



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109727200 A

(43)申请公布日 2019.05.07

(21)申请号 201711030903.4

(22)申请日 2017.10.30

(71)申请人 上海交通大学

地址 200240 上海市闵行区东川路800号

(72)发明人 招浩华 张丽清 赵启斌

(74)专利代理机构 上海交达专利事务所 31201

代理人 王毓理 王锡麟

(51)Int.Cl.

G06T 5/00(2006.01)

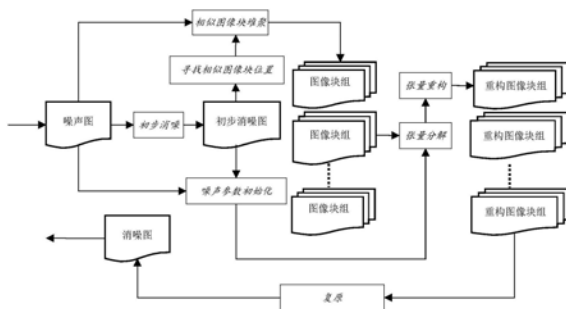
权利要求书2页 说明书4页 附图1页

(54)发明名称

基于贝叶斯张量分解的相似块堆聚图像消噪方法及系统

(57)摘要

一种基于贝叶斯张量分解的相似块堆聚图像消噪方法及系统,通过从原始图像中划分出若干图像块,将其中相似的图像块堆聚组成更高阶的张量,对高阶张量进行张量分解得到张量矩阵和噪声精度的联合概率,通过交替迭代法近似估计基于联合概率的极大对数似然模型参数和超参数并得到消噪高阶张量,最后将消噪高阶张量中每个图像块复原后得到消噪后的低阶图像。



1. 一种基于贝叶斯张量分解的相似块堆聚图像消噪方法,其特征在于,通过从原始图像中划分出若干图像块,将其中相似的图像块堆聚组成更高阶的张量,对高阶张量进行张量分解得到张量矩阵和噪声精度的联合概率,通过交替迭代法近似估计基于联合概率的极大对数似然模型参数和超参数并得到消噪高阶张量,最后将消噪高阶张量中每个图像块复原后得到消噪后的低阶图像。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征是,所述的初步消噪图像块,通过对原始图像经过初步消噪操作,得到初步消噪图,然后在初步消噪图上用滑动窗口生成若干图像块。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征是,所述的堆聚是指:先用较大滑动距离生成参考初步消噪图像块,对于每个参考初步消噪图像块 Y_i ,在初步消噪图像中的一个更小的区域,以不同的滑动距离选取初步消噪图像块,并从其中选择与之最相似的图像块以组成初步消噪图像块组 $\mathcal{G}_i^{(filter)}$;原始图像 \mathcal{Y}_{noisy} 相同位置的图像块则组成原始图像块组 \mathcal{G}_i ,当原来的图像块是三阶张量,现在加上相似的非局部结合,则得到四阶张量。

4. 根据权利要求1所述的方法,其特征是,所述的张量分解,即对得到的多个四阶张量原始图像块组 \mathcal{G}_i 按张量并行因子模式进行分解;张量分解算法采用贝叶斯模型,模型中参数和超参数具有条件概率关系,算法中对模型中每个参数和超参数采用先固定其他参数计算其极大对数似然的最优值的交替迭代法计算出因子,其中每个原始图像块组的噪音精度参数 τ 根据原始图像块组 \mathcal{G}_i 与初步消噪图像块组 $\mathcal{G}_i^{(filter)}$ 之差设定初始值。

5. 根据权利要求1所述的方法,其特征是,所述的复原是指:当张量分解迭代收敛时,根据得到的因子通过重构得到消噪高阶张量 $\mathcal{G}_i^{(denoised)}$,将消噪高阶张量 $\mathcal{G}_i^{(denoised)}$ 中每一个图像块提取出来并置于原始位置得到消噪后的低阶图像。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征是,当存在多个图像块重叠,则取平均值作为消噪后的图像。

7. 根据权利要求3或4所述的方法,其特征是,所述的四阶张量为:

$$\mathcal{X} = \sum_{r=1}^R \mathbf{a}_r^{(1)} \circ \mathbf{a}_r^{(2)} \circ \dots \circ \mathbf{a}_r^{(N)} = \left[\mathbf{A}^{(1)}, \mathbf{A}^{(2)}, \dots, \mathbf{A}^{(N)} \right]$$
 其中: \circ 表示向量的外积, $\mathbf{a}_r^{(i)}$ 是一维向量,张量矩阵 $\mathbf{A}^{(n)} = \left[\mathbf{a}_1^{(n)}, \mathbf{a}_2^{(n)}, \dots, \mathbf{a}_R^{(n)} \right]$, \dots 是Kruskal算子表示中间式子的运算, R 是张量 \mathcal{X} 分解成的秩一向量外积项 $\mathbf{a}_r^{(1)} \circ \mathbf{a}_r^{(2)} \circ \dots \circ \mathbf{a}_r^{(N)}$ 的个数为即张量 \mathcal{X} 的并行因子秩, N 是张量 \mathcal{X} 的阶数;

对每一个张量矩阵 $\mathbf{A}^{(n)}$ 的概率满足: $p(\mathbf{A}^{(n)} | \boldsymbol{\lambda}) = \prod_{i_n=1}^{I_n} \mathcal{N}(\mathbf{a}_{i_n}^{(n)} | \mathbf{0}, \boldsymbol{\Lambda}^{-1}), \forall n \in [1, N]$, 其中: $\mathbf{a}_{i_n}^{(n)}$ 是 $\mathbf{A}^{(n)}$ 的第 i_n 行, $\boldsymbol{\Lambda} = \text{diag}(\boldsymbol{\lambda})$ 是精度矩阵,即协方差矩阵的逆矩阵;对所有的张量矩阵 $\mathbf{A}^{(n)}$,其精度矩阵 $\boldsymbol{\Lambda}$ 均相同,因为该精度矩阵为对角矩阵,对角线上的元素为 $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_1, \dots, \lambda_R]$,其概率满足: $p(\boldsymbol{\lambda}) = \prod_{r=1}^R \text{Ga}(\lambda_r | c_0^r, d_0^r)$,其中: $\text{Ga}(x | a, b) = \frac{b^a x^{a-1} e^{-bx}}{\Gamma(a)}$ 表示 γ 分布;对应噪声精度的概率也满足 $p(\tau) = \text{Ga}(\tau | a_0, b_0)$,则有张量矩阵和噪声精度的联合概率 $p(\mathcal{Y}, \Theta) = p(\mathcal{Y} | \{\mathbf{A}^{(n)}\}_{n=1}^N, \tau) \prod_{n=1}^N p(\mathbf{A}^{(n)} | \boldsymbol{\lambda}) p(\boldsymbol{\lambda}) p(\tau)$ 其中:参数 $\Theta = \{\mathbf{A}^{(1)}, \dots, \mathbf{A}^{(N)}, \boldsymbol{\lambda}, \tau\}$ 。

8. 根据权利要求4所述的方法,其特征是,所述的交替迭代法是指:

①对于 $\mathbf{A}^{(n)}$,可以推导得 $q_n(\mathbf{A}^{(n)}) = \prod_{i_n=1}^{I_n} \mathcal{N}(a_{i_n}^{(n)} | \theta_{i_n}^{(n)}, \mathbf{V}_{i_n}^{(n)})$, $\forall n \in [1, N]$,其中的参数通过以下方方式更新: $\tilde{\mathbf{a}}_{i_n}^{(n)} = E_q[\tau] \mathbf{V}_{i_n}^{(n)} E_q[\mathbf{A}_{i_n}^{(n)T}] \text{vec}(\mathcal{Y})$, $\mathbf{V}_{i_n}^{(n)} = (E_q[\tau] E_q[\mathbf{A}_{i_n}^{(n)T} \mathbf{A}_{i_n}^{(n)}] + E_q[\mathbf{A}_{i_n}^{(n)T}])^{-1}$, 其中: $\mathbf{A}_{i_n}^{(n)} = \odot_{k \neq n} \mathbf{A}^{(k)}$, \odot 表示张量Khatri-Rao连乘;

②关于 \mathbf{A} 的超参数 λ ,可以推得 $q_\lambda(\lambda) = \prod_{r=1}^R \text{Ga}(\lambda_r | c_M^r, d_M^r)$, 其中的参数通过求解以下得到:
 $c_M^r = c_0^r + \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N I_n$, $d_M^r = d_0^r + \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N E_q[\mathbf{a}_r^{(n)T} \mathbf{a}_r^{(n)}]$, 得到 $\lambda_i = c_M^i / d_M^i$;

③对于噪声的参数 τ ,同理可得: $q_\tau(\tau) = \text{Ga}(\tau | a_M^r, b_M^r)$, $a_M = a_0 + \frac{1}{2} \sum_{i_1, \dots, i_N} 1$,
 $b_M = b_0 + \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N E_q[\|\mathcal{Y} - [\mathbf{A}^{(1)}, \mathbf{A}^{(2)}, \dots, \mathbf{A}^{(N)}]\|_F^2]$, $\tau = a_M / b_M$;

④对于秩 R ,初始化时选取可能的最大值;当迭代出现某个 λ_r 会得到比较大的值,导致对应外积项 $\mathbf{a}_r^{(1)} \circ \mathbf{a}_r^{(2)} \circ \dots \circ \mathbf{a}_r^{(N)}$ 趋于0,于是这个外积项就自动去除,估计的秩减一,迭代到最后就可以自动计算出秩 R 。

9.一种实现上述任一权利要求所述方法的系统,其特征在于,包括:初步消噪模块、堆聚模块、张量分解模块、张量重构模块以及复原模块,其中:初步消噪模块与堆聚相连并传输初步消噪后的图像,堆聚模块与张量模块相连并传输相似图像块堆聚组,张量分解模块与张量重构模块相连并传输因子分解结果,张量重构模块复原模块相连并传输张量重构的低秩图像堆聚块组。

基于贝叶斯张量分解的相似块堆聚图像消噪方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及的是一种图像处理领域的技术,具体是一种基于贝叶斯张量并行因子分解的相似块堆聚图像消噪方法及系统。

背景技术

[0002] 现代社会数字图像的应用已经相当普及,人们对高质量图像要求越来越高。但在图像获取过程中,由于环境的影响和设备的精度问题,获取的图像数据会包含各种噪声,影响了图像的视觉效果。减少图像噪音的影响,尽可能地恢复图像原来的信息具有广泛的应用前景。对应各种不同的噪声,传统的消噪方法有:高斯低通滤波、均值滤波、中值滤波、小波变换消噪等。近年来基于图像特征提取的方法越来越多地应用在这上面,譬如基于稀疏编码的消噪算法、基于图像非局部相似性的算法、基于深度神经网络的算法等。然而,这些方法都需要把噪音具体统计指标作为输入变量,这个在实际图像中一般是很难直接得到的。这些方法中很多需要复杂的参数调节或者需要使用大量数据进行训练才能较好地完成某些特定场景下的消噪任务。

发明内容

[0003] 本发明针对现有技术存在的上述不足,提出一种基于贝叶斯张量分解的相似块堆聚图像消噪方法及系统,只需要输入含有噪音的图像,在做了一个初步的预处理后之后,程序会把输入图像中的相似的小块组合成高阶张量,实现“堆聚”,然后利用的贝叶斯张量并行因子分解模型对张量的秩进行自动估计并进行张量分解,算出消噪结果并估计噪音方差,最后根据张量分解的结果对图像进行重构可以有效估计无噪音图像。

[0004] 本发明是通过以下技术方案实现的:

[0005] 本发明通过从原始图像中划分出若干图像块,将其中相似的图像块堆聚组成更高阶的张量,对高阶张量进行张量分解得到张量矩阵和噪声精度的联合概率,通过交替迭代法近似估计基于联合概率的极大对数似然模型参数和超参数并得到消噪高阶张量,最后将消噪高阶张量中每个图像块复原后得到消噪后的低阶图像。

[0006] 所述的原始图像,具有三阶张量,即空间水平、垂直方向和颜色维度。

[0007] 所述的初步消噪图像,是指在原图像上进行高斯滤波等简单操作后初步去除噪声的图像。

[0008] 所述的图像块,通过用滑动窗口在图像中取出的若干小图像块。

[0009] 所述的堆聚是指:首先用相对大一点的滑动距离生成初步消噪图像的参考图像块。对于每个参考图像块 Y_i ,在图像中的一个更小的区域,以较小滑动距离的滑动窗口生成新的图像块,并从其中选择与之最相似的图像块以组成初步消噪图像块组 $\mathcal{G}_i^{(\text{filter})}$;原始图像 $\mathcal{Y}_{\text{noisy}}$ 相同位置的图像块则组成原始图像块组 \mathcal{G}_i ,当原来的图像块是三阶张量,现在加上相似的非局部结合,则得到四阶张量;使用双滑动窗口是为了选出与 Y_i 更相似的图像块。

[0010] 所述的张量分解,即对得到的多个四阶张量原始图像块组 \mathcal{G}_i 按张量并行因子模式

进行分解。张量分解算法采用贝叶斯模型，模型中参数和超参数具有条件概率关系，算法中对模型中每个参数和超参数采用先固定其他参数计算其极大对数似然的最优值的交替迭代法计算出因子，其中每个原始图像块组的噪音精度参数 τ 根据原始图像块组 \mathcal{G}_i 与初步消噪图像块组 $\mathcal{G}_i^{(\text{filter})}$ 之差设定初始值。

[0011] 所述的张量重构，当张量分解迭代收敛时，根据得到的因子通过重构得到消噪高阶张量 $\mathcal{G}_i^{(\text{denoised})}$ 。

[0012] 所述的复原是指：将消噪高阶张量 $\mathcal{G}_i^{(\text{denoised})}$ 中每一个图像块提取出来并置于原始位置得到消噪后的低阶图像。优选地，当存在多个图像块重叠，则取平均值作为消噪后的图像。

[0013] 本发明涉及一种实现上述方法的系统，包括：初步消噪模块、堆聚模块、张量分解模块、张量重构模块以及复原模块，其中：初步消噪模块与堆聚相连并传输初步消噪后的图像，堆聚模块与张量模块相连并传输相似图像块堆聚组，张量分解模块与张量重构模块相连并传输因子分解结果，张量重构模块复原模块相连并传输张量重构的低秩图像堆聚组。

技术效果

[0014] 与现有技术相比，本发明张量分解技术能把图像数据在各个维度上的结构信息很好地提取出来，有助于更好地恢复被噪声污染的图像信息。本发明利用图像的非局部特性，使相似图像块数据堆聚，增强了此类方法在消噪应用中的效果。本发明可以提取带噪声图像在各个维度上的结构特征，对于图像或视频处理的后续步骤，具有很大的作用。

[0015] 在消噪过程中，噪音参数 τ 等参数都是自动估计，不需要事先输入正确的数字，这是其他的消噪算法所不能做到的，而实际应用中图像的真实噪声参数是很难得到的。本方法中有许多可以并行处理的过程，如果通过适当的并行计算优化，可以很大程度上减低计算时间。这些特性使得本发明在智能设备已经普及的现在具有较大实际应用价值。

附图说明

[0016] 图1为本发明图像超立方体组成示意图；

[0017] 图2为本发明方法示意图；

[0018] 图3为实施例效果示意图；

[0019] 图中：a为原图；b为噪声标准差为75的噪声图；c为消噪结果示意图，PSNR=25.0476。

具体实施方式

[0020] 如图2所示，本实施例包括初步消噪、堆聚、张量分解、张量重构以及复原几个步骤。：

[0021] 其中，张量分解包括以下步骤：

[0022] 步骤1) 设定图像块为三阶张量，即：三个维度分别是空间水平、垂直方向和颜色维度；然后将其中相似的图像块沿新的维度组合成一个四阶张量 \mathcal{X} ，具体步骤包括：输入的带噪声图像立方体可分解成 $\mathcal{Y} = \mathcal{X} + \mathcal{E}$ ，其中：张量 \mathcal{E} 中的元素为 $\mathcal{E}_{i_1, i_2, \dots, i_N}$ 为0均值高斯白噪声， τ

为噪声精度 (precision), 即方差的倒数。

[0023] 步骤2) 将四阶张量 \mathcal{X} 按张量并行因子分解为:

[0024] $\mathcal{X} = \sum_{r=1}^R \mathbf{a}_r^{(1)} \circ \mathbf{a}_r^{(2)} \circ \dots \circ \mathbf{a}_r^{(N)} = \llbracket \mathbf{A}^{(1)}, \mathbf{A}^{(2)}, \dots, \mathbf{A}^{(N)} \rrbracket$ 其中: \circ 表示向量的外积, $\mathbf{a}_r^{(i)}$ 是一维向量,

张量矩阵 $\mathbf{A}^{(n)} = \llbracket \mathbf{a}_1^{(n)}, \mathbf{a}_2^{(n)}, \dots, \mathbf{a}_R^{(n)} \rrbracket$, \dots 是Kruskal算子表示中间式子的运算, R 是张量 \mathcal{X} 可以分解成的秩一向量外积项 $\mathbf{a}_r^{(1)} \circ \mathbf{a}_r^{(2)} \circ \dots \circ \mathbf{a}_r^{(N)}$ 的个数为即张量 \mathcal{X} 的并行因子秩, N 是张量 \mathcal{X} 的阶数。

[0025] 对每一个张量矩阵 $\mathbf{A}^{(n)}$ 的概率满足: $p(\mathbf{A}^{(n)} | \boldsymbol{\lambda}) = \prod_{i_n=1}^{I_n} \mathcal{N}(\mathbf{a}_{i_n}^{(n)} | \mathbf{0}, \boldsymbol{\Lambda}^{-1})$, $\forall n \in [1, N]$, 其中:

$\mathbf{a}_{i_n}^{(n)}$ 是 $\mathbf{A}^{(n)}$ 的第 i_n 行, $\boldsymbol{\Lambda} = \text{diag}(\boldsymbol{\lambda})$ 是精度矩阵, 即协方差矩阵的逆矩阵。

[0026] 对所有的张量矩阵 $\mathbf{A}^{(n)}$, 其精度矩阵 $\boldsymbol{\Lambda}$ 均相同, 因为该精度矩阵为对角矩阵, 对角线上的元素为 $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_1, \dots, \lambda_R]$, 其概率满足: $p(\boldsymbol{\lambda}) = \prod_{r=1}^R \text{Ga}(\lambda_r | c_0^r, d_0^r)$, 其中:

$\text{Ga}(x | a, b) = \frac{b^a x^{a-1} e^{-bx}}{\Gamma(a)}$ 表示 γ 分布; 对应噪声精度的概率也满足 $p(\tau) = \text{Ga}(\tau | a_0, b_0)$, 则有张

量矩阵和噪声精度的联合概率 $p(\mathcal{Y}, \boldsymbol{\Theta}) = p(\mathcal{Y} | \{\mathbf{A}^{(n)}\}_{n=1}^N, \boldsymbol{\tau}) \prod_{n=1}^N p(\mathbf{A}^{(n)} | \boldsymbol{\lambda}) p(\boldsymbol{\lambda}) p(\boldsymbol{\tau})$ 其中: 参数 $\boldsymbol{\Theta} = \{\mathbf{A}^{(1)}, \dots, \mathbf{A}^{(N)}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\tau}\}$ 。

[0027] 步骤3) 为降低后验概率的计算复杂度, 采用可解耦的分布 $q(\boldsymbol{\Theta})$ 近似估计联合概

率 $p(\boldsymbol{\Theta} | \mathcal{Y})$, 即: $q(\boldsymbol{\Theta}) = q_{\boldsymbol{\lambda}}(\boldsymbol{\lambda}) q_{\boldsymbol{\tau}}(\boldsymbol{\tau}) \prod_{n=1}^N q_n(\mathbf{A}^{(n)})$ 对于每一个参数 $\boldsymbol{\Theta}_j \in \boldsymbol{\Theta}$ 有: 极大对数似然模

型参数 $\ln q_j(\boldsymbol{\Theta}_j) = \mathbb{E}_{q(\boldsymbol{\Theta} \setminus \boldsymbol{\Theta}_j)}[\ln p(\mathcal{Y}, \boldsymbol{\Theta})] + \text{const}$, 其中: $\mathbb{E}_{q(\boldsymbol{\Theta} \setminus \boldsymbol{\Theta}_j)}[\cdot]$ 表示在 q 分布下除去 $\boldsymbol{\Theta}_j$ 外所有变量的均值, $\boldsymbol{\Theta}$ 为超参数。

[0028] 采用交替迭代法求解极大对数似然模型参数和超参数, 即: 固定除 $\boldsymbol{\Theta}_j$ 外的其他参数值, 极大化对数似然 $\ln q(\boldsymbol{\Theta}_j)$ 得到更新后的参数 $\boldsymbol{\Theta}_j$, 循环此过程直到迭代收敛, 从而求得消噪后的张量 \mathcal{X} 。

[0029] 所述的迭代是指:

[0030] ①对于 $\mathbf{A}^{(n)}$, 可以推导得 $q_n(\mathbf{A}^{(n)}) = \prod_{i_n=1}^{I_n} \mathcal{N}(\mathbf{a}_{i_n}^{(n)} | \boldsymbol{\mu}_{i_n}^{(n)}, \mathbf{V}_{i_n}^{(n)})$, $\forall n \in [1, N]$, 其中的参数通

过以下方式更新: $\tilde{\mathbf{a}}_n^{(n)} = E_q[\boldsymbol{\tau}] \mathbf{V}_{i_n}^{(n)} E_q[\mathbf{A}_{i_n}^{(n)T}] \text{vec}(\mathcal{Y})$, $\mathbf{V}_{i_n}^{(n)} = (E_q[\boldsymbol{\tau}] E_q[\mathbf{A}_{i_n}^{(n)T} \mathbf{A}_{i_n}^{(n)}] + E_q[\boldsymbol{\Lambda}_{i_n}^{(n)T}])^{-1}$, 其中:

$\mathbf{A}_{i_n}^{(n)} = \bigcirc_{k \neq n} \mathbf{A}^{(k)}$, \bigcirc 表示张量Khatri-Rao连乘。

[0031] ②关于 $\boldsymbol{\Lambda}$ 的超参数 $\boldsymbol{\lambda}$, 可以推得 $q_{\boldsymbol{\lambda}}(\boldsymbol{\lambda}) = \prod_{r=1}^R \text{Ga}(\lambda_r | c_M^r, d_M^r)$ 其中的参数通过求解以下得

到: $c_M^r = c_0^r + \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N I_n$, $d_M^r = d_0^r + \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N E_q[\mathbf{a}_r^{(n)T} \mathbf{a}_r^{(n)}]$, 可以得到 $\lambda_i = c_M^i / d_M^i$ 。

[0032] ③对于噪声的参数 τ ,同理可得: $q_{\tau}(\tau) = \text{Ga}(\tau | a_M^r, b_M^r)$, $a_M = a_0 + \frac{1}{2} \sum_{i_1, \dots, i_N} 1$,

[0033] $b_M = b_0 + \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N E_q \left[\left\| \mathbf{y} - \left[\mathbf{A}^{(1)}, \mathbf{A}^{(2)}, \dots, \mathbf{A}^{(N)} \right] \right\|_F^2 \right]$, $\tau = a_M / b_M$

[0034] ④对于秩 R ,初始化时选取可能的最大值;当迭代进行时,可能会出现某个 λ_r 会得到比较大的值,导致对应外积项 $\mathbf{a}_r^{(1)} \circ \mathbf{a}_r^{(2)} \circ \dots \circ \mathbf{a}_r^{(N)}$ 趋于0,于是这个外积项就自动去除,估计的秩减一,迭代到最后就可以自动计算出秩 R 。

[0035] 本方法基于贝叶斯张量分解模型将带噪音的图像分解成清晰图像张量部分和噪音部分,清晰图像通过利用秩一张量的线性分解表示,其秩通过自适应算法估计。在自动估计张量秩之后可以有效地自动估计噪音图的噪音统计数据,从而使得算法不需要外部输入噪音的统计量也能够自动完成消噪过程。由于张量的多维结构,本方法也可支持多颜色等通道的图像数据。

[0036] 本实施例使用经典的Lena彩色图像作为消噪实例的输入:选取图像大小为 512×512 像素,在图像上加上标准差为75的高斯白噪声作为本发明的输入图像,然后选取大小为 32×32 像素的图像块,首次采样时滑动窗口滑动距离为15,小区域采样滑动窗口滑动距离为3,每个图像块组有20个图像块,得到的结果如图3所示;可以看到本发明可以从高噪声中得出很好的结果。

[0037] 上述具体实施可由本领域技术人员在不背离本发明原理和宗旨的前提下以不同的方式对其进行局部调整,本发明的保护范围以权利要求书为准且不由上述具体实施所限,在其范围内的各个实现方案均受本发明之约束。

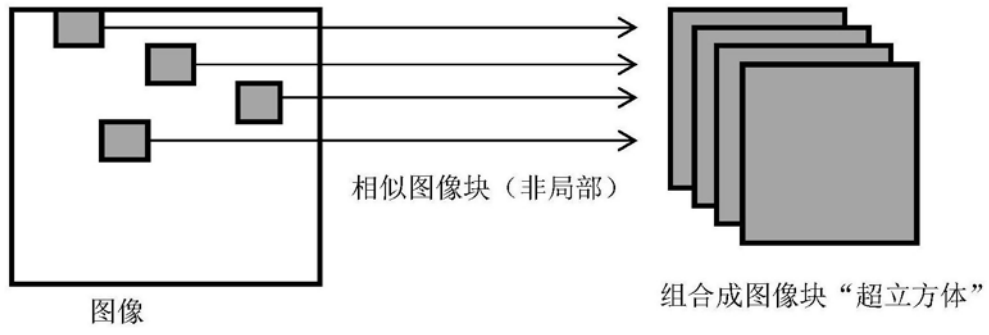


图1

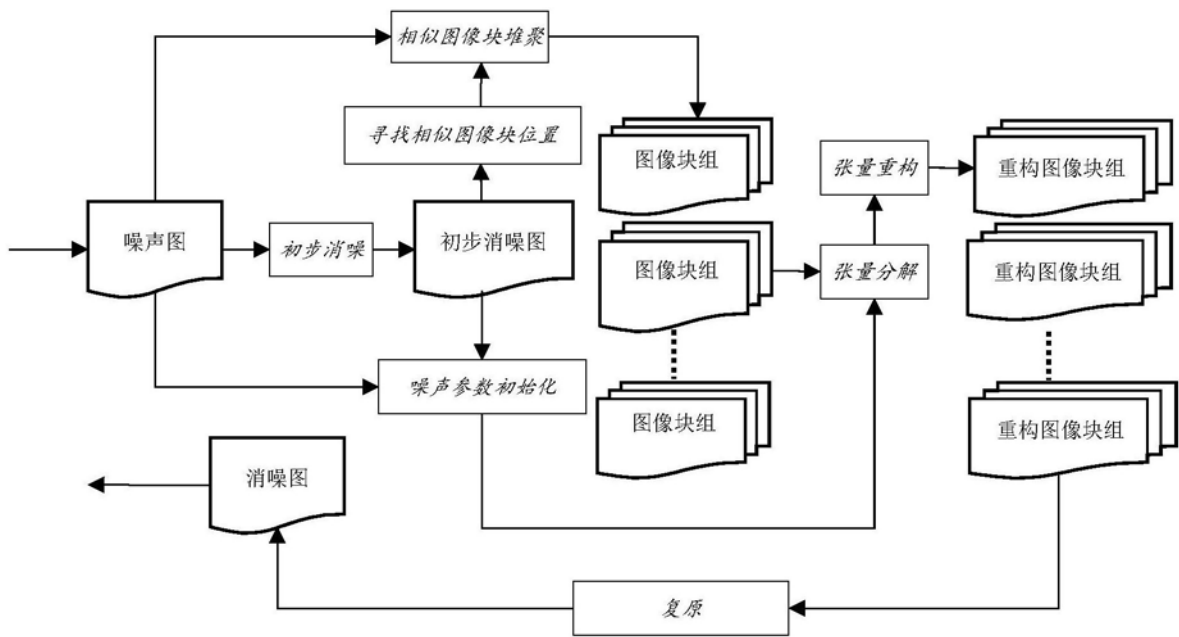


图2

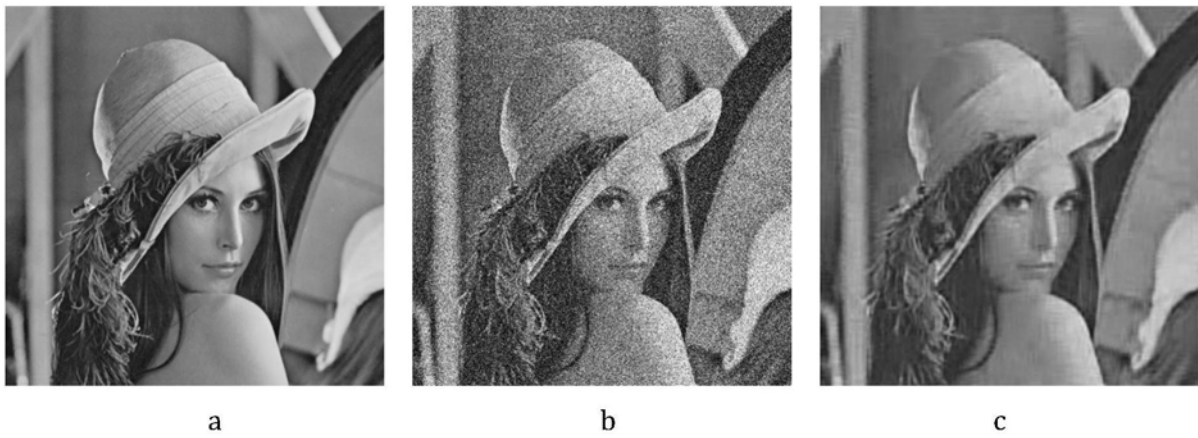


图3