

基于双边核回归的相对约减纹理分解方法

苏 卓^{1,2)}, 吴学标¹⁾, 曾碧怡¹⁾, 颜吉超¹⁾, 罗笑南^{3,4)}

¹⁾ (中山大学数据科学与计算机学院 广州 510006)

²⁾ (中山大学国家数字家庭工程技术研究中心 广州 510006)

³⁾ (北京工业大学城市交通学院多媒体与智能软件技术北京市重点实验室 北京 100124)

⁴⁾ (中山大学深圳研究院 深圳 518057)

(suzhuo3@mail.sysu.edu.cn)

摘 要: 图像中结构被纹理覆盖的现象无处不在, 将结构从复杂的纹理中提取出来是一件非常有挑战但又极其重要的事情. 为此, 提出基于双边核回归的纹理分解方法, 通过局部全变分的核描述子能将结构和纹理很好地区分开来, 并将结果与双边核回归框架相结合: 采用相对约减纹理分解来构造结构核描述子; 再将该描述子与双边核回归融合来获得期望的结构感知滤波输出; 最后采用一个稳定近似迭代的流程来实现所提算法. 实验证明, 与其他边缘感知滤波方法相比, 文中方法能获得更佳的结构保持效果, 并能被推广到多个视觉相关的应用上, 如高动态范围色调映射、超像素分割等.

关键词: 边缘感知滤波; 边缘保持平滑; 结构纹理分解

中图法分类号: TP391.41

Related Reductive Texture Decomposition via Bilateral Kernel Regression

Su Zhuo^{1,2)}, Wu Xuebiao¹⁾, Zeng Biyi¹⁾, Yan Jichao¹⁾, and Luo Xiaonan^{3,4)}

¹⁾ (School of Data and Computer Science, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006)

²⁾ (National Engineering Research Center of Digital Life, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006)

³⁾ (Beijing Key Laboratory of Multimedia and Intelligent Software Technology, College of Metropolitan Transportation, Beijing University of Technology, Beijing 100124)

⁴⁾ (Research Institute of Sun Yat-sen University in Shenzhen, Shenzhen 518057)

Abstract: It is ubiquitous that meaningful structures are appear over textured surfaces. Extracting them under the complication of texture patterns is very challenging, but of great practical importance. Consequently, we have proposed a novel structure-aware filter via bilateral kernel regression with a variational structure-kernel descriptor which can extract main structures from textures through variational structure-kernel descriptor and incorporate its results into the bilateral kernel regression: we first apply the related reductive texture decomposition to construct the structure-kernel descriptor. Then, we incorporate the descriptor into the bilateral kernel regression to achieve an expected structure-preserving output. Algorithmically, we propose a numerically stable approximation iterative procedure to achieve effective implementation. At last, some experimental results are presented to demonstrate that our approach leads to better or comparable performance and is effect in some applications, such as HDR, super-pixel segmentation and so on.

Key words: edge-aware filtering; edge-preserving smoothing; structure-texture decomposition

收稿日期: 2016-05-10; 修回日期: 2016-07-14. 基金项目: 国家“九七三”重点基础研究发展计划项目(2013CB329505); 国家自然科学基金(61502541, 61320106008); 广东省自然科学基金-博士启动项目(2016A030310202); 中央高校基本科研业务费专项资金(中山大学青年教师培育项目). 苏 卓(1985—), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为计算机图形学; 吴学标(1989—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理; 曾碧怡(1992—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理; 颜吉超(1991—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学; 罗笑南(1963—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为计算机图形学.

边缘感知滤波方法是诸多图像处理与显示问题的预处理技术,其滤波效果直接影响着最终结果,在可视媒体应用中发挥着重要作用.边缘感知滤波的研究起源于 SUSAN 框架^[1],不同的算法思想可以归纳为 5 类主要的边缘感知滤波理论模型,分别为基于双边滤波模型的方法、基于偏微分方程的方法、基于回归理论模型的方法、基于概率统计模型的方法和基于尺度空间分解的方法.虽然上述几类方法的理论基础各不相同,但它们在本质上具有相关性.边缘感知滤波方法要求在图像滤波过程中最大限度地保持边缘结构不变,能够改善图像视觉效果,非常适用于可视媒体应用.

随着边缘感知滤波的深入研究,如何实现图像结构纹理完美分解对边缘感知滤波方法提出了新的挑战.特别是对于纹理丰富的图像,为了克服主流的边缘感知滤波在区分纹理边缘与结构边缘的局限性,需要进一步研究具有结构保持特性的平滑滤波方法.研究证明,自适应核回归滤波具有边缘保持平滑的特性,而双边滤波又是自适应核回归方法的特殊形式,在双边核回归滤波的基础上加上结构核描述子可以实现结构保持平滑的效果.本文通过实验观察发现,图像的局部全变分结合高斯卷积可以很好地区分纹理边缘与结构边缘.

因此,本文利用局部全变分的相对约减率构造了结构核描述子,结合双边核回归平滑滤波的灵活结构,提出了与结构核描述子融合的双边核回归结构保持平滑滤波方法,并利用快速联合双边滤波算法提高效率.如果单独使用变分结构核描述子会把边缘附近的像素点当作结构部分,所以不能把纹理平滑掉,导致锐利边缘附近出现纹理残余现象;而稀疏引导的双边核回归滤波方法则可以有效去除主要边缘附近的残留纹理.

1 相关工作

基于双边滤波模型的方法考虑了像素空间差异和亮度差异,因此同时具有边缘保持和图像平滑的特性.但是,由于双边滤波难以精确平衡空间域与亮度域之间的关系,因此,双边滤波在主要边缘的附近往往会产生光晕伪影或梯度反转等不好的现象^[2].除此之外,直接在双边滤波的非线性形式上构造空间滤波卷积运算,则需要非常大的计算量.因此,研究人员改进了基于双边滤波的方法,提出了大量的快速双边滤波算法^[3-5].

基于偏微分方程的滤波方法是另一种典型的边缘感知滤波方法. Farbman 等^[2]主张使用基于加权最小二乘的最优化框架来代替快速双边滤波,滤波结果得到明显改进.随后, Farbman 等^[6]使用边缘感知的扩散距离去替代欧几里得距离,进一步改进了加权最小二乘法方法的滤波效果.另一种基于边缘感知正则项思想的滤波方法是全变分模型^[7-8],它是图像复原的基础.但是这些方法在主要边缘附近可能会出现纹理残留现象. Subr 等^[9]提出了一个基于信号局部极值的多尺度边缘感知模型. Zhang 等^[10]则利用空间填充曲线,提出了局部极值方法的改进算法,提高了图像结构纹理分解的效率.而陈思汉等^[11]提出可以通过二维局部均值分解达到自适应保真项全变分图像去噪的效果.

基于回归理论模型的方法也是一种重要的边缘感知滤波方法. Takeda 等^[12-13]指出核回归理论与双边滤波、各向异性滤波、非局部平均滤波之间的联系,并证明了双边滤波本质上是高阶核回归方法的一阶形式. He 等^[14-15]提出基于局部线性回归模型的引导滤波,并利用盒滤波在局部空间上高效近似地求解局部线性回归的系数.与双边滤波相比,引导滤波具有避免梯度反转现象的优点. Lu 等^[16]则利用多点估计和聚合计算,提出了局部多点回归边缘感知滤波,它可以看作是对引导滤波的改进算法,获得更好的边缘保持效果.

基于概率统计模型的方法也是一种有效的边缘感知滤波.在传统的统计滤波中,中值滤波^[17]具有边缘保持和图像去噪的能力.但是随着滤波模板和图像尺寸变大,中值滤波的计算时间也会急剧上升.为了降低传统中值滤波的复杂度,多种加速优化算法被提出来. Weiss^[18]利用分布直方图和 3 层模型,提出了一种快速中值滤波算法,它也可以用来快速实现双边滤波. Zhang 等^[19]利用联合直方图表示法和中值跟踪策略,提出了加速 100 多倍的加权中值滤波算法. Weijer 等^[20]从统计学观点出发,结合色调尺度局部直方图,提出了局部众数滤波,可以达到类似双边滤波的边缘保持效果. Felsberg 等^[21]则使用 B 样条曲线查找表,提出了一种基于直方图的平滑滤波方法,被称为信道平滑滤波. Kass 等^[22]则提出另一种具有边缘感知性质的局部直方图滤波模型.而 Hadwiger 等^[23]提出了基于连续概率密度稀疏编码的多分辨率图像金字塔,打破了空间局限性,可以处理超大尺度的图像数据,达到边缘感知滤波的效果.郝红星等^[24]也

提出用稀疏编码实现复数图像去噪算法。

基于尺度空间分解的方法利用了多分辨率处理的优势,可以有效地达到边缘保持平滑的效果。Fattal 等^[25]使用了基于数据预测提升策略的二代小波基构造方法,提出了非线性数据依赖的多尺度边缘保持平滑滤波模型。Fattal 等^[26]提出了基于边缘的尺度自适应图像分解方法,可以达到边缘和梯度保持的效果。Paris 等^[27]则提出了基于局部拉普拉斯金字塔的多尺度分解边缘感知滤波方法。Li 等^[28]提出了一种新的混合域边缘感知滤波方法,其在高斯金字塔的每一层混合使用了真实空间和离散余弦变换频率域来求解最优化方程。

上面提到的这 5 类边缘感知滤波模型都能在图像滤波过程中最大限度地保持边缘结构不变,并改善图像的滤波效果。本文方法是基于双边全变分结构核描述子的双边核回归方法,其在结构上通过采用相对减少的纹理分解来构造结构核描述子,然后将描述子与双边核回归融合来获得期望的结构感知输出。在算法上,本文提出一个稳定的近似迭代流程以获得有效的实现。

图 1 展示了本文方法与其他方法在结构纹理分解的效果对比。其中 Karacan 等^[29]提出的区域协方差方法($k=15, \sigma=0.2$)在去除纹理的同时将主要边缘也模糊掉了,如图 1b 所示。从图 1c 可以看到,加权最小二乘法^[2]($\lambda=0.5$)对输入图像只起到了平滑的作用,但对纹理去除的作用不大。图 1d 所示的相对全变分方法(relative total variation, RTV)^[30]($\lambda=0.015, \sigma=2$)去除纹理的效果不错,

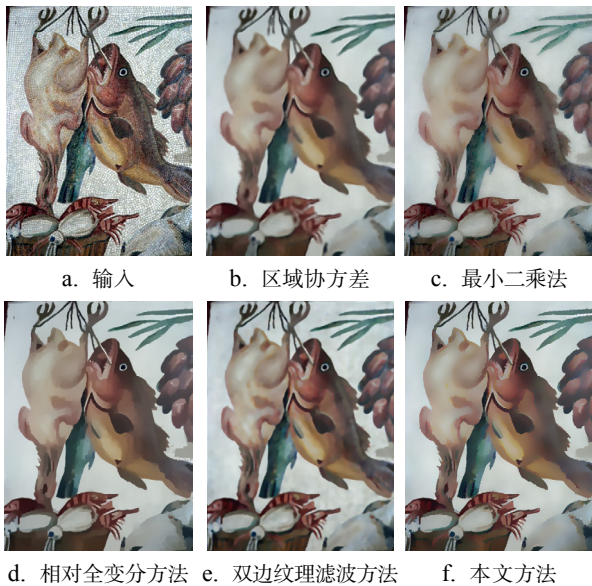


图 1 不同方法对纹理结构分解效果

但在细节保留方面没有本文方法显著。而双边纹理滤波方法^[31]($k=5, \sigma=0.2$)虽然能将纹理去除,但是在平坦区域不太平滑,如图 1e 所示。相反,本文方法($\sigma_s=1.7, \text{iter}=5$)在纹理去除以及保留主要边缘方面都比以上方法更有效,如图 1f 所示。

2 自适应的双边核回归滤波

基于典型核回归的自适应核回归框架在图像和音频处理中有着广泛的应用,如图像去噪和图像重建等。从 Takeda 等^[13]提出的将核回归应用于滤波的文章中发现,双边滤波是核回归的一种特殊形式,叫双边核回归。下面简要回顾一下双边核回归。

核回归框架定义二维的数据模型为

$$y_i = z([x_{1i}, x_{2i}]^T) + \epsilon_i, i=1, \dots, P;$$

其中, y_i 是 x_i 的一个噪声采样; $z(\cdot)$ 是回归函数; ϵ_i 是均值为 0 的噪声; P 是感兴趣邻域的采样点总数。这样,核回归框架为计算带有最小全局信号或噪声模型的回归函数的分段估计提供了丰富的机制。

当 $z(\cdot)$ 未指定时,可以依赖于函数关于一个采样点 x_i 的局部扩展。特别是可以将相邻于采样点 x_i 的点 x 展开成 $(N+1)$ 阶的泰勒级数,即

$$z(x_i) \approx z(x) + \{\nabla z(x)\}^T (x_i - x) + \frac{1}{2} (x_i - x)^T \{H z(x)\} (x_i - x) + \dots = \beta_0 + \beta_1^T (x_i - x) + \beta_2^T v\{(x_i - x)(x_i - x)^T\} + \dots$$

其中, ∇ 和 H 分别是梯度 (2×1) 和 Hessian 矩阵 (2×2); $v(\cdot)$ 是半向量化操作,这个操作是根据对称矩阵的三角部分进行降序排列; β_0 是 $z(x)$ 感兴趣的像素值,向量 β_1 和 β_2 分别为

$$\beta_1 = \left[\frac{\partial z(x)}{\partial x_1} \quad \frac{\partial z(x)}{\partial x_2} \right]^T, \\ \beta_2 = \left[\frac{\partial^2 z(x)}{2 \partial x_1^2} \quad \frac{\partial^2 z(x)}{\partial x_1 \partial x_2} \quad \frac{\partial^2 z(x)}{2 \partial x_2^2} \right]^T.$$

该方法是基于局部优化的,进行一个逻辑步骤就是从所有采样 $\{y_i\}_{i=1}^P$ 中估计参数,这时,离样本点近的权重高于离样本点远的。利用这个构想来解决问题的相当于解最优化问题

$$\min_{\{\beta_n\}_{n=0}^N} \sum_{i=1}^P \left[y_i - \beta_0 - \beta_1^T (x_i - x) - \beta_2^T v\{(x_i - x)(x_i - x)^T\} - \dots \right] K_H(x_i - x).$$

度操作算子, 而 \otimes 表示空间卷积运算. 局部全变分的相对约减率由原图像和经过高斯平滑图像的局部全变分差值与原图像的局部全变分的比值构成, 可以定义为

$$k = 1 - \frac{D(G_\sigma \otimes I)}{D(I)}.$$

当 $k \rightarrow 0$ 时, 表示该像素点属于结构部分; 而当 $k \rightarrow 1$ 时, 则表示该像素点属于纹理部分. 为了更好地分离结构与纹理, 需要引入了一个软阈值加权设置, 即

$$w(k) = \begin{cases} 0, & k < \alpha \\ (k - \alpha) / (\beta - \alpha), & \alpha \leq k \leq \beta \\ 1, & k > \beta \end{cases}.$$

其中, α 和 β 是经验阈值, 在实验中常设置 $\alpha=0.25$, $\beta=0.5$. 因此, 基于局部全变分相对约减率的核结构描述子可以定义为

$$F(I) = \omega(k)(G_\sigma \otimes I) + (1 - \omega(k))I.$$

为了获得更强有力的结构纹理分离, 本文方法考虑了自适应的核回归理论. Takeda 等^[13]将核回归模型表示为边缘保持平滑的最优方程

$$\hat{z}(x_j) = \arg \min_{z(x_j)} \sum_{i=1}^n [y_i - z(x_j)]^2 K(x_i, x_j, y_i, y_j).$$

其中, y_i 是采样图像, 一般和输入图像 I 相同. 为了适应数据值变化, 定义了一个双边核形式为

$$K(x_i, x_j, y_i, y_j) = \frac{\exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{h_x^2}\right) \exp\left(-\frac{(y_i - y_j)^2}{h_y^2}\right)}{\exp\left\{\frac{\|x_i - x_j\|^2}{h_x^2} + \frac{(y_i - y_j)^2}{h_y^2}\right\}}.$$

为了分离结构纹理, 优先使用了变分结构核描述子来处理采样图像. 通过结构核描述子的作用得到处理后的图像; 同时, 可以得出一个新的结构保持双边核回归方程

$$\hat{z}(x_j) = \arg \min_{z(x_j)} \sum_{i=1}^n [F(y_i) - z(x_j)]^2 K(x_i, x_j, y_i, y_j) \quad (4)$$

式(4)有一个近似的求解形式, 即

$$\begin{aligned} \hat{z}(x_j) &= (I_n^T K_j I_n)^{-1} I_n^T K_j F(y) = \\ &= \left(\sum_i K(x_i, x_j, y_i, y_j) \right)^{-1} \left(\sum_i K(x_i, x_j, y_i, y_j) F(y_i) \right) = \\ &= \sum_i \frac{K_{ij}}{\sum_i K_{ij}} F(y_i) = \sum_i w_{ij} F(y_i) = w_j^T F(y). \end{aligned}$$

图 2 给出了变分结构核描述子构造过程的示意图, 可视化地表现出该方法的有效性. 首先, 计算输入图像的局部全变分结果如图 2b 所示, 然后计算经过高斯模糊后的图像局部全变分, 如图 2c 所示. 通过比较发现, 在纹理附近, 局部全变分受到高斯卷积的影响非常大, 而在主要边缘结构附近, 它的影响非常小. 利用这种差别, 可以区分出图像的结构和纹理. 图像的结构部分和纹理部分及其梯度图分别如图 2e, 2f 所示.

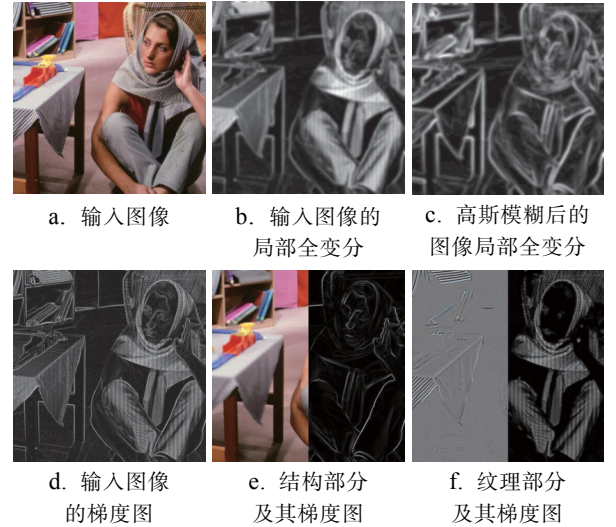


图 2 变分结构核描述子构造过程的效果

如果单独使用变分结构核描述子会把边缘附近的像素点当作结构部分, 所以不能把纹理平滑掉, 导致锐利边缘附近出现纹理残余现象; 而稀疏引导的双边核回归滤波方法则可以有效去除主要边缘附近的残留纹理. 如图 3 所示.

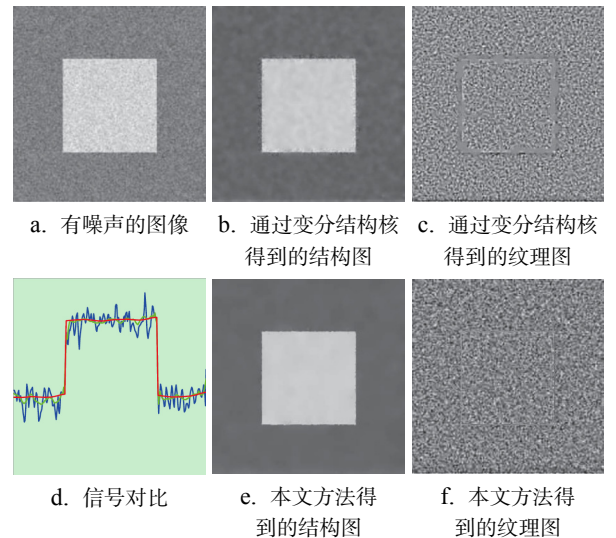


图 3 基于结构核描述子的双边核回归方法

因此,在稀疏核结构描述子的基础上,可以使用快速联合双边滤波算法得到一个高效的求解方法.在算法上,双边核回归可以由一个数值稳定的近似算法来快速迭代求解.实际上,只要使用一个低通滤波器来构造结构核描述子,然后用联合双边滤波方法来近似核回归.由于被估计核的平滑矩阵 H 依赖于样本 y ,所以它对输入图像的噪声是敏感的,即图像噪声对估计核影响较大.当引入一个迭代过程后,去噪效果可以更好.每次迭代的输出图像用来作为下一次迭代核回归的输入项.增加迭代次数会使方差减少、偏差增大,从而导致图像模糊.实际上,只需要迭代 4~6 次,就可以最小的均方根误差达到收敛效果.图 4 所示为迭代过程的中间结果.

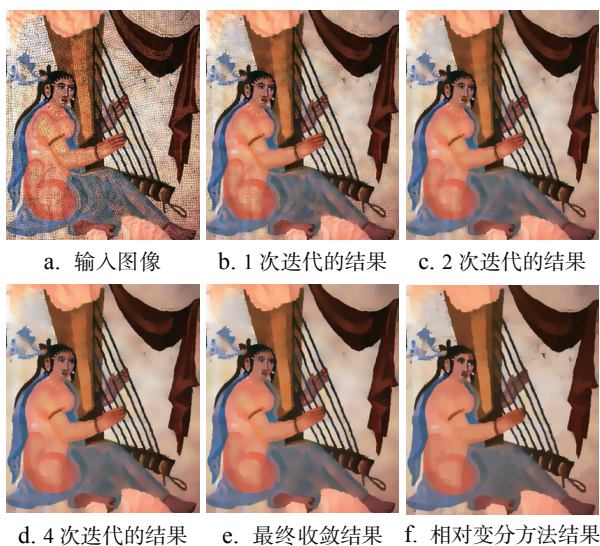


图 4 双边核回归滤波迭代过程的效果对比

4 实验分析与应用

目前许多图像处理应用都需要将图像纹理与结构完美分离.纹理部分包含了大量的细节信息,而结构部分是图像的主要特征表现和轮廓信息.然而,准确且充分地实现结构纹理分离是图像处理中的挑战性难题.本文方法利用变分结构核描述子对纹理的敏感性,结合双边核回归理论可以有效地分离图像的纹理和结构,在纹理平滑与结构保持之间达到比较平衡的效果.本节将稀疏引导的双边核回归结构保持平滑滤波方法应用到多种图像处理应用中,分别从结构纹理分离、高动态范围图像色调映射和超像素分割等应用来证明本文方法的有效性.除此之外,还将本文方法与主

流的结构保持平滑滤波进行比较,采用主观视觉效果分析和梯度幅值对数统计分析的方法来验证本文方法的有效性.

现实生活中存在大量带有丰富纹理的图像,包括大理石马赛克、涂鸦、十字绣等图像.应用本文方法对这些图像进行纹理结构分解,得到的效果如图 5 所示.观察结果可知,分离后所得的结构部分有效地保持了图像主题信息和主要的结构边缘信息,而纹理部分则包含了丰富的纹理信息,本文方法在分离图像纹理与结构上具有良好的效果.

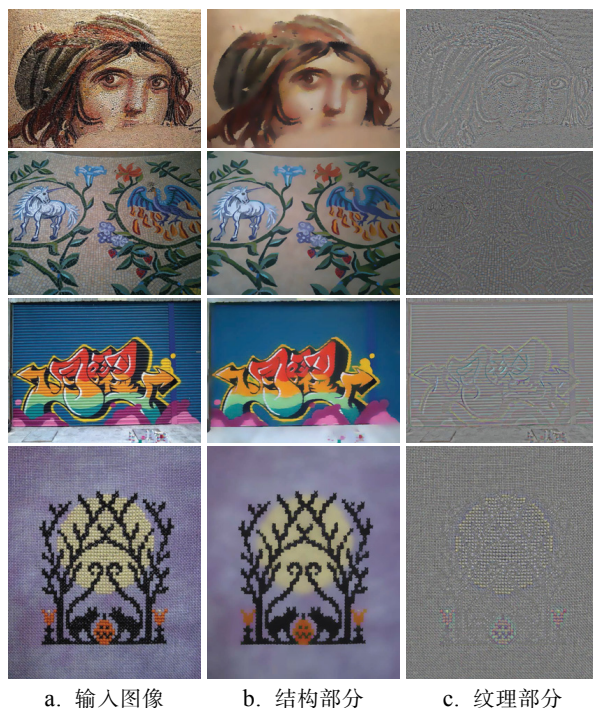


图 5 带有丰富纹理的图像的结构纹理分解效果

基于图像分解的色调映射操作是高动态范围图像压缩的一种有效手段.边缘感知滤波可以扩展到高动态范围图像色调映射中.基于常用的局部色调映射策略,首先计算高动态范围图像的 RGB 通道得到一个亮度图像和颜色比例图.然后,使用本文的平滑滤波来分解亮度图像得到一个基础层和一个细节层,且仅仅在细节层使用一个合适的压缩比对亮度进行压缩.最后,结合修改过的亮度图和颜色外观,并使用 Gamma 校正,最终产生一个视觉满意度高的低动态范围图像.如图 6 所示,将本文方法与主流的边缘感知滤波方法进行比较,论证了本文方法可以保持主要边缘结构,以致能获得与其他方法视觉效果上几乎等效的满意结果.

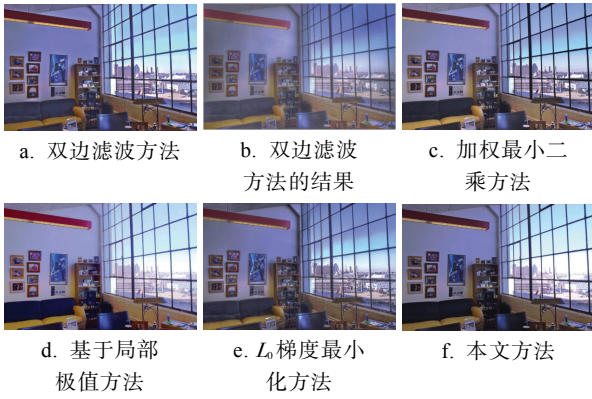


图 6 高动态范围色调映射

在计算机视觉领域,超像素分割技术变得越来越流行,其研究难点在于如何输出大量的有规则且紧凑的超像素块,并要求计算量小. Achanta 等^[33]提出简单线性迭代聚类(SLIC)算法,可以有效地产生紧凑且几乎一致的超像素块.但是,对于有高对比度纹理的图像,SLIC 算法得到的效果并不理想.图 7 证明了本文的结构保持平滑滤波方法可以有效地去除高对比度纹理来帮助获得更理想的结果.

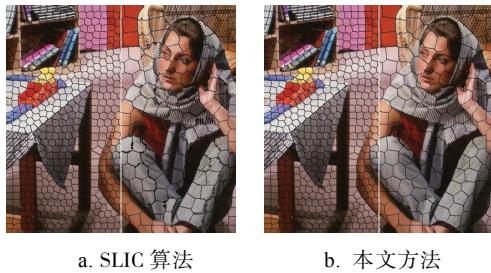


图 7 超像素分割

在结构保持平滑效果方面,将本文方法直接与其他主流的边缘感知平滑滤波方法进行了比较.图 8a 的输入图像是一个穿着纹理毛衣的女孩,既包含自然区域又包含纹理区域.对于该图像,去除高对比度的纹理同时保持主要边缘不变是一件非常有挑战的事.如图 8b, 8c 所示,很明显地,双边滤波方法^[34]($\sigma_s = 5, \sigma_r = 0.15$)和加权最小二乘法^[2]($\lambda = 3, \alpha = 1.2$)都不能充分地去除纹理.为了把衣服上的纹理去除干净, Xu 等^[35]的 L_0 梯度最小化方法($\lambda = 0.1, k = 1.5$)会在图像的脸部产生阶梯状的现象,严重影响视觉效果,如图 8d 所示. Subr 等^[9]的局部极值方法($k = 9$), Karacan 等^[29]的协方差矩阵方法($\sigma = 0.5, k = 9$)和 Bao 等^[36]的树滤波方法($\sigma = 0.1, \sigma_s = 4$)可能模糊了主要的边缘部分,如图 8e~8g 所示. Xu 等^[30]的基于 RTV 的方法

($\lambda = 0.01, k = 3$)对于高纹理图像可以取得很好的效果,但对于自然图像会出现过度平滑的现象,如图 8h 所示.而本文方法($\sigma_t = 1.5, \sigma_s = 5, \sigma_r = 0.03$)可以在充分去除纹理的同时保持更多准确的边缘结构,如图 8i 所示.

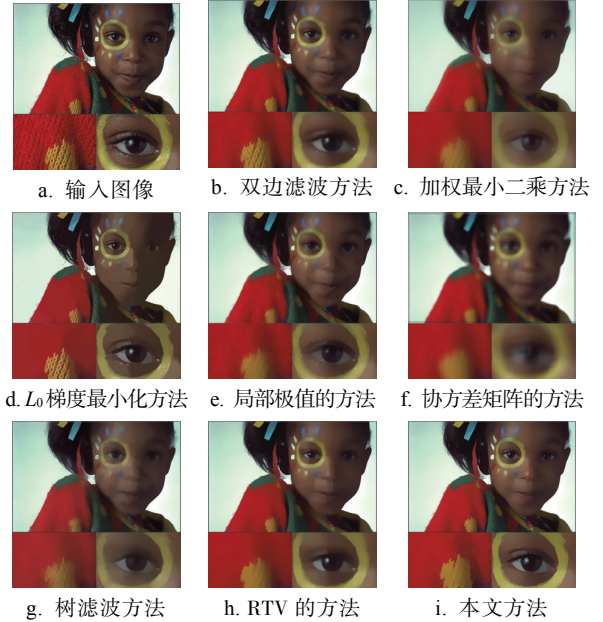


图 8 不同方法结构保持平滑滤波结果比较

图 9 所示为梯度幅值的对数直方图统计分析,其中输入信号对应的是图 8 中部分方法的子图.横坐标的分布越长,说明图像中含有的梯度变化多,即细节多;相反地,横坐标的分布越短,则表明图像被平滑的程度越高.纵坐标的值越大,说明含有梯度变化弱的信号多,即图像比较平滑.图 9 表明,本文方法可以较好地去除纹理的同时保持边缘.

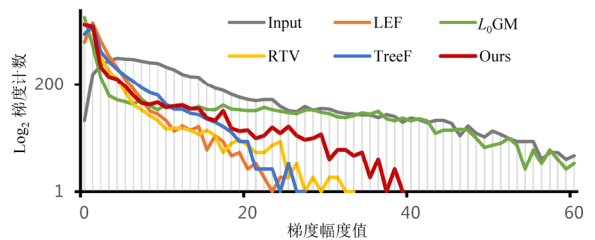


图 9 梯度幅值对数统计分析

5 结 语

结构感知平滑方法是从平滑滤波发展而来的产物,它要求进行图像平滑的同时保持主要边缘不变,并且充分去除纹理细节.本文基于变分结构核描述子提出了双边核回归结构保持平滑滤波方

法, 能够从纹理图像中充分去除纹理的同时保持锐利的边缘结构不变. 本文利用局部全变分的相对约减率去构造变分结构核描述子, 使用稀疏的核结构描述子来引导双边核回归滤波, 通过快速联合双边滤波算法给出了一个数值稳定的近似迭代算法来高效求解. 最后还通过主客观实验结果分析论证了本文方法的有效性.

参考文献(References):

- [1] Smith S M, Brady J M. SUSAN—a new approach to low level image processing[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 23(1): 45-78
- [2] Farbman Z, Fattal R, Lischinski D, *et al.* Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(3): Article No.67
- [3] Weiss B. Fast median and bilateral filtering[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2006, 25(3): 519-526
- [4] Durand F, Dorsey J. Fast bilateral filtering for the display of high-dynamic-range images[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2002, 21(3): 257-266
- [5] Paris S, Durand F. A fast approximation of the bilateral filter using a signal processing approach[C]//*Proceedings of European Conference on Computer Vision*. Heidelberg: Springer, 2006: 568-580
- [6] Farbman Z, Fattal R, Lischinski D. Diffusion maps for edge-aware image editing[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2010, 29(6): Article No.145
- [7] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Physica D*, 1992, 60(1-4): 259-268
- [8] Buades A, Le T M, Morel J M, *et al.* Fast cartoon+ texture image filters[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(8): 1978-1986
- [9] Subr K, Soler C, Durand F. Edge-preserving multiscale image decomposition based on local extrema[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2009, 28(5): Article No.147
- [10] Zang Y, Huang H, Zhang L. Efficient structure-aware image smoothing by local extrema on space-filling curve[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2014, 20(9): 1253-1265
- [11] Chen Sihan, Yu Jianbo. Adaptive fidelity term total variation image denoising model based on bidimensional local mean decomposition[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2016, 28(6): 986-994(in Chinese)
(陈思汉, 余建波. 基于二维局部均值分解的自适应保真项全变分图像滤波方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2016, 28(6): 986-994)
- [12] Takeda H, Farsiu S, Milanfar P. Higher order bilateral filters and their properties[C]//*Proceedings of SPIE*. Bellingham: Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 2007, 6498:
- [13] Takeda H, Farsiu S, Milanfar P. Kernel regression for image processing and reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(2): 349-366
- [14] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering[M]//*Lecture Notes in Computer Science*. Heidelberg: Springer, 2010, 6311: 1-14
- [15] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409
- [16] Lu J B, Shi K Y, Min D B, *et al.* Cross-based local multipoint filtering[C]//*Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2012: 430-437
- [17] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing[M]. 2nd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003: 72-80(in Chinese)
(Gonzalez R C, Woods R E. 数字图像处理[M]. 阮秋琦, 阮宇智, 等译. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2003: 72-80)
- [18] Weiss B. Fast median and bilateral filtering[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2006, 25(3): 519-526
- [19] Zhang Q, Xu L, Jia J Y. 100+ times faster weighted median filter (WMF)[C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2014: 2830-2837
- [20] Van de Weijer J, Van den Boomgaard R. Local mode filtering[C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2001, 2: 428-433
- [21] Felsberg M, Forsén P E, Scharf H. Channel smoothing: Efficient robust smoothing of low-level signal features[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(2): 209-222
- [22] Kass M, Solomon J. Smoothed local histogram filters[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2010, 29(4): Article No.100
- [23] Hadwiger M, Sicat R, Beyer J, *et al.* Sparse PDF maps for non-linear multi-resolution image operations[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, 31(6): Article No.133
- [24] Hao Hongxing, Wu Lingda, Huang Wei. Denoising of complex valued images by sparse representation[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2015, 27(2): 264-270(in Chinese)
(郝红星, 吴玲达, 黄 为. 复数图像去噪算法的稀疏编码实现[J]. *计算机辅助设计及图形学学报*, 2015, 27(2): 264-270)
- [25] Fattal R. Edge-avoiding wavelets and their applications[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2009, 28(3): Article No.22
- [26] Fattal R, Carroll R, Agrawala M. Edge-based image coarsening[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2009, 29(1): Article No.6
- [27] Paris S, Hasinoff S W, Kautz J. Local Laplacian filters: edge-aware image processing with a Laplacian pyramid[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2011, 30(4): Article No.68
- [28] Li X Y, Gu Y, Hu S M, *et al.* Mixed-domain edge-aware image manipulation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(5): 1915-1925
- [29] Karacan L, Erdem E, Erdem A. Structure-preserving image smoothing via region covariances[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(6): Article No.176
- [30] Xu L, Yan Q, Xia Y, *et al.* Structure extraction from texture via relative total variation[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, 31(6): Article No.139
- [31] Cho H, Lee H, Kang H, *et al.* Bilateral texture filtering[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2014, 33(4): Article No.128
- [32] Aujol J F, Gilboa G, Chan T, *et al.* Structure-texture image decomposition—modeling, algorithms, and parameter selection[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006, 67(1): 111-136
- [33] Achanta R, Shaji A, Smith K, *et al.* SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2274-2282
- [34] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images[C]//*Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 1998: 839-846
- [35] Xu L, Lu C W, Xu Y, *et al.* Image smoothing via L_0 gradient minimization[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2011, 30(6): Article No.174
- [36] Bao L C, Song Y B, Yang Q X, *et al.* Tree filtering: efficient structure-preserving smoothing with a minimum spanning tree[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(2): 555-569