



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 110490814 B

(45)授权公告日 2020.09.01

(21)申请号 201910615355.4

(56)对比文件

(22)申请日 2019.07.09

CN 106709881 A,2017.05.24

(65)同一申请的已公布的文献号

审查员 白利敏

申请公布号 CN 110490814 A

(43)申请公布日 2019.11.22

(73)专利权人 珠海城市职业技术学院

地址 519090 广东省珠海市金湾区西湖城
区金二路珠海城市职业技术学院

(72)发明人 邱小群 林嘉 马维旻 胡晓龙
林玉淡

(74)专利代理机构 广州嘉权专利商标事务所有
限公司 44205

代理人 何文聪

(51)Int.Cl.

G06T 5/00(2006.01)

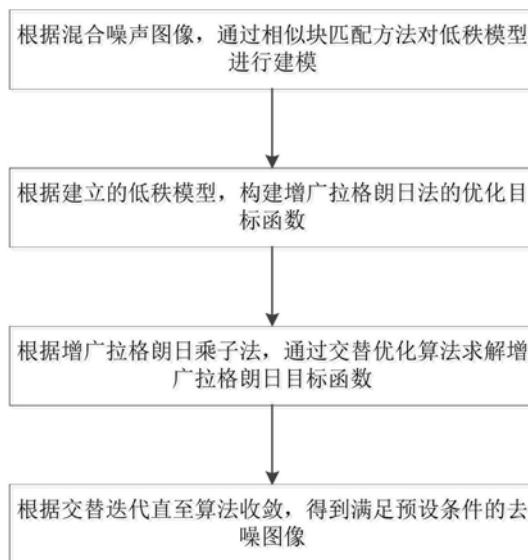
权利要求书3页 说明书11页 附图4页

(54)发明名称

基于光滑秩约束的混合噪声去除方法、系统
及存储介质

(57)摘要

本发明公开了基于光滑秩约束的混合噪声去除方法、系统及存储介质,方法包括:根据混合噪声图像,通过相似块匹配方法对低秩模型进行建模;根据建立的低秩模型,构建增广拉格朗日法的优化目标函数;根据增广拉格朗日乘子法,通过交替优化算法求解增广拉格朗日目标函数;根据交替迭代直至算法收敛,得到满足预设条件的去噪图像。本发明的实施例通过低秩模型对混合噪声图像进行去噪,能够减少去噪过程中图像细节的丢失,使其能够在移除噪声的同时保存更多的图像细节,去噪效果好;再者,本发明结合交替优化算法求解增广拉格朗日目标函数,提高了算法的鲁棒性,可广泛应用于图像处理技术领域。



1. 基于光滑秩约束的混合噪声去除方法, 其特征在于: 包括以下步骤:

根据混合噪声图像, 通过相似块匹配方法对低秩模型进行建模;

根据建立的低秩模型, 构建增广拉格朗日法的优化目标函数;

根据增广拉格朗日乘子法, 通过交替优化算法求解增广拉格朗日目标函数;

根据交替迭代直至算法收敛, 得到满足预设条件的去噪图像; 其中, 所述根据交替迭代直至算法收敛, 得到满足预设条件的去噪图像这一步骤具体包括:

根据确定的稀疏噪声、高斯噪声和拉格朗日乘数, 通过奇异值阈值SVT方法求解去噪图像;

根据求解得到的去噪图像和确定的高斯噪声以及拉格朗日乘数, 通过奇异值阈值SVT方法求解稀疏噪声;

根据确定的去噪图像、稀疏噪声和拉格朗日乘数, 通过二次规划方法求解高斯噪声; 所述二次规划方法为: 通过F范数以及内积求解;

根据求解得到的去噪图像、稀疏噪声和高斯噪声, 对拉格朗日乘数进行更新;

判断算法是否收敛, 若是, 则得到满足预设条件的去噪图像; 反之, 则返回执行根据确定的稀疏噪声、高斯噪声和拉格朗日乘数, 通过奇异值阈值SVT方法求解去噪图像的步骤, 直至算法收敛后得到满足预设条件的去噪图像;

所述通过交替优化算法求解增广拉格朗日目标函数包括: 通过交替优化算法求得稀疏噪声、高斯噪声、拉格朗日算子以及所述低秩模型的正则化参数;

所述低秩模型为: $G(Y) = \sum_i \frac{(1+\omega)\sigma_i(Y)}{\omega+\sigma_i(Y)}$ 。

2. 根据权利要求1所述的基于光滑秩约束的混合噪声去除方法, 其特征在于: 所述根据混合噪声图像, 通过相似块匹配方法对低秩模型进行建模这一步骤, 包括以下步骤:

根据混合噪声图像和低秩先验信息, 构建初始低秩模型;

通过光滑秩函数对初始低秩模型进行优化, 得到优化的低秩模型。

3. 根据权利要求1所述的基于光滑秩约束的混合噪声去除方法, 其特征在于: 所述根据建立的低秩模型, 构建增广拉格朗日法的优化目标函数这一步骤中, 所述增广拉格朗日法的优化目标函数为:

$$\Gamma(Y, S, E, Z, \mu) = G(Y) + \lambda \|S\|_0 + \frac{\eta}{2} \|E\|_F^2 + \langle Z, Y + S + E - X \rangle + \frac{\mu}{2} \|Y + S + E - X\|_F^2,$$

其中, $\Gamma()$ 代表目标函数; Y 代表去噪图像, S 代表稀疏噪声; E 代表高斯噪声; Z 代表拉格朗日乘数; μ 代表正则化参数; $G()$ 代表秩函数; $\lambda \|S\|_0$ 代表零范数; $\frac{\eta}{2} \|E\|_F^2$ 代表F范数; $\langle Z, Y$

$+S+E-X \rangle$ 代表内积; $\frac{\mu}{2} \|Y+S+E-X\|_F^2$ 代表F范数。

4. 根据权利要求1所述的基于光滑秩约束的混合噪声去除方法, 其特征在于:

所述稀疏噪声的求解公式为:

$$Y^{k+1} = \arg \min_Y G(Y) + \langle Z^k, Y + S^k + E^k - X \rangle + \frac{\mu^k}{2} \|Y + S^k + E^k - X\|_F^2;$$

其中, Y^{k+1} 代表第k+1次迭代过程获得的去噪图像; $\arg \min_Y G(Y)$ 代表矩阵Y的秩最小化;

$\langle Z^k, Y+S^k+E^k-X \rangle$ 代表内积; $\frac{\mu^k}{2} \|Y+S^k+E^k-X\|_F^2$ 代表F范数;

所述稀疏噪声的求解公式为:

$$S^{k+1} = \arg \min_S \lambda \|S\|_1 + \langle Z^k, Y^{k+1} + S + E^k - X \rangle + \frac{\mu^k}{2} \|Y^{k+1} + S + E^k - X\|_F^2;$$

其中, S^{k+1} 代表第k+1次迭代获得的稀疏噪声; $\arg \min_S \lambda \|S\|_1$ 代表最小化稀疏噪声; $\langle Z^k, Y^{k+1} + S + E^k - X \rangle$ 代表内积; $\frac{\mu^k}{2} \|Y^{k+1} + S + E^k - X\|_F^2$ 代表F范数;

所述高斯噪声的求解公式为:

$$E^{k+1} = \arg \min_E \frac{\eta}{2} \|E\|_F^2 + \langle Z^k, Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X \rangle + \frac{\mu^k}{2} \|Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X\|_F^2;$$

其中, E^{k+1} 代表第k+1次迭代获得的高斯噪声; $\arg \min_E \frac{\eta}{2} \|E\|_F^2$ 代表最小化高斯噪声; $\langle Z^k, Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X \rangle$ 代表内积; $\frac{\mu^k}{2} \|Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X\|_F^2$ 代表F范数;

所述拉格朗日乘数的更新公式为:

$$Z^{k+1} = Z^k + \mu^k (Y^{k+1} + S^{k+1} + E^{k+1} - X);$$

其中, Z^{k+1} 代表第k+1次迭代过程获得的拉格朗日乘数变量; Z^k 代表第k次迭代过程获得的拉格朗日乘数变量; $\mu^k (Y^{k+1} + S^{k+1} + E^{k+1} - X)$ 代表第k次迭代过程获得的残差。

5. 基于光滑秩约束的混合噪声去除系统, 其特征在于: 包括:

低秩模型构建模块, 用于根据混合噪声图像, 通过相似块匹配方法对低秩模型进行建模;

优化函数构建模块, 用于根据建立的低秩模型, 构建增广拉格朗日法的优化目标函数;

交替优化模块, 用于根据增广拉格朗日乘法, 通过交替优化算法求解增广拉格朗日目标函数;

交替迭代模块, 用于根据交替迭代直至算法收敛, 得到满足预设条件的去噪图像; 其中, 所述根据交替迭代直至算法收敛, 得到满足预设条件的去噪图像这一步骤具体包括:

根据确定的稀疏噪声、高斯噪声和拉格朗日乘数, 通过奇异值阈值SVT方法求解去噪图像;

根据求解得到的去噪图像和确定的高斯噪声以及拉格朗日乘数, 通过奇异值阈值SVT方法求解稀疏噪声;

根据确定的去噪图像、稀疏噪声和拉格朗日乘数, 通过二次规划方法求解高斯噪声; 所述二次规划方法为: 通过F范数以及内积求解;

根据求解得到的去噪图像、稀疏噪声和高斯噪声, 对拉格朗日乘数进行更新;

判断算法是否收敛, 若是, 则得到满足预设条件的去噪图像; 反之, 则返回执行根据确

定的稀疏噪声、高斯噪声和拉格朗日乘数,通过奇异值阈值SVT方法求解去噪图像的步骤,直至算法收敛后得到满足预设条件的去噪图像;

所述通过交替优化算法求解增广拉格朗日目标函数包括:通过交替优化算法求得稀疏噪声、高斯噪声、拉格朗日算子以及所述低秩模型的正则化参数;

$$\text{所述低秩模型为: } G(Y) = \sum_i \frac{(1+\omega)\sigma_i(Y)}{\omega+\sigma_i(Y)}.$$

6. 根据权利要求5所述的基于光滑秩约束的混合噪声去除系统,其特征在于:所述低秩模型构建模块包括:

构建单元,用于根据混合噪声图像和低秩先验信息,构建初始低秩模型;

优化单元,用于通过光滑秩函数对初始低秩模型进行优化,得到优化的低秩模型。

7. 根据权利要求5所述的基于光滑秩约束的混合噪声去除系统,其特征在于:所述交替迭代模块包括:

第一求解单元,用于根据确定的稀疏噪声、高斯噪声和拉格朗日乘数,通过奇异值阈值SVT方法求解去噪图像;

第二求解单元,用于根据求解得到的去噪图像和确定的高斯噪声以及拉格朗日乘数,通过奇异值阈值SVT方法求解稀疏噪声;

第三求解单元,用于根据确定的去噪图像、稀疏噪声和拉格朗日乘数,通过二次规划方法求解高斯噪声;

更新单元,用于根据求解得到的去噪图像、稀疏噪声和高斯噪声,对拉格朗日乘数进行更新;

判断单元,用于判断算法是否收敛,若是,则得到满足预设条件的去噪图像;反之,则返回执行第一求解单元、第二求解单元、第三求解单元以及更新单元,直至算法收敛后得到满足预设条件的去噪图像。

8. 基于光滑秩约束的混合噪声去除系统,其特征在于:包括:

至少一个处理器;

至少一个存储器,用于存储至少一个程序;

当所述至少一个程序被所述至少一个处理器执行,使得所述至少一个处理器实现如权利要求1-4中任一项所述的基于光滑秩约束的混合噪声去除方法。

9. 一种存储介质,其中存储有处理器可执行的指令,其特征在于:所述处理器可执行的指令在由处理器执行时用于执行如权利要求1-4中任一项所述的基于光滑秩约束的混合噪声去除方法。

基于光滑秩约束的混合噪声去除方法、系统及存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及图像处理技术领域,尤其是基于光滑秩约束的混合噪声去除方法、系统及存储介质。

背景技术

[0002] 图像在获取和传输的过程中常常会受到各种噪声的污染,从而降低了图像的主观和客观质量,给后继的图像处理和应用(如图像分割、目标识别、图像检索以及图像编码、传输等)带来了诸多不利的影 响。因此,图像去噪问题在图像预处理中起着至关重要的作用。目前对图像的处理主要考虑脉冲噪声和高斯噪声。在实际中,图像的噪声往往不是单一的,大多可能为脉冲噪声和高斯噪声的混合噪声。

[0003] 近年来,基于相似块匹配和低秩模型被结合用于去噪,并获取了较好的成果。该方法的基本思路是根据纯净图像在相似块理论上是低秩的,通过相似块匹配,对相似块进行矩阵低秩恢复以达到去噪的目的。然而在研究中发现,基于低秩矩阵恢复的图像去噪算法在移除噪声后的图像会产生条纹失真,并且当图像中混合有 高斯白噪声和椒盐噪声时,该算法仅对椒盐噪声进行约束,若高斯噪声过大时,去噪效果急剧下降。此外,若对稀疏矩阵的稀疏性要求较大,绝大部分的高斯白噪声存在于低秩矩阵部分,导致该矩阵不满足低秩性要求,造成去噪不充分;若对稀疏矩阵的稀疏性要求较小,稀疏矩阵中只有很小部分元素为零,不再满足稀疏性,易造成图像细节的丢失。

发明内容

[0004] 有鉴于此,本发明实施例提供一种去噪效果好的基于光滑秩约束的混合噪声去除方法、系统及存储介质。

[0005] 第一方面,本发明实施例提供了一种基于光滑秩约束的混合噪声去除方法,包括以下步骤:

[0006] 根据混合噪声图像,通过相似块匹配方法对低秩模型进行建模;

[0007] 根据建立的低秩模型,构建增广拉格朗日法的优化目标函数;

[0008] 根据增广拉格朗日乘子法,通过交替优化算法求解增广拉格朗日目标函数;

[0009] 根据交替迭代直至算法收敛,得到满足预设条件的去噪图像。

[0010] 进一步,所述根据混合噪声图像,通过相似块匹配方法对低秩模型进行建模这一步骤,包括以下步骤:

[0011] 根据混合噪声图像和低秩先验信息,构建初始低秩模型;

[0012] 通过光滑秩函数对初始低秩模型进行优化,得到优化的低秩模型。

[0013] 进一步,所述根据建立的低秩模型,构建增广拉格朗日法的优化目标函数这一步骤中,所述增广拉格朗日法的优化目标函数为:

$$[0014] \quad \Gamma(Y, S, E, Z, \mu) = G(Y) + \lambda \|S\|_0 + \frac{\eta}{2} \|E\|_F^2 + \langle Z, Y + S + E - X \rangle + \frac{\mu}{2} \|Y + S + E - X\|_F^2,$$

[0015] 其中, $\Gamma()$ 代表目标函数; Y 代表去噪图像, S 代表稀疏噪声; E 代表高斯噪声; Z 代表拉格朗日乘数; μ 代表正则化参数; $G()$ 代表秩函数; $\lambda \|S\|_0$ 代表零范数; $\frac{\eta}{2} \|E\|_F^2$ 代表F范数; $\langle Z, Y+S+E-X \rangle$ 代表内积; $\frac{\mu}{2} \|Y+S+E-X\|_F^2$ 代表F范数。

[0016] 进一步, 所述根据交替迭代直至算法收敛, 得到满足预设条件的去噪图像这一步骤, 包括以下步骤:

[0017] 根据确定的稀疏噪声、高斯噪声和拉格朗日乘数, 通过奇异值阈值SVT方法求解去噪图像;

[0018] 根据求解得到的去噪图像和确定的高斯噪声以及拉格朗日乘数, 通过奇异值阈值SVT方法求解稀疏噪声;

[0019] 根据确定的去噪图像、稀疏噪声和拉格朗日乘数, 通过二次规划方法求解高斯噪声;

[0020] 根据求解得到的去噪图像、稀疏噪声和高斯噪声, 对拉格朗日乘数进行更新;

[0021] 判断算法是否收敛, 若是, 则得到满足预设条件的去噪图像; 反之, 则返回执行根据确定的稀疏噪声、高斯噪声和拉格朗日乘数, 通过奇异值阈值SVT方法求解去噪图像的步, 直至算法收敛后得到满足预设条件的去噪图像。

[0022] 进一步,

[0023] 所述稀疏噪声的求解公式为:

$$[0024] \quad Y^{k+1} = \arg \min_Y G(Y) + \langle Z^k, Y + S^k + E^k - X \rangle + \frac{\mu^k}{2} \|Y + S^k + E^k - X\|_F^2;$$

[0025] 其中, Y^{k+1} 代表第k+1次迭代过程获得的去噪图像; $\arg \min_Y G(Y)$ 代表矩阵Y的秩最小化; $\langle Z^k, Y + S^k + E^k - X \rangle$ 代表内积; $\frac{\mu^k}{2} \|Y + S^k + E^k - X\|_F^2$ 代表F范数;

[0026] 所述稀疏噪声的求解公式为:

$$[0027] \quad S^{k+1} = \arg \min_S \lambda \|S\|_1 + \langle Z^k, Y^{k+1} + S + E^k - X \rangle + \frac{\mu^k}{2} \|Y^{k+1} + S + E^k - X\|_F^2;$$

[0028] 其中, S^{k+1} 代表第k+1次迭代获得的稀疏噪声; $\arg \min_S \lambda \|S\|_1$ 代表最小化稀疏噪声; $\langle Z^k, Y^{k+1} + S + E^k - X \rangle$ 代表内积; $\frac{\mu^k}{2} \|Y^{k+1} + S + E^k - X\|_F^2$ 代表F范数;

[0029] 所述高斯噪声的求解公式为:

$$[0030] \quad E^{k+1} = \arg \min_E \frac{\eta}{2} \|E\|_F^2 + \langle Z^k, Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X \rangle + \frac{\mu^k}{2} \|Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X\|_F^2;$$

[0031] 其中, E^{k+1} 代表第k+1次迭代获得的高斯噪声; $\arg \min_E \frac{\eta}{2} \|E\|_F^2$ 代表最小化高斯噪声;

$\langle Z^k, Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X \rangle$ 代表内积; $\frac{\mu^k}{2} \|Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X\|_F^2$ 代表F范数;

[0032] 所述拉格朗日乘数的更新公式为:

[0033] $Z^{k+1} = Z^k + \mu^k (Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X)$;

[0034] 其中, Z^{k+1} 代表第k+1次迭代过程获得的拉格朗日乘数变量; Z^k 代表第k次迭代过程获得的拉格朗日乘数变量; $\mu^k (Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X)$ 代表第k次迭代过程获得的残差。

[0035] 第二方面, 本发明实施例提供了一种基于光滑秩约束的混合噪声去除系统, 包括:

[0036] 低秩模型构建模块, 用于根据混合噪声图像, 通过相似块匹配方法对低秩模型进行建模;

[0037] 优化函数构建模块, 用于根据建立的低秩模型, 构建增广拉格朗日法的优化目标函数;

[0038] 交替优化模块, 用于根据增广拉格朗日乘子法, 通过交替优化算法求解增广拉格朗日目标函数;

[0039] 交替迭代模块, 用于根据交替迭代直至算法收敛, 得到满足预设条件的去噪图像。

[0040] 进一步, 所述低秩模型构建模块包括:

[0041] 构建单元, 用于根据混合噪声图像和低秩先验信息, 构建初始低秩模型;

[0042] 优化单元, 用于通过光滑秩函数对初始低秩模型进行优化, 得到优化的低秩模型。

[0043] 进一步, 所述交替迭代模块包括:

[0044] 第一求解单元, 用于根据确定的稀疏噪声、高斯噪声和拉格朗日乘数, 通过奇异值阈值SVT方法求解去噪图像;

[0045] 第二求解单元, 用于根据求解得到的去噪图像和确定的高斯噪声以及拉格朗日乘数, 通过奇异值阈值SVT方法求解稀疏噪声;

[0046] 第三求解单元, 用于根据确定的去噪图像、稀疏噪声和拉格朗日乘数, 通过二次规划方法求解高斯噪声;

[0047] 更新单元, 用于根据求解得到的去噪图像、稀疏噪声和高斯噪声, 对拉格朗日乘数进行更新;

[0048] 判断单元, 用于判断算法是否收敛, 若是, 则得到满足预设条件的去噪图像; 反之, 则返回执行第一求解单元、第二求解单元、第三求解单元以及更新单元, 直至算法收敛后得到满足预设条件的去噪图像。

[0049] 第三方面, 本发明实施例提供了一种基于光滑秩约束的混合噪声去除系统, 包括:

[0050] 至少一个处理器;

[0051] 至少一个存储器, 用于存储至少一个程序;

[0052] 当所述至少一个程序被所述至少一个处理器执行, 使得所述至少一个处理器实现所述的基于光滑秩约束的混合噪声去除方法。

[0053] 第四方面, 本发明实施例一种存储介质, 其中存储有处理器可执行的指令, 所述处理器可执行的指令在由处理器执行时用于执行所述的基于光滑秩约束的混合噪声去除方法。

[0054] 上述本发明实施例中的一个或多个技术方案具有如下优点: 本发明的实施例通过低秩模型对混合噪声图像进行去噪, 能够减少去噪过程中图像细节的丢失, 使其能够在移

除噪声的同时保存更多的图像细节,去噪效果好;再者,本发明结合交替优化算法求解增广拉格朗日目标函数,提高了算法的鲁棒性。

附图说明

- [0055] 图1为本发明实施例的步骤流程图;
- [0056] 图2为本发明实施例的Male图像原图;
- [0057] 图3为本发明实施例的噪声图像;
- [0058] 图4为文本算法的处理结果示意图;
- [0059] 图5为WNNM算法的处理结果示意图;
- [0060] 图6为BM3D算法的处理结果示意图;
- [0061] 图7为本发明的方法的处理结果示意图。

具体实施方式

[0062] 下面结合说明书附图和具体实施例对本发明作进一步解释和说明。对于本发明实施例中的步骤编号,其仅为了便于阐述说明而设置,对步骤之间的顺序不做任何限定,实施例中的各步骤的执行顺序均可根据本领域技术人员的理解来进行适应性调整。

[0063] 参照图1,本发明实施例提供了一种基于光滑秩约束的混合噪声去除方法,包括以下步骤:

[0064] 根据混合噪声图像,通过相似块匹配方法对低秩模型进行建模;

[0065] 根据建立的低秩模型,构建增广拉格朗日法的优化目标函数;

[0066] 根据增广拉格朗日乘法,通过交替优化算法求解增广拉格朗日目标函数;

[0067] 根据交替迭代直至算法收敛,得到满足预设条件的去噪图像。

[0068] 进一步作为优选的实施方式,所述根据混合噪声图像,通过相似块匹配方法对低秩模型进行建模这一步骤,包括以下步骤:

[0069] 根据混合噪声图像和低秩先验信息,构建初始低秩模型;

[0070] 通过光滑秩函数对初始低秩模型进行优化,得到优化的低秩模型。

[0071] 进一步作为优选的实施方式,所述根据建立的低秩模型,构建增广拉格朗日法的优化目标函数这一步骤中,所述增广拉格朗日法的优化目标函数为:

$$[0072] \quad \Gamma(Y, S, E, Z, \mu) = G(Y) + \lambda \|S\|_0 + \frac{\eta}{2} \|E\|_F^2 + \langle Z, Y + S + E - X \rangle + \frac{\mu}{2} \|Y + S + E - X\|_F^2,$$

[0073] 其中, $\Gamma()$ 代表目标函数; Y 代表去噪图像, S 代表稀疏噪声; E 代表高斯噪声; Z 代表拉格朗日乘数; μ 代表正则化参数; $G()$ 代表秩函数; $\lambda \|S\|_0$ 代表零范数; $\frac{\eta}{2} \|E\|_F^2$ 代表F范数;

$\langle Z, Y + S + E - X \rangle$ 代表内积; $\frac{\mu}{2} \|Y + S + E - X\|_F^2$ 代表F范数。

[0074] 进一步作为优选的实施方式,所述根据交替迭代直至算法收敛,得到满足预设条件的去噪图像这一步骤,包括以下步骤:

[0075] 根据确定的稀疏噪声、高斯噪声和拉格朗日乘数,通过奇异值阈值SVT方法求解去噪图像;

[0076] 根据求解得到的去噪图像和确定的高斯噪声以及拉格朗日乘数,通过奇异值阈值SVT方法求解稀疏噪声;

[0077] 根据确定的去噪图像、稀疏噪声和拉格朗日乘数,通过二次规划方法求解高斯噪声;

[0078] 根据求解得到的去噪图像、稀疏噪声和高斯噪声,对拉格朗日乘数进行更新;

[0079] 判断算法是否收敛,若是,则得到满足预设条件的去噪图像;反之,则返回执行根据确定的稀疏噪声、高斯噪声和拉格朗日乘数,通过奇异值阈值SVT方法求解去噪图像的步骤,直至算法收敛后得到满足预设条件的去噪图像。

[0080] 进一步作为优选的实施方式,所述稀疏噪声的求解公式为:

$$[0081] \quad Y^{k+1} = \arg \min_Y G(Y) + \langle Z^k, Y + S^k + E^k - X \rangle + \frac{\mu^k}{2} \|Y + S^k + E^k - X\|_F^2;$$

[0082] 其中, Y^{k+1} 代表第k+1次迭代过程获得的去噪图像; $\arg \min_Y G(Y)$ 代表矩阵Y的秩最小化; $\langle Z^k, Y + S^k + E^k - X \rangle$ 代表内积; $\frac{\mu^k}{2} \|Y + S^k + E^k - X\|_F^2$ 代表F范数;

[0083] 所述稀疏噪声的求解公式为:

$$[0084] \quad S^{k+1} = \arg \min_S \lambda \|S\|_1 + \langle Z^k, Y^{k+1} + S + E^k - X \rangle + \frac{\mu^k}{2} \|Y^{k+1} + S + E^k - X\|_F^2;$$

[0085] 其中, S^{k+1} 代表第k+1次迭代获得的稀疏噪声; $\arg \min_S \lambda \|S\|_1$ 代表最小化稀疏噪声; $\langle Z^k, Y^{k+1} + S + E^k - X \rangle$ 代表内积; $\frac{\mu^k}{2} \|Y^{k+1} + S + E^k - X\|_F^2$ 代表F范数;

[0086] 所述高斯噪声的求解公式为:

$$[0087] \quad E^{k+1} = \arg \min_E \frac{\eta}{2} \|E\|_F^2 + \langle Z^k, Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X \rangle + \frac{\mu^k}{2} \|Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X\|_F^2;$$

[0088] 其中, E^{k+1} 代表第k+1次迭代获得的高斯噪声; $\arg \min_E \frac{\eta}{2} \|E\|_F^2$ 代表最小化高斯噪声; $\langle Z^k, Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X \rangle$ 代表内积; $\frac{\mu^k}{2} \|Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X\|_F^2$ 代表F范数;

[0089] 所述拉格朗日乘数的更新公式为:

$$[0090] \quad Z^{k+1} = Z^k + \mu^k (Y^{k+1} + S^{k+1} + E^{k+1} - X);$$

[0091] 其中, Z^{k+1} 代表第k+1次迭代过程获得的拉格朗日乘数变量; Z^k 代表第k次迭代过程获得的拉格朗日乘数变量; $\mu^k (Y^{k+1} + S^{k+1} + E^{k+1} - X)$ 代表第k次迭代过程获得的残差。

[0092] 与图1的方法相对应,本发明实施例提供了一种基于光滑秩约束的混合噪声去除系统,包括:

[0093] 低秩模型构建模块,用于根据混合噪声图像,通过相似块匹配方法对低秩模型进行建模;

[0094] 优化函数构建模块,用于根据建立的低秩模型,构建增广拉格朗日法的优化目标

函数；

[0095] 交替优化模块,用于根据增广拉格朗日乘子法,通过交替优化算法求解增广拉格朗日目标函数；

[0096] 交替迭代模块,用于根据交替迭代直至算法收敛,得到满足预设条件的去噪图像。

[0097] 进一步作为优选的实施方式,所述低秩模型构建模块包括：

[0098] 构建单元,用于根据混合噪声图像和低秩先验信息,构建初始低秩模型；

[0099] 优化单元,用于通过光滑秩函数对初始低秩模型进行优化,得到优化的低秩模型。

[0100] 进一步作为优选的实施方式,所述交替迭代模块包括：

[0101] 第一求解单元,用于根据确定的稀疏噪声、高斯噪声和拉格朗日乘数,通过奇异值阈值SVT方法求解去噪图像；

[0102] 第二求解单元,用于根据求解得到的去噪图像和确定的高斯噪声以及拉格朗日乘数,通过奇异值阈值SVT方法求解稀疏噪声；

[0103] 第三求解单元,用于根据确定的去噪图像、稀疏噪声和拉格朗日乘数,通过二次规划方法求解高斯噪声；

[0104] 更新单元,用于根据求解得到的去噪图像、稀疏噪声和高斯噪声,对拉格朗日乘数进行更新；

[0105] 判断单元,用于判断算法是否收敛,若是,则得到满足预设条件的去噪图像；反之,则返回执行第一求解单元、第二求解单元、第三求解单元以及更新单元,直至算法收敛后得到满足预设条件的去噪图像。

[0106] 与图1的方法相对应,本发明实施例提供了一种基于光滑秩约束的混合噪声去除系统,包括：

[0107] 至少一个处理器；

[0108] 至少一个存储器,用于存储至少一个程序；

[0109] 当所述至少一个程序被所述至少一个处理器执行,使得所述至少一个处理器实现所述的基于光滑秩约束的混合噪声去除方法。

[0110] 上述方法实施例中的内容均适用于本系统实施例中,本系统实施例所具体实现的功能与上述方法实施例相同,并且达到的有益效果与上述方法实施例所达到的有益效果也相同。

[0111] 与图1的方法相对应,本发明实施例一种存储介质,其中存储有处理器可执行的指令,所述处理器可执行的指令在由处理器执行时,用于执行所述的基于光滑秩约束的混合噪声去除方法。

[0112] 下面详细描述本发明基于光滑秩约束的混合噪声去除方法的具体实施步骤：

[0113] 本发明首先将有噪的图像作为输入；然后根据提出的基于光滑的低秩模型进行优化,利用交替优化算法,接着再通过增广拉格朗日乘子法优化约束的目标函数和交替方向搜索算法对所述测试数据进行迭代更新,直至得到满足要求的去噪图像数据；

[0114] 首先,本实施例假设含噪声的图像为 X ,可被表示为

[0115] $X=Y+S+E$

[0116] 其中, Y 是无噪的图像, S,E 分别为稀疏噪声和高斯噪声。

[0117] 考虑到低秩模型对图像去噪具有良好的效果,本实施例结合低秩先验信息构建下

面的优化模型

$$[0118] \quad \min_{Y,S,E} \text{rank}(Y) + \lambda \|S\|_0 + \frac{\eta}{2} \|E\|_F^2 \quad \text{s.t.} \quad X = Y + S + E$$

[0119] 其中, $\min_{Y,S,E} \text{rank}(Y)$ 代表矩阵Y的秩; $\|S\|_0$ 代表零范数; $\|E\|_F^2$ 代表F范数; λ 和 η 是正则化参数, 且 $\lambda, \eta > 0$ 。然而, 上述秩最小化问题是个NP-hard问题, 现有技术的做法是将其转化为核范数最小化问题:

$$[0120] \quad \min_{Y,S,E} \|Y\|_* + \lambda \|S\|_0 + \frac{\eta}{2} \|E\|_F^2 \quad \text{s.t.} \quad X = Y + S + E$$

[0121] 其中, $\|Y\|_*$ 代表Y的核范数。

[0122] 然而, 现有技术这种核范数最小化问题的解决方法容易造成图像细节的丢失。为了更有效的处理这个问题, 本发明考虑使用光滑的秩函数来代替传统的核范数最小化问题。提出的低秩模型可被表示为

$$[0123] \quad G(Y) = \sum_i \frac{(1+\omega)\sigma_i(Y)}{\omega + \sigma_i(Y)}$$

[0124] 根据上述模型, 得到 $\lim_{\omega \rightarrow 0} G(Y) = \text{rank}(Y)$ 。由此可知, 对于一个较小的 ω , 可以获得一个很好的秩函数逼近。

[0125] 结合上述低秩正则化模型, 本实施例构建的增广拉格朗日函数为:

$$[0126] \quad \Gamma(Y, S, E, Z, \mu) = G(Y) + \lambda \|S\|_0 + \frac{\eta}{2} \|E\|_F^2 + \langle Z, Y + S + E - X \rangle + \frac{\mu}{2} \|Y + S + E - X\|_F^2$$

[0127] 其中, Z为Lagrangian算子(即拉格朗日乘数)。

[0128] 根据增广拉格朗日乘子方法, 上式增广拉格朗日函数可通过交替优化方法求解:

$$[0129] \quad \begin{cases} Y^{k+1} = \arg \min_Y \Gamma(Y, S^k, E^k, Z^k, \mu^k) \\ S^{k+1} = \arg \min_S \Gamma(Y^{k+1}, S, E^k, Z^k, \mu^k) \\ E^{k+1} = \arg \min_E \Gamma(Y^{k+1}, S^{k+1}, E, Z^k, \mu^k) \\ Z^{k+1} = Z^k + \mu^k (Y^{k+1} + S^{k+1} + E^{k+1} - X) \\ \mu^{k+1} = \rho \mu^k \end{cases}$$

[0130] 其中, Y^{k+1} 为算法在第k+1次迭代过程获得的去噪图像,

[0131] S^{k+1} 为算法在第k+1次迭代获得的稀疏噪声,

[0132] E^{k+1} 为算法在第k+1次迭代获得的高斯噪声,

[0133] Z^{k+1} 为算法在第k+1次迭代过程获得的Lagrangian变量;

[0134] $\rho > 0$ 。首先, Y^{k+1} 的优化过程为

$$\begin{aligned}
Y^{k+1} &= \arg \min_Y G(Y) + \langle Z^k, Y + S^k + E^k - X \rangle \\
&+ \frac{\mu^k}{2} \|Y + S^k + E^k - X\|_F^2 \\
&= \arg \min_Y G(Y) + \frac{\mu^k}{2} \left\| Y - \left(X - S^k - E^k - \frac{Z^k}{\mu^k} \right) \right\|_F^2
\end{aligned}$$

[0136] 它的解可通过奇异值阈值SVT方法求解,SVT被定义如下

$$[0137] \quad Y^{k+1} = U \text{diag}(\sigma^{k+1}) V^T$$

[0138] 其中, U代表左酉矩阵; $\text{diag}(\cdot)$ 代表对角矩阵; V^T 代表右酉矩阵;

$\sigma^{k+1} = \max(\sigma_A^{k+1} - \frac{\omega}{\mu^k}, 0)$ 。这里, σ_A^{k+1} 为 $A = X - S^k - E^k - \frac{Z^k}{\mu^k}$ 的奇异值。

[0139] 接着, S^{k+1} 更新子问题为:

$$\begin{aligned}
S^{k+1} &= \arg \min_S \lambda \|S\|_1 + \langle Z^k, Y^{k+1} + S + E^k - X \rangle \\
&+ \frac{\mu^k}{2} \|Y^{k+1} + S + E^k - X\|_F^2 \\
&= \arg \min_S \frac{\lambda}{\mu^k} \|S\|_1 + \frac{1}{2} \left\| S - \left(X - Y^{k+1} - E^k - \frac{Z^k}{\mu^k} \right) \right\|_F^2
\end{aligned}$$

[0141] 其中, $\arg \min_S$ 代表最小化符号; $\frac{\lambda}{\mu^k} \|S\|_1$ 代表L1范数; $\frac{1}{2} \left\| S - \left(X - Y^{k+1} - E^k - \frac{Z^k}{\mu^k} \right) \right\|_F^2$

代表F范数。

[0142] 对应的子问题 S^{k+1} ,它的解为

$$[0143] \quad S^{k+1} = T_{\frac{\lambda}{\mu^k}} \left(X - Y^{k+1} - E^k - \frac{Z^k}{\mu^k} \right)$$

[0144] 其中, $T_{\frac{\lambda}{\mu^k}}(\cdot)$ 的定义为:

$$[0145] \quad T_{\frac{\lambda}{\mu^k}}(Q_{i,j}) = \max(Q_{i,j} - \frac{\lambda}{\mu^k}, 0) \text{sgn}(Q_{i,j})$$

[0146] 其中, $Q_{i,j}$ 代表数; $\text{sgn}(Q_{i,j})$ 代表符号。

[0147] 然后,对子问题 E^{k+1} 进行更新,其属于二次规划问题,即:

$$\begin{aligned}
E^{k+1} &= \arg \min_E \frac{\eta}{2} \|E\|_F^2 + \langle Z^k, Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X \rangle \\
&+ \frac{\mu^k}{2} \|Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X\|_F^2
\end{aligned}$$

[0149] 其中, $\arg \min_E$ 代表最小化符号; $\frac{\eta}{2} \|E\|_F^2$ 代表F范数; $\langle Z^k, Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X \rangle$ 代表内积;

$\frac{\mu^k}{2} \|Y^{k+1} + S^{k+1} + E - X\|_F^2$ 代表F范数;

[0150] 它的解为

$$[0151] \quad E^{k+1} = \frac{\mu^k}{\eta + \mu^k} \left(X - Y^{k+1} - S^{k+1} - \frac{Z^k}{\mu^k} \right)$$

[0152] 最后,拉格朗日乘数Z被更新为:

$$[0153] \quad Z^{k+1} = Z^k + \mu^k (Y^{k+1} + S^{k+1} + E^{k+1} - X)$$

[0154] 将上述三个最小化子问题交替处理,这样的过程迭代直到收敛。

[0155] 本实施例中,收敛指前后两次迭代生成的图像一致,若达到所述收敛的条件,则迭代停止。本实施例的收敛条件为: $X^{k+1} - X^k = 0$ 。

[0156] 下面通过实验进一步说明本发明的基于光滑秩约束的混合噪声去除方法的优势:

[0157] 实验条件:本发明采用标准核共振MRI上采样数据进行算法比较;所用编程平台为MatlabR2010b;其欠采样率为30%,经过恢复后的核共振成像的质量通过使用由下式来衡量:

$$[0158] \quad RMSE = \frac{1}{M \times N} \sum_m^M \sum_n^N (\hat{x}_{m,n} - x_{m,n})^2$$

$$[0159] \quad PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{RMSE}$$

[0160] 其中,为x原图像, \hat{x} 为恢复出来的图像。

[0161] 本实施例采用不同方法对图像Male进行去噪,并将去噪细节效果图进行比较,如图2-图7所示。其中,对于图像结构和细节信息丰富的图像,图2为Male图像原图,图3为对应原图的噪声图像。

[0162] 对图2中的方框内的图像进行处理后的细节中,图4为文本算法的结果示意图,其RSNR=24.04;从图5可以看出,WNNM算法模型中没有考虑图像结构,所得评价指标值偏低,其RSNR=24.75;从图6可以看出,BM3D在噪声水平增加时,性能下降较快,其RSNR=25.17;如图7所示,本发明的方法考虑自然图像不规则结构,在模型中增加局部结构和稀疏约束,使得模型整体性能有较大提高,其RSNR=26.74。

[0163] 综上所述,相较于现有技术,本发明具有以下优点:

[0164] 1、本发明由于在图像去噪中,利用一种光滑的低秩模型实现图像混合噪声的去除,该方法减少去噪过程导致图像的部分细节丢失,使其能够在移除噪声的同时保存更多的图像细节。

[0165] 2、本发明由于结合交替优化算法,该算法对正则参数自适应的选取,使得重构方法更加鲁棒性,恢复速度更快。

[0166] 3、本发明提出了利用光滑的秩模型来代替传统的核范数,提出的方法能够获得更好的逼近原始的矩阵低秩问题,所提的方法在保持图像边缘和加强区域平滑性有较好的性能,特别是在高密度图像噪声影响下也能得到较高的性能提升。

[0167] 4、本发明利用了光滑的低秩约束模型,克服了传统低秩模型的求解计算开销大且性能不足的问题,光滑的秩约束可以更好的在去噪的同时保存图像上光滑区域的细微纹理信息。

[0168] 此外,本发明实施例还提供了一种存储介质,其中存储有处理器可执行的指令,所述处理器可执行的指令在由处理器执行时用于执行所述的数据处理方法。

[0169] 在一些可选择的实施例中,在方框图中提到的功能/操作可以不按照操作示图提到的顺序发生。例如,取决于所涉及的功能/操作,连续示出的两个方框实际上可以被大体上同时地执行或所述方框有时能以相反顺序被执行。此外,在本发明的流程图中所呈现和描述的实施例以示例的方式被提供,目的在于提供对技术更全面的理解。所公开的方法不限于本文所呈现的操作和逻辑流程。可选择的实施例是可预期的,其中各种操作的顺序被改变以及其中被描述为较大操作的一部分的子操作被独立地执行。

[0170] 此外,虽然在功能性模块的背景下描述了本发明,但应当理解的是,除非另有相反说明,所述的功能和/或特征中的一个或多个可以被集成在单个物理装置和/或软件模块中,或者一个或多个功能和/或特征可以在单独的物理装置或软件模块中被实现。还可以理解的是,有关每个模块的实际实现的详细讨论对于理解本发明是不必要的。更确切地说,考虑到在本文中公开的装置中各种功能模块的属性、功能和内部关系的情况下,在工程师的常规技术内将会了解该模块的实际实现。因此,本领域技术人员运用普通技术就能够在无需过度试验的情况下实现在权利要求书中所阐明的本发明。还可以理解的是,所公开的特定概念仅仅是说明性的,并不意在限制本发明的范围,本发明的范围由所附权利要求书及其等同方案的全部范围来决定。

[0171] 所述功能如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备)执行本发明各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM,Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM,Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0172] 在流程图中表示或在此以其他方式描述的逻辑和/或步骤,例如,可以被认为用于实现逻辑功能的可执行指令的定序列表,可以具体实现在任何计算机可读介质中,以供指令执行系统、装置或设备(如基于计算机的系统、包括处理器的系统或其他可以从指令执行系统、装置或设备取指令并执行指令的系统)使用,或结合这些指令执行系统、装置或设备而使用。就本说明书而言,“计算机可读介质”可以是任何可以包含、存储、通信、传播或传输程序以供指令执行系统、装置或设备或结合这些指令执行系统、装置或设备而使用的装置。

[0173] 计算机可读介质的更具体的示例(非穷尽性列表)包括以下:具有一个或多个布线的电连接部(电子装置),便携式计算机盘盒(磁装置),随机存取存储器(RAM),只读存储器(ROM),可擦除可编程只读存储器(EPROM或闪速存储器),光纤装置,以及便携式光盘只读存储器(CDROM)。另外,计算机可读介质甚至可以是可在其上打印所述程序的纸或其他合适的介质,因为可以例如通过对纸或其他介质进行光学扫描,接着进行编辑、解译或必要时以其

他合适方式进行处理来以电子方式获得所述程序,然后将其存储在计算机存储器中。

[0174] 应当理解,本发明的各部分可以用硬件、软件、固件或它们的组合来实现。在上述实施方式中,多个步骤或方法可以用存储在存储器中且由合适的指令执行系统执行的软件或固件来实现。例如,如果用硬件来实现,和在另一实施方式中一样,可用本领域公知的下列技术中的任一项或他们的组合来实现:具有用于对数据信号实现逻辑功能的逻辑门电路的离散逻辑电路,具有合适的组合逻辑门电路的专用集成电路,可编程门阵列(PGA),现场可编程门阵列(FPGA)等。

[0175] 在本说明书的描述中,参考术语“一个实施例”、“一些实施例”、“示例”、“具体示例”、或“一些示例”等的描述意指结合该实施例或示例描述的具体特征、结构、材料或者特点包含于本发明的至少一个实施例或示例中。在本说明书中,对上述术语的示意性表述不一定指的是相同的实施例或示例。而且,描述的具体特征、结构、材料或者特点可以在任何一个或多个实施例或示例中以合适的方式结合。

[0176] 以上是对本发明的较佳实施进行了具体说明,但本发明并不限于所述实施例,熟悉本领域的技术人员在不违背本发明精神的前提下还可做作出种种的等同变形或替换,这些等同的变形或替换均包含在本申请权利要求所限定的范围内。

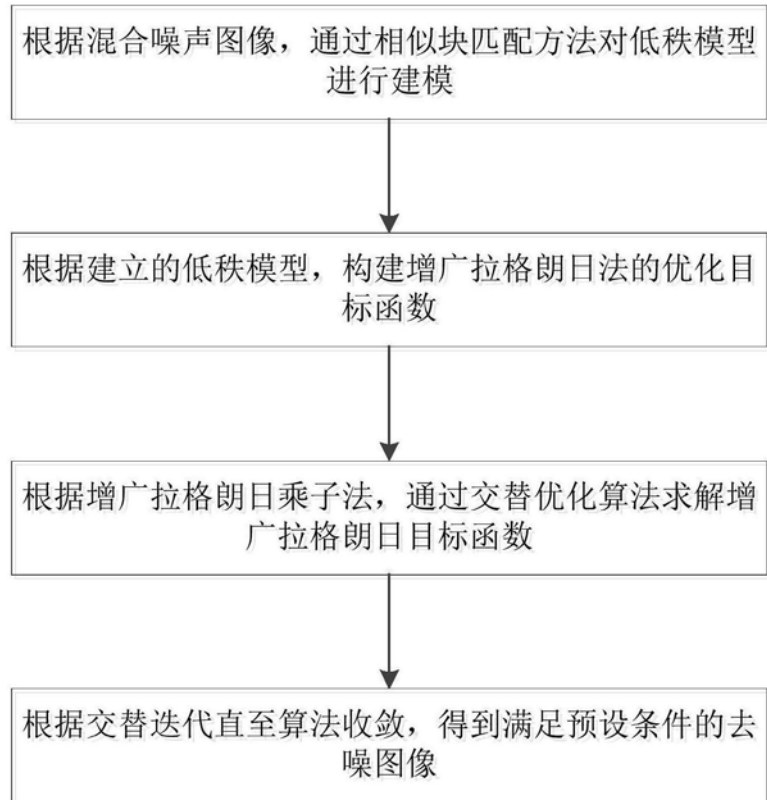


图1



图2



图3



图4



图5



图6



图7