

一种基于图像上下文的自适应多核滤波器

刘飞鸿¹⁾ 冯鸣月²⁾ 冯筠¹⁾³⁾

1) 西北大学信息科学与技术学院, 西安 710127

2) Department of Informatics, Technische Universität München, Garching German 85748

3) 新型网络智能信息服务国家地方联合工程研究中心, 西安 710127

摘 要 为了简化用户设置滤波参数的交互操作, 本文扩展双边滤波器从而提出了多核滤波器。该算法通过模仿视觉上下文工作机制, 利用图像上下文信息自动生成滤波参数, 避免了传统算法依赖噪声先验知识、手设参数的局限。大量的实验结果表明, 本文提出的多核滤波器比传统双边滤波器具有更强的鲁棒性; 特别是在应对核磁影像中非平稳噪声方面, 多核滤波器比三种传统算法的定量性能表现更好。

关键词 视觉上下文, 先验知识学习, 图像上下文, 自适应滤波, 双边滤波器

中图法分类号 ***** DOI 号 *****

Adaptive multi-kernel filtering using image context

LIU Feihong¹⁾ FENG Mingyue²⁾ FENG Jun^{1) 3)}

1) School of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127

2) Department of Informatics, Technische Universität München, Garching German 85748

3) State-Province Joint Engineering and Research Center of Advanced Networking and Intelligent Information Services, Xi'an 710127

Abstract To lessen the interaction rounds of initializing filtering parameters, this paper extends the bilateral filtering kernel (w.r.t. filtering adaptivity), and thereby, proposes multi-kernel filtering (MKF). As imitating the mechanisms of visual context, MKF is capable of automatically adapting the parameter of range kernel to various images, and hence, avoids the limitations that the manually initialized parameter performs well only in the condition determined by the prior knowledge of noise. Extensive experimental results demonstrate that the filter kernel of MKF is more robust than BF. Especially for coping with the non-stationary noise in the task of smoothing MR images, MKF achieves better quantitative performance than three mainstream conventional algorithms.

Key words visual context, prior knowledge learning, image context, adaptive filtering, bilateral filtering

1 引言

图像滤波是一种经典的计算机视觉技术; 传统的滤波算法被广泛应用于处理各类影像, 成为处理

和分析核磁共振影像流程中的一个标准步骤, 现已被广泛集成到影像分析软件中, 例如 MNA^[1], FSL^[2]和 MRtrix3^[3]等。用户在利用字符或者图形界面与软件交互时, 需要提前根据影像噪声级别设置滤波器

收稿日期: 2020年8月20日. 本课题得到了国家自然科学基金 (No. 62073260) 资助. 刘飞鸿(通信作者), 男, 1987年生, 博士, 是计算机学会(CCF)学生会员 (41274G), 主要研究领域为计算机视觉、医学影像处理和分析.E-mail: sinceow@gmail.com. 冯鸣月, 女, 1993年生, 博士在读, 是计算机学会(CCF)学生会员 (C6048G), 主要研究领域为计算机视觉、人工智能.E-mail: mingyue.feng@tum.de. 冯筠 (通信作者), 女, 1972年生, 博士, 教授, 计算机学会(CCF)高级会员 (10834S), 主要研究领域为机器学习和人工智能及交叉应用.E-mail: fengjun@nww.edu.cn.

参数。然而, 由于缺乏噪声级别的先验知识, 在实际应用中, 用户需要多次试验, 从中选择相对性能最优的参数。更棘手的是, 核磁影像噪声服从非平稳分布, 噪声级别会发生变化^[4], 手动调试滤波器参数的操作十分耗时; 特别是在大规模处理影像的任务中, 调参操作更繁琐, 这为使用软件带来不便。

为减少初始化滤波器的工作量, 传统滤波算法通过提升滤波器的自适应性, 从而确保一套滤波参数的适用性更广。目前常用的滤波器主要有两类:

(1) 加权平均滤波; (2) 变分滤波。

以高斯滤波为代表, 加权平均滤波通过高斯核引入权值, 提升均值滤波的自适应性。后来, Perona 和 Malik 提出了各向异性扩散滤波^[5], 利用像素的空间位置信息和灰度相似性信息自适应地生成权值。然而, 该算法需要迭代计算, 因而执行效率低, 还会平滑掉边缘。继而, Tomasi 和 Manduchi 提出了双边滤波器 (Bilateral Filtering, BF), 不再采用迭代的计算方式, 而是采用高斯核度量邻域像素的空间和灰度信息^[6]; 其执行效率得到大幅提升。此后, Barash 从几何角度出发, 揭示出 BF 和各向异性扩散滤波等效的特点^[7]; 它们都是充分利用影像本身的特性以实现自适应滤波。

此外, 变分计算框架也常被用来设计滤波算法。全变分 (Total Variation, TV) 是一种基于优化的非局部算法^[8], 利用保真项和平滑项定义目标函数, 通过拟合影像曲面的方式, 滤除噪声引起的局部灰度变异。但由于该算法会引入阶梯效应和马赛克效果, Gong 和 Sbalzarini 提出了曲率滤波 (Curvature Filtering, CF)^[9]; CF 将 TV 分段常数的假设扩展到了分段可展 (Piecewise Developable), 其适用性更广泛。

这两类滤波器的参数设定与影像的灰度特征密切相关, 例如噪声级别和影像信噪比等。因此, 当影像特征发生改变, 就需要重新设置参数。特别是在大规模处理影像数据时, 影像特征难免多样, 因此调参的工作十分繁琐。

为了提升滤波器的自适应性, 减少设置滤波器参数的用户交互次数, 本文通过模仿人类大脑的视觉上下文工作机制, 利用上下文信息作为先验知识指导滤波参数的学习, 从而提出了多核滤波器 (Multi-Kernel Filtering, MKF)。MKF 扩展了 BF 的

灰度范围滤波核, 根据影像的不同区域的特征, 自适应地学习滤波参数。实验结果表明, 经过自适应学习而得到的 MKF 滤波核更鲁棒, 受到噪声的干扰影响比 BF 更小; 此外, MKF 在处理空间可变的噪声任务中表现出比 BF, TV 和 CF 更好的定量指标性能 (包括“平均绝对误差”和“结构相似度”两项评价指标)。本文的实验结果表明, 通过模仿视觉上下文工作机制, 能使得算法具备学习先验知识的潜力, 能简化智能算法参数设定的交互任务。视觉上下文工作机制对于提升算法交互效率具有重要的理论指导意义。

2 视觉上下文与图像上下文

人类视觉系统观察外部环境、形成稳定视觉意识的关键在于达成场景上下文信息和局部细节信息的一致^[10,11]。在缺乏先验知识的前提下, 上下文为人类视觉系统提取外部环境信息提供了必要的约束^[12]。本文通过图像上下文模拟视觉上下文信息, 以期从图像上下文中挖掘出设定滤波器参数所需的先验知识, 最终达到提升滤波器自适应性的目的。

2.1 视觉上下文工作机制

在人类视觉系统中, 粗分辨率信号通常比细节信号提前激活下颞叶^[12]和初级视皮层第四区域^[13]。粗分辨率信号中包含着场景上下文信息, 为视觉系统从细节信号提取信息提供约束。Friston 等研究者采用推理模型描述意识形成过程的规律^[14,15]——大脑系统通过达成整体的上下文信息和局部的细节信息的一致来形成稳定意识。

聚焦于视觉系统, 粗分辨率信号快速通过下颞叶并激活视觉工作记忆, 产生场景 (潜) 意识; 而后, 视觉工作记忆触发自顶向下的注意机制, 以调整相应神经元的激活阈值^[16]。具体来说, 当粗分辨率信号激活了工作记忆, 相互密切关联的脑区的激活状态就被短暂维持; 而当后续细节信号抵达工作记忆脑区时, 已经激活的神经元会偏移待激活神经元的兴奋阈值。这也就是说, 当外部细节信号所携带的信息与场景信息一致, 则因为相关的神经元已经兴奋, 会更容易地激活相应脑区; 而当粗分辨率信号和细节信号不一致, 引发神经元的竞争、抑制

等作用, 更难激活相应脑区^[17,18]。

上下文工作机制描述了整体信息和局部信息交互的视觉意识形成规律。该机制对于认识人类交互行为本质规律具有重要的指导意义, 同时也为本文简化交互操作的技术方案提供了理论依据。考虑到上述目标的复杂性, 本文只讨论在滤波器设计中利用图像上下文模仿视觉上下文, 并以此提升滤波器自适应性的思路和方法。

2.2 图像上下文的引入

通过模仿视觉上下文工作机制, 本文利用前期工作, 即层次化超像素算法, 生成图像上下文^[19]。通过由粗到细地聚类, 一幅影像被表征成一棵聚类树, 如图 1 所示。图 1 展示了一棵聚类树的主要分支, 在展示的三个层次中每一个方框表示一个超像素, 这些超像素被按照与输入影像相同的布局排列。在图 1 中我们可以观察到, 聚类树从根结点到叶子结点的超像素尺寸由大变小, 上层一个父结点被拆分成下层的多个子结点; 而且从上到下, 输入的图像被聚类树由粗到细地表征。这里需要特别说明的是, 上层父结点是下层结点的图像上下文。

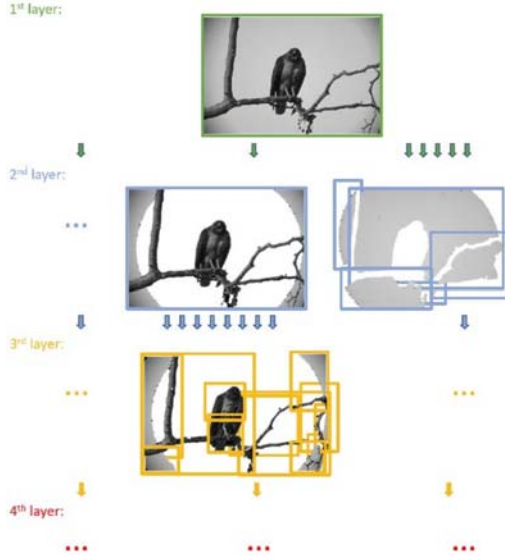


图 1 聚类树示意图

文献[19]调用 EM 聚类算法, 迭代地生成超像素, 其采用的优化目标函数是对数似然函数的下界,

$$\arg \max_{\theta_{t,k}^*} \sum_{k \in \{\ell_1, \ell_2\}} p(\ell | I(\vec{x}), \theta_{t,k}) \log p(I(\vec{x}), \theta_{t,k}^*), \quad (1)$$

其中, $\theta_{t,k} = \{\mu_{t,k}, \delta_{t,k}\}$, 而 $\mu_{t,k}$, $\delta_{t,k}$ 分别表示聚类树中第 t 层、标签为 k 的超像素的均值和标准差。经过聚类, 算法能够学习出每一个超像素的统计特征, 而标准差 $\delta_{t,k}$ 将被用于生成滤波核。

3 多核滤波器

3.1 双边滤波器的几何化解释

一副含有噪声的图像 $I(\vec{x})$ 通常被形式化描述为无噪影像 $O(I(\vec{x}))$ 和噪声 $n(\vec{x})$ 的叠加,

$$I(\vec{x}) = O(I(\vec{x})) + n(\vec{x}), \quad (2)$$

而滤波器的目标就是要从 $I(\vec{x})$ 中恢复出 $O(I(\vec{x}))$ 。特别地, BF 是一种加权平均滤波器,

$$O_{BF}(I(\vec{x})) = \frac{\sum_{\vec{\xi}} w(\vec{x}, \vec{\xi}) I(\vec{\xi})}{\sum_{\vec{\xi}} w(\vec{x}, \vec{\xi})}, \quad (3)$$

其中 \vec{x} 和 $\vec{\xi}$ 分别是中心像素和邻域像素的坐标位置, 而 $w(\vec{x}, \vec{\xi})$ 则表示滤波核,

$$w(\vec{x}, \vec{\xi}) = \exp \left\{ \frac{-(\vec{x} - \vec{\xi})^2}{2h_x^2} \right\} \exp \left\{ \frac{-(I(\vec{x}) - I(\vec{\xi}))^2}{2h_I^2} \right\}, \quad (4)$$

其中 h_x 和 h_I 分别是空间核 (Spatial Kernel) 和灰度范围核中需要手动初始化的参数。特别地, h_I 的初始化需要参照噪声级别的先验知识, 而 BF 滤波过程可以被写成如下形式,

$$O_{BF}(I(\vec{x})) = I(\vec{x}) - R(I(\vec{x}), I(\vec{\xi})), \quad (5)$$

这里,

$$R(I(\vec{x}), I(\vec{\xi})) = \frac{\sum_{\vec{\xi}} w(\vec{x}, \vec{\xi}) (I(\vec{x}) - I(\vec{\xi}))}{\sum_{\vec{\xi}} w(\vec{x}, \vec{\xi})}, \quad (6)$$

其中, $I(\vec{x}) - I(\vec{\xi})$ 表示的是邻域像素之间的灰度差异。由于 $R(I(\vec{x}), I(\vec{\xi}))$ 处在公式 (2) 中 $n(\vec{x})$ 一项的位置, 双边滤波器的滤波过程可以被解释为估计和消除局部像素因噪声引起的灰度变异值。

根据文献[7], 可以进一步地在广义像素空间中形式化分析 BF 的滤波过程。广义像素,

$$\hat{I}(\vec{x}) = \left\{ \frac{I(\vec{x})}{h_I}, \frac{\vec{x}}{h_x} \right\}, \quad (7)$$

相应地, 滤波核可以被写成如下形式,

$$\hat{w}(\vec{x}, \vec{\xi}) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \|\hat{I}(\vec{x}) - \hat{I}(\vec{\xi})\|^2 \right\}, \quad (8)$$

式中的 $\|\hat{I}(\vec{x}) - \hat{I}(\vec{\xi})\|$ 是指归一化的欧氏距离。因而, 一幅灰度影像可以被看作是内嵌在三维欧氏空间

中的二维流形曲面。相应地，公式（6）中 $R(I(\vec{x}), I(\vec{\xi}))$ 项的功能可以被解释为估计噪声在流形曲面上引起的不平滑度。然而，BF 的性能依赖于手动初始化的 h_I ，所以滤波核无法应对具有变化属性的噪声。为了提升 BF 的自适应性，MKF 扩展了 BF 的灰度范围滤波核。

3.2 空间自适应滤波核

多核滤波器可以形式化地写成，

$$O(I(\vec{x})) = I(\vec{x}) - R(I(\vec{x}), I(\vec{\xi})|\delta_{t,k}, \Psi_{t,k}), \quad (9)$$

其中 $R(I(\vec{x}), I(\vec{\xi})|\delta_{t,k}, \Psi_{t,k})$ 生成滤波核中的权值，它除了依赖局部项 $\delta_{t,k}$ ，还依赖上下文项 $\Psi_{t,k}$ 。

$R(I(\vec{x}), I(\vec{\xi})|\delta_{t,k}, \Psi_{t,k})$ 中的滤波核如下式所示，

$$R(I(\vec{x}), I(\vec{\xi})|\delta_{t,k}, \Psi_{t,k}) = \exp \left\{ \frac{-(\vec{x}-\vec{\xi})^2}{2h_x^2} + \frac{-(I(\vec{x})-I(\vec{\xi}))^2 \Psi_{t,k}^2}{2\delta_{t,k}^2} \right\}, \quad (10)$$

其中，

$$\Psi_{t,k} = \left(\frac{\delta_{t-1,k^*}}{\delta_{t-2,k^{**}}} \right)^2, \quad (11)$$

式中的 k^* 和 k^{**} 分别表示的是在 $t-1$ 和 $t-2$ 层对应于在 t 层的标签为 k 的上下文结点。 $\Psi_{t,k}$ 编码着图像上下文信息，用来约束局部的灰度变异性测度 $\delta_{t,k}$ ，动态调整滤波核。更进一步地，由于 $\delta_{t-2,k^{**}} > \delta_{t-1,k^*}$ ，所以 $\Psi_{t,k} < 1$ 。一个小 $\Psi_{t,k}$ 值表示图像上下文区域的灰度一致性变化剧烈，局部区域的灰度一致性较强，因而增强 MKF 的平滑力度。

4 实验结果及分析

为了验证 MKF 的滤波性能，在后续实验中选用了两个公开数据集，BSD300^[20] 和 BrainWebs^[21]。两个数据集分别被添加了整体变化噪声和空间变化噪声，用以比较 MKF 和三个经典的滤波算法，包括了 BF，TV 和 CF。

4.1 实验参数设定

MKF 的初始化涉及到八个参数。这些参数与影像的具体灰度特征并不直接相关，主要用来控制聚类算法的输出。在后续的实验中，首先验证了前两个参数的作用；而其它六个参数一经初始化，则不再改变。八个参数的说明如下所示：

- **聚类迭代最大深度**， D_p ，决定聚类树的最大深度。
- **超像素最大尺寸**， Mx_c ，决定每一个超像素中所能包含像素的最大数目。
- **传导系数**， h_x ，决定空间滤波核中的权值在空间中衰减的速率。
- **超像素最小尺寸**， Mn_c ；初始化 Mn_c 为 9，在每一次合并小区域的过程中，那些数目小于 9 的像素集合将会被合并到与其最相似的邻域集合。
- **邻域范围**， N_e ；初始化 N_e 为 8，邻近性聚类将在中心像素的 8 个像素邻域内考察联通性。
- **灰度分布曲线精度**， P ，决定灰度直方图的统计精度；初始化 P 为 1 个灰度宽度。
- **EM 算法起始参数**， $\theta_{ini} = \{\mu_{ini}, \delta_{ini}\}$ ，记输入图像的最大灰度值为 I_{mx} ，记 v 为 1D 向量 $v = [1, 2]$ ，初始参数分别为， $\mu_{ini} = v * I_{mx} / (2 + 1)$ 和 $\delta_{ini} = [I_{mx}, I_{mx}]$ 。
- **EM 算法收敛条件**， T ，初始 T 为 0.0001。

4.2 实验数据集

采用两个公开数据集展示滤波算法的性能。每个数据集中都包含了大量无噪声的影像，它们都被加入了非平稳的噪声。为了验证算法的自适应性，滤波算法的参数一经设定，则保持不变。算法的性能评价采用常用的平均绝对误差（Mean Absolute Error, MAE）和结构相似度（Structural Similarity, SSIM）两个性能指标。小的 MAE 和接近于 1 的 SSIM 值意味着更好的滤波性能。

- **BSD300**：由于色度空间的非线性性，数据集中的 100 张测试图都被转化成灰度图。然后所有的影像被添加了整体变化噪声，也就是 100 个不同级别大小的高斯噪声，噪声的幅度从最小的 10 增大到 1000，间隔为 10。这种以整数形式表示的噪声级别大小可以通过除以 65025（ $255*255$ ，参考 UINT8 的值域），被归一化到 $[0, 1]$ 的区间。
- **BrainWeb** 是一个仿真的核磁影像数据集，包含的是没有噪声的 T1 脑 MR 影像。所得到的影像，其大致灰度范围为 $[-3000, 3000]$ 。基于合成的相位图^[22]，得到复数域的影像数据，然后

分别在其实部和虚部中加入空间变化的高斯噪声; 噪声级别大小服从 2D 高斯分布, 噪声的峰值级别为 500。最后, 滤波器被用来分别处理实部和虚部影像。相比较于 BSD300 中加入的整体变化噪声, 核磁共振影像中的噪声级别随空间变化^[23]。

4.3 滤波器参数验证及滤波核性能

MKF 滤波器的性能依赖聚类结果, 也就是依赖于聚类参数, 主要是 D_p 和 Mx_c 。基于滤波评价指标 MAE 和 SSIM, 实验首先评价了聚类参数对 MKF 性能的影响。

在 BSD300 中选择了编号为 33039 的影像, 加入噪声级别分别为 10 和 1000 的两个级别高斯噪声。MKF 被初始化了 6 组不同的 D_p 值, 从 2 到 7, 以验证树的深度对滤波性能的影响。与此同时, 也为 MKF 初始化 191 组 Mx_c , 从 10 到 200, 间隔为 10, 从而验证不同的簇大小对滤波性能的影响。在这里需要特别说明的是, 当 $D_p = 2$ 时, $\Psi_{t,k} = (\delta_{t,k} / \delta_{t-1,k})^2$ 。MKF 性能的定量化结果如图 2 所示。

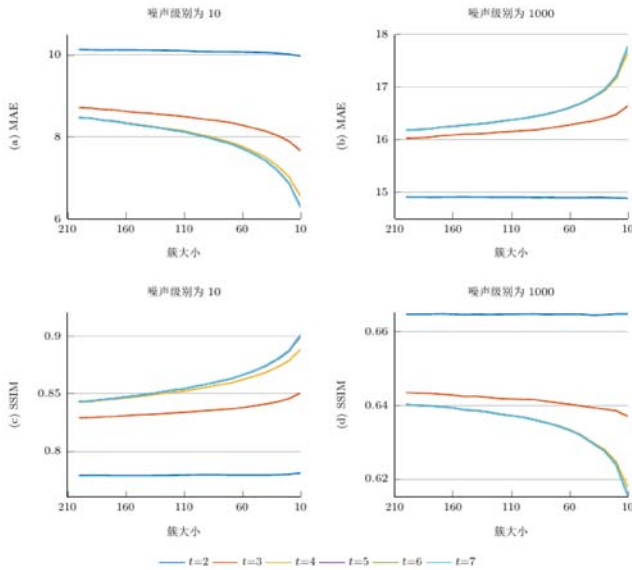


图 2 滤波参数对 MKF 滤波性能的影响

对比图 2 (a) 和 图 2 (b), 或者对比图 2 (c) 和图 2 (d), 我们可以发现当噪声级别从小变大后, 树的深度 D_p 和结点内像素数上限 Mx_c 都表现出截然相反的作用。

具体来说, 当 $D_p = 7$ 时, MKF 在噪声级别为 10 的条件下能够取得最优的性能, 但同样的参数使得 MKF 在噪声级别为 1000 时表现得最差。值得注

意的是, Mx_c 和 D_p 负相关---小的树深度 D_p 能产生大的簇尺寸 Mx_c ; Mx_c 也表现出和 D_p 一致的结果。

除此之外, 观察图 2 可得, 当 $D_p = 2$ 时, 无论噪声级别是 10 还是 1000, MKF 的 MAE 和 SSIM 曲线都很平坦, 表现出一致的滤波性能。当 Mx_c 趋近于 10 时, 算法的性能表现只取得了微弱的一点提高。

参数 D_p 和 Mx_c 在两种不同级别的噪声条件下能表现出截然相反的性能。大数值的 D_p 会生成深的聚类树, 其叶子结点相应地只包含少量的像素, 而得到的高斯混合模型能更好地在细粒度表征影像。也就是说, 当噪声级别很小, 局部影像区域受到噪声的干扰少; 因而从局部影像区域学习得到的灰度统计信息也就更准确, 使得滤波核能更精确地恢复影像内容。但当噪声级别变大, 局部区域的统计特性受到较大干扰, 这时小的影像区域不足以准确描述局部区域的统计特性。而此时, 大的影像区域包含着更多没有被噪声污染的像素, 从而能更准确地描述图像的统计特性。

4.4 滤波核性能验证

为了验证 MKF 滤波核的自适应性, 实验采用了经典的猫图^[6,7], 它不仅包含了平坦的一致性影像区域, 还有变化剧烈的纹理区域。首先为猫图加入了级别为 1000 的噪声, 然后在三处典型区域分别生成 BF 和 MKF 的滤波核; 通过对比没有噪声的和有噪声的滤波核, 观察噪声对滤波核的影响。为了公平起见, 实验采用 MKF 和 BF 的参数在噪声图上表现出最好的滤波性能。更具体地, 初始化 BF 的 h_l 为 57, 衰减系数 h_x 为 3, 滤波窗口大小为 5; 而对 MKF, 初始化 D_p 为 2, Mx_c 为 20, 其它的参数和双边滤波器保持一致。

在图 3 中, 有、无噪声的三个影像区域分别如 (a)、(d) 所示, BF 滤波核则如 (b)、(e) 所示; 而 MKF 滤波核则如 (c)、(f) 所示。通过对比 MKF 和 BF 的滤波核, 我们可以清楚地看到, (e) 图中 BF 的滤波核受到噪声的干扰远比 (f) 图中 MKF 的滤波核要大。因此, MKF 的滤波核鲁棒性更强。从滤波结果看, 猫图被 BF 过度平滑, 丢失了很多纹理信息; 相比较而言, MKF 保留了比 BF 更多的纹理信息, 而且也取得了更优的 PSNR 和 SSIM 的性能指标。

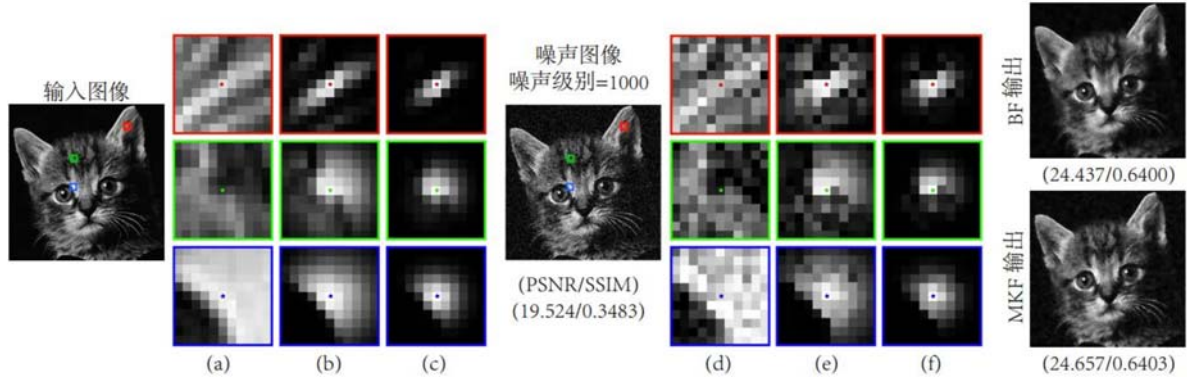


图3 MKF 和 BF 滤波核对比

4.5 针对整体变化噪声的滤波性能

为观察 BF 和 MKF 针对整体变化噪声的自适应性, 本文在 BSD300 数据集上, 统计了滤波器在两套不同参数设置下所表现的性能。MKF 的两套参数分别是,

- (1) $D_p = 2$, $Mx_c = 20$; 和
- (2) $D_p = 7$, $Mx_c = 20$ 。

而 BF 的两套参数分别是,

- (1) $h_l = 57$; 和
- (2) $h_l = 5$ 。

其它的参数和第 4.4 小节中介绍的参数数值一致。

图 4 中以红蓝两种颜色分别表示 MKF 和 BF, 以两种线型表示滤波器两组不同的参数。我们可以看到, BF 的不同参数对滤波性能的影响要远远大于 MKF, 两组参数得到的曲线在位置上相距很远。而在另一方面, 当 $D_p = 2$ 时, 噪声对 MKF 滤波性能的影响更接近于线性关系。而且, 通过综合考虑 MAE 和 SSIM 曲线的影响, 我们很容易发现, MKF 在滤除高级别噪声时的表现全面优于 BF。综上, MKF 比 BF 不仅取得了更具竞争力的滤波性能表现, 而且针对整体变化的噪声表现出了更强的自适应性。

4.6 针对空间变化噪声的滤波性能

空间变化的噪声主要出现在核磁共振影像中。后续实验基于 BrainWeb 数据集的 MR 影像, 实部和虚部影像都被加入了高级别的空间变化高斯噪声。因而, MKF 和 BF 滤波器都采用在第 4.5 小节中介绍的第一套参数。考虑到该影像的尺寸远小于 BSD300 中的图像尺寸, 滤波窗口的半径现相应地

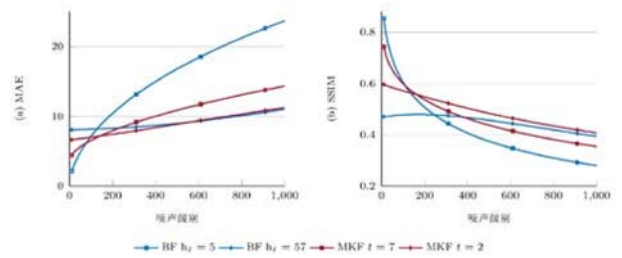


图4 一致性变化噪声对 BF 和 MKF 滤波性能的影响

缩小至 2。为了进一步验证 MKF 算法的滤波性能, 在对比算法中还引入了 TV, CF 算法, 同时选择它们表现最优的参数: (1) TV, 初始化为最大迭代次数为 10, 保真项与平滑项的平衡参数为 1.25。(2) CF, 选择高斯曲率(Gaussian Curvature) 并初始化最大迭代次数为 10。

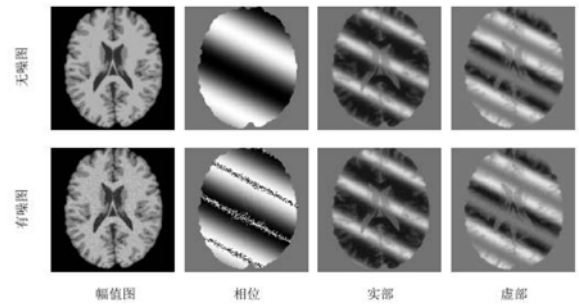


图5 无噪和被添加了噪声的 MR 仿真影像

图 5 的第一行分别展示了无噪声的 MR 幅值影像, 根据文献[22]合成的无噪声相位图, 以及无噪声的实部和虚部影像。分别为实部和虚部影像加入空间变化的高斯噪声, 继而就能生成含有噪声的 MR 幅值影像和相位图。含噪声的影像它们分别显示在图 5 的第二行。

在这里值得说明的是, 每一个切片的相位图都

不相同，它们在空间上平滑，因而实部和虚部影像的灰度也在空间上平滑分布。这种属性打破了影像的低秩属性，因此基于影像稀疏特性的影像滤波算法难以发挥有效的作用。

在图 6 的第一列和第二列分别显示的是不含噪声和加入了空间变化高斯噪声的复数影像，我们可以明显地看到噪声严重地干扰了原始影像的内容信息。而在图 6 的后面四列分别展示的是四种滤波器的滤波结果。经过滤波，双边滤波器还是保留了大量的噪声点；而 TV 和 CF 显然取得了更好的滤波效果，但是同时它们的滤波结果也被引入了状如马赛克效果的人工污染。而 MKF 生成的滤波结果表现得则更加的平滑，也更接近没有噪声的原始影像区域结果。为了定量评估以上四个算法的优劣性，图 7 展示了它们的 MAE 和 SSIM 性能曲线。

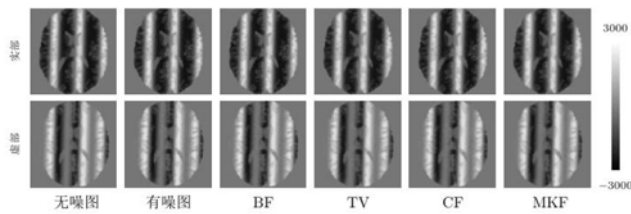


图 6 MKF 在复数影像上表现出更好的滤波性能

图 7 中分别展示了复数影像 MAE 和 SSIM 的定量指标曲线，曲线上的每一个点都是一个切片的定量指标数值。我们可以清楚地看到，MKF 取得了比 BF, TV 和 CF 更好的定量指标。值得说明的是，尽管 BF 在图 3 中取得了和 MKF 具有相当竞争力的性能，但是当同一套参数应用到不同的数据集之后，其性能大幅衰减。作为对比，相同参数的 MKF 仍旧表现出最高的滤波性能，展示出了更高级别的自适应性。

5 结束语

本文通过引入图像上下文的技术方案对传统双边滤波器算法 (BF) 进行了改进，提出了多核滤波器算法 (MKF)。MKF 可自动学习滤波参数，较 BF 算法大幅提升了滤波自适应性。大量的实验结果表明，MKF 在一致性变化噪声，以及空间变化噪声两种动态条件下的性能都优于三种主流滤波器算法。此外，值得注意的是，同一套滤波参数的 BF

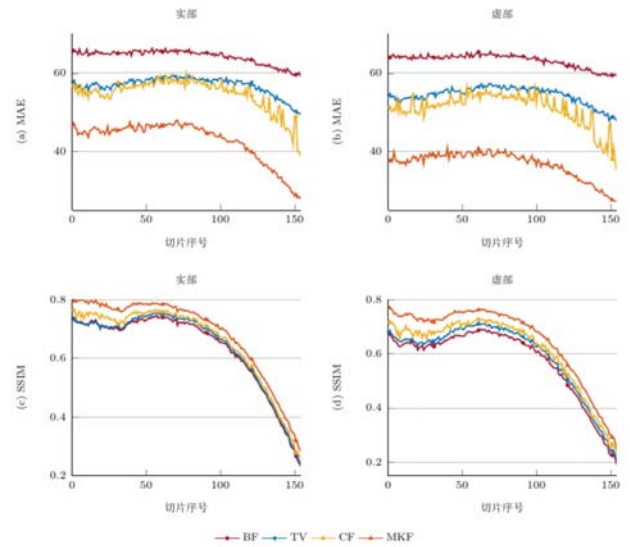


图 7 MKF 取得了比 BF, TV 和 CF 更优的量化滤波结果

在两套不同数据集上的性能变化较大；作为比较，同一套参数的 MKF 在自然影像和核磁共振影像上都取得了一致好的性能结果。由此可见，对上下文工作机制进行建模，利用学习机制自动生成滤波参数能够有效降低手动参数调整的工作量，这对于设计算法，提升算法交互的效率具有重要的理论指导意义。

致谢

本课题工作由中国国家自然科学基金项目 62073260 资助。

参考文献

- [1] Wu Ye, Lin Wei-Li, Shen Ding-Gang, Yap Pew-Thian, and UNC/UMN Baby Connectome Project Consortium. Asymmetry Spectrum Imaging for Baby Diffusion Tractography. In Proceedings of the International Conference on Information Processing in Medical Imaging. Hongkong, China, 2019:319-331.
- [2] Jenkinson, Mark, Christian F. Beckmann, Timothy EJ Behrens, Mark W. Woolrich, and Stephen M. Smith. FSL. NeuroImage. 2012, 62(2): 782-790.
- [3] Tourmier, J-Donald, Robert Smith, David Raffelt, Rami Tabbara, Thijs Dhollander, Maximilian Pietsch, Daan Christiaens, Ben Jeurissen, Chun-Hung Yeh, and Alan Connelly. MRtrix3: A fast, flexible and open software framework for medical image processing and visualisation. NeuroImage. 2019, 202: 116-137.
- [4] Aja-Fernández, Santiago, Tomasz Pie, and Gonzalo Vegas-Sánchez-Ferrero. Spatially variant noise estimation in MRI: A homomorphic

- approach. *Medical Image Analysis*. 2015, 20(1): 184-197.
- [5] Perona, Pietro, and Jitendra Malik. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1990, 12(7): 629-639.
- [6] Tomasi, Carlo, and Roberto Manduchi. Bilateral filtering for gray and color images. In *Proceedings of the Sixth International Conference on Computer Vision*. Bombay, India, 1998: 839-846.
- [7] Barash, Danny. Fundamental relationship between bilateral filtering, adaptive smoothing, and the nonlinear diffusion equation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2002, 24(6): 844-847.
- [8] Rudin, Leonid I., Stanley Osher, and Emad Fatemi. Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1992, 60(1-4): 259-268.
- [9] Gong Yuan-Hao, and Ivo F. Sbalzarini. Curvature filters efficiently reduce certain variational energies. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2017, 26(4): 1786-1798.
- [10] Yuille, Alan, and Daniel Kersten. Vision as Bayesian inference: Analysis by synthesis? *Trends in Cognitive Sciences*. 2006, 10(7): 301-308.
- [11] Badcock, Paul B., Karl J. Friston, Maxwell JD Ramstead, Annemie Ploeger, and Jakob Hohwy. The hierarchically mechanistic mind: An evolutionary systems theory of the human brain, cognition, and behavior. *Cognitive, Affective, & Behavioral Neuroscience*. 2019, 19(6): 1319-1351.
- [12] Bar, Moshe. Visual objects in context. *Nature Reviews Neuroscience*. 2004, 5(8): 617-629.
- [13] Lu Yi-Liang, Yin Jia-Peng, Chen Zhe-Yuan, Gong Hong-Liang, Liu Ye, Qian Li-Ling, Li XiaoHong, Liu Rui, Ian Max Andolina, and Wang Wei. Revealing detail along the visual hierarchy: Neural clustering preserves acuity from V1 to V4. *Neuron*. 2018, 98(2): 417-428.
- [14] Friston, Karl. Learning and inference in the brain. *Neural Networks*. 2003, 16(9): 1325-1352.
- [15] Parr, Thomas, and Karl J. Friston. Attention or salience? *Current Opinion in Psychology*. 2019, 29: 1-5.
- [16] Thiele, Alexander, and Mark A. Bellgrove. Neuromodulation of attention. *Neuron*. 2018, 97(4): 769-785.
- [17] Eriksson, Johan, Edward K. Vogel, Anders Lansner, Fredrik Bergström, and Lars Nyberg. Neurocognitive architecture of working memory. *Neuron*. 2015, 88(1): 33-46.
- [18] Badcock, Paul B., Karl J. Friston, and Maxwell JD Ramstead. The hierarchically mechanistic mind: A free-energy formulation of the human psyche. *Physics of Life Reviews*. 2019, 31: 104-121.
- [19] Liu Fei-Hong, Zhang Xiao, Wang Hong-Yu, and Feng Jun. Context-aware superpixel and bilateral entropy: Image coherence induces less entropy. *Entropy*. 2020, 22(1): 1-20.
- [20] Martin, David, Charless Fowlkes, Doron Tal, and Jitendra Malik. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics. In *Proceedings of the Eighth IEEE International Conference on Computer Vision*. Vancouver, Canada, 2001: 416-423.
- [21] Kwan, RK-S., Alan C. Evans, and G. Bruce Pike. MRI simulation-based evaluation of image-processing and classification methods. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 1999, 18(11): 1085-1097.
- [22] Pizzolato, Marco, Rutger Fick, Timothé Boutelier, and Rachid Deriche. Noise floor removal via phase correction of complex diffusion-weighted images: Influence on DTI and Q-space metrics. In *Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Athens, Greece, 2016:21-34.
- [23] Chen Geng, Dong Bin, Zhang Yong, Lin Wei-Li, Shen Ding-Gang, and Yap Pew-Thian. Denoising of diffusion MRI data via graph framelet matching in X-Q space. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2019, 38(12): 2838-2848.