

频谱包络滤波器及其应用

余旺盛, 侯志强, 王朝英
(空军工程大学电讯工程学院, 710077, 西安)

摘要: 针对图像处理中的保边平滑问题,提出了一种新的保边平滑滤波器. 滤波器通过分析自然图像的频谱特性以及背景噪声在图像频谱中的分布规律,将图像频谱分为对重构图像边缘起重要作用的能量聚集区和背景噪声区. 先用傅里叶变换计算输入图像的频谱,滤波时的滤波器通过模拟自然图像的频谱包络来修正该频谱,这样在保留能量聚集区中的频率的同时抑制背景噪声区中的频率,使得滤波后的图像仍然具有原始图像频谱的显著特征,而修正后的频谱经过傅里叶逆变换可以重构图像. 实验结果表明,所提滤波器在平滑背景噪声的同时,能够更好地保护原始图像的边缘信息,保边性能优于传统高斯滤波器,滤波结果的视觉效果也明显优于均值漂移滤波器.

关键词: 图像平滑;背景噪声;边缘保持;频谱

中图分类号: TP391. 41 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2010)08-0048-05

Spectrum Envelope Filter and Application

YU Wangsheng, HOU Zhiqiang, WANG Chaoying
(Telecommunications Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: A new edge preserving filter is proposed for the edge protection when the background noise is smoothing during image processing. The filter classifies the image spectrum into two areas by analyzing the spectrum characteristics of natural images and the distribution of background noise in image spectrum; one is the energy-concentrated area that plays an important part in rebuilding the edges; and the other is the background noise area. The spectrum of an imported image is calculated by the Fourier transformation. The spectrum is modified during filtering by the filter which gets correction factors by simulating the spectrum envelope of nature image so that the frequency of energy-concentrated area can be preserved and that of background noise area can be restrained. The filtered image still holds the main characteristic of original spectrum, which can be calculated from the modified spectrum using the inverse Fourier transformation. Experimental results show that the proposed filter can well protect the edge information of original image when the background noise is smoothing, has better performances than the traditional Gaussian filter in edge preserving, and creates a better subjective impression than the mean-shift filter.

Keywords: image smooth; background noise; edge preserving; spectrum

平滑是图像预处理阶段的一项重要内容,其结果直接决定着图像后续处理如边缘检测、图像分割等的效果. 高斯低通滤波器^[1-2]是一种理想的平滑滤波器,它利用傅里叶变换将时域卷积等价到频域相乘的特性,通过抑制背景噪声所在的高频部分来平滑图像. 早期的研究^[3-4]表明,高斯低通滤波器是有缺陷的,它在平滑背景噪声的同时,也模糊了图像的重要边缘信息,调整截止频率的大小很难取得理想的保边和平滑效果. 于是,研究人员提出利用局部特征对高斯滤波器进行自适应加权,并将所得结果运

用于分割预处理中的背景噪声和纹理细节的平滑,这一加权后的高斯滤波器称为非线性高斯滤波器.近年来,在高斯滤波器的理论研究方面取得了一些新的进展^[5-6],文献[5]考虑到高斯核函数受对称性的局限,结合各向异性的研究成果,提出了一种快速的各向异性的高斯滤波器;文献[6]通过对图像的局部特征分析,提出了一种自适应的高斯滤波算法,在基本保持平滑效果不变的前提下,一定程度上保护了图像的边缘信息.

然而,这些算法都没有从图像的频谱特性上去挖掘高斯低通滤波器不能同时保边和平滑的原因,也就没有从本质上缓解保边和平滑这一矛盾.本文从自然图像的频谱分布规律入手,通过对比分析添加背景噪声前后图像频谱特性的变化,得出了背景噪声在图像频谱中的重要分布规律.根据这一规律,设计了一种保边和平滑性能优于传统低通滤波器的新型滤波器.

1 自然图像的频谱分布规律

从 1807 年傅里叶级数概念提出至今,傅里叶变换已经发展成为一个重要的数学分支,并已经成为信号分析与处理领域中的重要工具^[7].作为时频分析的重要理论基础,它揭示了时间函数与频谱函数的内在关系^[8],反映了信号时域分量对应的频谱成分,具有很强的频域局部定位功能.尽管许多学者做出了建立图像特定分量与其傅里叶变换之间联系的尝试,但研究表明,除特殊情况外,图像特定分量与其傅里叶变换之间不存在必然的联系^[9].这是因为每个频率分量 $F(u, v)$ 都包含了被指数项修正的 $f(x, y)$ 的所有值.然而,由傅里叶逆变换公式可以看出,频谱的主要特征在图像重构时起着关键性的作用,即频谱中能量聚集的地方是重构图像的关键.由傅里叶变换的性质可知,对于周期性纹理较少的自然图像,频谱中的能量主要聚集在 4 个顶点附近,其次是图像的四周,如图 1a 所示.对于中心平移变换后的频谱,能量主要集中在几何中心和通过几何中心的 2 条交叉隆起附近,如图 1b 所示.通过对 Berkeley 数据库中的大量自然图像进行实验验证,结果表明,图像具体细节和形状的变化不会改变频谱的分布特性.传统频域低通滤波器之所以在平滑背景噪声的同时模糊了图像的重要边缘,正是因为它改变了原始图像的频谱分布特性,截断了对重构图像起着重要作用的能量聚集区.图 1c 和图 1d 是高低通滤波后图像的频谱图.

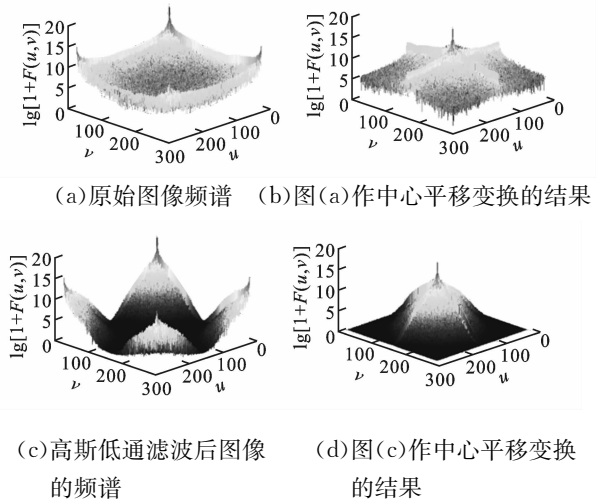


图 1 原始图像和高斯低通滤波后图像的频谱比较

2 背景噪声在图像频谱中的分布

通常认为,频率的高低对应着图像灰度值的变化快慢^[9].背景噪声的引入,实质上是通过改变图像中原始灰度值的变化快慢,从而使图像的频谱发生变化.理论分析表明,由背景噪声的引入而引起的图像局部灰度值的微小变化决定了背景噪声在图像频谱中的分布.对于常见的高斯噪声而言,它对图像中变化最慢的灰度值(图像的直流分量)以及变化最快的灰度值(变化剧烈的边缘)的影响从统计学意义上讲是很小的,但对于灰度值变化不是很剧烈的边缘的影响却很大.对平滑图像和添加背景噪声后的图像频谱进行比较,有助于证实这些分析.图 2a、图 2b 是原始图像的频谱,图 2c、图 2d 是加入 1% 的高斯噪声后图像的频谱,如图所示,背景噪声的引入只是对原始频谱中幅度较低的地方进行了抬高,对幅度较高的地方几乎不构成影响.

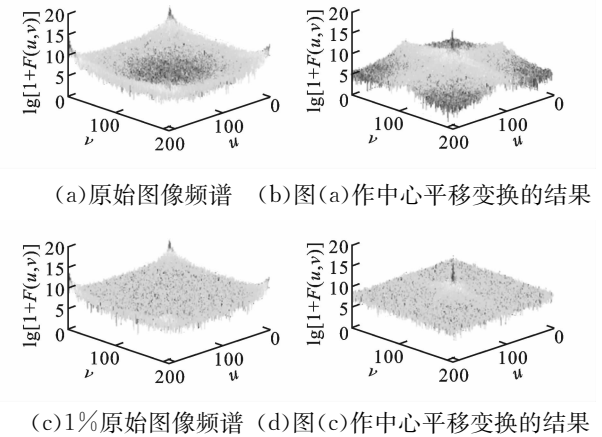


图 2 图像加入高斯噪声前后的频谱比较

3 频谱包络滤波器

3.1 滤波原理

根据上述结论所设计的滤波器应满足以下2个条件:①尽量保护原始图像频谱中的能量聚集区;②尽量抑制背景噪声所在频率区域.依据这2个条件,我们设计了一种新型滤波器,如图3所示,由于其形似图像频谱的包络,我们称之为“频谱包络滤波器(spectrum envelope filter,SEF)”.它在每一点的取值都对应了对图像频谱的修正参数.取值较大的区域对应图像频谱中需要保留的对重构图像有重要作用的能量聚集区;取值较小的区域对应图像频谱中需要抑制的背景噪声区.通过SEF修正的图像频谱,基本保留了原始图像的频谱特征,在较好地保护了图像频谱中能量聚集区的同时,抑制了背景噪声的频率分量,使得滤波后的图像获得了保边与平滑的较好结合.

3.2 核函数设计

SEF核函数的选择是开放的,只要形式上足够简单,包含的参数足够少,能够反映图像频谱包络形状的任何函数都可以当作核函数,这是SEF的一个优点.下面将介绍两种重要的核函数.

3.2.1 指数核函数 指数核函数的表达式为

$$S(u, v) = (1 - \mu)D^{2k}(u, v) + \mu \quad (1)$$

式中: $D(u, v)$ 是点 (u, v) 到核函数中心 $(\frac{M}{2} + 1, \frac{N}{2} + 1)$ 的归一化距离

$$D(u, v) = \left\{ \frac{4}{M^2 + N^2} \left[\left(u - \frac{M}{2} - 1 \right)^2 + \left(v - \frac{N}{2} - 1 \right)^2 \right] \right\}^{1/2} \quad (2)$$

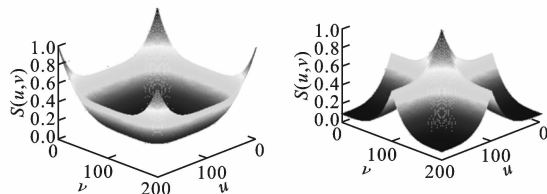
μ 代表滤波器中心的最小高度,数值越小表示对背景噪声对应的频率区域抑制越严重,反之亦然; k 是衰减控制因子,通常取较小的自然数,取值越大表示滤波器的边缘衰减越剧烈,反之亦然.图3a给出了 $\mu=0.1, k=2$ 时指数核函数的示意图,图3b为图3a作中心平移变换后的形状.

3.2.2 复合核函数 复合核函数是根据指数核函数演化而来的,表达式为

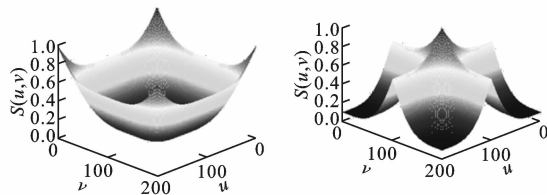
$$S(u, v) = \frac{e - \mu}{e - 1} e^{-D^{2k}(u, v)} + \frac{e(\mu - 1)}{e - 1} \quad (3)$$

式中 $D(u, v)$ 以及参数 μ 和 k 的含义和指数核函数中一样,唯一不同的是相同的 k 值在各自核函数中控制的衰减剧烈程度略有不同.图3c给出了 $\mu=0.1, k=2$ 时复合核函数的示意图,图3d为图3c作

中心平移变换后的形状.



(a) 指数核函数, $\mu=0.1, k=2$ (b) (a)作中心平移变换后

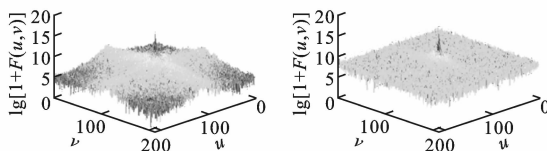


(c) 复合核函数, $\mu=0.1, k=2$ (d) (c)作中心平移变换后

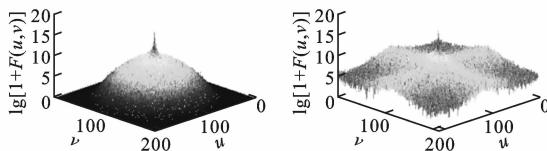
图3 核函数示意图

3.3 SEF与传统低通滤波器的比较

(1)SEF是在原始图像频谱特性的基础上设计的,它不需要对原始图像进行中心平移变换,首先对图像 $f(x, y)$ 作傅里叶变换,得到 $F(u, v)$,然后用核函数 $S(u, v)$ 修正 $F(u, v)$,得到 $F'(u, v)$,最后对 $F'(u, v)$ 作傅里叶逆变换得到滤波结果.



(a) 原始图像频谱 (b) 加入2%高斯噪声后图像频谱



(c) GLPF 滤波后图像频谱 (d) SEF 滤波后图像频谱

图4 GLPF与SEF滤波后图像频谱比较

(2)滤波器的形状反映了原始图像的频谱特性,更充分地保留了原始频谱中对重构图像起重要作用的能量聚集区,因此,在平滑背景噪声的同时较好地保护了原始图像中的主要特征.通过比较图4中的频谱发现,SEF滤波后图像的频谱几乎保持原始图像的频谱分布特性不变,而GLPF滤波后图像的频谱则发生了严重的改变.

4 实验结果与分析

本节将通过充分的实验比较来验证SEF的有效性与其优越性.选取的参考滤波器为高斯低通滤波

器^[6]和 Mean Shift 平滑滤波器^[10-11].

4.1 实验结果比较

为简便起见,所有算法只对灰度图像进行平滑滤波,选取有代表性的 Lena 图像作测试,各算法平滑的整体效果如图 5 所示. 图 5a 表示标注有 2 个关注区的原始 Lena 图像,图 5b、图 5c 分别为 3 种算法对关注区 1 纹理细节和背景噪声的平滑效果比较. 图 5b1 是滤波前的关注区 1,含有少量弱的纹理细节以及一些重要的边缘. 图 5c1 是添加强度为 0.5%的高斯噪声后的关注区 1. 图 5b2、图 5c2 是 GLPF 平滑的结果,截止频率设置为最大频率的 0.15 倍. 图 5b3、图 5c3 是 MSF 平滑的结果,核窗宽设置为(9,13). 图 5b4、图 5c4 是本文 SEF 平滑的结果,参数设置为 $\mu=0.1, k=2$.

由图可见, GLPF 对纹理细节和背景噪声的平滑效果都很好,但是平滑后的图像边缘变得模糊; MSF 对图像进行了分块平滑,虽然磨平了大量冗余细节信息和背景噪声,但却导致图像质量的严重下降; SEF 既能有效地平滑掉纹理细节和背景噪声,又能保持原始图像中帽檐、睫毛以及眼睛瞳孔等重要边缘信息.

但是实验中发现, SEF 对噪声的适应性是有一定限度的,当高斯噪声的强度达到一定的程度, SEF 的滤波性能会下降. 这是因为当噪声强度达到一定程度时,由噪声强度变化而引入的频率分量已经在很大程度上改变了原始图像的频谱特性, SEF 很难从噪声图像频谱中复原出原始图像的频谱. 事实上,当噪声强度达到一定程度时,基于频域处理的所有方法都无能为力. 相对而言, SEF 较高斯低通滤波器仍具有一定的优势. 当噪声强度为 10%时, SEF 平滑的结果明显优于 GLPF,但是当噪声强度达到

30%时, SEF 的结果并不十分理想.

4.2 算法复杂度分析

SEF 的工作量由 2 次傅里叶变换和核函数计算组成. 相对高斯低通滤波器而言, SEF 减少了 2 次中心平移变换,且在核函数的计算过程中,指数核比高斯核要简单,复合核比高斯核稍复杂,整体结果是算法复杂度略低于高斯低通滤波器. Mean Shift 算法的算法复杂度是很大的,而核窗宽、迭代次数都是影响算法复杂度的重要因素. 在主频 1.61 GHz,内存 1.37 GB 的硬件环境下,对 512×512 像素的 Lena 图像平滑时间记录是 GPLF 为 1.253 s,指数核 SEF 为 1.140 6 s,复合核 SEF 为 1.304 1 s, MSF 为 3.202 1 s.

4.3 参数分析

SEF 涉及的参数只有 2 个,一个是滤波器最低高度 μ ,另一个是衰减控制因子 k .

参数 μ 控制核函数的最低高度,数值越小,表示对背景噪声的抑制越明显. 但是,过小的 μ 值在达到理想平滑效果的同时,会对弱边缘有一定的影响. μ 的数值设置得越大,对背景噪声的抑制越不明显,达不到理想的平滑效果. 图 6a 给出了 $k=2, \mu$ 取值分别为 0.01、0.1、0.2、0.5 和 0.8 时对关注区 2 的平滑结果,可见当 μ 值设为 0.1 时,能够取得理想的平滑效果.

参数 k 控制滤波器边缘的衰减剧烈程度, k 值越大衰减得越剧烈,滤波器对背景噪声平滑得就越彻底; k 值越小,衰减越慢,滤波器对图像的边缘保护越好. 图 6b 给出了 $\mu=0.1, k=1, 2, 3, 4, 5$ 时关注区 2 的平滑结果. 由图可见,当 k 取值为 2 时,能够取得较好的平滑滤波与边缘保护效果.

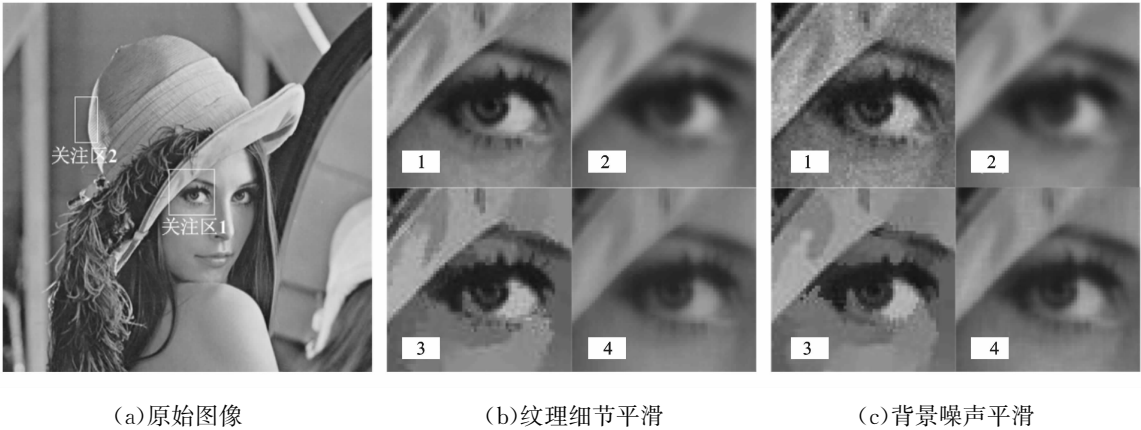
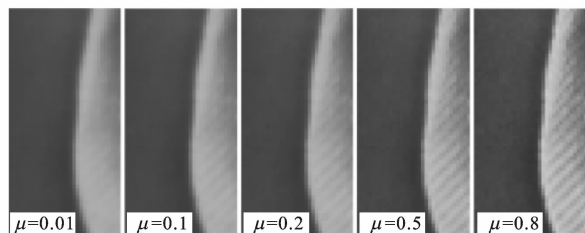
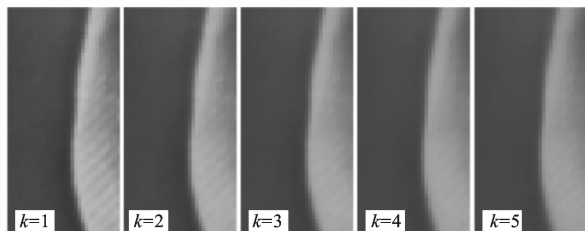


图 5 3 种算法的平滑效果比较



(a) $k=2$ 时调整 μ 值对图像平滑效果的影响



(b) $\mu=0.1$ 时调整 k 值对图像平滑效果的影响

图6 参数 μ 和 k 对平滑效果的影响

5 结论

与传统平滑滤波器相比,SEF 具有以下优点:

①能够更好地兼顾图像的平滑滤波与边缘保护;②原理简单,算法复杂度低,容易编程实现,与 Mean Shift 等其他算法相比,优势十分明显;③核函数是开放的,任何能够描述频谱包络特性的函数均可用作核函数;④参数具有明确的初始化原则,比起高斯低通滤波器的截止频率,Mean Shift 算法核窗宽的初始化优势是明显的。

本文只针对灰度图像的平滑处理对 SEF 的有效性 with 优越性进行了验证,下一步将结合 Wandell 教授提出的“模式-彩色分离”模型^[12-13],进一步研究 SEF 对彩色图像的平滑。

参考文献:

- [1] WANG Bin, ROSE D M, FARAG A A, et al. Local estimation of Gaussian-based edge enhancement filters using Fourier analysis [C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Minneapolis, MN, USA; ICASSP, 1993:13-16.
- [2] DENG G, CAHILL L W. An adaptive Gaussian filter for noise reduction and edge detection [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Nuclear Sci-

ence Symposium and Medical Imaging. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 1993: 1615-1619.

- [3] IZQUIERDO M E, GHANBARI M. Texture smoothing and object segmentation using feature-adaptive weighted Gaussian filtering [C]// ITS'98 Proceedings. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 1998, 650-655.
- [4] IZQUIERDO M E, GHANBARI M. Nonlinear Gaussian filtering approach object segmentation [J]. IEE Proceedings of Vision, Image and Signal Processing, 1998 (3): 137-143.
- [5] GEUSEBROEK J M, SMEULDER A W M. Fast anisotropic Gauss filtering [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2003, 12(8):938-943.
- [6] UENG S K, CHENG H P, LU R Y. An adaptive Gauss filtering method [J]. IEEE Pacific Visualization Symposium. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 2008: 127-134.
- [7] 胡广书. 现代信号处理教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004: 1-2.
- [8] 焦李成,侯彪,王爽. 图像多尺度几何分析理论与应用 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2008: 7-8.
- [9] GONZALEZ R C, WOODS R E. Digital image processing [M]. 2nd ed. Beijing, China; Publishing House of Electronics Industry, 2007: 123-124.
- [10] CHENG Yizong. Mean shift: mode seeking, and clustering [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790-799.
- [11] LIU Wei, DUAN Yubo, SHAO Keyong, et al. Image smoothing based on the mean shift algorithm [C]// IEEE International Conference on Control and Automation. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 2007: 1349-1353.
- [12] POIRSON A B, WANDELL B A. The appearance of colored patterns: pattern-color separability [J]. Journal of the Optical Society of America: A, 1993, 10 (12): 2458-2470.
- [13] ZHANG Xuemei, WANDELL B A. A spatial extension of CIELAB for digital color-image reproduction [J]. Journal of the Society for Information Display, 1997, 5(1): 61-63.

(编辑 武红江)