤波器组(DFBs)构成。其目的是提供一个多尺度、多方向、可扩展的分解^[13-14]。

输入图像首先要通过一个没有抽样的双通道 FB。双通道 FB 满足了完全重构的条件。其中 L 是低通滤波器,R 是高通滤波器。PDTDFB 是在抽样复子带没有显著的混淆情况下得到的,因此在特定尺度和方向上,每一个子带能够提供图像的关于尺度和方向的描述。每对 PDTDFB 双滤波器组所构成的相应方向滤波器是对称和反对称的,分别作为一个复滤波器实部和虚部。因此 2 个子带系数可视为复值子带图像的实部和虚,二维 PDTDFB 以可分离方式实现,使得整个结构具有较高的计算效率。图 1 是“zoneplate”图像(a)的二级分解图,方向子带数分别是 4/8,其中(b)为 PDTDFB 变换实部信息;(c)为 PDTDFB 变换虚部信息。

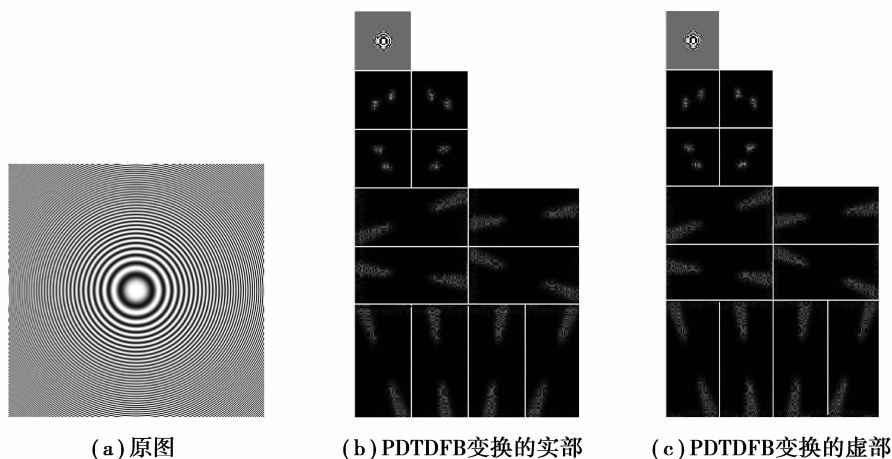


图 1 PDTDFB 变换的实部、虚部的比较图

1.2 BlockShrink 阈值化

含噪图像模型可表示为

$$Y_{ij} = X_{ij} + \epsilon_{ij}, i, j = 1, \dots, N, \quad (1)$$

其中: X_{ij} 为不含噪声的原始图像; ϵ_{ij} 是噪声; N 表示图像的大小。对式(1)进行 PDTDFB 分解, 得 $w = \theta + n$, 其中: $\theta = WX = \{\theta_{ij}\}$; $w = WY = \{w_{ij}\}$; $n = W\epsilon = \{n_{ij}\}$; W 是复方向滤波器分解运算符为通过 PDTDFB 分解得到的系数。图像去噪就是根据 w 来计算 θ 的估计值 $\hat{\theta}$ (如图 2)。

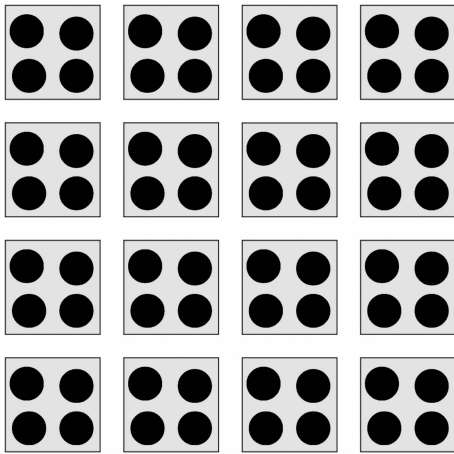


图 2 小波子带 2×2 块划分

对于每一个方向高频子带, 用一个 $L \times L$ 的不相重叠的正方形来划分。图 2 给出一个用 2×2 的块来划分子带的一个例子。黑色的圆圈表示在一个子带内的小波系数在一个正方形内的圆圈表征在了同一个组。对于第 $b_1 \times b_2$ 个块, 计算

$$S_{b_1, b_2}^2 = \sum_{i \in ib_1} \sum_{j \in jb_2} w_{ij}^2, \quad (2)$$

其中 $ib_1 = \{i: (b_1 - 1)L + 1 \leq i \leq b_1 L\}$, $jb_2 = \{j: (b_2 - 1)L + 1 \leq j \leq b_2 L\}$ 。对于第 $b_1 \times b_2$ 块阈值收缩规则的公式如下

$$\hat{\theta}_{ij} = w_{ij} \left(1 - \frac{\lambda}{S_{b_1, b_2}^2} \right)_+, \quad (3)$$

其中 $i \in ib_1$ 且 $j \in ib_2$ 。其 SURE 风险为

$$\begin{aligned} \text{SURE}(w_{b_1, b_2}, \lambda, L^2) &= L + \frac{\lambda^2 - 2\lambda(L^2 - 2)}{S_{b_1, b_2}^2} \cdot \\ &I(S_{b_1, b_2}^2 > \lambda) + (S_{b_1, b_2}^2 - 2L^2) \cdot I(S_{b_1, b_2}^2 \leq \lambda). \end{aligned} \quad (4)$$

则总风险为

$$\text{SURE}(w, \lambda, L^2) = \sum_{b_1, b_2=1}^m \text{SURE}(w_{b_1, b_2}, \lambda, L^2). \quad (5)$$

通过最小化 $\text{SURE}(w, \lambda, L^2)$ 来计算出最佳的阈值 λ^S 和块大小 L^S , 即

$$(\lambda^S, L^S) = \underset{\lambda, L}{\text{argmin}} \text{SURE}(w, \lambda, L^2). \quad (6)$$

1.3 算法实现步骤

基于复方向滤波器组的变换具有近似时移不变性、多尺度、多方向性等特点, 经其变换后的系数之间的分布特点类似于小波变换, 因此可以采用基于 BlockShrink 块阈值法充分利用邻域小波系数之间的相关性。在此基础上, 提出了一种基于复方向滤波器组的 BlockShrink 去噪算法, 步骤如下

1) 选定每一级分解的方向数 (4/8/16), 对一个含有噪声的图像进行 J 级的基于复方向滤波器组的分解 W , 得到一些不同分辨率、不同方向的小波子带, 表示为 $w = WY = WX + W\epsilon$ 。

2) 对每一个方向高频子带进行 BlockShrink 阈值化处理。

a) 通过公式(5)计算每个子带在不同块大小和阈值情况下的无偏风险估计值, 然后通过公式(6)最小化 SURE 选择最佳的阈值 λ^S 和块大小 L^S 。限定块大小的搜索范围是 $1 \leq L \leq \lfloor (N/2^k)^{3/4} \rfloor$, 降低时间复杂度。

b) 通过公式(3)对小波系数进行收缩, 得到没有噪声的小波系数的估计值。

3) 对阈值收缩后的小波系数进行重构以得到去噪后的图像的估计值。

2 实验及分析

2.1 去噪实验

为验证提出的算法有效性, 选取 512×512 的图像 Lena, Barbara 和 Zelda 作为标准测试图像。去噪结果的客观评价指标采用常用的峰值信噪比 (PSNR) 方法衡量。对 Lena, Barbara 和 Zelda 图像采用公式(1)分别加标准差 σ 不同的高斯白噪声 (sigma 依次为 20、30、40、50) 后, 通过 PDTDFB 分解时, 每级的方向数依次按 4/4、4/8、4/4/4、4/4/8、4/8/8、4/8/16 等六种不同结构对含噪的图像分解, 得到图像的分解复系数 w_{ij} , 然后通过 BlockShrink 阈值化, 得到复系数 θ_{ij} , 通过 PDTDFB 重构算法重构后的去噪图像, 即不含噪声的原始图像。去噪的客观评价采用峰值信噪比 (PSNR) 来衡量, 与其他三种方法 (小波阈值、基于 HMT 去噪方法、NeighShrink) 和基于 BlockShrink 不同变换域做了对比, 实验结果见表 1、表 2、表 3 和图 3。

表 1 相同分解级数(三级)下 barbara、lena 和 zelda 图像使用不同去噪算法的 PSNR(DB)比较

image	sigma	小波阈值	小波域 HMT	ct-HMT	Pdtdfb-HMT	PdtdfbNeighShrink	Pdtdfb-BlockShrink
barbara	20	25.32	23.68	25.26	26.91	29.08	29.36
	30	23.41	23.01	23.79	25.37	27.05	27.36
	40	22.27	22.59	23.42	23.03	25.66	25.91
	50	21.56	22.07	22.59	23.33	24.62	24.85
lena	20	28.51	28.75	29.03	29.58	30.93	31.26
	30	26.56	27.13	27.66	29.25	29.00	29.31
	40	24.96	26.23	26.84	27.82	27.70	28.04
	50	23.89	25.06	25.94	27.00	26.71	27.02
zelda	20	30.08	30.83	30.44	32.76	32.68	32.96
	30	27.82	29.23	29.78	30.98	30.87	31.25
	40	26.05	28.32	28.5	29.35	29.62	29.95
	50	24.71	27.36	27.12	28.02	28.72	29.05

表 2 研究方法结合不同变换域下的 PSNR 比较

Image	Sigma	DWT	CT	NSCT	PDTDFB
Lena	20	31.04	28.83	26.21	31.23
	30	29.11	27.26	25.88	29.32
	40	27.76	26.11	25.66	28.04
	50	26.70	25.23	25.41	27.09
Barbara	20	28.69	27.67	24.01	29.38
	30	26.58	25.78	23.10	27.36
	40	25.19	24.4	22.53	25.91
	50	24.20	23.50	22.29	24.85

表 3 不同分解级数不同方向下 lena、zelda 和 barbara 图像 PDTDFB-BlockShrink 算法的 PSNR(DB)比较

image	sigma	4/4	4/8	4/4/4	4/4/8	4/8/8	4/8/16
barbara	20	28.93	29.18	28.99	29.24	29.34	29.38
	30	26.72	26.98	26.87	27.14	27.27	27.36
	40	25.18	25.44	25.39	25.66	25.81	25.91
lena	20	30.95	31.02	31.15	31.23	31.25	31.23
	30	28.85	28.90	29.18	29.24	29.31	29.32
	40	27.33	27.35	27.83	27.85	27.97	28.04
zelda	20	32.43	32.51	32.76	32.84	32.91	32.96
	30	30.31	30.34	31.01	31.05	31.23	31.25
	40	28.77	28.77	29.85	29.85	29.94	29.95

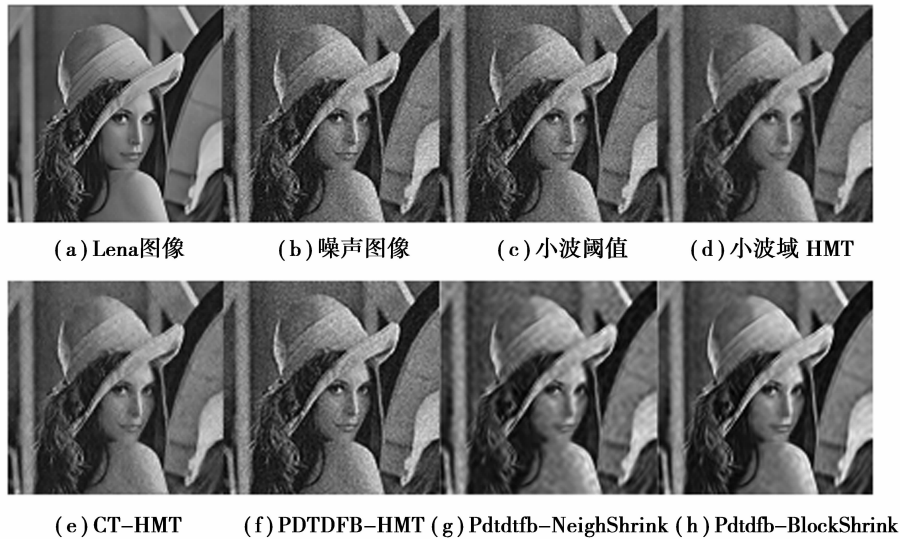


图 3 Lena 在噪声方差为 40 时各算法去噪效果比较

2.2 实验分析

通过表 1 和表 2 的数据比较可知:提出的去噪算法无论在客观评价指标方面,还是在主观视觉方面优于文献[12]提出的图像去噪算法。原因分析如下:

1)从基本结构方面来说,Contourlet、PDTDFB 变换均属于多尺度几何理论,具有良好的多分辨率、局部化和方向性等优良特性,将小波的优点延伸到高维空间,能够更好地刻画高维信息的特性,更适合处理那些具有超平面奇异性的信息。图 4 是对小波和多尺度几何理论的图形描述。多尺度几何理论采用的基支撑区间是具有随尺度变换长宽的“长条形”结构,具有方向性和各向异性,其系数表示图像边缘的系数能量更加集中,二维小波却是由一维小波张量积构建得到的,只能限于用正方形支撑区间描述轮廓,且不同大小的正方形对应小波的多分辨率结构,其缺乏方向性,不具有各向异性。当分辨率变得足够精细,小波就变成用点来捕获轮廓,因此,多尺度几何理论比二维小波更能够有效地“捕捉”自然图像所固有的光滑边缘几何结构,而小波变换只能够检测到信号的点奇异特征。所以 PDTDFB 变换在复数域可以较好地描述图像所包含的“信息”,另外 PDTDFB 具有近似的时移不变特性,较多的冗余信息可更好地描述特征。

2)从 PDTDFB 变换的频谱划分可知:其比二维小波变换可以提取更多的方向子带,分解系数具有更多的方向信息。小波分解在每一尺度的高频系数只能表示 3 个方向子带,PDTDFB 变换在方向信息

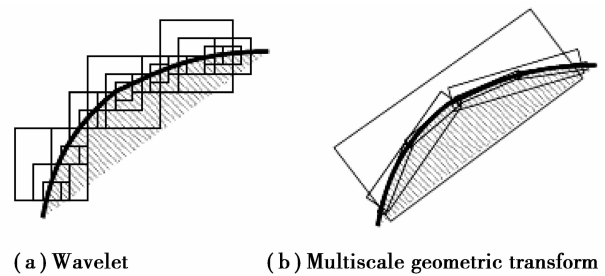


图 4 对曲线的不同描述

刻画方面,其在每个尺度上所能分解的方向子带是可自由选择的,分解更具有灵活性,可根据图像纹理特性选择合适的参数更好地表示图像。PDTDFB 的每个系数是复数,可以提取更多的图像相位信息,具有近似的时移不变特性,相比其他有更多的冗余信息可较好地描述分解系数的全局统计特性,因此 PDTDFB 变换相对于 DWT 变换,在特征提取方面具有一定的优势。所以基于 PDTDFB 图像去噪比使用小波方法有较高的信噪比。算法的结果优于 DWT-Block 方法也验证了这一点。

3)表 3 数据表明,在 PDTDFB 变换中,方向滤波器的分解级数和方向数对去噪效果有一定影响,人眼对不同方向的高频分量具有不同的分辨率,因此,在图像去噪时,要充分考虑这一特性。在分解级数相同的情况下,分解的方向数越多,其提取的细节信息越丰富,去噪的效果也就越好。选用三级分解下的 4/8/16 模式。

4)从 Block 阈值化模型来说,它把变换后的小波系数分成 $L \times L$ 的子块,充分利用了邻域小波系

数之间的相关性,依据图像像素分布的特点自适应的选取块和阈值的大小,以使得无偏风险估计值最小化,从而保留更重要的信息。因此采用了 Block 阈值化小波系数,与传统的点阈值法(SureShrink 和 VisuShrink)相比较,前者的结果优于后者。

3 结 语

根据复方向组滤波器的原理,和其分解后的小波系数在各个子带方向分布的特点,选择相同方向的子带系数重新组合,增强了图像的边缘信息,采用 Block 阈值模型充分利用了邻域系数之间的相关性。实验表明该方法简单有效,能够较好地抑制噪声,并有效保留图像的边缘和纹理细节信息,从主观评价来看其具有较好的视觉效果,在客观评价方面其 PSNR 值高于常用的方法。

参考文献:

- [1] VASEGHI S V. Advanced signal processing and noise reduction (Second edition) [M]. New York: John Wiley&Sons, 2001.
- [2] CHEN T, MA K K, CHEN L H. Tri-state median filter for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(12):1834-1838.
- [3] CROUSE M S, NOWAKR D, BARANIUK R G. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(4): 886-902.
- [4] PORTILLA J, STRELA V, WAINWRIGHT M J, et al. Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12 (11):1338-1351.
- [5] DONOHO D L, JOHNSTONE J M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage [J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455.
- [6] STEIN C M. Estimation of the mean of a multivariate normal distribution [J]. Annals of Statistics, 1981, 9(6):1135-1151.
- [7] CHANG S G, YU B, VETTERLI M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1532-1546.
- [8] CAI T T. Adaptive wavelet estimation: a block thresholding and oracle inequality approach [J]. Annals of Statistics, 1999, 27(3): 898-924.
- [9] CAI T T, SILVERMAN B W. Incorporating information on neighboring coefficients into wavelet estimation [J]. Sankhya, 2001, 63(2):127-148.
- [10] CHEN G Y, BUI T D, KRZYAK A. Image denoising with neighbour dependency and customized wavelet and threshold [J]. Pattern Recognition, 2005, 38 (1): 115-124.
- [11] CAI T T, ZHOU H H. A data-driven block thresholding approach to wavelet estimation [J]. Annals of Statistics, 2009, 37(2):569-595.
- [12] ZHOU D W, SHEN X L. Image denoising using block thresholding [C]//Proceedings of the 2008 Congress on Image and Signal Processing, May 27-30, 2008, Sanya, China: IEEE, 2008: 335-338.
- [13] NGUYEN T T, ORAINTARA S. The shiftable complex directional pyramid-part I: theoretical aspects [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56 (10): 4651-4660.
- [14] NGUYEN T T, ORAINTARA S. The shiftable complex directional pyramid-part II: implementation and applications [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(10): 4 661-4 672.
- [15] BOULANGER J, KERVRANN C, BOUTHEMY P, et al. Patch-based nonlocal functional for denoising fluorescence microscopy image sequences [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2010, 29 (2): 442-454.
- [16] DORE V, CHERIET M. Robust NL-means filter with optimal pixel-wise smoothing parameter for statistical image denoising [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(5):1703-1716.
- [17] YANG L, PARTON R, BALL G, et al. An adaptive non-local means filter for denoising live-cell images and improving particle detection [J]. Journal of Structural Biology, 2010, 172(3): 233-243.

(编辑 侯 湘)