

(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 101944230 A

(43) 申请公布日 2011. 01. 12

(21) 申请号 201010268546. 7

(22) 申请日 2010. 08. 31

(71) 申请人 西安电子科技大学

地址 710071 陕西省西安市太白南路 2 号

(72) 发明人 钟桦 焦李成 王灿 王爽 侯彪

王桂婷 马文萍 尚荣华

(74) 专利代理机构 陕西电子工业专利中心

61205

代理人 王品华 朱红星

(51) Int. Cl.

G06T 5/00(2006. 01)

权利要求书 2 页 说明书 5 页 附图 3 页

(54) 发明名称

基于多尺度的自然图像非局部均值去噪方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于多尺度的自然图像非局部均值去噪方法,主要克服现有自然图像去噪结果中难以保持图像纹理和细节的问题。其实现过程是:(1)对输入的含噪自然图像做小波变换,将其分解为低频图像和高频图像;(2)用BayesShrink方法对不同尺度的高频图像的系数进行修正,得到修正后的高频图像;(3)对低频图像和修正后的高频图像进行重构,得到新的低频图像;(4)用非局部均值方法对重构得到新的低频图像进行修正,得到修正后的低频图像;(5)对修正后的低频图像和修正后的高频图像进行重构,得到去噪后的图像。本发明相对于其它的一些经典的去噪方法能够更好抑制噪声的同时保持自然图像的边缘和纹理细节,可用于对自然图像的去噪处理。



1. 一种基于多尺度的自然图像非局部均值去噪方法,包括如下步骤:

(1) 对输入的含噪自然图像做小波变换,将其分解为低频图像和高频图像;

(2) 用 BayesShrink 方法对不同尺度的高频图像的系数进行修正,得到修正后的高频图像:

$$V'_{ij} = \begin{cases} \text{sign}(V_{ij}) (|V_{ij}| - T_B) & |V_{ij}| > T_B \\ 0 & |V_{ij}| \leq T_B \end{cases}$$

其中,  $V_{ij}$  是指第  $i$  层第  $j$  个方向的高频图像小波系数,  $T_B = \frac{\sigma_{ij}^2}{\sigma_x}$ , 是指第  $i$  层第  $j$  个方向的萎缩阈值,  $\sigma_{ij}^2$  是指第  $i$  层第  $j$  个方向高频图像的噪声方差,  $\sigma_x$  是指高频图像信号的标准差,  $\text{sign}$  是指符号函数,  $\text{sign}(V_{ij}) = \begin{cases} V_{ij} & V_{ij} > 0 \\ -V_{ij} & V_{ij} \leq 0 \end{cases}$ ;

(3) 对步骤 (1) 得到的低频图像和步骤 (2) 得到的修正后的高频图像进行重构,得到新的低频图像;

(4) 用非局部均值方法对重构得到新的低频图像进行修正,得到修正后的低频图像:

$$V'(x) = \sum_{y \in J} V(y) w(x, y),$$

其中,  $w(x, y) = \exp\left(-\frac{\|L_1(x) - L_2(y)\|^2}{h^2}\right)$  表示重构得到新的频图像的相似性,  $L_1(x)$ ,  $L_2(y)$  分别表示重构得到新的低频图像中以  $x, y$  为中心的大小为  $n \times n$  的图像块,  $J$  为搜索窗口像素点集合, 在实验中,  $n$  的取值依次为  $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$ ,  $J$  的取值依次为  $7 \times 7, 11 \times 11, 21 \times 21$ ,  $h$  为平滑控制参数,  $h = 0.2 \sigma$ ,  $V(y)$  是指重构得到新的低频图像搜寻区域内的系数值;

(5) 对步骤 (4) 得到的修正后的低频图像和步骤 (2) 得到修正后的高频图像进行重构,得到去噪后的图像。

2. 根据权利要求 1 所述的基于多尺度的自然图像的非局部去噪方法,其特征在于步骤 (2) 中所述的对高频图像用 BayesShrink 方法对系数进行修正,按如下步骤进行:

2a) 利用 Donoho 提出的鲁棒中值法,估计各高频图像的噪声标准差:

$$\sigma_{ij} = \frac{\text{median}(\text{abs}(V_{ij}(:)))}{0.6745}$$

其中,  $V_{ij}$  是指第  $i$  层第  $j$  个方向的高频图像小波系数,  $V_{ij}(:)$  是指取出  $V_{ij}$  中含有的全部小波系数,  $\text{abs}$  是指取绝对值,  $\text{median}$  是指取中值;

2b) 估计各高频图像的萎缩阈值:

$$T_B(\sigma_x) = \frac{\sigma_{ij}^2}{\sigma_x}$$

其中,  $\sigma_x = \sqrt{\max(\sigma_{v_{ij}}^2 - \sigma_{ij}^2, 0)}$ , 它是指第  $i$  层第  $j$  个方向的不含噪的高频图像标准差,

$\sigma_{v_{ij}}^2 = \frac{1}{n^2} \sum_{i,j=1}^n V_{ij}^2$ , 是指含噪的高频图像方差,  $n$  是指第  $i$  层第  $j$  个方向的高频图像小波系数的个数;

2c) 用 BayesShrink 方法将高频图像系数修正, 得到修正后的高频图像:

$$V'_{ij} = \begin{cases} \text{sign}(V_{ij})(|V_{ij}| - T_B) & |V_{ij}| > T_B \\ 0 & |V_{ij}| \leq T_B \end{cases}$$

式中符号与上述解释相同。

## 基于多尺度的自然图像非局部均值去噪方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于图像处理技术领域,具体地说是一种去噪方法,可用于对自然图像的去噪处理。

### 背景技术

[0002] 随着计算机和数码成像设备的日益普及,数字图像处理越来越受到人们的重视。然而由于成像设备及成像条件的限制,数字图像在采集,转换,以及运输过程中不可避免受到噪声的污染,因此图像去噪作为图像处理领域的基本技术之一,受到广泛的重视。许多实际的噪声可以近似的认为是高斯白噪声,去除图像中的高斯白噪声成为图像去噪领域中一个重要的方向。

[0003] 传统的去噪方法大致可以分为两类,一类是基于空域的方法,一类是基于变换域的方法。空域去噪方法中比较经典的方法包括高斯滤波,中值滤波,双边滤波等。它们的共同特点就是利用局部窗口内像素灰度值的连续性来对当前像素进行灰度调整。这些方法大都在去除噪声的同时模糊了图像的细节信息,例如图像的边缘,纹理等。

[0004] 由于自然图像,特别是纹理图像所含信息具有一定的冗余性,Buades 等人提出了一种非局部均值的去噪方法。该方法以当前像素为中心取大小一定的窗口,在整幅图像内寻找与其具有相似结构的窗口,以窗口之间的相似度为权值对当前像素的灰度值进行调整。由于这种方法在去噪领域良好的性能,自提出以来迅速引起众多学者的广泛关注,但是它仍然存在以下问题:1:算法复杂性比较大;2:权值计算准确性欠佳;3:图像的边缘与细节仍存在一定程度的模糊。

[0005] 基于多尺度几何分析的去噪方法比较成熟的就是小波域的各种去噪方法,小波去噪的关键问题是对图像小波系数统计模型的研究,这类算法的基本思想是把统计模型作为小波系数的先验概率模型,然后利用这个先验信息,在贝叶斯框架下对原始图像的小波系数进行估计。然而,小波变换仍然具有以下不足:1:高维时系数的稀疏性较差;2:图像分解后方向信息有限,为了克服小波变换的不足,近几年来出现了 Ridgelet, Curvelet, Contourlet, Brushlet, Bandelet 等一系列图像分解的新工具。但是由于多尺度几何分析的方法只是对高频图像的小波系数做萎缩阈值调整,对低频图像不做处理,所以其最终的去噪效果并不是很令人满意,而且常常会产生吉布斯现象。

### 发明内容

[0006] 本发明的目的在于克服上述已有技术的不足,提出了基于多尺度的自然图像非局部均值去噪方法,对图像的低频和低频信息采用不同的方法进行处理,以实现自然图像去噪中边缘和平滑区域的兼顾,极大的减弱吉布斯现象,提高图像去噪效果。

[0007] 为实现上述目的,本发明包括如下步骤:

[0008] (1) 对输入的含噪自然图像做小波变换,将其分解为低频图像和高频图像;

[0009] (2) 用 BayesShrink 方法对不同尺度的高频图像的系数进行修正,得到修正后的

高频图像：

$$[0010] \quad V'_{ij} = \begin{cases} \text{sign}(V_{ij})(|V_{ij}| - T_B) & |V_{ij}| > T_B \\ 0 & |V_{ij}| \leq T_B \end{cases}$$

[0011] 其中,  $V_{ij}$  是指第  $i$  层第  $j$  个方向的高频图像小波系数,  $T_B = \frac{\sigma_{ij}^2}{\sigma_x}$ , 是指第  $i$  层第  $j$  个方向的萎缩阈值,  $\sigma_{ij}^2$  是指第  $i$  层第  $j$  个方向高频图像的噪声方差,  $\sigma_x$  是指高频图像信号的标准差,  $\text{sign}$  是指符号函数,  $\text{sign}(V_{ij}) = \begin{cases} V_{ij} & V_{ij} > 0 \\ -V_{ij} & V_{ij} \leq 0 \end{cases}$ ;

$$[0012] \quad \text{sign}(V_{ij}) = \begin{cases} V_{ij} & V_{ij} > 0 \\ -V_{ij} & V_{ij} \leq 0 \end{cases};$$

[0012] (3) 对步骤 (1) 得到的低频图像和步骤 (2) 得到的修正后的高频图像进行重构, 得到新的低频图像；

[0013] (4) 用非局部均值方法对重构得到新的低频图像进行修正, 得到修正后的低频图像；

$$[0014] \quad V'(x) = \sum_{y \in J} V(y)w(x, y),$$

[0015] 其中,  $w(x, y) = \exp\left(-\frac{\|L_1(x) - L_2(y)\|^2}{h^2}\right)$  表示重构得到新的频图像的相似性,  $L_1(x)$ ,

$L_2(y)$  分别表示重构得到新的低频图像中以  $x, y$  为中心的大小为  $n \times n$  的图像块,  $J$  为搜索窗口像素点集合, 在实验中,  $n$  的取值依次为  $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$ ,  $J$  的取值依次为  $7 \times 7, 11 \times 11, 21 \times 21$ ,  $h$  为平滑控制参数,  $h = 0.2\sigma$ ,  $V(y)$  是指重构得到新的低频图像搜寻区域内的系数值；

[0016] (5) 对步骤 (4) 得到的修正后的低频图像和步骤 (2) 得到修正后的高频图像进行重构, 得到去噪后的图像。

[0017] 本发明与现有的技术相比具有以下优点：

[0018] 1. 本发明由于用非局部均值方法对低频图像进行修正, 用 BayesShrink 方法对高频图像进行修正, 进而最大程度的减弱吉布斯现象。

[0019] 2. 本发明由于用非局部均值方法对低频图像进行修正, 用 BayesShrink 方法对高频图像进行修正, 进而能够较好抑制噪声, 同时保持和恢复自然图像的边缘和纹理细节。

## 附图说明

[0020] 图 1 是本发明的流程图；

[0021] 图 2 是本发明使用的测试图像；

[0022] 图 3 是本发明使用的含噪图像；

[0023] 图 4 是用现有的 BayesShrink 小波阈值方法对图 3 进行去噪后的结果图；

[0024] 图 5 是用现有的双边滤波器方法对图 3 进行去噪的结果图；

[0025] 图 6 是用现有的多分辨双边滤波器方法对图 3 进行去噪的结果图；

[0026] 图 7 是用现有的非局部滤波器方法对图 3 进行去噪的结果图；

[0027] 图 8 是用本发明方法对图 3 进行去噪的结果图。

## 具体实施方式

[0028] 参照附图 1, 本发明基于多尺度的自然图像非局部均值去噪方法, 包括如下步骤:

[0029] 步骤 1, 对输入的含噪自然图像做小波变换, 将其分解为低频图像和高频图像。

[0030] 数字图像由于成像设备以及成像条件的限制, 不可避免的要受到噪声的污染, 许多实际的噪声都可以认为是高斯加性白噪声, 含噪的自然图像模型为:

$$[0031] \quad v = u + n$$

[0032] 其中,  $v$  为含噪图像的灰度值,  $u$  是干净图像的灰度值,  $n$  是高斯加性白噪声, 本发明在实验中选择正交小波对图像进行 4 层分解, 使用的小波基是 db8, 但不局限于这种分解方法, 例如也可以使用平稳小波变换对图像进行分解, 将含噪自然图像分解为低频图像和高频图像两部分。

[0033] 步骤 2, 用 BayesShrink 方法对不同尺度的高频图像的系数进行修正, 得到修正后的高频图像。

[0034] Chang 等人在小波系数相互独立且服从广义高斯分布的假设下, 利用贝叶斯方法得到了一种真实信号的估计, 进而得到 BayesShrink 萎缩阈值法, 其步骤如下:

[0035] 2. 1) 利用 Donoho 提出的鲁棒中值法, 估计各高频图像的噪声标准差:

$$[0036] \quad \sigma_{ij} = \frac{\text{median}(\text{abs}(V_{ij}(:)))}{0.6745}$$

[0037] 其中,  $V_{ij}$  是指第  $i$  层第  $j$  个方向的高频图像小波系数,  $V_{ij}(:)$  是指取出  $V_{ij}$  中含有的全部小波系数,  $\text{abs}$  是指取绝对值,  $\text{median}$  是指取中值;

[0038] 2. 2) 估计各高频图像的萎缩阈值:

$$[0039] \quad T_B(\sigma_x) = \frac{\sigma_{ij}^2}{\sigma_x}$$

[0040] 其中,  $\sigma_x = \sqrt{\max(\sigma_{v_{ij}}^2 - \sigma_{ij}^2, 0)}$ , 它是指第  $i$  层第  $j$  个方向的高频信号方差,

$$[0041] \quad \sigma_{v_{ij}}^2 = \frac{1}{n^2} \sum_{i,j=1}^n V_{ij}^2, \quad n \text{ 是指第 } i \text{ 层第 } j \text{ 个方向的高频图像小波系数的个数};$$

[0042] 2. 3) 用 BayesShrink 方法将高频图像系数修正, 得到修正后的高频图像:

$$[0043] \quad V'_{ij} = \begin{cases} \text{sign}(V_{ij})(|V_{ij}| - T_B) & |V_{ij}| > T_B \\ 0 & |V_{ij}| \leq T_B \end{cases}.$$

[0044] 步骤 3, 对步骤 (1) 得到的低频图像和步骤 (2) 得到的修正后的高频图像进行重构, 得到新的低频图像。

[0045] 实验中, 选择正交小波对图像进行重构, 使用的小波基是 db8, 但不局限于这种重构方法, 例如也可以使用平稳小波对图像进行重构, 只要保持与步骤 1 中使用的图像分解工具一致即可。

[0046] 步骤 4, 用非局部均值方法对重构得到新的低频图像进行修正, 得到修正后的低频图像:

$$[0047] \quad V'(x) = \sum_{y \in J} V(y) w(x, y),$$

[0048] 其中,  $w(x, y) = \exp\left(-\frac{\|L_1(x) - L_2(y)\|^2}{h^2}\right)$  表示重构得到新的频图像的相似性,  $L_1(x)$ ,

$L_2(y)$  分别表示重构得到新的低频图像中以  $x, y$  为中心的大小为  $n \times n$  的图像块,  $J$  为搜索窗口像素点集合, 在实验中,  $n$  的取值依次为  $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$ ,  $J$  的取值依次为  $7 \times 7, 11 \times 11, 21 \times 21$ ,  $h$  为平滑控制参数,  $h = 0.2\sigma$ ,  $\sigma$  是指输入含噪自然图像所含噪声标准差,  $V(y)$  是指重构得到新的低频图像搜寻区域内的系数值。

[0049] 步骤 5, 对步骤 (4) 得到的修正后的低频图像和步骤 (2) 得到修正后的高频图像进行重构, 得到去噪后的图像。

[0050] 实验中, 选择正交小波对图像进行重构, 使用的小波基是 db8, 但不局限于这种重构方法, 例如也可以使用平稳小波对图像进行重构, 只要保持与步骤 1 中使用的图像分解工具一致即可。

[0051] 本发明效果可以通过以下实验进一步证实:

[0052] 一. 实验条件和内容

[0053] 实验条件: 实验所使用的输入图像如图 2 和 3 所示, 其中, 图 2(a) 是测试图像 lena, 图 2(b) 是测试图像 barbara, 图 2(c) 是测试图像 peppers, 图 2(d) 是测试图像 house, 图 3 是对图 2(a) 加入噪声标准差为 20 的含噪的 lena 图像。

[0054] 实验内容: 在上述实验条件下, 分别使用现有的 BayesShrink 小波阈值滤波方法, 双边滤波器方法, 多分辨双边滤波器方法以及非局部滤波器方法和本发明方法对图 3 进行实验。

[0055] 二. 实验结果

[0056] 用 BayesShrink 小波阈值方法对图 3 做五层分解的条件下得到的去噪结果如图 4 所示, 从图 4 可以看出, 此方法的噪声抑制能力有限, 而且边缘与细节存在模糊。

[0057] 用双边滤波器方法的去噪结果如图 5 所示, 其中  $\sigma_d = 1.8$ ,  $\sigma_r = 2 \times \sigma$ , 搜寻窗的大小为  $11 \times 11$ , 从图 5 可以看出, 此方法的噪声抑制能力要优于 BayesShrink 小波阈值方法, 但是它同样存在边缘和细节模糊的问题;

[0058] 用多分辨双边滤波器方法对图 3 做两层小波分解, 用 BayesShrink 方法对高频图像进行处理, 双边滤波器对低频图像进行处理, 得到的去噪结果如图 6 所示, 其中  $\sigma_d = 1.8$ ,  $\sigma_r = 1.0 \times \sigma$ , 搜寻窗的大小为  $11 \times 11$ , 从图 6 可以看出, 此方法噪声抑制能力要优于上面两种方法, 但是存在边缘和细节保持度欠佳的问题;

[0059] 用非局部滤波器方法的去噪结果如图 7 所示, 其中搜寻窗大小为  $21 \times 21$ , 相似窗大小为  $7 \times 7$ , 平滑参数  $h = 15\sigma$ ,  $\sigma$  为图像所含噪声标准差, 从图 7 中可以看出: 此方法噪声抑制能力比较好, 但是不能很好的保持图像的边缘和纹理信息。

[0060] 用本发明方法的去噪结果如图 8 所示, 从图 8 中可以看出: 它的去噪效果要优于上面所提到的所有方法, 同质区域也较平滑, 图像的亮度保持效果较好, 而且图像的边缘, 细节也得到了很好的保持;

[0061] 对图 2 中的测试图像分别加入噪声标准差为 10, 20, 30 的高斯加性白噪声, 用 PSNR 作为去噪效果的评价指标, 将上述四种现有的去噪方法和本发明的方法进行比较, 各种方法的去噪效果 PSNR 值列在表 1 中。

[0062] 表 1 各种去噪结果对比

[0063]

Iput Image	$\sigma$	Multir_Bilateral	BayesShrink	Bilateral Filter	NI-means	本发明算法
Barbara	10	31.79	31.25	31.37	33.02	33.21
	20	27.74	27.32	27.02	29.99	31.03
	30	25.61	25.34	24.69	27.41	28.60
Lena	10	34.48	33.38	33.65	34.09	34.38
	20	31.28	30.27	30.33	31.50	32.15
	30	29.33	28.60	28.54	28.74	30.02
Peppers	10	33.45	31.49	32.98	33.64	34.13
	20	30.20	27.85	29.07	31.40	32.08
	30	28.18	25.73	27.02	28.77	30.08
House	10	34.62	33.07	33.77	34.83	35.57
	20	31.37	29.83	29.63	32.14	32.92
	30	29.24	27.12	28.11	29.04	30.82

[0064] 表 1 中的结果均为 10 次平均后的结果,从表 1 中可以看出,本发明方法的去噪效果比 BayesShrink 小波阈值,双边滤波器,多分辨的双边滤波器以及非局部均值算法在 PSNR 值上都有很大的提高,特别是对于纹理信息比较丰富的 barbara 图像也具有较好的去噪效果。

[0065] 以上实验结果表明,本发明在总体性能上优于现有的其它去噪方法,能够消除吉布斯现象,更好地平滑噪声的同时保持自然图像的边缘和纹理等细节。

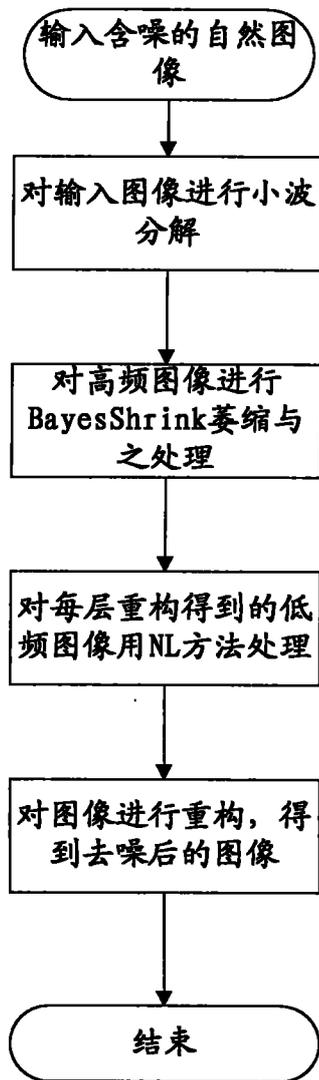


图 1



图 2(a)



图 2(b)

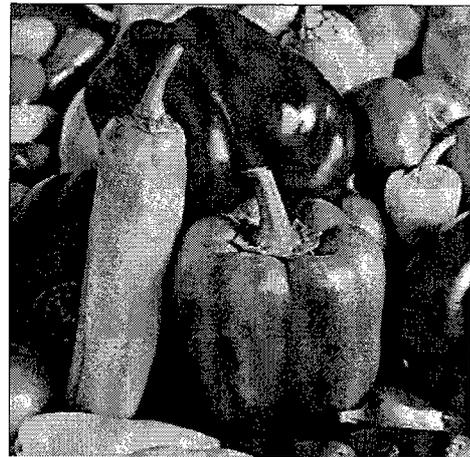


图 2(c)



图 2(d)



图 3



图 4



图 5



图 6



图 7



图 8