



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 102789633 B

(45) 授权公告日 2015. 09. 02

(21) 申请号 201210228638. 1

(22) 申请日 2012. 07. 02

(73) 专利权人 河海大学常州校区

地址 213022 江苏省常州市新北区晋陵北路
200 号(72) 发明人 汤一彬 单鸣雷 朱昌平 韩庆邦
高远 殷澄

(74) 专利代理机构 南京纵横知识产权代理有限公司 32224

代理人 董建林

(51) Int. Cl.

G06T 5/00(2006. 01)

(56) 对比文件

WO 2012/001648 A2, 2012. 01. 05, 全文.

CN 102496143 A, 2012. 06. 13, 全文.

Elad, M. 等. Image Denoising Via

Sparse and Redundant Representations Over
Learned Dictionaries. 《Image Processing,
IEEE Transactions on》. 2006, 第 15 卷 (第 12
期), 3736-3745.

Lei XU. Codimensional matrix pairing

perspective of BYY harmony learning
hierarchy of bilinear systems, joint
decomposition of data covariance, and
applications of network biology. 《Frontiers
of Electrical and Electronic Engineering in
China》. 2011, 第 6 卷 (第 1 期), 86-101.Xin Li 等. PATCH-BASED NONLOCAL
DENOISING FOR MRI AND ULTRASOUND IMAGES.
《Biomedical Imaging: From Nano to Macro,
2007. ISBI 2007. 4th IEEE International
Symposium on》. 2007, 948-951.吕占强等. 稀疏性正则化的图像 Laplace 去
噪及 PR 算子分裂算法. 《计算机应用研究》. 2011,
第 28 卷 (第 9 期), 3542-3544.

审查员 李炜豪

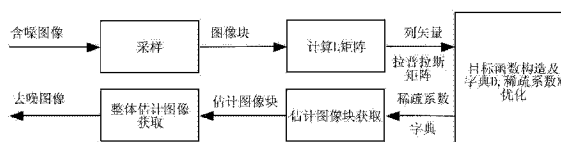
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54) 发明名称

基于 K-SVD 和局部线性嵌套的图像降噪系统
和方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于 K-SVD 和局部线性嵌套的图像降噪系统和方法, 具体涉及到基于字典学习的信号稀疏表示和重构及流形学习的图像降噪技术。它采用 K-SVD 方法为框架的基于字典学习的信号稀疏表示和重构技术, 在求解信号稀疏表示时将局部线性嵌套作为约束条件加入目标函数, 以此加强分解出的稀疏系数之间的联系, 克服随机噪声对稀疏系数的影响, 从而获得比原 K-SVD 方法更优的图像降噪效果。



1. 一种基于 K-SVD 和局部线性嵌套的图像降噪方法,其特征在于利用以下模块:采样模块,计算拉普拉斯矩阵 L 模块,目标函数构造及字典、稀疏系数优化模块,估计图像块获取模块,整体估计图像块获取模块;

所述方法包含以下步骤:

(1)、在采样模块中输入含噪图像,对该图像采样出 N 个 $M_1 \times M_2$ 像素大小的图像块,并记录各图像块在含噪图像中的位置,对第 k 个图像块像素矩阵 B_k 按列进行顺序堆砌, $k = 1, 2, \dots, N$, 构成一 $(M_1 M_2) \times 1$ 的列矢量 Y_k ;

(2)、在计算拉普拉斯矩阵 L 模块中对全体图像块所对应的列矢量按照局部线性嵌套方法,根据各矢量点在空间几何中的结构,计算距离的权值矩阵 W,并进而构造拉普拉斯矩阵 L;

(3)、在目标函数构造及字典、稀疏系数优化模块中利用 K-SVD 算法构造目标函数为:

$$\min \left\{ \|Y - DX\|_F^2 + \beta \text{Tr}(XLX^T) \right\}, \text{约束条件为 } \|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon \text{ 进行参数 D 和 X 的优化求解,}$$

其中, $Y = [Y_1 \ Y_2 \ \dots \ Y_N]$, D 为字典, X_k 为 Y_k 在 D 上投影的稀疏系数, $k = 1, 2, \dots, N$, $X = [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_N]$, $\|\cdot\|_F$ 为 Frobenius 范数, $\|\cdot\|_2$ 为 2 范数, $\text{Tr}(\cdot)$ 为矩阵求迹运算, $(\cdot)^T$ 为矩阵转秩运算, β 为加权系数, ε 为分解误差门限; Y_k 为一列向量,是矩阵 Y 的一列;

(4)、在估计图像块获取模块中利用字典 D 和稀疏系数 X_k , 对列矢量 Y_k 进行估计,其求解公式为 $\hat{Y}_k = DX_k$, $k = 1, 2, \dots, N$, 并将估计量 $\hat{Y}_k$ 按行进行顺序分解,构造对应大小为 $M_1 \times M_2$ 的估计图像块像素矩阵 $\hat{B}_k$;

(5)、在整体估计图像获取模块中将步骤 (4) 估计出的图像块,根据步骤 (1) 中的图像块在含噪图像中的位置信息,覆盖至含噪图像的对应位置,并记录含噪图像中每个像素点上需要覆盖的估计图像块个数 $w_{i,j}$, i, j 为像素位置坐标,及对应的估计图像块的像素值 $\hat{P}_{i,j}^k$, $k = 1, 2, \dots, w_{i,j}$;

(6)、利用含噪图像中每个像素点上需要覆盖的估计图像块个数 $w_{i,j}$, 对 $\hat{P}_{i,j}^k$ 进行权值相加,最终获得降噪后图像对应位置的像素值 $\hat{P}_{i,j}^k$, $\hat{P}_{i,j}^k = \left(\sum_{w_{i,j}} \hat{P}_{i,j}^k + \alpha P_{i,j} \right) / (w_{i,j} + \alpha)$, $\hat{P}_{i,j}^k$ 和 α 分别为含噪图像的像素值和对应的加权系数。

2. 根据权利要求 1 所述的基于 K-SVD 和局部线性嵌套的图像降噪方法,其特征在于步骤 (3) 所述的利用 K-SVD 算法构造目标函数为: $\min \left\{ \|Y - DX\|_F^2 + \beta \text{Tr}(XLX^T) \right\}$, 约束条件为 $\|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon$ 进行参数 D 和 X 的优化求解,其按如下步骤进行:

(a)、在对各稀疏系数优化模块中的稀疏系数目标函数进行构造:

$$\min \left\{ \|Y - DX\|_F^2 + \beta \text{Tr}(XLX^T) \right\}, k = 1, 2, \dots, N, \text{该公式等价于如下目标函数:}$$

$$\min \|Y_k - DX_k\|_2^2 + \beta L_{k,k} \left\| X_k + \frac{1}{L_{k,k}} \sum_{i \neq k} L_{k,i} X_i \right\|_2^2, \text{约束条件为 } \|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon,$$

其中, $L_{i,j}$ 为步骤 (2) 中所述的拉普拉斯矩阵 L 的第 i 行第 j 列元素;

(b)、对步骤 (a) 中的 $\min \|Y_k - DX_k\|_2^2 + \beta L_{k,k} \left\| X_k + \frac{1}{L_{k,k}} \sum_{i \neq k} L_{k,i} X_i \right\|_2^2$ 采用如下公式进行等价:

$$\min \left\| \begin{pmatrix} Y_k \\ -\sqrt{\beta L_{k,k}} X P_k \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} D \\ \sqrt{\beta L_{k,k}} I \end{pmatrix} X_k \right\|_2^2$$

其中, I 为 $(M_1 M_2) \times (M_1 M_2)$ 大小的单位矩阵, P_k 为对应于 X_k 的一个矢量, 定义为:

$$P_{k,i} = \begin{cases} \frac{L_{k,i}}{L_{i,i}} & i \neq k \\ 0 & i = k \end{cases}$$

其中, $P_{k,i}$ 为 P_k 中第 i 行的值;

(c)、在对各稀疏系数优化模块中的稀疏系数进行优化: 对 $\left\| \begin{pmatrix} Y_k \\ -\sqrt{\beta L_{k,k}} X P_k \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} D \\ \sqrt{\beta L_{k,k}} I \end{pmatrix} X_k \right\|_2^2$

中所有 $X_k, k = 1, 2, \dots, N$, 按照 K-SVD 中稀疏系数求解算法进行计算, 当 $\|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon$ 时, 停止对稀疏系数 X_k 的稀疏求解;

(d)、在对字典 D 优化模块中的字典 D 的目标函数进行构造: $\min \left\{ \|Y - DX\|_F^2 + \beta \text{Tr}(XLX^T) \right\}$, $k = 1, 2, \dots, N$, 优化公式等价于如下目标函数:

$$\min \|Y_k - DX_k\|_2^2, \text{ 约束条件为 } \|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon,$$

(e)、在对字典 D 优化模块中的字典 D 的目标函数进行优化: 按照 K-SVD 中字典优化算法进行计算, 当对于所有 $k = 1, 2, \dots, N$, $\|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon$ 时, 停止对字典 D 的优化求解, 输出稀疏系数 X_k 和对应字典, 进入步骤 (4), 否则重复至步骤 (a)。

基于 K-SVD 和局部线性嵌套的图像降噪系统和方法

技术领域

[0001] 本发明属于图像处理技术领域,涉及一种图像降噪系统和方法,特别涉及一种基于 K-SVD 和局部线性嵌套的图像降噪系统和方法。

背景技术

[0002] 在实际应用中,图像在获取、传输过程中不可避免的会受到各种噪声信号的干扰。因此,在接收端必须对含噪图像进行处理,提高图像的信噪比,改善图像质量,从含噪图像中尽量提取真实、有效的原图像信息。图像降噪一直是图像处理领域中一个热点问题,各国学者也通过各种信号处理手段提升图像的信噪比。

[0003] 近年来,随着基于字典学习和稀疏表示的信号处理与重构方法的研究不断深入,将该类方法应用于图像降噪领域也取得了一定的成果。在 Michael Elad;Michal Aharon. Image Denoising Via Sparse and Redundant Representations Over Learned Dictionaries[J]. IEEE Transactions on image processing, 2006, 15(12):3736-3745. 发表的文献中表明,将经典的 K-SVD 算法应用于图像降噪,能够获得优于传统的基于全局字典及过完备离散余弦字典所重构出的图像,提升降噪效果。但是,由于基于 K-SVD 方法的图像降噪的准则是由字典和稀疏信号相乘所得的重构图像逼近于含噪图像,且噪声具有较强的随机性,因此这样的降噪准则必然降低图像局部较强的相关性,从而不利于重构图像质量的提高。

[0004] 另一方面,信号处理中的流形学习方法是一种有效的非监督学习方法,其可以发现,高维数据中少数的隐含变量(低维数据),而这些隐含变量则嵌套在高维欧式空间,以组合型的非线性流形存在。虽然基于字典学习和稀疏表示的信号处理与重构方法中稀疏信号的维数可能高于原始信号维数,但是稀疏性却可将该稀疏信号视为低维信号,从而保证流形学习方法在字典学习和稀疏表示的信号处理领域中的应用。在 Miao Zheng, Jiajun Bu, Chun Chen, et. al. Graph Regularized Sparse Coding for Image Representation[J]. IEEE Transaction on image processing, 2011, 20(5):1327-1335. 发表的文献中表明,将流形学习中的局部线性嵌套(LLE)方法结合稀疏信号处理时,能够有效实现图像的分类和聚类,从一定角度说明流形学习中的局部线性嵌套(LLE)方法能够在图像重构时体现图像内在的局部相关性。

发明内容

[0005] 本发明的目的是将基于字典学习和信号稀疏表示的 K-SVD 方法与局部线性嵌套相结合,应用于图像处理领域,实现图像降噪。

[0006] 本发明的技术方案从以下两方面考虑:①字典学习和信号稀疏表示方面,由于图像信号本身具有一定的结构信息,如图像的轮廓纹理等,因此字典学习的方法能够通过学习获得信号的这种特有结构,使得在该字典上的稀疏系数必是信号结构特征的最大化表现。而图像噪声则一般不具备这种结构,具有较强的随机性。因此通过由在字典上稀疏系

数重构的图像对含噪图像的逼近,能够有效地去除噪声。而 K-SVD 算法则是其中的一种高效、实用的算法,因此本发明以 K-SVD 算法为框架进行架构。②在流形学习方面,考虑到图像的结构信息会被噪声所污染,且由于原始图像未知,重构图像只能逼近于含噪图像,从而必然导致重构出的图像中存在一部分虚假结构信息。因此利用流形学习算法,强制在图像块的稀疏系数间建立联系,从而有利于突出图像的真实结构信息,并有效抑制虚假结构信息。本发明则通过局部线性嵌套算法实现在图像块的稀疏系数间建立联系。最终,实现一种在 K-SVD 框架下基局部线性嵌套的图像降噪系统和方法,并取得比传统 K-SVD 图像降噪方法更优的效果。

[0007] 本发明的主要技术内容如下:

[0008] 一种基于 K-SVD 和局部线性嵌套的图像降噪系统,包括以下模块:采样模块,计算拉普拉斯矩阵 L 模块,目标函数构造及字典、稀疏系数优化模块,估计图像块获取模块,整体估计图像块获取模块;

[0009] 含噪图像→采样模块→计算拉普拉斯矩阵 L 模块→目标函数构造及字典、稀疏系数优化模块→估计图像块获取模块→整体估计图像块获取模块→去噪图像;

[0010] 所述目标函数构造及字典、稀疏系数优化模块包括整体目标函数构造模块、对各稀疏系数优化模块、对字典 D 优化模块;

[0011] 所述对各稀疏系数优化模块包括两部分:稀疏系数目标函数的构造以及稀疏系数的优化;

[0012] 所述对字典 D 优化模块包括两部分:字典 D 的目标函数的构造以及字典 D 的优化。

[0013] 一种基于 K-SVD 和局部线性嵌套的图像降噪方法,包含以下步骤:

[0014] (1)、在采样模块中输入含噪图像,对该图像采样出 N 个 $M_1 \times M_2$ 像素大小的图像块,并记录各图像块在原图中的位置,对第 k 个图像块像素矩阵 B_k 按列进行顺序堆砌, $k = 1, 2, \dots, N$, 构成一 $(M_1 M_2) \times 1$ 的列矢量 Y_k ;

[0015] (2)、在计算拉普拉斯矩阵 L 模块中对全体图像块所对应的列矢量按照局部线性嵌套方法,根据各矢量点在空间几何中的结构,计算距离的权值矩阵 W,并进而构造拉普拉斯矩阵 L;

[0016] (3)、在目标函数构造及字典、稀疏系数优化模块中利用 K-SVD 算法构造目标函数为: $\min \left\{ \|Y - DX\|_F^2 + \beta \text{Tr}(XLX^T) \right\}$, 约束条件为 $\|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon$ 进行参数 D 和 X 的优化求解,

[0017] 其中, $Y = [Y_1 \ Y_2 \ \dots \ Y_N]$, D 为字典, X_k 为 Y_k 在 D 上投影的稀疏系数, $X = [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_N]$, $\|\cdot\|_F$ 为 Frobenius 范数, $\|\cdot\|_2$ 为 2 范数, $\text{Tr}(\cdot)$ 为矩阵求迹运算, $(\cdot)^T$ 为矩阵转秩运算, β 为加权系数, $\beta = 0.1$, ε 为分解误差门限;

[0018] (4)、在估计图像块获取模块中利用优化出的字典 D 和稀疏系数 X_k , 对列矢量 Y_k 进行估计,其求解公式为 $\hat{Y}_k = DX_k$, $k = 1, 2, \dots, N$, 并将该估计量 $\hat{Y}_k$ 按行进行顺序分解,构造对应大小为 $M_1 \times M_2$ 的估计图像块像素矩阵 $\hat{B}_k$;

[0019] (5)、在整体估计图像获取模块中将步骤 (4) 估计出的图像块,根据步骤 (1) 中的图像块在原图中的位置信息,覆盖至原图的对应位置,并记录原图中每个像素点上需要

覆盖的估计图像块个数 $w_{i,j}$, i, j 为像素位置坐标, 及对应的估计图像块的像素值 $\hat{P}_{i,j}^k$, $k = 1, 2, \dots, w_{i,j}$;

[0020] (6)、利用权值 $w_{i,j}$ 对 $\hat{P}_{i,j}^k$ 进行权值相加, 最终获得降噪后图像对应位置的像素值

$\tilde{P}_{i,j}, \tilde{P}_{i,j} = \left(\sum_{w_{i,j}} \hat{P}_{i,j}^k + \alpha P_{i,j} \right) / (w_{i,j} + \alpha)$, 其中 $P_{i,j}$ 和 α 分别为原图像的像素值和对应的加权系数, $\alpha = 1$ 。

[0021] 步骤 (3) 所述的利用基于 K-SVD 算法对式: $\min \left\{ \|Y - DX\|_F^2 + \beta \text{Tr}(XLX^T) \right\}$, 约束条件为 $\|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon$ 进行 D 和 X 的优化求解, 其按如下步骤进行:

[0022] (3a)、在对各稀疏系数优化模块中的稀疏系数目标函数进行构造:

$\min \left\{ \|Y - DX\|_F^2 + \beta \text{Tr}(XLX^T) \right\}$, $k = 1, 2, \dots, N$, 该优化公式等价于如下目标函数:

[0023] $\min \left\| Y_k - DX_k \right\|_2^2 + \beta L_{k,k} \left\| X_k + \frac{1}{L_{k,k}} \sum_{i \neq k} L_{k,i} X_i \right\|_2^2$, 约束条件为 $\|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon$,

[0024] 其中, $L_{i,j}$ 为步骤 (2) 中所述的拉普拉斯矩阵 L 的第 i 行第 j 列元素;

[0025] (3b)、对步骤 (3a) 中的 $\min \left\| Y_k - DX_k \right\|_2^2 + \beta L_{k,k} \left\| X_k + \frac{1}{L_{k,k}} \sum_{i \neq k} L_{k,i} X_i \right\|_2^2$ 采用如下公式进行等价:

[0026] $\min \left\| \begin{pmatrix} Y_k \\ -\sqrt{\beta L_{k,k}} X P_k \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} D \\ \sqrt{\beta L_{k,k}} I \end{pmatrix} X_k \right\|_2^2$

[0027] 其中, I 为 $(M_1 M_2) \times (M_1 M_2)$ 大小的单位矩阵, P_k 为对应于 X_k 的一个矢量, 定义为:

[0028] $P_{k,i} = \begin{cases} \frac{L_{k,i}}{L_{i,i}} & i \neq k \\ 0 & i = k \end{cases}$

[0029] 其中, $P_{k,i}$ 为 P_k 中第 i 行的值;

[0030] (3c)、在对各稀疏系数优化模块中的稀疏系数进行优化: 对 $\left\| \begin{pmatrix} Y_k \\ -\sqrt{\beta L_{k,k}} X P_k \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} D \\ \sqrt{\beta L_{k,k}} I \end{pmatrix} X_k \right\|_2^2$

中所有 X_k , $k = 1, 2, \dots, N$, 按照 K-SVD 中稀疏系数求解算法进行计算, 当 $\|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon$ 时, 停止对稀疏系数 X_k 的稀疏求解;

[0031] (3d)、在对字典 D 优化模块中的字典 D 的目标函数进行构造: $\min \left\{ \|Y - DX\|_F^2 + \beta \text{Tr}(XLX^T) \right\}$,

$k = 1, 2, \dots, N$, 该优化公式等价于如下目标函数:

[0032] $\min \left\| Y_k - DX_k \right\|_2^2$, 约束条件为 $\|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon$,

[0033] (3e)、在对字典 D 优化模块中的字典 D 的目标函数进行优化 :按照 K-SVD 中字典优化算法进行计算,当对于所有 $k = 1, 2, \dots, N$, $\|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon$ 时,停止对字典 D 的优化求解,输出稀疏系数 X_k 和对应字典,进入步骤 (4),否则重复至步骤 (3a)。

[0034] 本发明所达到的有益效果 :

[0035] 本发明将流行方法和字典学习和信号稀疏表示和重构方法相结合,具体来说,将 K-SVD 方法和局部线性嵌套进行有机结合,实现图像降噪的目的。该方法比基于单一 K-SVD 方法的图像降噪方法,更能突出真实图像的内在信息结构,从而进一步提升重构图像的峰值信噪比 (PSNR),获得更加优异的降噪效果。

附图说明

[0036] 图 1 是本发明基于 K-SVD 和局部线性嵌套的图像降噪方法的总体框架图 ;

[0037] 图 2 是目标函数构造及字典、稀疏系数优化模块的具体实施框图 ;

[0038] 图 3 是本发明含噪图像 Pepper 的降噪效果图 ;

[0039] 图 4 是本发明含噪图像 Cameraman 的降噪效果图 ;

[0040] 图 5 是本发明含噪图像 Lena 的降噪效果图。

具体实施方式

[0041] 下面结合附图,对本发明的基于 K-SVD 和局部线性嵌套的图像降噪方法作进一步阐述。

[0042] 如图 1、图 2 所示,一种基于 K-SVD 和局部线性嵌套的图像降噪系统,包括以下模块 :采样模块,计算拉普拉斯矩阵 L 模块,目标函数构造及字典、稀疏系数优化模块,估计图像块获取模块,整体估计图像块获取模块 ;

[0043] 含噪图像 → 采样模块 → 计算拉普拉斯矩阵 L 模块 → 目标函数构造及字典、稀疏系数优化模块 → 估计图像块获取模块 → 整体估计图像块获取模块 → 去噪图像 ;

[0044] 所述目标函数构造及字典、稀疏系数优化模块包括整体目标函数构造模块、对各稀疏系数优化模块、对字典 D 优化模块 ;

[0045] 所述对各稀疏系数优化模块包括两部分 :稀疏系数目标函数的构造以及稀疏系数的优化 ;

[0046] 所述对字典 D 优化模块包括两部分 :字典 D 的目标函数的构造以及字典 D 的优化。

[0047] 一种基于 K-SVD 和局部线性嵌套的图像降噪方法,包含以下步骤 :

[0048] (1)、在采样模块中输入含噪图像,对该图像采样出 N 个 $M_1 \times M_2$ 像素大小的图像块,并记录各图像块在原图中的位置,对第 k 个图像块像素矩阵 B_k 按列进行顺序堆砌, $k = 1, 2, \dots, N$, 构成 $(M_1 M_2) \times 1$ 的列矢量 Y_k ;

[0049] (2)、在计算拉普拉斯矩阵 L 模块中对全体图像块所对应的列矢量按照局部线性嵌套方法,根据各矢量点在空间几何中的结构,计算距离的权值矩阵 W ,并进而构造拉普拉斯矩阵 L ;

[0050] (3)、在目标函数构造及字典、稀疏系数优化模块中利用 K-SVD 算法构造目标函数为 : $\min \left\{ \|Y - DX\|_F^2 + \beta \text{Tr}(XLX^T) \right\}$, 约束条件为 $\|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon$ 进行参数 D 和 X 的优化求

解,

[0051] 其中, $Y = [Y_1 \ Y_2 \ \dots \ Y_N]$, D 为字典, X_k 为 Y_k 在 D 上投影的稀疏系数, $X = [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_N]$, $\|\cdot\|_F$ 为 Frobenius 范数, $\|\cdot\|_2$ 为 2 范数, $\text{Tr}(\cdot)$ 为矩阵求迹运算, $(\cdot)^T$ 为矩阵转秩运算, β 为加权系数, $\beta = 0.1$, ε 为分解误差门限;

[0052] (4)、在估计图像块获取模块中利用优化出的字典 D 和稀疏系数 X_k , 对列矢量 Y_k 进行估计, 其求解公式为 $\hat{Y}_k = DX_k$, $k = 1, 2, \dots, N$, 并将该估计量 $\hat{Y}_k$ 按行进行顺序分解, 构造对应大小为 $M_1 \times M_2$ 的估计图像块像素矩阵 $\hat{B}_k$;

[0053] (5)、在整体估计图像获取模块中将步骤 (4) 估计出的图像块, 根据步骤 (1) 中的图像块在原图中的位置信息, 覆盖至原图的对应位置, 并记录原图中每个像素点上需要覆盖的估计图像块个数 $w_{i,j}$, i, j 为像素位置坐标, 及对应的估计图像块的像素值 $\hat{P}_{i,j}^k$, $k = 1, 2, \dots, w_{i,j}$;

[0054] (6)、利用权值 $w_{i,j}$ 对 $\hat{P}_{i,j}^k$ 进行权值相加, 最终获得降噪后图像对应位置的像素值 $\tilde{P}_{i,j}$, $\tilde{P}_{i,j} = \left(\sum_{w_{i,j}} \hat{P}_{i,j}^k + \alpha P_{i,j} \right) / (w_{i,j} + \alpha)$, 其中 $P_{i,j}$ 和 α 分别为原图像的像素值和对应的加权系数, $\alpha = 1$ 。

[0055] 步骤 (3) 所述的利用基于 K-SVD 算法对式: $\min \left\{ \|Y - DX\|_F^2 + \beta \text{Tr}(XLX^T) \right\}$, 约束条件为 $\|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon$ 进行 D 和 X 的优化求解, 其按如下步骤进行:

[0056] (3a)、在对各稀疏系数优化模块中的稀疏系数目标函数进行构造: $\min \left\{ \|Y - DX\|_F^2 + \beta \text{Tr}(XLX^T) \right\}$, $k = 1, 2, \dots, N$, 该优化公式等价于如下目标函数:

$$[0057] \quad \min \left\| Y_k - DX_k \right\|_2^2 + \beta L_{k,k} \left\| X_k + \frac{1}{L_{k,k}} \sum_{i \neq k} L_{k,i} X_i \right\|_2^2, \text{ 约束条件为 } \|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon,$$

[0058] 其中, $L_{i,j}$ 为步骤 (2) 中所述的拉普拉斯矩阵 L 的第 i 行第 j 列元素;

[0059] (3b)、对步骤 (3a) 中的 $\min \left\| Y_k - DX_k \right\|_2^2 + \beta L_{k,k} \left\| X_k + \frac{1}{L_{k,k}} \sum_{i \neq k} L_{k,i} X_i \right\|_2^2$ 采用如下公式进行等价:

$$[0060] \quad \min \left\| \begin{pmatrix} Y_k \\ -\sqrt{\beta L_{k,k}} X P_k \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} D \\ \sqrt{\beta L_{k,k}} I \end{pmatrix} X_k \right\|_2^2$$

[0061] 其中, I 为 $(M_1 M_2) \times (M_1 M_2)$ 大小的单位矩阵, P_k 为对应于 X_k 的一个矢量, 定义为:

$$[0062] \quad P_{k,i} = \begin{cases} \frac{L_{k,i}}{L_{i,i}} & i \neq k \\ 0 & i = k \end{cases}$$

[0063] 其中, $P_{k,i}$ 为 P_k 中第 i 行的值;

[0064] (3c)、在对各稀疏系数优化模块中的稀疏系数进行优化: 对 $\left\| \begin{pmatrix} Y_k \\ -\sqrt{\beta L_{k,k}} X P_k \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} D \\ \sqrt{\beta L_{k,k}} I \end{pmatrix} X_k \right\|_2^2$

中所有 $X_k, k = 1, 2, \dots, N$, 按照 K-SVD 中稀疏系数求解算法进行计算, 当 $\|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon$ 时, 停止对稀疏系数 X_k 的稀疏求解;

[0065] (3d)、在对字典 D 优化模块中的字典 D 的目标函数进行构造: $\min \left\{ \|Y - DX\|_F^2 + \beta \text{Tr}(XLX^T) \right\}$, $k = 1, 2, \dots, N$, 该优化公式等价于如下目标函数:

[0066] $\min \|Y_k - DX_k\|_2^2$, 约束条件为 $\|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon$,

[0067] (3e)、在对字典 D 优化模块中的字典 D 的目标函数进行优化: 按照 K-SVD 中字典优化算法进行计算, 当对于所有 $k = 1, 2, \dots, N$, $\|Y_k - DX_k\|_2 \leq \varepsilon$ 时, 停止对字典 D 的优化求解, 输出稀疏系数 X_k 和对应字典, 进入步骤 (4), 否则重复至步骤 (3a)。

[0068] 本发明的效果可以同过一下实验进一步说明:

[0069] 1) 实验条件

[0070] 本实验采用标准测试图像 Lena、Pepper、Cameraman 作为实验数据, 采用 Matlab7.0 作为仿真工具, 计算机配置为 Intel 酷睿 i2410/2G。

[0071] 2) 实验内容

[0072] 分别利用原 K-SVD 方法和本发明的基于 K-SVD 和局部线性嵌套的图像降噪方法, 对各类输入测试图像在不同的噪声方差下进行降噪。实验中设定字典中原子个数为 128 个, 图像的水平采样和垂直采样间隔都为 4 个像素, 采样图像块大小为 8×8 的像素块:

[0073] 首先, 对噪声方差为 20 的 Pepper 图像进行降噪, 结果如图 3 所示, 其中图 3(a) 为输入含噪图像, 图 3(b) 为原 K-SVD 方法结果, 图 3(c) 为本发明方法结果;

[0074] 其次, 对噪声方差为 30 的 Cameraman 图像进行降噪, 结果如图 4 所示, 其中图 4(a) 为输入含噪图像, 图 4(b) 为原 K-SVD 方法结果, 图 4(c) 为本发明方法结果;

[0075] 最后, 对噪声方差为 40 的 Lena 图像进行降噪, 结果如图 5 所示, 其中图 5(a) 为输入含噪图像, 图 5(b) 为原 K-SVD 方法结果, 图 5(c) 为本发明方法结果;

[0076] 3) 实验结果分析

[0077] 从图 3、图 4、图 5 可以看出, 本发明在图像降噪的 PSNR 评价上要优于原 K-SVD 算法约 0.2dB 左右, 图像的纹理细节信息都保持的比较好, 能够在多种类型的输入图像如 Pepper、Cameraman、Lena, 都可以得到很好的重构效果。

[0078] 以上所述仅是本发明的优选实施方式, 应当指出, 对于本技术领域的普通技术人员来说, 在不脱离本发明技术原理的前提下, 还可以做出若干改进和变形, 这些改进和变形也应视为本发明的保护范围。

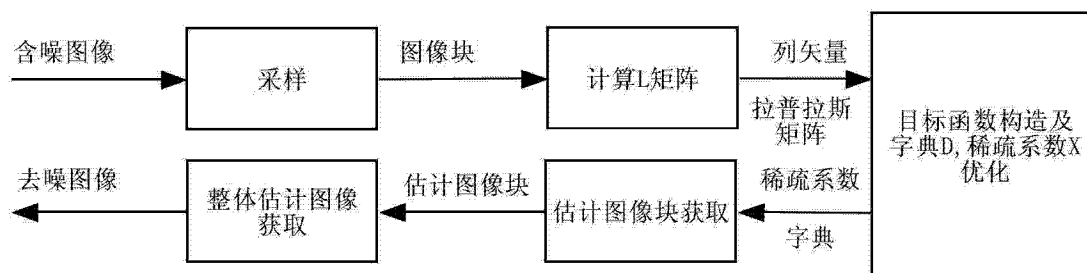


图 1

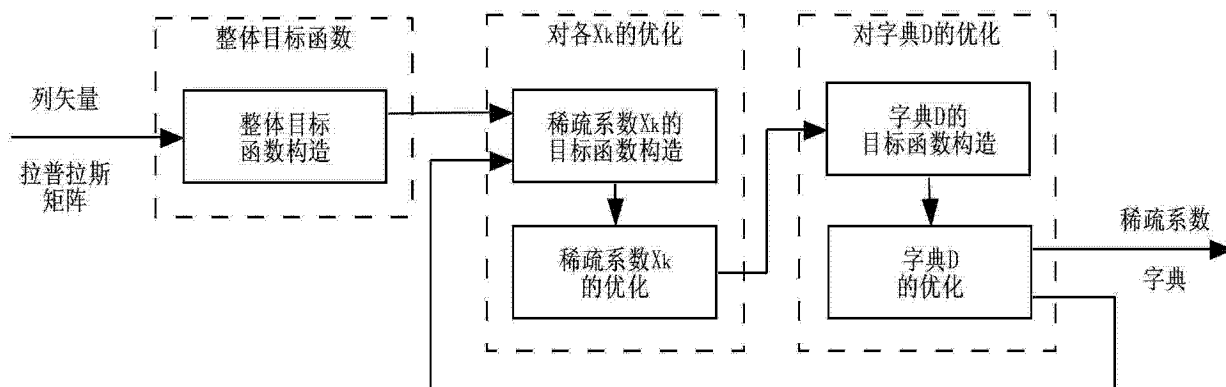


图 2

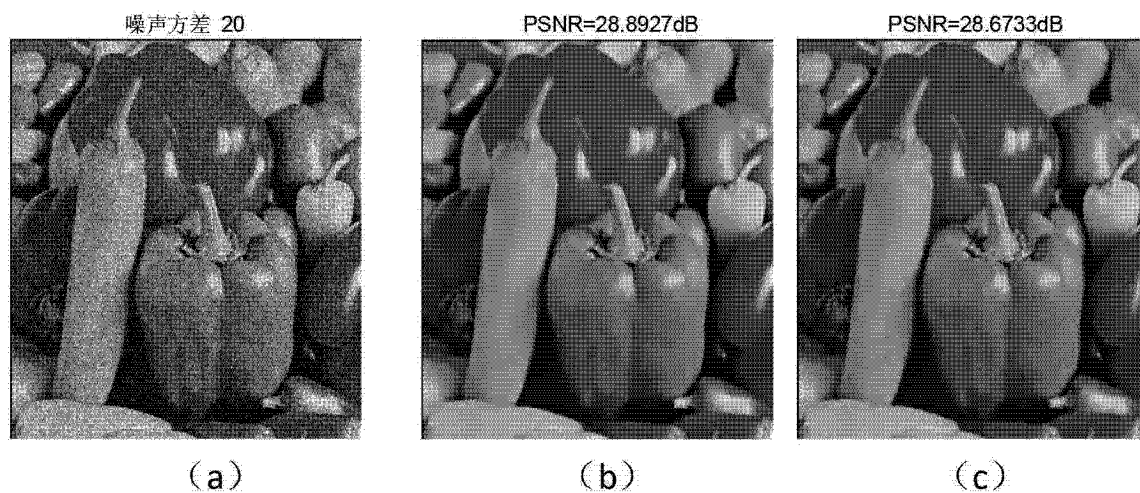


图 3

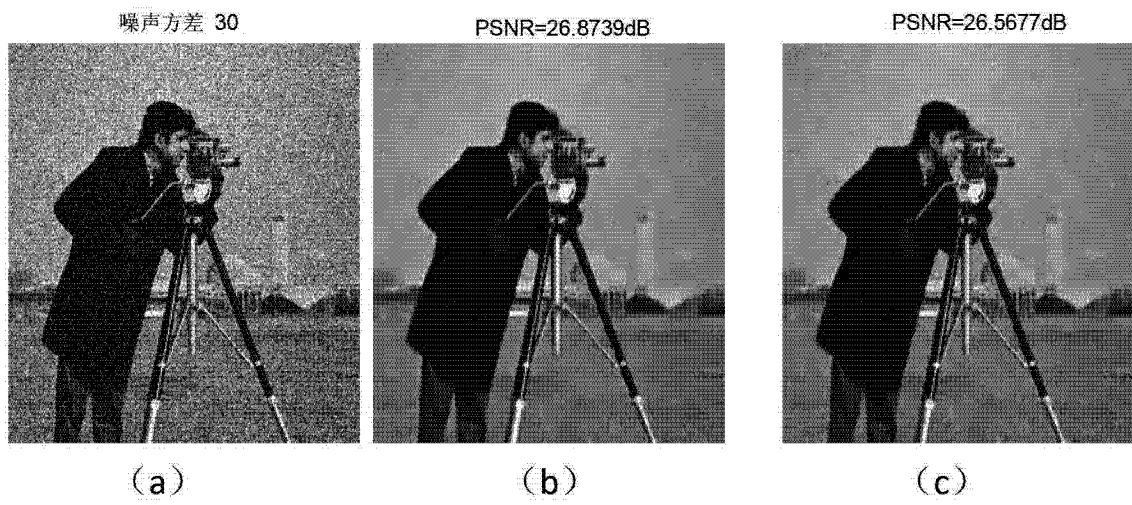


图 4

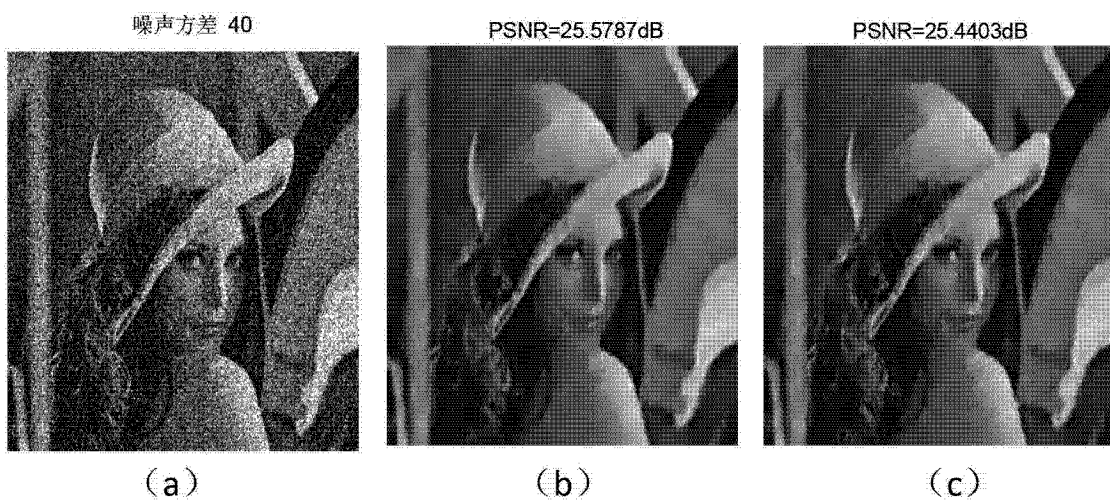


图 5