



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 107292855 B

(45)授权公告日 2020.08.07

(21)申请号 201710651882.1

CN 103049892 A,2013.04.17

(22)申请日 2017.08.02

CN 103473740 A,2013.12.25

(65)同一申请的已公布的文献号

CN 106204483 A,2016.12.07

申请公布号 CN 107292855 A

CN 105513026 A,2016.04.20

US 9111359 B2,2015.08.18

(43)申请公布日 2017.10.24

唐中和.低秩逼近理论及其在自然图像去噪中的应用.《中国优秀硕士学位论文全文数据库》.2013,第I138-1327页.

(73)专利权人 桂林电子科技大学

地址 541004 广西壮族自治区桂林市七星区金鸡路1号

姚波旭.基于低秩矩阵分解的非局部稀疏模型图像去噪方法研究.《中国优秀硕士学位论文全文数据库》.2014,第I138-432页.

(72)发明人 陈利霞 刘俊丽 王学文 李其珂

Rui Zhu.Spectral Nonlocal Restoration of Hyperspectral Images With Low-Rank Property.《IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing 》.2015,第3062 - 3067页.

(74)专利代理机构 桂林市持衡专利商标事务所有限公司 45107

代理人 陈跃琳

审查员 李晗

(51)Int.Cl.

G06T 5/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

(56)对比文件

CN 104657951 A,2015.05.27

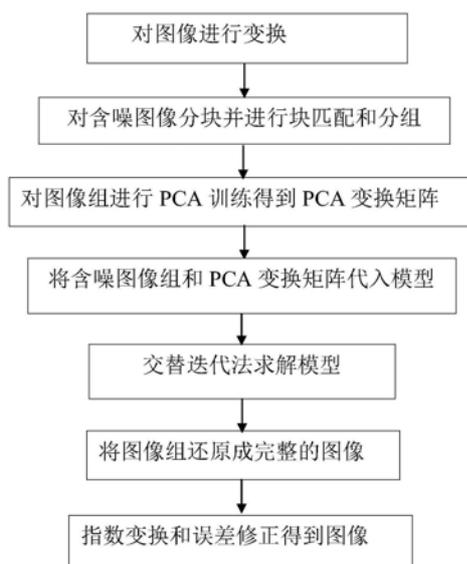
权利要求书2页 说明书7页 附图2页

(54)发明名称

一种结合自适应非局部样本和低秩的图像去噪方法

(57)摘要

本发明公开一种结合自适应非局部样本和低秩的图像去噪方法,首先用对数变换将图像转换到对数域,将乘性噪声模型转换成加性噪声模型;将图像分块并且按照相似度分组,得到具有相似块的图像组;然后对图像组做低秩逼近处理,得到初始的估计值;再对初始的估计值用自适应非局部样本模型处理,得到对数域恢复结果;最后用指数变换将对数域图像还原到实数域并且进行修正,得到最终去噪图像。实验结果表明,本发明对乘性噪声有较好的鲁棒性,针对含有乘性噪声的图像不仅能得到很好的峰值信噪比和结构相似度,还较好地改善图像的视觉质量。



1. 一种结合自适应非局部样本和低秩的图像去噪方法,其特征是,包括步骤如下:

步骤1,读取实数域中的含噪图像 $y$ ;

步骤2,将实数域中的含噪图像转化到对数域中,得到对数域中的含噪图像 $Y$ ;

步骤3,将对数域中的含噪图像 $Y$ 进行分块,并对每个图像块进行非局部相似匹配,将与之最相似的 $m$ 个相似图像块放到一组,得到每个图像块所对应的图像组 $Y_I$ ;

步骤4,初始化迭代次数 $t$ , $X^{(0)}$ , $X_I^{(0)}$ , $Y^{(0)}$ , $Y_I^{(0)}$ ;令 $t=0$ 和 $X^{(0)}=Y^{(0)}=Y$ ;其中 $X_I^{(0)}$ 为待恢复图像 $X^{(0)}$ 的第 $I$ 个图像组, $Y_I^{(0)}$ 为含噪图像 $Y^{(0)}$ 的第 $I$ 个图像组, $Y$ 为输入的含噪图像;

步骤5,对每个含噪图像组 $Y_I^{(t)}=[(y_I^1)^{(t)},(y_I^2)^{(t)},\dots,(y_I^m)^{(t)}]$ 求均值 $\mu_I^{(t)}$ ,并且训练它的PCA变换矩阵 $\Phi_I^{(t)}$ ;

步骤6,对每个待恢复图像组 $X_I^{(t)}$ 进行奇异值分解,并据此计算该图像组所对应的辅助变量 $U_I^{(t+1)}$ ,即

$$U_I^{(t+1)}=A^{(t)}S_\lambda(\Sigma^{(t)})(B^{(t)})^T;$$

步骤7,根据下式更新每个待恢复图像组的第 $k$ 个中间稀疏编码 $(\alpha_I^k)^{(t+1/2)}$ ,即

$$(\alpha_I^k)^{(t+1/2)}=2(\Phi_I^{(t)}(\Phi_I^{(t)})^T+\lambda_2\Phi_I^{(t)}(\Phi_I^{(t)}))^{-1}(2\Phi_I^{(t)}Y+2\Phi_I^{(t)}U_I^{(t+1)}-\frac{E}{\sigma_I});$$

步骤8,根据下式更新每个待恢复图像组的第 $k$ 个稀疏编码 $(\alpha_I^k)^{(t+1)}$ ,即

$$(\alpha_I^k)^{(t+1)}=S_\tau((\alpha_I^k)^{(t+1/2)}-\mu_I^{(t)})+\mu_I^{(t)};$$

步骤9,根据下式更新每个待恢复图像组的第 $k$ 个图像相似块 $(\hat{x}_I^k)^{(t+1)}$ ,即

$$(\hat{x}_I^k)^{(t+1)}=(\Phi_I^{(t+1)})^T(\alpha_I^k)^{(t+1)};$$

步骤10,将每个待恢复图像组的 $m$ 个图像相似块 $(\hat{x}_I^k)^{(t+1)}$ 集合在一起,得到待恢复图像组 $\hat{X}_I^{(t+1)}=[(\hat{x}_I^1)^{(t+1)},(\hat{x}_I^2)^{(t+1)},\dots,(\hat{x}_I^m)^{(t+1)}]$ ,所有的待恢复图像组 $\hat{X}_I^{(t+1)}$ 进行组合,得到目标图像 $\hat{X}^{(t+1)}$ ;

步骤11,根据下式更新噪声图,即

$$Y^{(t+1)}=\hat{X}^{(t+1)}+\rho(Y-\hat{X}^{(t+1)});$$

步骤12,判断迭代次数 $t$ 是否达到预先设定的迭代次数 $T$ ;如果达到,则转至步骤13;如果未达到,则返回步骤5进行继续迭代;

步骤13,利用指数变换和误差修正将步骤10所得到的目标图像 $\hat{X}^{(t+1)}$ 还原到实数域中,再进行误差修正,得到最终实数域的去噪图像 $\hat{x}$ ;

上述各式中,上标 $t$ 表示第 $t$ 次迭代,上标 $t+1$ 表示第 $t+1$ 次迭代,上标 $t+1/2$ 表示第 $t$ 次和 $t+1$ 次两次迭代的中间迭代; $I=1,2,\dots,N$ , $N$ 为图像组的总数; $k=1,2,\dots,m$ , $m$ 为图像组中相似图像块的个数;上标 $T$ 代表转置; $S_\lambda$ 为第一软阈值算子, $\lambda$ 为设定的第一软阈值参数; $U_I^{(t)}$ 为辅助变量, $A^{(\cdot)}$ 为奇异值分解所得的左酉矩阵, $\Sigma^{(\cdot)}$ 为奇异值分解所得的对角矩阵, $B^{(\cdot)}$ 为奇异值分解所得的右酉矩阵; $Y$ 为含噪图像, $\lambda_2$ 为设定的正参数, $(\alpha_I^k)^{(t+1/2)}$ 为第 $k$ 个中间稀

疏编码,  $(\alpha_j^k)^{(t+1)}$  为第k个稀疏编码,  $\Phi_j^{(t)}$  为PCA变换矩阵,  $E$  为单位向量,  $\sigma_1$  为标准差向量;  $S_\tau$  为第二软阈值算子,  $\tau$  为设定的第二软阈值参数,  $\tau = \frac{\sigma_n}{c \cdot \sigma_n}$ ,  $c$  为一个常数,  $\sigma_n$  为噪声的标准差;  $\mu_j^{(t)}$  为均值;  $(\hat{x}_j^k)^{(t+1)}$  为第k个图像相似块;  $\rho$  为一个大于0的常数。

2. 根据权利要求1所述的一种结合自适应非局部样本和低秩的图像去噪方法, 其特征是, 步骤13中, 通过步骤11得到对数域中的去噪图像  $\hat{X}^{(t+1)}$ , 再利用指数变换和误差修正, 得到最终实数域的去噪图像为  $\hat{x}$ ;

$$\hat{x} = \exp\left(\hat{X}^{(t+1)}\right) \left[ 1 + \frac{\frac{d^2}{dL^2} \left( \log \left( \int_0^{+\infty} \exp(-\delta) \delta^{L-1} d\delta \right) \right)}{2} \right]$$

其中,  $L$  表示噪声的视数,  $\exp(\cdot)$  表示指数函数。

## 一种结合自适应非局部样本和低秩的图像去噪方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及数字图像处理技术领域,具体涉及一种结合自适应非局部样本和低秩的图像去噪方法。

### 背景技术

[0002] 图像去噪技术的发展历史最早从50年代开始,由于图像采集和传递中的技术缺陷和存在外界干扰,所以需要寻求新的技术来弥补这些弊端,提高图像的质量。随着科学技术的飞速发展,图像处理技术在人民生活、天文学、生物医学、VR技术、人工智能、公安司法、文化艺术等应用领域受到广泛重视并取得了开拓性成就,这些技术的预处理阶段的好坏都会直接关系到图像的后续处理。近十几年来,许多研究者都在寻求各种各样的思路对图像进行处理,探究如何利用图像自身的结构特点和数据规律对目标图像进行分析。

[0003] 基于图像自身信息的图像恢复算法包括非局部均值算法“Buades A, Coll B, Morel J M. A non-local algorithm for image denoising. Computer Vision and Pattern Recognition, 2005:60-65”、块匹配3D滤波算法“Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform domain collaborative filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8):2080-2095”和低秩逼近方法“Cai J F, Candès E J, Shen Z. A Singular Value Thresholding algorithm for matrix completion. Siam Journal on Optimization, 2010, 20(4):1956-1982.”等。上述方法虽然在图像去噪上取得较好的效果,但是在保持边缘及轮廓等方面存在一定的不足。

[0004] 由于自然图像中具有一定的冗余信息和相似性结构,因此,图像包含相似的块矩阵,而理论上是低秩的,但是在噪声的干扰下,却破坏了图像的低秩性。

### 发明内容

[0005] 本发明所要解决的是现有图像去噪方法在保持边缘及轮廓等方面存在的不足,提供一种结合自适应非局部样本和低秩的图像去噪方法,其能提高去噪图像的质量,达到理想的实用效果。

[0006] 为解决上述问题,本发明是通过以下技术方案实现的:

[0007] 一种结合自适应非局部样本和低秩的图像去噪方法,包括步骤如下:

[0008] 步骤1,读取实数域中的含噪图像 $y$ ;

[0009] 步骤2,将实数域中的含噪图像转化到对数域中,得到对数域中的含噪图像 $Y$ ;

[0010] 步骤3,将对数域中的含噪图像 $Y$ 进行分块,并对每个图像块进行非局部相似匹配,将与之最相似的 $m$ 个相似图像块放到一组,得到每个图像块所对应的图像组 $Y_I$ ;

[0011] 步骤4,初始化迭代次数 $t$ ,  $X^{(0)}$ ,  $X_I^{(0)}$ ,  $Y^{(0)}$ ,  $Y_I^{(0)}$ ; 令 $t=0$ 和 $X^{(0)}=Y^{(0)}=Y$ ; 其中 $X_I^{(0)}$ 为待恢复图像 $X^{(0)}$ 的第 $I$ 个图像组, $Y_I^{(0)}$ 为含噪图像 $Y^{(0)}$ 的第 $I$ 个图像组, $Y$ 为输入的含噪图像;

[0012] 步骤5,对每个含噪图像组 $Y_I^{(t)}=[(y_I^1)^{(t)}, (y_I^2)^{(t)}, \dots, (y_I^m)^{(t)}]$ 求均值 $\mu_I^{(t)}$ ,并且训练它的

PCA变换矩阵 $\Phi_I^{(t)}$ ;

[0013] 步骤6,对每个待恢复图像组 $X_I^{(t)}$ 进行奇异值分解,并据此计算该图像组所对应的辅助变量 $U_I^{(t+1)}$ ,即

$$[0014] \quad U_I^{(t+1)} = A^{(t)} S_\lambda(\Sigma^{(t)})(B^{(t)})^T;$$

[0015] 步骤7,根据下式更新每个待恢复图像组的第k个稀疏编码 $(\alpha_I^k)^{(t+1/2)}$ ,即

$$[0016] \quad (\alpha_I^k)^{(t+1/2)} = 2(\Phi_I^{(t)}(\Phi_I^{(t)})^T + \lambda_2 \Phi_I^{(t)}(\Phi_I^{(t)}))^{-1}(2\Phi_I^{(t)}Y + 2\Phi_I^{(t)}U_I^{(t+1)} - \frac{E}{\sigma_I});$$

[0017] 步骤8,根据下式更新每个待恢复图像组的第k个稀疏编码 $(\alpha_I^k)^{(t+1)}$ ,即

$$[0018] \quad (\alpha_I^k)^{(t+1)} = S_\tau((\alpha_I^k)^{(t+1/2)} - \mu_I^{(t)}) + \mu_I^{(t)};$$

[0019] 步骤9,根据下式更新每个待恢复图像组的第k个图像相似块 $(\hat{x}_I^k)^{(t+1)}$ ,即

$$[0020] \quad (\hat{x}_I^k)^{(t+1)} = (\Phi_I^{(t+1)})^T (\alpha_I^k)^{(t+1)};$$

[0021] 步骤10,将每个待恢复图像组的m个图像相似块 $(\hat{x}_I^k)^{(t+1)}$ 集合在一起,得到待恢复图像组 $\hat{X}_I^{(t+1)} = [(\hat{x}_I^1)^{(t+1)}, (\hat{x}_I^2)^{(t+1)}, \dots, (\hat{x}_I^m)^{(t+1)}]$ ,所有的待恢复图像组 $\hat{X}_I^{(t+1)}$ 进行组合,得到目标图像 $\hat{X}^{(t+1)}$ ;

[0022] 步骤11,根据下式更新噪声图,即

$$[0023] \quad Y^{(t+1)} = \hat{X}^{(t+1)} + \rho(Y - \hat{X}^{(t+1)});$$

[0024] 步骤12,判断迭代次数t是否达到预先设定的迭代次数T;如果达到,则转至步骤13;如果未达到,则返回步骤5进行继续迭代;

[0025] 步骤13,利用指数变换和误差修正将步骤10所得到的目标图像 $\hat{X}^{(t+1)}$ 还原到实数域中,再进行误差修正,得到最终实数域的去噪图像 $\hat{x}$ ;

[0026] 上述各式中,上标t表示第t次迭代,上标t+1表示第t+1次迭代,上标 $t+1/2$ 表示第t次和t+1次两次迭代的中间迭代; $I=1, 2, \dots, N$ ,N为图像组的总数; $k=1, 2, \dots, m$ ,m为图像组中相似图像块的个数;上标T代表转置; $S_\lambda$ 为第一软阈值算子, $\lambda$ 为设定的第一软阈值参数; $U_I^{(\cdot)}$ 为辅助变量, $A^{(\cdot)}$ 为奇异值分解所得的左酉矩阵, $\Sigma^{(\cdot)}$ 为奇异值分解所得的对角矩阵, $B^{(\cdot)}$ 为奇异值分解所得的右酉矩阵; $Y$ 为含噪图像, $\lambda_2$ 为设定的正参数, $(\alpha_I^k)^{(\cdot)}$ 为第k个稀疏编码, $\Phi_I^{(\cdot)}$ 为PCA变换矩阵, $E$ 为单位向量, $\sigma_I$ 为标准差向量; $S_\tau$ 为第二软阈值算子, $\tau$ 为设定的第二阈值, $\tau = \frac{\sigma_n}{c \cdot \sigma_n}$ 为第二软阈值参数,c为一个常数, $\sigma_n^2$ 为噪声的方差; $\mu_I^{(t)}$ 为均值; $(\hat{x}_I^k)^{(t+1)}$ 为第k个图像相似块; $\rho$ 为一个大于0的常数。

[0027] 上述步骤13中,通过步骤11得到对数域中的去噪图像 $\hat{X}^{(t+1)}$ ,再利用指数变换和误差修正,得到最终实数域的去噪图像为 $\hat{x}$ ;

$$[0028] \quad \hat{x} = \exp(\hat{X}^{(t+1)}) \left[ 1 + \frac{d^2 \left( \log \left( \int_0^{+\infty} \exp(-\delta) \delta^{L-1} d\delta \right) \right)}{2} \right]$$

[0029] 其中,L表示噪声的视数,exp(•)表示指数函数。

[0030] 与现有技术相比,本发明的有益效果为:

[0031] 1、引入了低秩逼近算法,克服了传统算法对图像边缘和轮廓的保持不足,使得图像具有清晰的结构,提高视觉效果。

[0032] 2、使用了自适应非局部样本模型,充分使用了图像的自身信息和自身结构,可以很好的保持图像的细节和纹理,克服了传统稀疏表示的自适应性不足,使得去噪图像内容丰富,视觉质量高。

### 附图说明

[0033] 图1是本发明结合自适应非局部样本和低秩的图像去噪方法的流程图。

[0034] 图2是几种图像乘性噪声移除方法的仿真效果图。其中(a)为原图,(b)为CC算法,(c)为HMNZ算法,(d)为本发明算法。

### 具体实施方式

[0035] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚明白,以下结合具体实例,并参照附图,对本发明进一步详细说明。

[0036] 参照图1,一种结合自适应非局部样本和低秩的图像去噪方法,具体实施步骤如下:

[0037] 步骤1、读取实数域中的含噪图像y。

[0038] 步骤2、将实数域中的含噪图y进行对数变换,得到对数域中的含噪图Y。

[0039] 步骤3、利用块分配技术将对数域中的含噪图像Y分成 $7 \times 7$ 的小块,并利用非局部相似匹配算法寻找每个图像块的相似块,再通过欧式距离计算相似度,将最相似的m个图像块组成一个图像组 $Y_I = [y_I^1, y_I^2, \dots, y_I^m]$ ,其中 $y_I^k$ 是含噪图像块的 $y_I$ 第k个相似块,I指第I组含噪图像。

[0040] 先利用块分配技术将大小为 $256 \times 256$ 的含噪图像Y分成有重叠的小块,每块的大小为 $7 \times 7$ ,定义为 $y_i \in \mathbb{R}^{7^2}$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ,n为图像块的总数。然后,对于每个图像块 $y_i$ ,利用非局部相似匹配算法在搜索窗内寻找每个图像块的相似块,再通过欧式距离计算相似度,将最相似的m个图像块组成一个图像组 $Y_I = [y_I^1, y_I^2, \dots, y_I^m]$ ,其中 $y_I^k$ 是含噪图像块 $y_I$ 的第k个相似块,I指第I组含噪图像, $I = 1, 2, \dots, N$ ,N为图像组的总数。

[0041] 步骤4、初始化迭代次数t, $X^{(0)}$ , $X_I^{(0)}$ , $Y^{(0)}$ , $Y_I^{(0)}$ ,

[0042] 令 $t = 0$ , $X^{(0)} = Y^{(0)} = Y$ 。 $X_I^{(0)}$ 为待恢复图像 $X^{(0)}$ 的第I个图像组, $Y_I^{(0)}$ 为含噪图像 $Y^{(0)}$ 的第I个图像组,Y为输入的含噪图像。

[0043] 步骤5、对每个含噪图像组 $Y_I^{(t)} = [(y_I^1)^{(t)}, (y_I^2)^{(t)}, \dots, (y_I^m)^{(t)}]$ 求均值 $\mu_I^{(t)}$ ,并且训练它的

PCA变换矩阵  $\Phi_I^{(t)}$ 。

[0044] 对每个含噪图像组  $Y_I^{(t)} = [(y_I^1)^{(t)}, (y_I^2)^{(t)}, \dots, (y_I^m)^{(t)}]$ ，求该图像组的均值得到  $\mu_I^{(t)}$ ，将每个图像组  $Y_I^{(t)}$  减去其均值  $\mu_I^{(t)}$ ，得到中心化向量

$\bar{Y}_I^{(t)} = [(y_I^1)^{(t)} - \mu_I^{(t)}, (y_I^2)^{(t)} - \mu_I^{(t)}, \dots, (y_I^m)^{(t)} - \mu_I^{(t)}]$ ，则中心化矩阵  $\bar{Y}^{(t)} = [\bar{Y}_1^{(t)}, \bar{Y}_2^{(t)}, \dots, \bar{Y}_N^{(t)}]^T$ ，对  $\bar{Y}^{(t)}$  的协方差矩阵  $\Omega$  进行奇异值分解： $\Omega = \Phi \Lambda \Phi^T$ ，则PCA变换矩阵为  $\Phi$ ，其中  $\Phi$  是酉矩阵， $\Lambda$  是由  $\Omega$  的特征值为对角线组成的对角矩阵， $\Phi^T$  是  $\Phi$  的转置。

[0045] 步骤6、对每个待恢复图像组  $X_I^{(t)}$  进行奇异值分解，即  $X_I^{(t)} = A^{(t)} \Sigma^{(t)} B^{(t)}$ ，得到左、右酉矩阵  $A^{(t)}$  和  $(B^{(t)})^T$ ，其中  $\Sigma^{(t)} = \text{diag}(\sigma_1^{(t)}, \sigma_2^{(t)}, \dots, \sigma_r^{(t)})$  是对角矩阵， $\sigma_\zeta^{(t)}$  ( $\zeta = 1, 2, \dots, r$ ) 是矩阵  $X_I^{(t)}$  的正奇异值且  $\sigma_1^{(k-1)} > \sigma_2^{(k-1)} > \dots > \sigma_r^{(k-1)}$ ， $r$  是矩阵  $X_I^{(t)}$  的秩，利用第一软阈值算子  $S_w(\Sigma^{(t)}) = \max(\Sigma^{(t)} - w, 0)$ ，求出  $S_w(\Sigma^{(t)})$ ，最后利用  $U_I^{(t+1)} = A^{(t)} S_w(\Sigma^{(t)}) (B^{(t)})^T$  更新辅助变量

$U_I^{(t+1)}$ ，其中  $w = \frac{d\sqrt{n}}{\sigma(U_I^{(t+1)}) + \varepsilon}$  为软阈值参数， $d$  是参数，本实施例中取值为  $d = 0.54$ ， $n$  是相似块的个数，本实施例中取值为  $n = 8$ ， $\varepsilon$  是一个大于0的常数，防止分母为0，本实施例中取值为  $\varepsilon = 0.00001$ ， $\sigma(U_I^{(t+1)})$  表示  $U_I^{(t+1)}$  的奇异值，在计算时  $\sigma(U_I^{(t+1)})$  是未知的，用  $\sigma(U_I^{(t+1)}) = \sqrt{\max(\sigma^2(X) - n\sigma_n^2, 0)}$  估计。

[0046] 步骤7、利用最小二乘法迭代

[0047]  $(\alpha_I^k)^{(t+1/2)} = 2(\Phi_I^{(t)}(\Phi_I^{(t)})^T + \lambda_2 \Phi_I^{(t)}(\Phi_I^{(t)}))^{-1} (2\Phi_I^{(t)} Y + 2\Phi_I^{(t)} U_I^{(t+1)} - \frac{E}{\sigma_I})$ ，更新每个待恢复

图像组的第  $k$  个稀疏编码  $(\alpha_I^k)^{(t+1/2)}$ ，其中  $t+1/2$  是第  $t$  次和第  $t+1$  次两次迭代的中间值，计算出所有的  $(\alpha_I^k)^{(t+1/2)}$ ，得到相应图像组的稀疏编码  $\alpha_I^{(t+1/2)} = [(\alpha_I^1)^{(t+1/2)}, (\alpha_I^2)^{(t+1/2)}, \dots, (\alpha_I^m)^{(t+1/2)}]$ ，其中  $\lambda_2$  是正的参数，本实施例中取值为  $\lambda_2 = 0.8$ ， $\sigma_I$  是标准差向量， $E$  是单位向量。

[0048] 步骤8、利用第二软阈值算子迭代  $(\alpha_I^k)^{(t+1)} = S_\tau((\alpha_I^k)^{(t+1/2)} - \mu_I^{(t)}) + \mu_I^{(t)}$ ，更新每个待恢复图像组的第  $k$  个稀疏编码  $(\alpha_I^k)^{(t+1)}$ ，计算出所有的  $(\alpha_I^k)^{(t+1)}$ ，得到相应图像组的稀疏编码  $\alpha_I^{(t+1)} = [(\alpha_I^1)^{(t+1)}, (\alpha_I^2)^{(t+1)}, \dots, (\alpha_I^m)^{(t+1)}]$ ，其中  $c = \frac{1}{2\sqrt{2}}$ ， $\sigma_n^2$  是噪声的方差， $(\beta_I^k)^{(t)} = \Phi_I^{(t)}(y_I^k)^{(t)}$ ，

$S_\tau(\cdot)$  是第二软阈值算子， $\tau = \frac{\sigma_n}{c \cdot \sigma_n}$  是第二软阈值参数。

[0049] 步骤9、利用  $(\hat{x}_I^k)^{(t+1)} = (\Phi_I^{(t+1)})^T (\alpha_I^k)^{(t+1)}$ ，更新每个待恢复图像组的第  $k$  个图像相似块  $(\hat{x}_I^k)^{(t+1)}$ 。

[0050] 步骤10、将每个待恢复图像组的  $m$  个图像相似块  $(\hat{x}_I^k)^{(t+1)}$  集合在一起，得到待恢复图像组  $\hat{X}_I^{(t+1)} = [(\hat{x}_I^1)^{(t+1)}, (\hat{x}_I^2)^{(t+1)}, \dots, (\hat{x}_I^m)^{(t+1)}]$ ，所有待恢复图像组  $\hat{X}_I^{(t+1)}$  进行组合，得到目标图像

$\hat{X}^{(t+1)}$ 。

[0051] 步骤11、利用  $Y^{(t+1)} = \hat{X}^{(t+1)} + \rho(Y - \hat{X}^{(t+1)})$ ，更新噪声图，其中  $\rho$  是一个大于0的常数，在本实施例中取值为  $\rho=0.65$ 。

[0052] 步骤12、判断迭代次数  $t$  是否达到预先设定的迭代次数  $T$ ，本实施例中噪声视数  $L=9$ ，迭代次数  $T=4$ ，如果未达到，返回步骤5进行继续迭代；如果达到，则转至步骤13。

[0053] 步骤13、利用指数变换将  $\hat{X}^{(t+1)}$  还原到实数域中，并进行误差修正，得到最终实数域的去噪图像  $\hat{x}$ 。

[0054] 通过步骤10得到的待恢复的图像  $\hat{X}^{(t+1)}$ ，再利用指数变换

$$\hat{x} = \exp\left(\hat{X}^{(t+1)}\right) \left[ 1 + \frac{\frac{d^2}{dL^2} \left( \log \left( \int_0^{+\infty} \exp(-\delta) \delta^{L-1} d\delta \right) \right)}{2} \right],$$

将  $\hat{X}^{(t+1)}$  还原到实数域中，并进行误差修正，得到最终的去噪图像，其中， $L$  表示噪声的视数， $\exp(\cdot)$  表示指数函数。

[0055] 本发明的效果由以下仿真进一步说明。

[0056] 1. 仿真条件：

[0057] (1) 选取大小为  $256 \times 256$  的标准测试图像库中自然图像进行测试；

[0058] (2) 将一幅图像分为  $7 \times 7$  的图像块，每组相似块的个数为15，测试的图像噪声视数  $L=9$ 。

[0059] 2. 仿真内容与结果：

[0060] 仿真内容：利用  $256 \times 256$  的House图、Barbara图和Pirate图，用本发明与已有技术的CC算法、HMNZ算法分别对其进行乘性噪声的移除。

[0061] 3. 实验结果：

[0062] 本发明比CC算法和HMNZ算法在峰值信噪比PSNR和SSIM指标上取得更好的噪声移除效果。实验结果如表1和表2所示。

[0063] 表1实验结果峰值信噪比 (PSNR/dB)

测试图像	方法	3	9	15	21
[0064] House	CC 算法	22.01	26.43	27.68	28.48
	HMNZ 算法	23.62	27.99	29.90	30.82
	本发明	<b>26.53</b>	<b>29.67</b>	<b>31.20</b>	<b>31.59</b>
Barbara	CC 算法	22.03	24.90	26.07	26.75

[0065]		HMNZ 算法	23.35	26.25	26.61	27.52
		本发明	<b>24.38</b>	<b>27.11</b>	<b>28.64</b>	<b>29.40</b>
	Pirate	CC 算法	21.87	24.85	25.98	26.76
		HMNZ 算法	23.02	25.51	26.65	27.47
		本发明	<b>23.25</b>	<b>25.81</b>	<b>27.19</b>	<b>28.08</b>

[0066] 表2实验结果结构相似度 (SSIM)

测试 图像	方法	3	9	15	21
House	CC 算法	0.4864	0.7015	0.7667	0.7923
	HMNZ 算法	0.4533	0.7756	0.8099	0.8301
	本发明	<b>0.7395</b>	<b>0.8023</b>	<b>0.8230</b>	<b>0.8402</b>
Barbara	CC 算法	0.5959	0.7248	0.7710	0.7921
	HMNZ 算法	0.6652	0.7703	0.8084	0.8295
	本发明	0.7154	<b>0.8020</b>	<b>0.8486</b>	<b>0.8634</b>
Pirate	CC 算法	0.5933	0.7267	0.7751	0.8015
	HMNZ 算法	0.6356	0.7384	0.7829	0.8126
	本发明	<b>0.6584</b>	<b>0.7655</b>	<b>0.8153</b>	<b>0.8408</b>

[0068] 从表中可以看出,本发明与CC算法和HMNZ算法相比,在不同的视数和测试图像上,均取得了较高的PSNR值和SSIM值。

[0069] 图2是噪声视数为9时,对测试图Pirate采用不同的去噪算法所得到的实验效果图,其中(a)为原图,(b)为CC算法,(c)为HMNZ算法,(d)为本发明算法。从放大区域可以明显看出本发明恢复出的衣袖边缘清晰可见,而对比算法明显失真。由此可见本发明的视觉效果高于对比算法。

[0070] 本发明首先用对数变换将图像转换到对数域,将乘性噪声模型转换成加性噪声模型;将图像分块并且按照相似度分组,得到具有相似块的图像组;然后对图像组做低秩逼近处理,得到初始的估计值;再对初始的估计值用自适应非局部样本模型处理,得到对数域恢复结果;最后用指数变换将对数域图像还原到实数域并且进行修正,得到最终去噪图像。实验结果表明,本发明对乘性噪声有较好的鲁棒性,针对含有乘性噪声的图像不仅能得到很好的峰值信噪比和结构相似度,还较好地改善图像的视觉质量。

[0071] 需要说明的是,尽管以上本发明所述的实施例是说明性的,但这并非是对本发明

的限制,因此本发明并不局限于上述具体实施方式中。在不脱离本发明原理的情况下,凡是本领域技术人员在本发明的启示下获得的其它实施方式,均视为在本发明的保护之内。

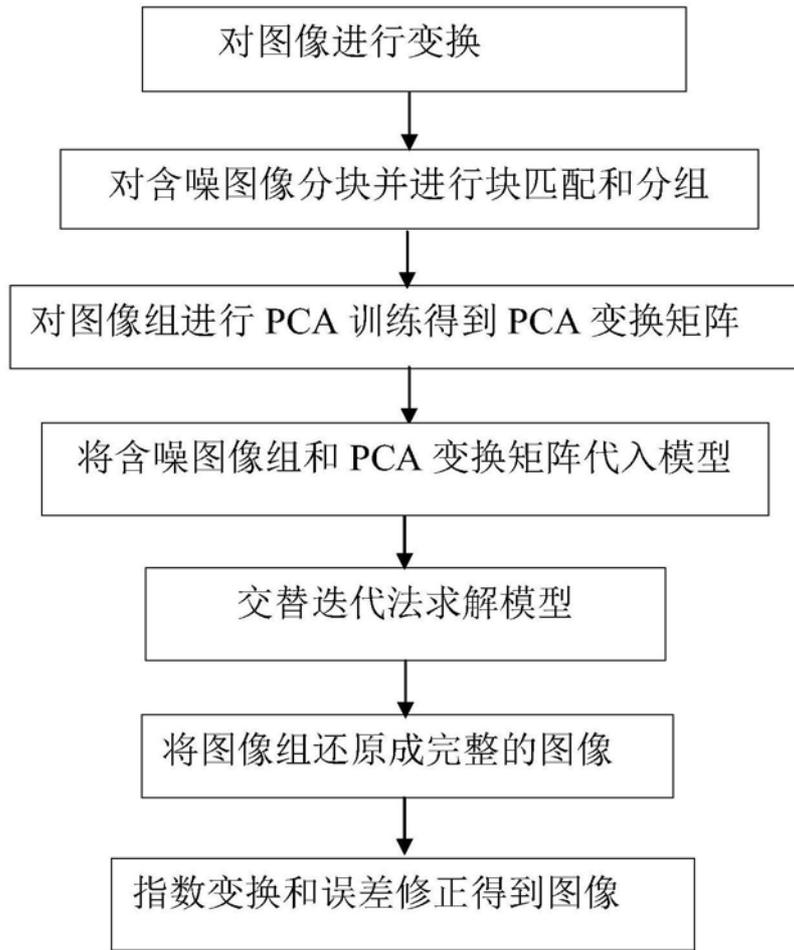


图1





(c)



(d)

图2