

A Fast Reconstruction Method of Multi-Sparse Space Image Based on Two-Step Iterative Shrinkage Method *

XU Xuetian^{1*}, ZHENG Yu²

(1. Department of Information Management, Guangdong Justice Police Vocational College, Guangzhou Guangdong 510520, China;
2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei Anhui 230601, China)

Abstract: Image reconstruction methods have the problem of poor reconstruction effect due to the large pixel range selection, low peak signal-to-noise ratio and long reconstruction time in multi-sparse space image reconstruction. A fast reconstruction method of multi-sparse space image based on two-step iterative contraction is proposed. The problems existing in multi-sparse space image reconstruction were clarified. The iterative weighted shrinkage algorithm was introduced based on the iterative shrinkage threshold algorithm after identifying the problems, and the results of each iteration were combined as initial values, the two-step iterative shrinkage method design of image reconstruction was completed to realize the rapid reconstruction of multi-sparse space image. The experimental results show that the peak signal-to-noise ratio of reconstructed multi-sparse space images can reach more than 37.9 dB, image reconstruction time is only 16.0 ms, the image structure similarity can reach more than 0.98, and the reconstruction effect of multi-sparse space images is better. The feasibility of method has been verified by experimental analysis.

Key words: multi-sparse space image; image reconstruction; two-step iterative shrinkage method; iterative weighted shrinkage algorithm; iterative shrinkage threshold algorithm

EEACC: 6135 doi: 10.3969/j.issn.1005-9490.2024.01.025

基于两步迭代收缩法的多稀疏空间图像快速重构方法 *

许学添^{1*}, 郑禹²

(1. 广东司法警官职业学院信息管理系, 广东 广州 510520; 2. 安徽建筑大学机械与电气工程学院, 安徽 合肥 230601)

摘要: 由于多稀疏空间图像重构时, 像素范围选取过大、峰值信噪比低以及重构时间长, 导致图像重构方法存在重构效果差的问题, 提出基于两步迭代收缩法的多稀疏空间图像快速重构方法。明确多稀疏空间图像重构存在的问题, 在明确问题后, 以迭代收缩阈值算法为基础, 引入迭代加权收缩算法, 结合每一轮迭代结果作为初值, 完成图像重构的两步迭代收缩法设计, 实现多稀疏空间图像快速重构。实验结果表明: 应用该方法后的重构多稀疏空间图像峰值信噪比达到 37.9 dB 以上, 图像重构时间仅为 16.0 ms, 图像结构相似性达到了 0.98 以上, 并且重构多稀疏空间图像的效果更好, 经过实验分析证实了所提方法具备可行性。

关键词: 多稀疏空间图像; 图像重构; 两步迭代收缩法; 迭代加权收缩算法; 迭代收缩阈值算法

中图分类号: TP751 文献标识码: A 文章编号: 1005-9490(2024)01-0145-06

在图像信息处理领域中压缩与重构理论的提出属于一项重大突破^[1], 而多稀疏空间图像压缩过程十分重要, 但是需要重构图像的相关方法配合。当前多稀疏空间图像重构方法往往存在峰值信噪比低和重构后图像结构相似性低等问题, 导致重构的图像质量差^[2]。针对该问题, 相关学者深入研究, 并且取得了一定成果。

文献[3]方法将深度卷积神经网络应用到图像重构过程中, 建立深层图像先验框架, 在卷积神经网络中输入图像, 并校正图像, 根据一致性方法, 完成图像重构, 该方法的图像重构结果存在峰值信噪比低和重构时间长的问题。文献[4]方法用分布优化问题描述图

像重构问题, 将近似项引入图像重构的优化目标函数中, 利用交替方向乘子法获取目标函数的最优解, 该方法像素范围选取过大, 重构图像所用的时间较长, 且图像重构结果不理想, 存在重构时间长和重构效果差的问题。文献[5]方法引入了单层小波变换算法, 结合多尺度特性和编码, 重建图像, 但是方法的图像重建时间较长, 导致图像重构性能未达到理想效果。

针对上述图像重构的像素范围选取过大、峰值信噪比低和重构时间长, 导致图像重构方法存在重构效率差、重构效果不佳的问题, 本文在多稀疏空间图像的重构过程中, 利用最小二乘法计算图像重构数据的估计值, 分析了该重构算法存在的问题, 引出

项目来源: 2022年中国高校产学研创新基金新一代信息技术创新项目(2022IT072); 2023年广东省普通高校特色创新类项目(2023KTSCX295); 国家自然科学基金青年科学基金(81600808)

收稿日期: 2022-02-10 修改日期: 2022-09-12

最小二乘法求解的基础算法,分析三种求解方程组的基础算法,确定图像重构最合适算法,并且为提高图像重构效果,引入两步迭代收缩法,以迭代收缩阈值算法为基础,结合每一轮迭代结果作为初值,构成两步迭代收缩法,实现多稀疏空间图像快速重构。

1 问题分析

随着成像技术的快速发展,传感器采集的单个图像像素数也快速增加,因此,多稀疏空间图像包含的像素点也越来越多,图 1(a)中的图像原图包含 300 万个像素^[6],图 1(b)中的图像原图则包含超过 300 万个像素。在处理这类图像时,即使将其分割为多个较小的多稀疏空间向量后再多次处理,单次需要处理的数据量依然较大。

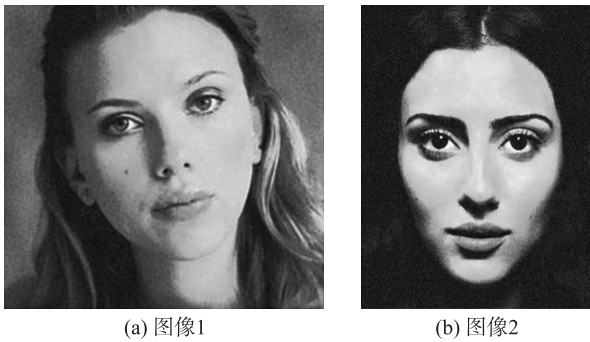


图 1 图像

在当前较为经典的重构算法中 OPM、SP 算法及迭代收缩阈值算法 (IST 算法),每次迭代采用最小二乘法计算数据估计值。考虑欠定矩阵方程组 $Ax=y$,其中, $A \in R^{M \times N}$, $y \in R^N$,在 A 是列满秩矩阵的前提下,最小二乘法的矩阵形式如下:

$$x = (A^T A)^{-1} A^T y \quad (1)$$

当矩阵 $A \in R^{M \times N}$ 和矩阵 $B \in R^{M \times K}$ 相乘时,其计算时间复杂度为 $O((MNK)^3 NMM) = O(N^8 M^4)$ 。其中 N 表示维度,在主流的计算软件中,会使用矩阵分解技术对矩阵求逆做单独的优化,此时矩阵求逆的时间复杂度依然接近 $O(N^3)$,其时间复杂度仍然很高。

无论是 IST 算法、OMP 算法^[7],还是 SP 算法,算法的计算速度瓶颈均来源于时间复杂度和像素选取范围较大。在 OMP 算法中,每一轮迭代中重构出的信号长度为 $1-K$,因此,此部分总的复杂度为 $O(1^3)+O(2^3)+\dots+O(K^3)$;在 SP 算法中,每一轮迭代都可以重构出一个长度为 K 的原始信号,此部分总的复杂度为 $O(SK^3)$,其中 S 为最大迭代次数。在 IST 算法中,每一轮迭代均可以重构出一个为 $K-1$ 的长度,因此,该部分总的复杂度为 $O(1^3)+O(2^3)+\dots+O((K-1)^3)$ 。

考虑到高清多稀疏空间图像具有规模大、色彩空间丰富、灰度级高的特点,其生成的矩阵规模极大,在使用 OPM、SP 算法及 IST 算法重构多稀疏空间图像时^[8],最小二乘法是其计算效率的瓶颈^[9]。这是多稀疏空间图像重构面临的主要问题。

如果在每轮迭代中,可以使用迭代求解的最小二乘法并利用上一轮的信号估计值作为初值加速本轮迭代,可以有效降低像素选取范围,从而提高重构算法的运行效率。

2 基础方法

在分析完图像重构存在的问题后,以分析结果为基础,得出最合适的图像重构最小二乘法的求解算法。在使用迭代法求解上述欠定矩阵方程组 $Ax=y$ 时,技术路线是先使用切比雪夫迭代法计算矩阵 A 的伪逆 $\text{pinv}(A)$,再计算 $x = \text{pinv}(A) \cdot y$;另一种方法是直接使用共轭梯度迭代法求解 $Ax=y$;还有一种迭代收缩阈值算法,将方程组 $Ax=y$ 求解转换为解决每个元素的一维问题。下面对以上迭代法进行介绍。

2.1 切比雪夫迭代法

切比雪夫迭代法的一般表达式为:

$$\begin{cases} A_0 \text{ 给定} \\ A_{i+1} = A_i - I + \frac{1}{2} L_F A_i [F^T A_i]^{-1} F A_i, \quad i \geq 0 \end{cases} \quad (2)$$

为避免求解算子 F 在 H_n 处的逆,将上式进行变形处理:

$$\begin{cases} F^T A_i (Q_i - A_i) = -F A_i, \quad i \geq 0 \\ F^T A_i (Q_i A_{i+1} - Q_i) = -\frac{1}{2} F^T A_i (Q_i - A_i)^2 \end{cases} \quad (3)$$

2.2 共轭梯度迭代法

共轭梯度法^[10-11]终止迭代条件为两次迭代之间的差值小于阈值,此时获得的多稀疏空间重构图像 x ,即为 \hat{x} 。针对多稀疏空间图像的初步重构,共轭梯度法可保留多稀疏空间图像的细节信息,具有良好重构效果。用 $\nabla g(x)$ 表示多稀疏空间图像目标函数的梯度,公式为:

$$\nabla g(x) = 2S^T(Sx - \hat{xy}) + \mu_1 \nabla \| \Xi x \|_1 + \mu_2 \nabla \text{TV}(x) \quad (4)$$

式中: S^T 代表观测矩阵 S 的转置。 $\nabla \| \Xi x \|_1$ 的求解过程为:绝对值之和 $|m| \approx \sqrt{m^* m + \lambda}$ 为范数,其中, λ 在区间 $[10^{-15}, 10^{-6}]$ 内取值,其代表梯度参数,并且 $\frac{d|m|}{dm} \approx \frac{m}{\sqrt{m^* m + \lambda}}$,设 $m = \Xi x$,此时 Curvelet

域梯度 $\nabla_{\Xi} \| \Xi x \|_1$ 可通过下式计算得到:

$$\nabla_{\Xi} \| \Xi x \|_1 \approx \frac{\Xi x}{(\Xi x)^* \Xi x + \lambda} \quad (5)$$

将图像转换到 Curvelet 域中, 并对 Curvelet 域的梯度进行阈值处理。并通过反变换将其转变到空域中。设置硬阈值算子 $H(x)$, 此时存在 $\nabla \|\Xi x\|_1 = \Xi^T H \frac{\Xi x}{(\Xi x)^* \Xi x + \lambda}$ 。

设 D' 、 D'' 分别代表水平方向和垂直方向中的变差, 此时全变差 $TV(x)$ 的计算公式如下:

$$TV(x) = \frac{D'x + D''x}{\nabla g(x) \sqrt{(D'x)^2 + (D''x)^2} + \phi} \quad (6)$$

式中: ϕ 代表平滑参数, 其取值范围在 $[10-15, 10-6]$ 之间。

2.3 迭代收缩阈值算法

对于无约束最优化问题:

$$(U) \min \{f(x) : x \in R^n\} \quad (7)$$

式中: f 代表 $R^n \rightarrow R$ 的连续可微函数。梯度算法为:

$$x_0 \in R^n, x_i = x_{i-1} - t \nabla f(x_{i-1}) \quad (8)$$

式中: $t > 0$ 是一个合适的步长, 上述迭代等价于:

$$x_i = \arg \min_x \left\{ f(x_{i-1}) + [x - x_{i-1}, \nabla f(x_{i-1})] + \frac{1}{2t} \|x - x_{i-1}\|_2^2 \right\} \quad (9)$$

将上述思想应用到多稀疏空间图像重构的范数正则化问题:

$$\min \{f(x_i) + \lambda \|x_i\|_1 : x_i \in R^n\} \quad (10)$$

从而得到对应的迭代步, 由于范数可分, x_i 的计算可变为解决每个元素的一维问题, 其迭代后的重构多稀疏空间图像为:

$$x_i = T_{\lambda t}(x_{i-1} - t \nabla f(x_{i-1})) \quad (11)$$

式中: $T_{\lambda t}$ 代表收缩算子。由上式的推导可知, IST 算法可以被认为梯度算法的一种自然延伸。为了确保 x_i 收敛到一个极小点 x^* , 一般要求 $t \in (0, 1/\|A^T A\|)$ 。

通过上述分析可知, 迭代收缩阈值算法相对于其他两种算法有着明显的优势, 其最优解求解效果最好。因此, 结合多稀疏空间图像快速重构存在的问题, 选择迭代收缩阈值算法作为重构方法。

3 多稀疏空间图像重构算法改进

通过上述分析确定了迭代收缩阈值算法为图像重构方法的主要算法, 但是仅通过该算法求解重构多稀疏空间图像, 无法达到最优重构效果, 因此, 改进多稀疏空间图像重构算法。改进思路是在迭代收缩阈值算法的基础上^[12-14], 引入迭代加权收缩算法^[15], 结合作为初值的每一轮迭代结果, 实现两步迭代收缩法, 并以此方法实施多稀疏空间图像重构迭代求解最优问题。

3.1 迭代加权收缩算法

首先, 迭代加权收缩算法结合上述迭代收缩阈

值算法求解欠定矩阵方程组, 即求解图像重构的结果, 构建第一步迭代算法, 迭代过程为:

$$x_{i+1} = \text{solution} \{x_i S_i = n\} \quad (12)$$

式中: 矩阵 $S_i = \omega f_i + A^T A$, ω 代表平衡参数; 参数 $n = A^T h$ 。

3.2 两步迭代收缩法

当 $S_i = n$ 时, 其中, S 属于一个可分解的非负矩阵, 可以对其求逆, 通过下述公式描述两步迭代收缩法的更新过程:

$$\begin{cases} x_1 = x_0 + \mathcal{X}_0 V^{-1}(n - S_0 x_0) \\ x_{i+1} = (1 - \beta) x_{i+1} + \beta x_i + \mathcal{X} V^{-1}(n - S_i x_i) \end{cases} \quad (13)$$

式中: V 代表多稀疏空间图像重构频率域参量; x_1 代表第一次迭代后获得的重构结果; x_0 代表原始多稀疏空间图像; \mathcal{X}_0 , \mathcal{X} 和 β 均代表两步迭代收缩法中的迭代系数; x_i 和 x_{i+1} 分别代表第 i 和 $i+1$ 次迭代后多稀疏空间图像的重构结果, 其中, $i \geq 1$ 。设定目标函数计算式 (14) 和迭代终止函数式 (15) 如下:

$$f(x_i) = \frac{1}{2} \|\Phi x_i - y\|_2^2 + \lambda \|\Psi^T x_i\|_1 \quad (14)$$

$$C(x_i, x_{i-1}) = \frac{|f(x_i) - f(x_{i-1})|}{f(x_{i-1})} \quad (15)$$

设置终止值 ε , 若 $C(x_i, x_{i-1}) < \varepsilon = 10^{-15}$, 停止迭代。步骤如下:

步骤 1 初始化: 初始图像 $x_0 = 0$, 迭代次数初始值 $i = 1$, 最大迭代次数 maxiters , 迭代终止值 ε , 参数 $\text{ISTn} = 0$, $\text{TwISTn} = 0$, $x_{i-1} = x_0$;

步骤 2 利用式 (5) 计算 x_0 对应的目标函数 $f(x_0)$, 且 $\text{pref} \leftarrow f(x_0)$;

步骤 3 计算 $\text{grad} = \Phi^T (y - \Phi x_i)$;

步骤 4 利用 $x_{i+1} = \Gamma_{\lambda}^T \left(x_i + \frac{\text{grad}}{d} \right)$ 完成降噪处理;

步骤 5 判断 $\text{ISTn} \geq 2$ 或者 $\text{TwISTn} \neq 0$ 是否成立, 若成立, 则完成以下估计:

$$x_{i+1} = (\alpha - \beta) \cdot x_i + (1 - \alpha) \cdot x_{i+1} + \beta x_i \quad (16)$$

步骤 6 利用式 (14) 计算出 x_{i+1} 对应的目标函数值 $f(x_{i+1})$, 完成赋值操作之后再判断 $f > \text{pref}$ 是否成立, 若成立, 将 TwISTn 设置为 0, 转到步骤 4; 若 $f > \text{pref}$ 不成立, 则完成 $\text{TwISTn} \leftarrow \text{TwISTn} + 1$, ISTn 设置为 0, $x = x_{i+1}$, 转到步骤 7;

步骤 7 如果 $\text{ISTn} \geq 2$ 或者 $\text{TwISTn} \neq 0$ 不成立, 根据式 (14) 计算 x_{i+1} 对应的目标函数值 $f(x_{i+1})$, 完成赋值操作再判断 $f > \text{pref}$ 是否成立, 若成立, 完成赋值操作 $i \leftarrow i + 2$, 如果 $i \geq 10^{30}$, 跳出循环, 输出当前重构的多稀疏空间图像 x_{i+1} , 否则设置 $\text{ISTn} = 0$, $\text{TwISTn} = 0$, 执行步骤 4;

步骤 8 如果 $f > \text{pref}$ 不成立, 则 $\text{TwISTn} \leftarrow$

TwIST $n+1$, 继续进行以下步骤:

步骤 9 判断 $i \geq 10^{30}$ 是否成立, 成立则跳出循环, 输出当前重构的多稀疏空间图像 x_{i+1} , 否则继续进行迭代;

步骤 10 完成赋值操作 $x_{i+1} \leftarrow x_i, x_i \leftarrow x$;

步骤 11 计算式 (15) 终止函数值 $C(x_i, x_{i-1})$;

步骤 12 判断 $C(x_i, x_{i-1}) > \varepsilon$ 和 $i \leq \maxiters$ 是否均成立, 如果成立, 则完成赋值, 返回步骤 3 继续进行降噪; 若 $C(x_i, x_{i-1}) > \varepsilon$ 和 $i \leq \maxiters$ 两者有一个条件不成立, 则退出循环, 输出当前重构的多稀疏空间图像 x_{i+1} , 停止迭代。

4 实验与分析

4.1 实验准备

为了验证基于两步迭代收缩法的多稀疏空间图像快速重构方法的整体有效性, 从 CASIA-Webface 数据集中采集多张图像, 并从中选取 2 张此类有代表性的图像为研究对象 (图 1), 对其展开相关测试。采用所提方法 (两步迭代收缩法的重构方法)、文献 [3] 方法 (深度卷积神经网络的重构方法) 和文献 [4] 方法 (Jacobi ADMM 的重构方法) 对图像展开重构测试。设置参数如表 1 所示。

表 1 实验参数

序号	算法中参数	参数名称	参数数值
1	ε	终止值	1.5
2	β	迭代系数	$[10^{-15}, 10^{-6}]$
3	maxiters	最大迭代次数	150
4	i	迭代次数	≥ 1
5	t	迭代步长	0.05

4.2 平衡参数确定

在设计的多稀疏空间图像快速重构优化方法中, 平衡参数 ω 的不同取值影响重构方法的性能, 因此, 在分析本文方法的性能前, 需要确定平衡参数的最佳取值, 实验结果如图 2 所示。

根据图 2 显示的结果可知, 在平衡参数取值为 0.45 时, 迭代加权收缩算法的效果达到最佳, 因此, 确定平衡参数 $\omega = 0.45$ 。

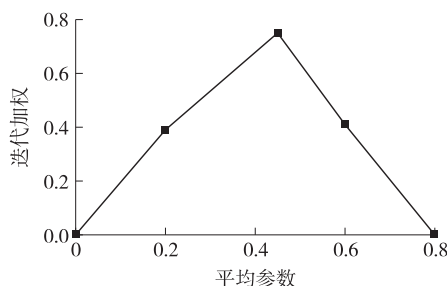


图 2 平衡参数取值

4.3 性能分析

为具体分析三种方法的性能和应用价值, 以峰值信噪比、重构时间、重构效果以及结构相似性为性能指标, 分析性能指标, 对比三种方法的指标值。

4.3.1 峰值信噪比

峰值信噪比越高, 表明多稀疏空间图像重构效果越好, 分析三种方法的多稀疏空间图像的峰值信噪比, 以人物、气球、草莓、狗和建筑 5 个类型的多稀疏空间图像为研究对象, 每个类型选择 1 张多稀疏空间图像, 则峰值信噪比对比结果如表 2 所示。

表 2 不同方法的峰值信噪比 单位: dB

多稀疏空间图像类型	原图像	两步迭代收缩法的重构方法	深度卷积神经网络的重构方法	Jacobi ADMM 的重构方法
人物	30.2	38.7	36.1	35.9
气球	29.7	37.9	35.5	36.2
草莓	28.6	38.6	33.7	34.0
狗	31.3	39.1	35.3	35.6
建筑	32.7	38.4	36.2	36.8
均值	31.4	38.5	35.3	35.7

分析表 2 可知, 采用三种重构方法重构图像后, 重构图像的峰值信噪比均比原图像的峰值信噪比高, 表明三种重构方法可有效提高图像的峰值信噪比, 从而在一定程度上提高了图像质量。详细分析可知, 采用两步迭代收缩法的重构方法展开图像重构时, 多稀疏空间图像的峰值信噪比均在 37.9 dB 以上, 并且均值达到了 38.5 dB, 深度卷积神经网络的重构方法和 Jacobi ADMM 的重构方法的峰值信噪比均低于两步迭代收缩法的重构方法, 这两种方法的峰值信噪比最高值仅为 36.2 dB 和 36.8 dB。通过分析结果验证了两步迭代收缩法的重构方法可有效提高峰值信噪比。这是因为两步迭代收缩法的重构方法在重构多稀疏空间图像前, 引入迭代加权收缩算法, 优化了重构方法, 提高了图像重构后的峰值信噪比, 而深度卷积神经网络的重构方法和 Jacobi ADMM 的重构方法该方面表现较差。

4.3.2 重构时间

采用三种图像重构方法重构多稀疏空间图像, 测试不同图像数量下三种方法的重构效率, 以重构时间为测试指标, 重构时间越短, 则重构效率越高。三种重构方法均在相同实验环境下运行, 其中 CPU 为 Intel (R) Core (TM) i5-9400, 3.40 GHz, 硬盘 256 GB, 操作系统为 Ubuntu 16.04 LTS。测试结果如图 3 所示。

对图 3 中的测试数据展开统计与分析, 随着多稀疏空间图像数量的增多, 三种方法的重构时间不

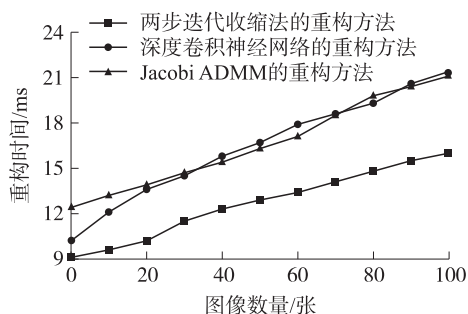


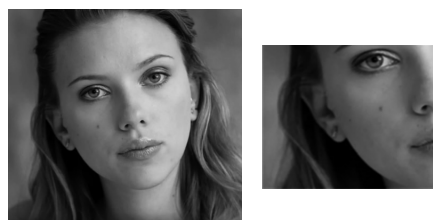
图 3 不同方法的重构时间

断增多,表明图像数量与重构时间之间呈正比关系,在相同图像数量下,所提方法重构多稀疏空间图像所需的时间低于其他两种方法,在重构图像时,两步迭代收缩法的重构方法的重构时间仅为 16.0 ms,而深度卷积神经网络的重构方法和 Jacobi ADMM 的重构方法的重构时间达到了 21.4 ms 和 21.1 ms,均在 20 ms 以上,三种方法相比可知,所提方法具有较高的重构效率,适用于大量多稀疏空间图像的重构。

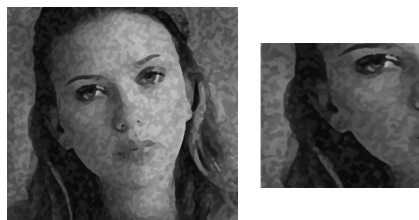
4.3.3 重构效果

采用三种方法重构图 1 所示的 2 张多稀疏空间图像,重构效果和细节效果如图 4 和图 5 所示。

分析图 4 和图 5,通过直接观察的方式可知,采用两步迭代收缩法的重构方法,重构后的整体效果图比图 1 中的图更加清晰,还原度更高,进而观察细节图后可知,两步迭代收缩法的重构方法有效还原



(a) 两步迭代收缩法的重构方法



(b) 深度卷积神经网络的重构方法



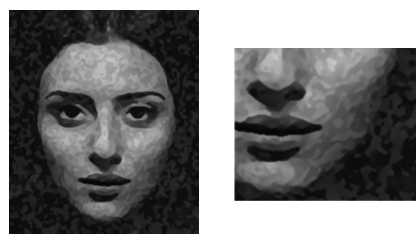
(c) Jacobi ADMM的重构方法

图 4 图像 1 的不同方法重构效果图

处理图像中的细节,如脸部的黑色痣点,而另外两种方法重构后的多稀疏空间图像的整体效果图和细节图均不够清晰,存在较多的模糊区域,未准确重构出细节,因此,两步迭代收缩法的重构方法的多稀疏空间图像重构效果优于其他两种方法,验证了所提方法的有效性。



(a) 两步迭代收缩法的重构方法



(b) 深度卷积神经网络的重构方法



(c) Jacobi ADMM的重构方法

图 5 图像 2 的不同方法重构效果图

4.3.4 结构相似性

在上述实验的基础上,为了进一步验证多稀疏空间图像的重构效果,通过数值表现重构效果,采用结构相似性为性能指标,通过该指标准确反映多稀疏空间图像重构效果,指标值最高为 1,越接近 1,重构图像与原图像越相似。不同方法的结构相似性实验结果如图 6 所示。

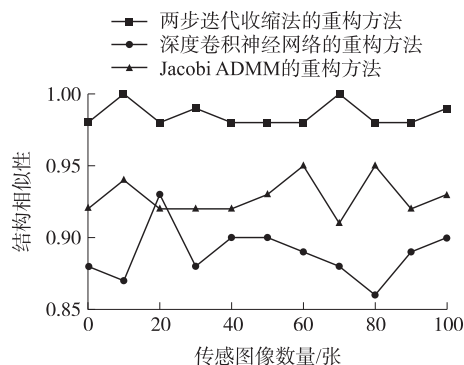


图 6 不同方法重构压缩传感图像的结构相似性

根据图 6 分析可知,应用两步迭代收缩法的重构方法重构多稀疏空间图像的结构相似性最高,结构相似性多次达到了 1,并且结构相似性最低值为 0.98,该值非常趋近于 1,而深度卷积神经网络的重构方法和 Jacobi ADMM 的重构方法重构多稀疏空间图像后的结构相似性较低,两种方法该指标最高分别为 0.93 和 0.95,对比所提方法的最低值,分别低了 0.05 和 0.03,并且对比方法的结构相似性存在较大的波动,表明深度卷积神经网络的重构方法和 Jacobi ADMM 的重构方法的重构稳定性较差,所提方法的稳定性较好。由此可知,所提方法(两步迭代收缩法的重构方法)有效提高了重构多稀疏空间图像的结构相似性,并且相对稳定。

5 结束语

图像重构的应用范围越来越广,但是多稀疏空间图像重构方法存在峰值信噪比低等问题,因此,提出了一种新的基于两步迭代收缩法的多稀疏空间图像快速重构方法。确定了图像重构存在的问题,根据问题确定了更加合适的解决算法,即迭代收缩阈值算法,并且引入迭代加权收缩算法,结合每一轮迭代结果作为初值,设计出两步迭代收缩法,实现了多稀疏空间图像的高效重构。应用该方法后,图像的峰值信噪比达到了 37.9 dB 以上,重构时间降低了 5 ms 以上,并且重构后的图像更加清晰,结构相似性也趋近于 1,解决了目前方法中存在的问题,为图像重构技术的发展作出贡献。

参考文献:

- [1] Kong F Q, Zhao S M, Li Y S, et al. End-to-End Multispectral Image Compression Framework Based on Adaptive Multiscale Feature Extraction [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2021, 30(1): 1-19.
- [2] 丁玉祥, 卞维新, 接标, 等. 融合邻域回归和稀疏表示的图像超分辨率重构[J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(2): 230-236.
- [3] Zhao D, Zhao F, Gan Y. Reference-Driven Compressed Sensing MR Image Reconstruction Using Deep Convolutional Neural Networks without Pre-Training[J]. *Sensors*, 2020, 20(1): 308.
- [4] 李国瑞, 孟婕, 彭三城, 等. 基于 Jacobi ADMM 的传感网分布式压缩感知数据重构算法[J]. *计算机研究与发展*, 2020, 57(6): 1284-1291.
- [5] 张剑, 刘鑫. 基于单层小波变换的视觉传感图像超分辨率重建[J]. *传感技术学报*, 2022, 35(1): 122-126.
- [6] 练秋生, 陈书贞. 基于混合基稀疏图像表示的压缩传感图像重构[J]. *自动化学报*, 2010, 36(3): 35-42.
- [7] 石曼曼, 李雷. 一种改进的 OMP 算法及其在图像重构上的应用[J]. *计算机技术与发展*, 2018, 28(2): 94-97.
- [8] 杜秀丽, 刘晋廷, 吕亚娜, 等. 基于迭代 p 阈值投影算法的压缩感知磁共振成像[J]. *数据采集与处理*, 2020, 35(6): 1060-1068.
- [9] 兰林, 朱春钢. 基于 Newton 迭代法的最小二乘渐进迭代逼近[J]. *数值计算与计算机应用*, 2022, 43(1): 88-111.
- [10] 马国栋, 江羨珍, 靳文慧. 具有充分下降性的改进 FR 共轭梯度法[J]. *数学杂志*, 2021, 41(3): 212-218.
- [11] Zhang L. A New Liu-Storey Type Nonlinear Conjugate Gradient Method for Unconstrained Optimization Problems [J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2009, 225(1): 146-157.
- [12] 黄琳森, 徐中明, 张志飞, 等. 快速迭代收缩阈值声源识别算法及其改进[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(2): 257-265.
- [13] 罗腾腾, 徐基祥, 孙夕平. 应用迭代收缩高分辨率 Radon 变换的绕射波分离与成像方法[J]. *石油地球物理勘探*, 2021, 56(2): 313-322.
- [14] 丛爽, 丁娇, 张坤. 改进的迭代收缩阈值算法及其在量子状态估计中的应用[J]. *控制理论与应用*, 2020, 37(7): 1667-1672.
- [15] 薛亚茹, 郭蒙军, 冯璐瑜, 等. 应用加权迭代软阈值算法的高分辨率 Radon 变换[J]. *石油地球物理勘探*, 2021, 56(4): 736-744, 757.

许学添(1984—),男,汉族,广东揭阳人,硕士,副教授,研究方向:深度学习、信号处理;



郑禹(1981—),女,汉族,安徽合肥人,硕士,讲师,研究方向:信号处理、雷达科学。

