

基于局部异常因子的近地全天时星图小波去噪

吴强^{1,2*}, 张锐^{1**}

¹中国科学院微小卫星创新研究院, 上海 201203;

²中国科学院大学, 北京 100049

摘要 星图信噪比是影响星敏感器拍摄星图中星点提取精度的重要因素。软阈值等去噪方法在处理近地面全天时星图时其阈值选取问题引起的噪声残留会影响星点质心的提取精度。针对这一问题, 提出一种加权局部异常因子(LOF)的近地全天时星图小波去噪方法。该方法将局部异常因子算法应用于星图的小波去噪中, 实现了不依赖阈值的近地全天时星图去噪。以地面真实拍摄的星图作为原始数据, 使用峰值信噪比(PSNR)及局部峰值相对误差(LPVRE)对不同去噪方法处理后的星图去噪效果进行对比分析。实验结果表明, 本文方法相较传统均值滤波和小波阈值去噪, 提高了峰值信噪比, 降低了局部峰值相对误差, 能较好地去除背景噪声并较好地保留目标信息。

关键词 图像处理; 小波变换; 小波阈值去噪; 局部异常因子; 近地全天时星图; 星图去噪

中图分类号 V19

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202040.0810001

Wavelet Denoising of Near-Earth All-Day Star Map Based on Local Outlier Factor

Wu Qiang^{1,2*}, Zhang Rui^{1**}

¹Innovation Academy for Microsatellites of CAS, Shanghai 201203, China;

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract The signal-to-noise ratio (SNR) of a star map is an important factor affecting the accuracy of star point identification. For the threshold denoising methods, the noise residual caused by the threshold selection problem in the ground all-day star map affects the accuracy of the star point centroid extraction. This study proposes a near-earth all-time star map wavelet denoising method based on the local outliers factor. The proposed method applies the local outliers factor algorithm to the wavelet denoising of the star map to perform the denoising of the ground all-time star map without threshold. Herein, the real star map is considered as the original data, and the peak SNR (PSNR) and local peak value relative error (LPVRE) are used to compare and analyze the denoising effect of the star map processed using different denoising methods. Results show that compared with the traditional mean filter and wavelet threshold denoising, this method improves the PSNR and reduces the local peak relative error, and it can more efficiently remove the background noise and retain the target information.

Key words imaging processing; wavelet transform; wavelet threshold denoising; local outlier factor; near-earth all-day star map; star map denoising

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 100.3008; 100.7410

1 引 言

随着小卫星应用技术的日趋成熟, 在航空航天领域, 无论是近地卫星导航或者深空探测, 还是弹道导弹或者小卫星上, 星敏感器都得到了广泛的应用, 星敏感器的这些应用均要求星敏感器能够日夜正常工作, 所以快速而可靠的全天时星敏感器星图去噪算法已成为卫星导航应用中星敏感器的关键部

分。星敏感器在近地面(主要是高度为 20-50 km 的平流层)全天时工作时, 受大气云层及所含微粒的散射杂光影响, 白天天空背景辐射强烈, 导致星敏感器的信噪比大幅降低。因此, 如何滤除星图图像中携带的噪声信息, 提高恒星的质心定位精度, 一直是当前国内外学者的研究重点^[1-2]。Zhou 等^[3]提出了一种基于超完备稀疏表示的均值滤波方法, 利用冗余字典中星图的自适应稀疏分解来处理阈值, 提高了

收稿日期: 2019-12-02; 修回日期: 2019-12-18; 录用日期: 2020-01-02

* E-mail: 1156835856@qq.com; ** E-mail: acumen_zhang@163.com

星点提取的可靠性。王敏等^[4]提出一种基于能量函数的极值中值滤波去噪算法,能够较好地处理椒盐噪声。杨洲等^[5]针对非局部均值(NLM)去噪算法在变化丰富的纹理区域采用平移窗口方法选择相似块的不足,提出了一种基于超像素分割的非局部均值去噪算法。但星图中恒星呈点状分布,与噪声分布具有相似性,滤波器方法在去噪的同时也丢失了目标信息。也有学者对基于阈值分割的去噪算法进行了研究,时春霖等^[6]针对恒星星图的小视场、弱目标和单峰性的特点,运用一维最大熵法对星图进行阈值分割。张瑞雪等^[7]针对传统小波阈值函数在阈值处间断,且小波估计系数与实际系数存在偏差,导致去噪后的图像出现失真,产生伪吉布斯等问题,将阈值与实际系数的比值取对数作为补偿系数进行动态补偿。但阈值分割法对具有复杂背景的星图作统一处理往往会使背景噪声残留,目前有一种适合于星图全局的阈值函数,对星图先验信息依赖较多。

综上所述,针对近地全天时星图内含背景噪声,以及边缘信息复杂且星点能量较集中呈单峰性等特性,本文提出了一种改进的基于局部异常因子的星图小波去噪方法,先对地面拍摄的星图作小波变换,再采用相对局部密度来检测异常点,最终实现星图的去噪。

2 理论基础

2.1 图像噪声分析

星空环境中广泛存在着杂散光。受大气层、太阳光和月光等的影响,杂散光会直接影响恒星在星图上形成的光斑大小以及星点能量分布^[8]。杂散光经过太空环境的多次反射后有可能进入星敏感器,在星图上形成光斑,使视场内恒星位置及结构发生变化,影响星点定位。另外,大气密度起伏引起的大气折射率随机起伏会破坏在大气中传播光波的空间相干性,产生一系列效应的大气湍流^[9]。另外,硬件系统噪声主要是星敏感器成像系统的系统噪声,如光子波动产生的散粒噪声、热效应产生的暗电流噪声以及镜头本身缺陷造成的光污染^[10]。这些噪声都会影响星点像素能量分布进而对星点定位带来困难。图1是在地面实拍的星图,其中有谐波噪声、椒盐噪声以及杂散光等噪声。

在这些背景噪声中,一直没有可靠通用的大气辐射模型能够对近地星图中的杂散光噪声去噪。已有的大气模型的研究中,往往对某些条件下的大气进行模型化,其中 Lutomirski^[11]对大气非均匀路径



图1 实拍星图

Fig. 1 Real star map

下的光传播模型进行了研究,利用随机介质中的光传播理论从频域的角度分析了图像在大气中的传输问题,认为大气造成图像模糊的过程是原始图像和大气调制传递函数(MTF)的卷积。文献[12]中得到了混浊大气介质的MTF,并在McCartney的大气均匀路径模型基础上研究了大气非均匀路径的图像退化光学模型。

平面平行大气中辐射传输方程的一般表达式为

$$\mu \frac{dI(h, \theta, \phi)}{dh} = I(h, \theta, \phi) - G(h, \theta, \phi), \quad (1)$$

式中: I 为辐射亮度; G 为源函数; h 为观察高度; θ 为天顶角; μ 为天顶角余弦; ϕ 为方位角。

星点目标经过大气后由成像装置接收,装置接收到的目标亮度主要由两部分组成,即目标固有亮度经过大气路径后的衰减分量和视线路径中的天空散射光分量。当从高度为 h_0 的位置向上观察高度为 h 的物体时,通过求解辐射传输方程,可以得到观察处目标亮度和大气背景亮度的形式解,表达式为

$$I_{\text{vis}}(h_0) = I_{\text{obj}}(h)T_s(h, h_0) + I_{\text{path}}(h, h_0), \quad (2)$$

$$I_{\text{back_vis}}(h_0) = I_{\text{back_obj}}(h)T_s(h, h_0) + I_{\text{path}}(h, h_0), \quad (3)$$

式中: I_{obj} 为目标固有亮度; $I_{\text{back_obj}}$ 为目标处的大气背景亮度; $I_{\text{path}}(h, h_0)$ 为进入传感器的天空散射光,

$$I_{\text{path}}(h, h_0) = \int_h^{h_0} G(h') \exp\left(-\frac{h_0 - h'}{\mu}\right) dh' / \mu, h'$$

为大气高度物理量; $T_s = \exp\left(-\frac{h_0 - h'}{\mu}\right)$ 为斜程非均匀

路径的大气透射率。由(2)式和(3)式可得

$$I_{\text{vis}}(h_0) = I_{\text{obj}}(h)T_s(h, h_0) + I_{\text{back_vis}}(h_0)[1 - \chi T_s(h, h_0)], \quad (4)$$

式中: $\chi = \frac{I_{\text{back_obj}}(h)}{I_{\text{back_vis}}(h_0)}$ 。(4)式即斜程非均匀路径中

的图像退化光学模型。由退化光学模型可以得到退化图像复原的公式为

$$I_{\text{obj}} = \frac{I_{\text{vis}} - I_{\text{back_vis}}}{T_s} + \chi I_{\text{back_vis}} \quad (5)$$

2.2 小波阈值去噪

小波变换可以很好地保护有用的信号尖峰和突变信号。因此小波变换适用于去除暂态信号和瞬态信号的噪声,抑制高频噪声的干扰,可有效地将高频信息和高频噪声区分开来。小波分析由于具有良好的时频局部化特性,在图像边缘检测中得到了广泛的研究和应用。

对(4)式离散化,得

$$I_{\text{vis}}(x, y) = I_{\text{obj}}(x, y)T_s(h, h_0) + I_{\text{back_vis}}(x, y)[1 - \chi T_s(h, h_0)], \quad (6)$$

星图灰度图 $I_{\text{vis}}(x, y)$ 在二维小波基下的展开式为

$$I_{\text{vis}}(x, y) = \sum_{j=1}^J \sum_{m,n} [H_{m,n}^j \eta_{j,m}(x) \beta_{j,n}(y) + V_{m,n}^j \eta_{j,m}(x) \beta_{j,n}(y) + D_{m,n}^j \beta_{j,m}(x) \beta_{j,n}(y)] + \sum_{m,n} A_{m,n}^j \eta_{j,m}(x) \eta_{j,n}(y), \quad (7)$$

式中: J 为小波分解层数; m, n 为二维系数采样坐标; β, η 为两个正交小波基; $H_{m,n}^j, V_{m,n}^j, D_{m,n}^j, A_{m,n}^j$ 分别为水平高频系数、垂直高频系数、对角线高频系数及低频系数,组成了信号的小波变换阈,由 Mallet 算法可得

$$\begin{cases} H_{m,n}^j = \sum_{k,l} Z_1(k-2m)Z_0(l-2n)A_{k,l}^{j-1} \\ V_{m,n}^j = \sum_{k,l} Z_0(k-2m)Z_1(l-2n)A_{k,l}^{j-1} \\ D_{m,n}^j = \sum_{k,l} Z_1(k-2m)Z_1(l-2n)A_{k,l}^{j-1} \\ A_{m,n}^j = \sum_{k,l} Z_0(k-2m)Z_0(l-2n)A_{k,l}^{j-1} \end{cases}, \quad (8)$$

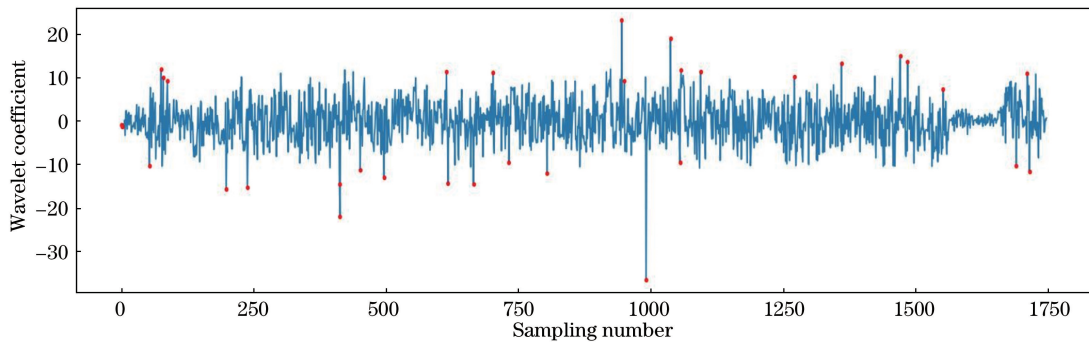


图2 对图1作二维小波变换后的第3层水平高频系数

Fig. 2 Horizontal high frequency coefficient in third level after 2D wavelet transform to Fig. 1

2.3 局部异常因子(LOF)算法

异常值或离群值,是观测或实验过程中由于种种原因破坏了原有统计规律性而产生的观测值。利用聚类的思想,异常值处的点被定义为分布稀疏且离密度高的群体较远的点,即离群点。

式中: $Z_0(\cdot)$ 和 $Z_1(\cdot)$ 分别为低通和高通滤波函数。

小波阈值去噪充分利用小波变换分解带噪声信号,分解后突变目标信号的小波系数会比背景噪声的小波系数要大^[13]。在此基础上只需选择一个合适的阈值函数 $T(x, y)$ 来收缩小波系数,保留主要由信号控制的小波系数,剩下的小波系数作逆变换得到去噪信号,其过程可表示为

$$I'(x, y) = W^{-1} [T_A^J(A_{i,j}), T_H^J(H_{i,j}), T_V^J(V_{i,j}), T_D^J(D_{i,j})], \quad (9)$$

式中: $I'(x, y)$ 为重构后星图灰度; W^{-1} 为小波逆变换; T^J 为阈值函数。

自 Donoho 提出基于小波阈值去噪^[14]之后,相继提出了小波去噪的软、硬阈值方案,基于小波变换的阈值去噪方法得到广泛研究^[15-19]。图2是图1经(8)式作二维小波变换后的小波系数图,横坐标为采样序列,纵坐标为系数值,用圆圈标记的离散点是星点的小波系数。

对图2的小波系数进行去噪时,传统的阈值去噪函数具有局限性。硬阈值函数会使小波系数不连续,从而造成小波重构的吉布斯现象;软阈值函数过于平滑,容易导致去噪图像失真;由于多分辨特性,单独的固定阈值无法满足对图像特性的要求。对图2的小波系数选取阈值,无法较好地收缩图像信息,较大阈值会丢失更多信息,较小阈值又会残留噪声。另外,基于阈值的小波去噪需要更多地依赖图像的先验信息。针对星图小波系数阈值的局部离散化特性,本文对局部异常因子算法进行了研究。

LOF 算法是基于密度的经典异常值算法^[20],对于数据分布不均匀、密度不同的情况,采取数据点与周围近邻点的相对密度来定义局部异常因子。数据点 p 异常与否,并不是取决于 p 的局部密度,而是取决于 p 的局部密度与近邻点的局部密度的对

比。算法用 LOF 来表征这种异常程度。

将点 p 的 k 近邻的平均局部可达密度与数据点 p 的局部可达密度的比值定义为点 p 的局部异常因子,即

$$L_k(p) = \frac{\sum_{o \in N_k(p)} \frac{\rho_k(o)}{\rho_k(p)}}{k} = \frac{\sum_{o \in N_k(p)} \rho_k(o)}{k\rho_k(p)}, \quad (10)$$

局部可达密度 ρ 可表示为

$$\rho_k(p) = 1 / \frac{\sum_{o \in N_k(p)} d_k(p, o)}{|N_k(p)|}, \quad (11)$$

$$d_k(p, o) = \max\{d_k(p), d(p, o)\}, \quad (12)$$

式中: k 是算法中用户定义的值,用以说明取点 p 的第多少个距离; $N_k(p)$ 是点 p 的 k 距离邻域; $\rho_k(p)$ 、 $\rho_k(o)$ 分别表示点 p 的局部可达密度和点 p 的 k 距离邻域中点 o 的局部可达密度; $|N_k(p)|$ 表示邻域的长度,即距点 p 距离小于第 k 近邻距离的点的个数; $d_k(p, o)$ 表示点 p 到点 o 的可达距离。

3 基于加权 LOF 的小波去噪

基于阈值的小波去噪需要估计背景和目标的阈值,且需要足够的先验信息,此外,硬阈值法会造成信号不连续,软阈值法过于平滑容易导致图像失真,固定阈值又无法满足各层图像的特性要求。针对这些问题,本文将小波变换与 LOF 相结合,在小波变换的基础上,将异常值检测算法应用于小波去噪中,提出改进的基于 LOF 的小波去噪方法(LOF-WTD),并将其应用于星图去噪。

假定视线路径中照度和光学性质均相同,McCartney 等^[21]提出基于目标光衰减分量和天空光分量的图像退化光学模型,认为图像中每一像元的亮度值为目标固有亮度经过大气路径后的衰减分量与观察视线光路上天空散射光分量的叠加,即有

$$I_{\text{vis}}(x, y) = I_{\text{obj}}(x, y)T(h) + I_{\text{back}}(x, y)T_b(h), \quad (13)$$

可以转化为

$$I_{\text{vis}}(x, y) = I_{\text{obj_vis}}(x, y) + I_{\text{back_vis}}(x, y), \quad (14)$$

式中: $I_{\text{vis}}(x, y)$ 为星图 (x, y) 处的灰度值; $I_{\text{obj}}(x, y)$ 为星图 (x, y) 处对应的恒星亮度; $T(h)$ 为光衰减传递函数; $I_{\text{back}}(x, y)$ 为星图 (x, y) 处对应的背景亮度; $T_b(h)$ 为散射光传递函数; $I_{\text{obj_vis}}(x, y)$ 为目标在星图 (x, y) 处的灰度; $I_{\text{back_vis}}(x, y)$ 为杂散光在星图 (x, y) 处的灰度。

由文献[14]中 Donoho 提出的小波阈值去噪理论可以得出:小波变换是线性变换,具有线性叠加性,即

时域图像中线性叠加的目标信号 X 与背景噪声信号 N ,在小波阈中也具有线性叠加关系,表达式为

$$f = X + N \rightarrow W(f) = W(X) + W(N), \quad (15)$$

式中: W 表示小波变换算子。则有

$$W(I_{\text{vis}}) = W(I_{\text{obj_vis}}) + W(I_{\text{back_vis}}), \quad (16)$$

由(8)式可得各信号的小波阈值,并有

$$\begin{cases} H_{\text{vis}} = H_{\text{obj_vis}} + H_{\text{back_vis}} \\ V_{\text{vis}} = V_{\text{obj_vis}} + V_{\text{back_vis}} \\ D_{\text{vis}} = D_{\text{obj_vis}} + D_{\text{back_vis}} \\ A_{\text{vis}} = A_{\text{obj_vis}} + A_{\text{back_vis}} \end{cases}. \quad (17)$$

对实验中从地面拍摄的星图(局部星图)作小波变换后的 H_{vis} 、 V_{vis} 、 D_{vis} 、 A_{vis} 中的某一层系数如图 3(a)、(b)、(c)、(d),接着对变换得到的 H_{vis} 、 V_{vis} 、 D_{vis} 、 A_{vis} 四个小波系数用 LOF 算法检测离群点。为了提高算法的精确度和速度,先将整个系数聚类后分成多个子集,然后在每个子集里计算。LOF 算法将某点邻域内点的局部密度平均值作为参考,取该点局部密度与邻域点密度平均值之比作为点的异常判据。为了避免邻域过大使算法效率降低, k 值表示为

$$k = 2\varepsilon \times \left(2\sigma^2 \times \ln \frac{C_j}{E}\right)^{\frac{1}{2}}, \quad (18)$$

式中: ε 为补偿系数,一般取经验值 8~10; σ 、 E 分别为子集的标准差和均值; C_j 为某点 j 的系数值。利用(18)式自适应地选取邻域范围。

另外,星图成像时星点会有一定的扩散,所以星点大小往往设为 3×3 或 5×5 ,小波系数块中异常点通常有多个。邻域范围过小时,邻域内星点系数比重过大,易导致异常点被误判,针对这一现象,本文算法在计算参考密度时采用邻域点的加权密度作为参考密度,权值随邻域内点距该点的距离增加而增大,其权值 a_i 可表示为

$$a_i = \mu \frac{d(o_i, p)}{d_k(p)}, \quad (19)$$

式中: μ 为比例因子; $d(o, p)$ 为点 p 到邻域第 i 个点 o_i 的距离; $d_k(p)$ 为点 p 的 k 可达距离。

对 H_{vis} ,由(12)式可得系数中的点 p_H 及其 k 邻域内某点 o_H 的密度为

$$\begin{cases} \rho_k(p_H) = \frac{k}{\sum_{o_H \in N_k(p_H)} \|\mathbf{p}_H - \mathbf{o}_H\|} \\ \rho_k(o_H) = \frac{k}{\sum_{q_H \in N_k(o_H)} \|\mathbf{o}_H - \mathbf{q}_H\|} \end{cases}, \quad (20)$$

式中: \mathbf{p}_H 和 \mathbf{o}_H 用来表示点 p_H 和点 o_H 的坐标,则由相对密度定义及(8)式可得 H_{vis} 中点 p_H 的 LOF 值为

$$L(p_H) = k^{-1} \sum_{o_H \in N_k(p_H)} \frac{a_{o_H} \rho_k(o_H)}{\rho_k(p_H)} = k^{-1} \sum_{o_H \in N_k(p_H)} \frac{a_{o_H} \sum_{o_H \in N_k(p_H)} \|p_H - o_H\|}{\sum_{q_H \in N_k(o_H)} \|o_H - q_H\|} = k^{-1} \sum_{o_H \in N_k(p_H)} \|p_H - o_H\| \frac{\sum_{o_H \in N_k(p_H)} a_{o_H}}{\sum_{q_H \in N_k(o_H)} \|o_H - q_H\|}, \quad (21)$$

同理, V_{vis} 、 D_{vis} 、 A_{vis} 点 p 的 LOF 值为

$$L(p_V) = k^{-1} \sum_{o_V \in N_k(p_V)} \|p_V - o_V\| \frac{\sum_{o_V \in N_k(p_V)} a_{o_V}}{\sum_{q_V \in N_k(o_V)} \|o_V - q_V\|}, \quad (22)$$

$$L(p_D) = k^{-1} \sum_{o_D \in N_k(p_D)} \|p_D - o_D\| \frac{\sum_{o_D \in N_k(p_D)} a_{o_D}}{\sum_{q_D \in N_k(o_D)} \|o_D - q_D\|}, \quad (23)$$

$$L(p_A) = k^{-1} \sum_{o_A \in N_k(p_A)} \|p_A - o_A\| \frac{\sum_{o_A \in N_k(p_A)} a_{o_A}}{\sum_{q_A \in N_k(o_A)} \|o_A - q_A\|}. \quad (24)$$

如图 3(a)、(b)、(c)、(d), 横坐标为采样序列, 常点, 即用圆圈标记的离散点, 否则为正常系数点。纵坐标为系数值, 当 LOF 远大于 1 时则该点为异常点。

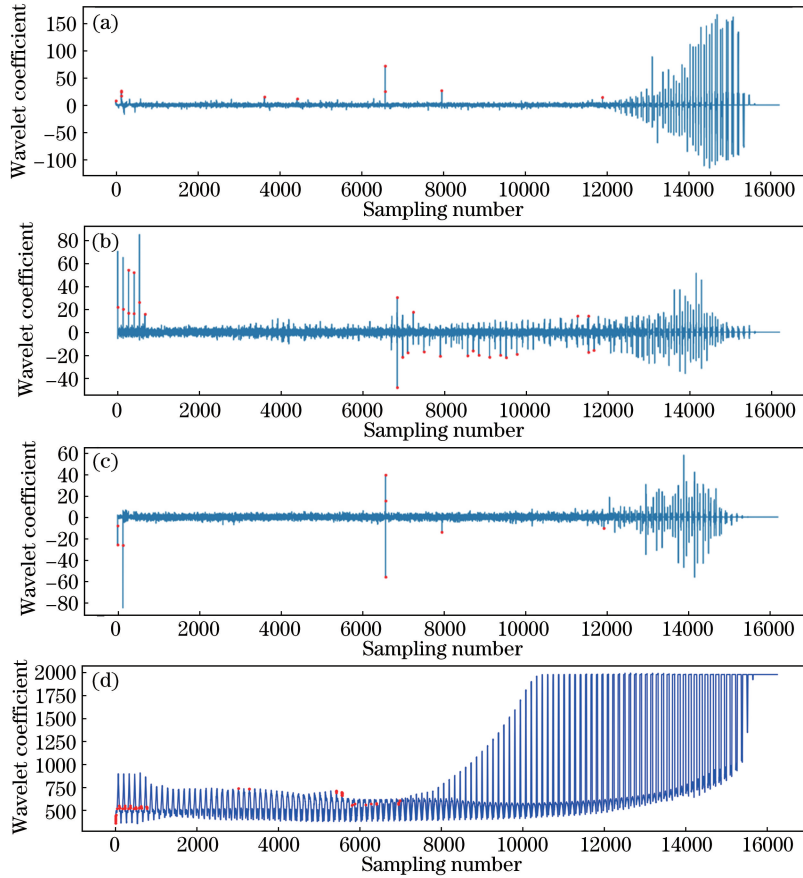


图 3 对局部星图作二维小波变换后的高频和低频系数。(a)水平高频系数;(b)垂直高频系数;(c)对角线高频系数;(d)低频系数

Fig. 3 High frequency and low frequency coefficients after 2D wavelet transform to the experimental star map. (a) Horizontal high frequency coefficient; (b) vertical high frequency coefficient; (c) diagonal high frequency coefficient; (d) low frequency coefficient

筛选出异常系数点后, 采用非线性拟合算法——分类回归树 CART 拟合出背景系数后与观测星图的拟合小波系数作差得到的新系数即为星点目标系数, 如图 4(a)、(b)、(c)、(d), 横坐标为采

样序列,纵坐标为系数值,再用小波逆变换重构星图。这一过程可以表述为

$$\mathbf{I} = W^{-1} [A_{\text{vis}} - T(A'_{\text{vis}}), H_{\text{vis}} - T(H'_{\text{vis}}), V_{\text{vis}} - T(V'), D_{\text{vis}} - T(D'_{\text{vis}})], \quad (25)$$

式中: W^{-1} 为小波逆变换算子; T 为拟合算子; $[A_{\text{vis}}, H_{\text{vis}}, V_{\text{vis}}, D_{\text{vis}}]$ 组成星图原小波系数矩阵, $[A'_{\text{vis}}, H'_{\text{vis}}, V'_{\text{vis}}, D'_{\text{vis}}]$ 组成正常系数矩阵; \mathbf{I} 为重构得到的星图。

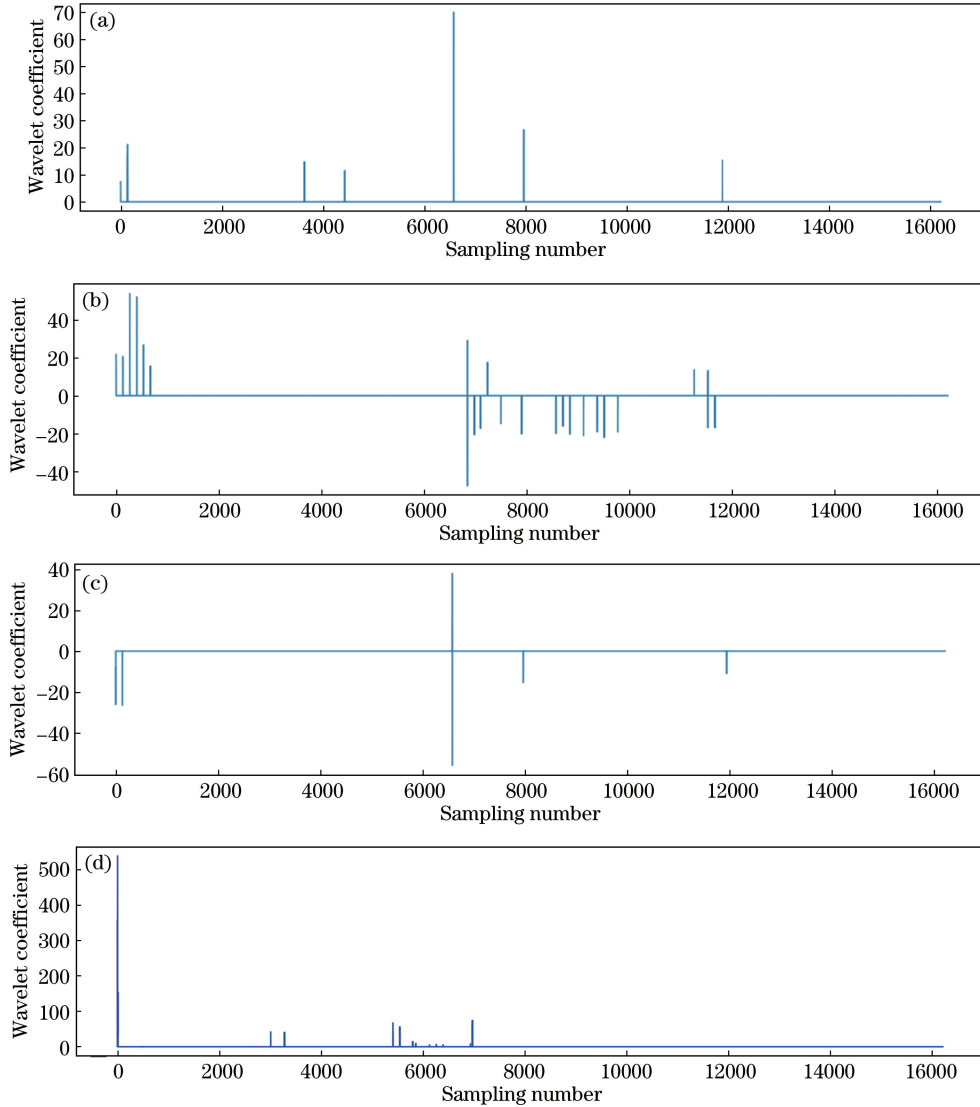


图 4 拟合作差得到的高频和低频系数。(a)水平高频系数;(b)垂直高频系数;(c)对角线高频系数;(d)低频系数

Fig. 4 High frequency and low frequency coefficients obtained by fitting and subtracting. (a) Horizontal high frequency coefficient; (b) vertical high frequency coefficient; (c) diagonal high frequency coefficient; (d) low frequency coefficient

基于 LOF 的小波去噪方法无需阈值函数,仅基于已有小波系数点集的自身离散特性,通过计算点集中每个点的异常因子即 LOF 值即可判断异常点,从而筛选出星点系数,克服了小波阈值去噪对图像先验信息的过度依赖。

4 实验结果与对比

实验中采用在地面真实拍摄的局部星图做处理,探测目标是恒星,背景含大气、地球和月亮等,星

图及星图能量分布图如图 5 和图 6 所示,星图大小为 924 pixel×1024 pixel,星点目标大概有 10 个,拍摄时间为下午五点左右。

分别使用非局部均值滤波去噪 (NL-means)^[22]、小波阈值去噪 (WTD)^[23] 和本文 LOF-WTD 算法对星图去噪,作三层小波变换。其中图 7 为实际星敏感器识别处理的星图结果,红圈代表星敏感器提取星点,蓝圈代表星图识别的实际星点,三种算法的去噪效果如图 8、9、10。

三种方法去噪后的 3D 能量图如图 11、12、13，
为便于观察已将 3D 图旋转了一定角度。

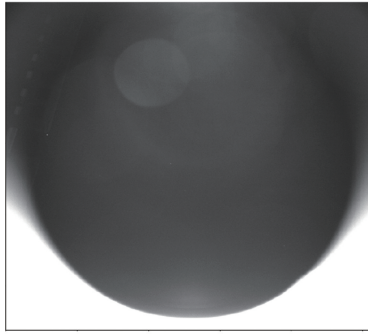


图 5 拍摄的局部星图

Fig. 5 Real local star map

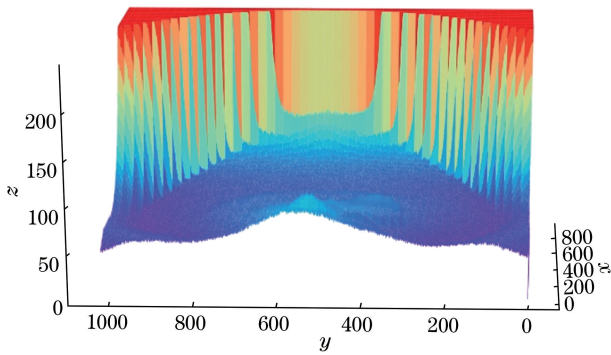


图 6 星图能量 3D 图

Fig. 6 3D energy of star map

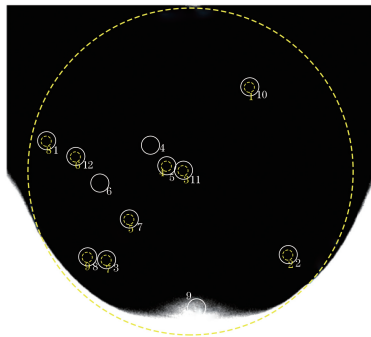


图 7 实际星敏感器识别处理的星图结果

Fig. 7 Star map processed by actual star sensor

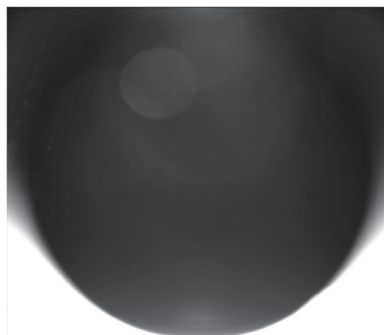


图 8 非局部均值去噪后的去噪效果图

Fig. 8 Denoised effect map after NL-means denoising

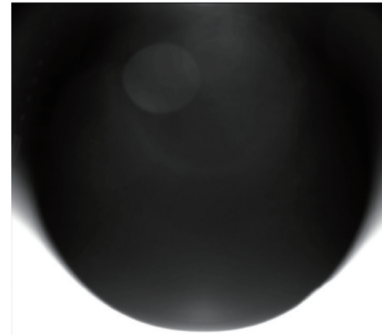


图 9 小波阈值去噪后的去噪效果图

Fig. 9 Denoised effect map after WTD denoising

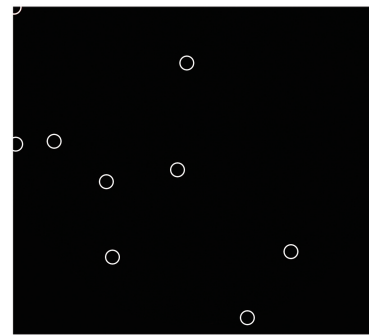


图 10 LOF-WTD 去噪后的去噪效果图

Fig. 10 Denoised effect map after LOF-WTD denoising

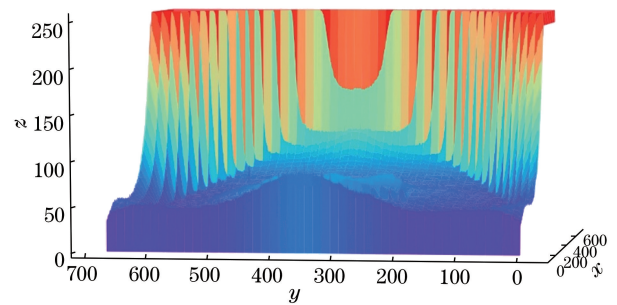


图 11 非局部均值去噪 3D 图

Fig. 11 3D figure with NL-means

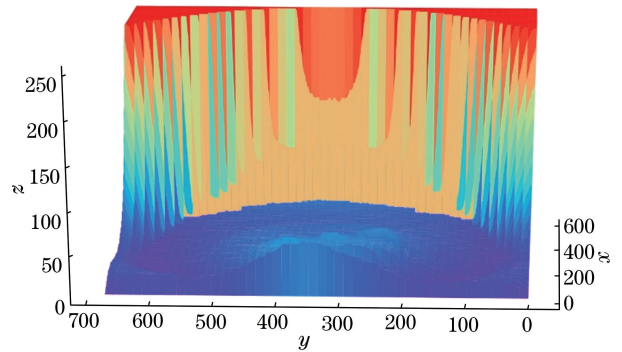


图 12 小波阈值去噪 3D 图

Fig. 12 3D figure with WTD

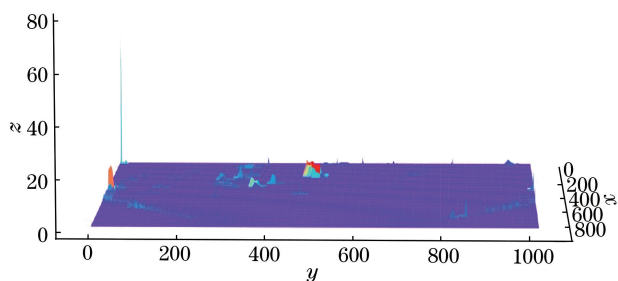


图 13 LOF-WTD 去噪后的 3D 图

Fig. 13 3D figure with LOF-WTD

本实验采用 Python3.6 语言编写,运行平台为 intel i5 的 windows10,为了比较这三种方法的性能,本实验采用峰值信噪比(PSNR)和局部峰值相对误差(LPVRE)以及处理时间来评估算法对图像的降噪效果和效率。PSNR 是通过均方误差(MSE)定义的,两个 $m \times n$ 单色图像 I 和 K ,如果一个为另外一个的噪声近似,那么他们的均方误差可定义为

$$M_{SE} = \frac{1}{mn} \sum_{j=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2, \quad (26)$$

峰值信噪比被定义为

$$P_{SNR} = 10 \lg \frac{M_I^2}{M_{SE}} = 20 \lg \frac{M_I}{\sqrt{M_{SE}}}, \quad (27)$$

式中: M_I 为去噪后星图的最大灰度值。

LPVRE 用于衡量原始信号的奇异性保留情况,定义为局部峰值相对误差的平均值,计算公式为

$$L_{PVRE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|V_{oi} - V_{pi}|}{|V_{oi}|} \times 100\%, \quad (28)$$

式中: V_{oi} 为原始图像第 i 块的局部峰值; V_{pi} 为去噪处理后图像第 i 块的对应峰值。本文中均取 $N = 54$,数据如表 1 所示。

表 1 星图的去噪方法结果数据

Table 1 Result data of each denoising method of star map

Type of denoising	PSNR /dB	LREPV /%	Time /s
NL-means	6.86	1.78	5.3
WTD	7.32	1.53	7.1
LOF-WTD	9.67	1.28	8.5

从图 8~10 中看出,均值滤波及小波软阈值去噪对星图去噪不明显,而本文的 LOF-WTD 算法在去噪的同时把背景非目标对象也给去除了。从表 1 中可以看出,相比于其他两种算法,本文算法将信噪比分别提高了 41% 和 32%,局部峰值相对误差分别降低了 28% 和 16%,而处理时间仅多了 3.2 s 和 1.4 s,总体上优于其他两种方法。由此可看出,本文算法无论在图像角度还是在数据上都能够有效去除背景噪声并保留目标成分。

5 结 论

提出基于加权局部异常因子的小波去噪方法(LOF-WTD),该方法充分利用了小波变换的多分辨特性,将图像多层分解进行去噪,克服了传统小波阈值去噪对阈值的复杂估计。实验表明,基于 LOF 的小波去噪方法能够较好地对应星图去噪。下一步将对异常值筛选的灵活性及处理图像的泛化性进行深入研究,提高运算效率,如结合小波神经网络自学习算法对多种星图进行去噪和目标提取。

参 考 文 献

- [1] Wei X G, Tan W, Li J, et al. Exposure time optimization for highly dynamic star trackers [J]. Sensors, 2014, 14(3): 4914-4931.
- [2] Ma L H, Zhan D J, Jiang G W, et al. Attitude-correlated frames approach for a star sensor to improve attitude accuracy under highly dynamic conditions[J]. Applied Optics, 2015, 54(25): 7559-7566.
- [3] Zhou M Y, Shi Y, Yang J G. Denoising star map data via sparse representation and dictionary learning [J]. Optik, 2015, 126(11/12): 1133-1137.
- [4] Wang M, Zhao J Y, Chen T, et al. Extremum Median filter map denoising algorithm based on energy function [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017, 39(6): 1387-1393.
王敏, 赵金宇, 陈涛, 等. 基于能量函数的极值中值滤波星图去噪算法 [J]. 电子与信息学报, 2017, 39(6): 1387-1393.
- [5] Yang Z, Chen L, Jia J. Non-local mean denoising algorithm based on superpixel segmentation [J]. Application Research of Computers, 2018, 35(5): 1573-1577.
杨洲, 陈莉, 贾建. 基于超像素分割的非局部均值去噪方法 [J]. 计算机应用研究, 2018, 35(5): 1573-1577.
- [6] Shi C L, Zhang C, Chen C Y, et al. One-dimensional maximum entropy image segmentation algorithm based on the small field of view of measuring robot star map [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2018, 47(4): 446-454.
时春霖, 张超, 陈长远, 等. 测量机器人小视场星图一维最大熵星点图像分割算法 [J]. 测绘学报, 2018, 47(4): 446-454.
- [7] Zhang R X, Shen X L. Application of improved wavelet domain thresholding algorithm in image denoising [J]. Modern Electronics Technique, 2019, 42(7): 61-65, 70.

- 张瑞雪, 沈小林. 改进的小波域阈值算法在图像去噪中的应用[J]. 现代电子技术, 2019, 42(7): 61-65, 70.
- [8] He YY, Wang H L, Feng L, et al. High-precision star centroid extraction method on star image of star sensor [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2019, 51(4): 99-106.
何贻洋, 王宏力, 冯磊, 等. 星敏感器星图的高精度星点提取方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2019, 51(4): 99-106.
- [9] Wang Q, Mei H P, Qian X M, et al. Spatial correlation experimental analysis of atmospheric optical turbulence in the near ground layer[J]. Acta Physica Sinica, 2015, 64(11): 114212.
王倩, 梅海平, 钱仙妹, 等. 近地面大气光学湍流空间相关特性的实验研究[J]. 物理学报, 2015, 64(11): 114212.
- [10] Luo L Y. Study on star centroid extraction and star identification method based on star sensor [D]. Xi'an: Xidian University, 2015: 31.
罗丽燕. 基于星敏感器的星点提取与星图识别方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015: 31.
- [11] Lutomirski R F. Atmospheric degradation of electrooptical system performance [J]. Applied Optics, 1978, 17(24): 3915-3921.
- [12] Wu P F, Xu Q S, Fang S, et al. Optical model of image degradation in atmospheric inhomogeneous path[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(5): 0501002.
武鹏飞, 徐青山, 方帅, 等. 大气非均匀路径中图像退化光学模型[J]. 光学学报, 2012, 32(5): 0501002.
- [13] Zhang X Y, Turghunjan A. Improvement of threshold image denoising algorithm with wavelet transform [J]. Computer Technology and Development, 2017, 27(3): 81-84.
张小燕, 吐尔洪江·阿布都克力木. 小波变换的阈值图像去噪算法改进[J]. 计算机技术与发展, 2017, 27(3): 81-84.
- [14] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.
- [15] Liao Y F, Zhong J Y. A new method used for star distillation of near-infrared star image of star tracker [J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(5): 1667-1671.
廖育富, 钟建勇. 一种新的方法用于星敏感器近红外星图星点提取[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(5): 1667-1671.
- [16] Chang S G, Yu B, Vetterli M. Spatially adaptive wavelet thresholding with context modeling for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1522-1531.
- [17] Chang S G, Yu B, Vatterli M. Image denoising via lossy compression and wavelet thresholding [J]. IEEE Trans. Image Processing, 2000, 9: 1532-1546.
- [18] Niu L. Star detection algorithm based on wavelet transform and multi-resolution analysis[J]. Optics & Optoelectronic Technology, 2016, 14(2): 60-63.
牛雷. 基于小波变换及多尺度分析的星点检测方法[J]. 光学与光电技术, 2016, 14(2): 60-63.
- [19] Guo H, Odegard J E, Lang M, et al. Wavelet based speckle reduction with application to SAR based ATD/R[C]//Proceedings of 1st International Conference on Image Processing, November 13-16, 1994, Austin, TX, USA. New York: IEEE, 1994: 75-79.
- [20] Zhou P, Cheng Y Y. An improved LOF outlier detection algorithm [J]. Computer Technology and Development, 2017, 27(12): 115-118.
周鹏, 程艳云. 一种改进的 LOF 异常点检测算法[J]. 计算机技术与发展, 2017, 27(12): 115-118.
- [21] McCartney E J, Hall F F, Jr. Optics of the atmosphere: scattering by molecules and particles [J]. Physics Today, 1977, 30(5): 76-77.
- [22] Zhang J L, Tang W G. Infrared image denoising based on nonlocal means filtering of wavelet transformation[J]. Infrared, 2015, 36(3): 34-38.
张军令, 唐卫国. 基于非局部均值滤波的小波红外图像去噪[J]. 红外, 2015, 36(3): 34-38.
- [23] Zhou C S, Zhang X, Wen Z, et al. Modified wavelet threshold denoising algorithm with layer-by-layer change threshold [J]. Communications Technology, 2018, 51(3): 563-568.
周昌顺, 张欣, 文章, 等. 一种逐层变化的阈值和改进的小波阈值去噪算法[J]. 通信技术, 2018, 51(3): 563-568.