

基于 SIMO 和 NAS-RIF 的 SST 图像盲恢复

仲伟波¹, 金声震², 宁书年³

(1. 南京工业大学信息工程学院, 南京 210009; 2. 中科院国家天文台空间技术实验室, 北京 100012; 3. 中国矿业大学计算中心, 北京 100083)

摘要: 图像恢复是太空太阳望远镜图像处理的重要组成部分, 针对 SST 的多通道太阳观测的特点, 将 SIMO 模型引入到 SST 图像恢复中, 根据 SST 图像的特点, 给出了基于 SIMO 和 NAS-RIF 的多通道盲恢复算法。仿真结果表明, 该方法对 SST 图像恢复具有较好的适应性。

关键词: 太空太阳望远镜图像; SIMO; NAS-RIF 盲恢复

SST Image Blind Restoration Based on SIMO and NAS-RIF

ZHONG Weibo¹, JIN Shengzhen², NING Shunian³

(1. College of Information Engineering, Nanjing University of Technology, Nanjing 210009;

2. Laboratory of Solar Space Technology of National Astronomical Observatory, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100012;

3. Computer Center, China University of Mining and Technology, Beijing 100083)

【Abstract】 Image restoration is an important part of space solar telescope(SST) image processing. The SIMO is introduced and used in SST image restoration for its multi-channel observation. This paper proposes a SST image blind restoration algorithm based on SIMO and NAS-RIF. Simulation shows that the new blind SIMO image restoration algorithm behaves better and can be used in SST image processing.

【Key words】 Space solar telescope image; SIMO; NAS-RIF blind restoration

1 概述

SST是国家天文台正在研制的太空望远镜, 将运行在太阳同步轨道上, 用包括直径为 1m 的主光学望远镜在内的多种载荷对太阳进行观测。SST在图像获取、传输和记录的过程中, 由于光学系统、CCD相机等因素会造成图像变质失真。对退化的太阳图像进行恢复处理, 是SST图像处理的一个重要内容。绝大多数图像恢复方法需要事先知道退化系统的点扩散函数, 若对退化过程没有足够的先验知识, 没有准确把握退化系统的点扩散函数, 就不可能有较好的恢复结果。SST用不同的观测波长观测太阳, 如太阳的光球部分用波长为 590nm 的可见光进行观测, 色球部分的观测波长为 656nm。由于观测波长和设备的不同, 可得到同一图像多幅不同退化版本^[1]。由同一真实图像得到多幅不同退化图像模型被称为单输入多输出(SIMO)模型, 如图 1 所示。

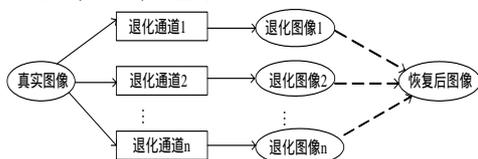


图 1 多通道图像退化和恢复的模型

图 1 中实线箭头为退化部分, 虚线箭头表示的是恢复部分。这种由多幅同一图像的不同退化版本进行图像恢复称为基于 SIMO 模型的图像恢复, 若在恢复过程中, 点扩散函数事先未知, 此时的图像恢复称为基于 SIMO 的图像盲恢复。

随着基于SIMO模型的信号处理和图像处理研究的深入, 出现了许多的SIMO图像恢复算法^[2-6], 其中有代表性的是Harikumar和Bresler提出的EVAM, 其通过计算多通道模型的条件矩阵的最小特征向量的方法, 可以得到比较好的恢复效

果, 但对噪声非常敏感。

Pillai 等提出了基于最大公因式分解的办法, 其缺点是不稳定。Giannakis 和 Heath 首先构造一个逆 FIR 滤波器, 退化图像经过该逆 FIR 滤波器后得到恢复图像。在 SST 图像恢复中, 各通道点扩散函数规模及值都未知, 无法使用现有的任何一种图像恢复和盲恢复方法。

针对上述情况, 并结合 SST 图像特点和具体的系统要求, 本文提出了基于 SIMO 模型和 NAS-RIF 的 SST 图像盲恢复方法。首先根据 SST 图像退化的特点, 利用 SIMO 模型及其性质确定各退化通道的点扩散函数的阶数, 然后根据各通道的点扩散函数的规模分别采用改进的 NAS-RIF 盲恢复算法进行图像恢复, 以得到原始的真实图像。

2 SIMO 模型中点扩散函数阶数的估算

基于 SIMO 图像恢复方法的流程如图 2 所示, 不论是何种恢复, 必须首先进行通道的点扩散函数的规模的估算。

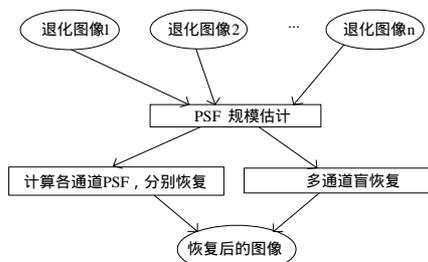


图 2 多通道图像恢复处理流程

作者简介: 仲伟波(1975 -), 男, 博士、讲师, 主研方向: 信号与信息处理, 数字图像处理, 模式识别; 金声震, 博士、研究员、博导; 宁书年, 教授、博导

收稿日期: 2006-04-14 **E-mail:** vebopost@sohu.com

一般认为 SIMO 中每个退化通道都是线性移不变的，则 SIMO 退化模型的表达式为

$$x_i = h_i * s + v_i \quad (1)$$

其中， x_i 为第 i 个通道退化后的图像； h_i 为第 i 个通道的点扩散函数； s 为原始真实图像； v_i 为第 i 个通道的加性白噪声； $i = 1, 2, \dots, M$ 为通道的标识。

多通道退化模型在频域的表达形式为

$$X_i = H_i \times S + V_i \quad (2)$$

其中， X_i 、 H_i 、 S 、 V_i 分别为 x_i 、 h_i 、 s 和 v_i 的傅立叶变换，在不考虑噪声影响的情况下，式(2)可以写成

$$X_i = H_i \times S \quad (3)$$

对于 $\forall m_1, m_2 \in [1, M]$ ，在不考虑噪声的影响和去除 $S(\omega_1, \omega_2) = 0$ 的频率点后，有

$$\frac{X_{m_1}(\omega_1, \omega_2)}{X_{m_2}(\omega_1, \omega_2)} = \frac{H_{m_1}(\omega_1, \omega_2)S(\omega_1, \omega_2)}{H_{m_2}(\omega_1, \omega_2)S(\omega_1, \omega_2)} = \frac{H_{m_1}(\omega_1, \omega_2)}{H_{m_2}(\omega_1, \omega_2)} \quad (4)$$

进一步可表示成

$$X_{m_1}(\omega_1, \omega_2)H_{m_2}(\omega_1, \omega_2) - X_{m_2}(\omega_1, \omega_2)H_{m_1}(\omega_1, \omega_2) = 0 \quad (5)$$

式(5)对应的空域的表示式为

$$\sum_{l_1=0}^{L_1} \sum_{l_2=0}^{L_2} [h_{m_1}(l_1, l_2)x_{m_2}(n_1-l_1, n_2-l_2) - h_{m_2}(l_1, l_2)x_{m_1}(n_1-l_1, n_2-l_2)] = 0 \quad (6)$$

令

$$\dot{h}_m := [h_m(0, 0), \dots, h_m(0, L_2); \dots; h_m(L_1, 0), \dots, h_m(L_1, L_2)] \quad (7)$$

$$\dot{x}_m(n_1, n_2) := [x_m(n_1, n_2), \dots, x_m(n_1, n_2 - L_2)] \quad (8)$$

$$X_m \dot{h}_m := \begin{bmatrix} \dot{x}_m(N_1-1, N_2-1) & \dots & \dot{x}_m(N_1-1-L_1, N_2-1) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \dot{x}_m(N_1-1, L_2) & \dots & \dot{x}_m(N_1-1-L_1, L_2) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \dot{x}_m(L_1, N_2-1) & \dots & \dot{x}_m(0, N_2-1) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \dot{x}_m(L_1, L_2) & \dots & \dot{x}_m(0, L_2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_m(0, 0) \\ \vdots \\ h_m(0, L_2) \\ \vdots \\ h_m(L_1, 0) \\ \vdots \\ h_m(L_1, L_2) \end{bmatrix} \quad (9)$$

式(6)可表示为

$$\begin{bmatrix} X_{m_1} & -X_{m_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{h}_{m_2} \\ \dot{h}_{m_1} \end{bmatrix} = 0 \quad (10)$$

对于所有的 $m_1, m_2 \in [1, M]$ 对，都可以像式(10)那样堆积在一起：

$$X_{L_1, L_2} \dot{h} = 0 \quad (11)$$

其中

$$X_{L_1, L_2} := \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_M \end{bmatrix}, \quad \dot{h} := \begin{bmatrix} h_1 \\ \vdots \\ h_M \end{bmatrix} \quad (12)$$

在式(12)中，对于 $i \in [1, M]$ 有

$$X_i := \begin{bmatrix} 0 & \dots & 0 & X_{i+1} & \dots & -X_i & \vdots \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & X_M & \dots & -X_i & \vdots \end{bmatrix} \quad (13)$$

虽然各个通道的点扩散函数的规模未知，但可以假设各个通道的点扩散函数规模的上限为 (L_1, L_2) ，其中 $L_1 \geq L_1$ ， $L_2 \geq L_2$ 。可以证明^[5]

$$\text{rank}(H_{L_1, L_2}) = M(L_1+1)(L_2+1) - (L_1-L_1+1)(L_2-L_2+1) \quad (14)$$

其中， H_{L_1, L_2} 的结构与式(11)中的 X_{L_1, L_2} 类似。式(14)揭示了各个通道点扩散函数的规模 (L_1, L_2) 与 $\text{rank}(H_{L_1, L_2})$ 之间的关系。

在各个通道的点扩散函数互质，原始真实图像的秩大于等于 $(2L_1+1)(2L_2+1)$ ，并且在原始真实图像的规模 (N_1, N_2) 足够大时，有

$$\text{rank}(X_{L_1, L_2}) = M(L_1+1)(L_2+1) - (L_1-L_1+1)(L_2-L_2+1) \quad (15)$$

式(15)为各通道点扩散函数规模 (L_1, L_2) 与已知数据 $\text{rank}(X_{L_1, L_2})$ 之间的关系，除 (L_1, L_2) 未知外，其他都已知，可令 (L_1, L_2) 为不同值，分别求得 $\text{rank}(X_{L_1, L_2})$ 后计算出 (L_1, L_2) 。

3 NAS-RIF 盲恢复算法及其改进

目前具有代表性的图像盲恢复方法大致可以分为：(1)先将点扩散函数归为某一已知模型，估计出其相应的模型参数，采用传统的图像恢复方法恢复图像；(2)将点扩散函数的识别和图像恢复合为一体同时进行。图像盲恢复的方法很多，其中非负有限支撑限制递归逆滤波算法(NAS-RIF)能获得良好的恢复效果，它只需事先知道原始图像观测到的图像中的位置和假设退化函数的反函数存在，由于其代价函数是一个凸函数，因此能收敛到一个合适的解上。但是NAS-RIF对于高频噪声有放大作用，当噪声较大的情况下会严重影响其恢复效果^[7]。

由于 SST 图像退化函数无法准确测定且图像的背景变化不大，而 NAS-RIF 算法又特别适合于背景较为单调的图像恢复，因此在 SST 图像盲恢复时选用了该算法。

为了降低高频噪声在循环计算中被放大的程度，提高低信噪比图像的恢复效果，根据 SST 图像的具体特点，在原 NAS-RIF 算法代价函数的基础上增加一个基于 Hessian 矩阵的自适应平滑项，并在各项加上权值矩阵，使之更加精确的反应具体现实情况。变化后的代价函数如式(16)所示。

$$J(u) = \sum_{(x,y) \in D_{\text{sup}}} W_1(x,y) f^2(x,y) \frac{1 - \text{sgn}(\hat{f}(x,y))}{2} + \sum_{(x,y) \in D_{\text{sup}}} W_2(x,y) [f(x,y) - L_B]^2 + \gamma [\sum_{\forall(x,y)} u(x,y) - 1]^2 + \lambda \sum_{\forall(x,y)} W_2(x,y) \phi(f(x,y)) \quad (16)$$

其中， $\phi(f) = c(a f_{\eta\eta} + b f_{\xi\xi}^2)$ ， c 表示平滑程度， a 和 b 均衡 2 个方向的平滑程度。

本文采用的参数为

$$c(x,y) = 1 / \sqrt{1 + |\nabla f|^2} = 1 / \sqrt{1 + f_x^2(x,y) + f_y^2(x,y)}, \quad a = 0, \quad b = 1$$

其中， $f_x(x,y)$ 和 $f_y(x,y)$ 分别为图像中像素点 $f(x,y)$ 在 x 和 y 方向的一阶方向导数。 $f_{\eta\eta}$ 和 $f_{\xi\xi}^2$ 分别表示图像 f 的梯度方向和垂直梯度方向的二阶方向导数，可以通过 Hessian 法求得

$$f_{\xi\xi} = [(f_{xx} + f_{yy}) - \sqrt{(f_{xx} - f_{yy})^2 + 4f_{xy}^2}] / 2$$

其中， f_{xx} 、 f_{yy} 、 f_{xy} 分别为图像 f 各相应像素点的二阶方向导数。根据文献[7]及 SST 的具体情况，本文采用 $L_B = 128$ 、 $\gamma = 0$ 。式(16)可简化为

$$J(u) = \sum_{(x,y) \in D_{\text{sup}}} W_1 f^2 \frac{1 - \text{sgn}(\hat{f})}{2} + \sum_{(x,y) \in D_{\text{sup}}} W_2 [f - L_B]^2 + \lambda \sum_{\forall(x,y)} W_2 \phi(f) \quad (17)$$

其中, λ 为拉格朗日乘子, $W_1(x, y)$ 、 $W_2(x, y)$ 分别为权值矩阵。 $W_1(x, y)$ 用于消除迭代计算中不可靠数据对后续计算的影响, 当 $0 \leq f(x, y) \leq 255$ 时, 令 $W_1(x, y) = 1$, 否则令 $W_1(x, y) = 0$ 。 $W_2(x, y)$ 是与图像局部特征有关的权值矩阵, 根据文献[8], 在图像的平滑部分为了压制噪声, $W_2(x, y)$ 应该大一点, 而在图像细节较多的区域 $W_2(x, y)$ 应该小一点以保护图像细节信息, 所以令

$$W_2(x, y) = 1 / (1 + \alpha \max(0, \sigma_g^2(x, y) - \sigma_n^2))$$

其中, $\alpha = 1000 / \max_{\forall(x, y)} [\sigma_g^2(x, y) - \sigma_n^2]$; σ_n^2 为退化图像中加性噪声的方差; $\sigma_g^2(x, y)$ 为退化图像中以 (x, y) 为中心的矩形区域内的方差, 一般矩形选为 5×5 。可以验证, 式(6)依然满足凸函数的要求, 也就是说改进后的代价函数在已知的条件下依然收敛, 同时又可以降低高频噪声的放大。

但是代价函数中参数的选择对恢复效果有着直接影响, 特别是 δ 和 λ 的选择, 太小则起不到抑制噪声的作用, 太大则易在恢复过程中模糊恢复结果。 δ 和 λ 的选择与具体图像的统计特性有关, 本文实验中所选用的值是经验值, δ 和 λ 的选值规则及其与图像统计特性之间的关系需要进一步研究。

4 多通道盲恢复结果及分析

根据上述推导, 我们进行了仿真计算, 随机产生 3 个 5×5 的点扩散函数, 每个点扩散函数矩阵中元素之和为 1。原始真实图像如图 3 所示, 3 个退化图像分别如图 4~图 6 所示。

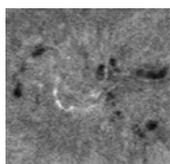


图 3 真实图像

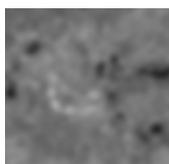


图 4 退化图像 1

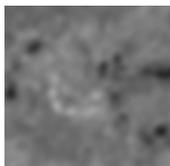


图 5 退化图像 2

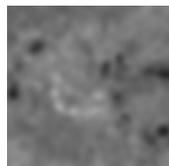


图 6 退化图像 3

根据通道点扩散函数规模估计方法和改进的NAS-RIF图像盲恢复算法^[9]进行了仿真计算。在仿真中令 $\bar{L}_1 = \bar{L}_2$, 并假设 $L_1 = L_2$ 。

图 7 为利用估计出来的点扩散函数的规模和改进的NAS-RIF 分别对 3 幅退化图像进行恢复处理以后叠加的结果。

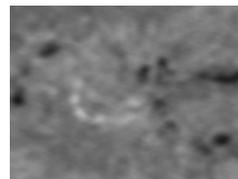


图 7 多通道盲恢复后的结果

从视觉上看, 恢复后的图像较 3 幅退化图像更加接近原始真实图像, 图像对比度虽然没有原始真实图像好, 但是恢复图像的层次还是比较清晰, 效果比退化图像要好。图像恢复的效果的优劣除了可以用主观标准进行评价, 还可以用如式(18)所示的图像恢复前后的信噪比的提高这一客观标准来判断。

$$\Delta SNR = 10(\log_{10} \left\| \hat{Y} - X \right\|^2 - \log_{10} \left\| X - X \right\|^2) \quad (18)$$

本文所述的基于SIMO和NAS-RIF的图像盲恢复方法恢复后图像的 ΔSNR 为 2.6, 仿真结果说明多通道图像盲恢复对图像质量的有所提高, 且算法所需要的基础假设与SST的实际情况非常吻合。

参考文献

- 1 中国科学院国家天文台. 空间太阳望远镜研究报告[R]. 1996.
- 2 Hari Kumar G, Bresler Y. Perfect Blind Restoration of Images Blurred by Multiple Filters: Theory and Efficient Algorithms[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(2): 202-219.
- 3 Hari Kumar G, Bresler Y. Exact Image Deconvolution from Multiple FIR Blurs[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(6): 846-862.
- 4 Pillai S, Liang B. Blind Image Deconvolution Using a Robust GCD Approach[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(2): 295-301.
- 5 Giannakis G B, Robert W. Blind Identification of Multichannel FIR Blurs and Perfect Image Restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(11): 1877-1896.
- 6 Šroubek F, Flusser J. Multichannel Blind Iterative Image Restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(9): 1094-1106.
- 7 Kundur D, Hatzinakos D. A Novel Blind Deconvolution Scheme for Image Restoration Using Recursive Filtering[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(2): 375-390.
- 8 You Y, Kaveh M. A Regularization Approach to Joint Blur Identification and Image Restoration[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 1996, 5(3): 416-428.
- 9 仲伟波. SST 图像退化及其恢复的研究[D]. 北京: 中国矿业大学, 2005.

(上接第 26 页)

- 3 Cao Junwei, Daniel P, Spooner, et al. Agent-based Resource Management for Grid Computing[C]. Proceedings of the 7th IEEE International Symposium on High Performance Distributed Computing, Chicago, 1998: 28-31.
- 4 Majid A K, Shankar K, Vaithianathan, et al. Towards an Agent

Framework for Grid Computing[C]. Proceedings of the 2nd International Advanced Research Workshop on Concurrent Information Processing and Computing, Sinaia, Romania, 2003.

- 5 刘大有, 杨博. 基于旅行图的移动 Agent 迁移策略[J]. 计算机研究与发展, 2003, 40(6): 838-845.