

文章编号: 0253-2239(2009)07-1818-06

基于张量的平稳小波变换红外图像去噪

高仕博 程咏梅 赵永强 潘 泉 魏 坤

(西北工业大学自动化学院, 陕西 西安 710072)

摘要 提出了一种基于张量的平稳小波变换红外图像去噪方法。采用平稳小波对噪声红外图像进行分解,保持低频近似图像不变,将所有尺度上的水平、垂直和对角方向的高频细节图像组合为一个立方体,形成三阶张量,通过多线性代数方法估计信号小波系数,这种处理方式没有破坏小波系数之间的固有空间关系,同时考虑到了尺度间和尺度内小波系数的相关性,优于传统的基于线性最小均方误差的信号小波系数估计算法,最后由低频近似图像与估计的高频细节图像通过平稳小波逆变换得到去噪图像。实验结果表明,该方法在性能指标和视觉质量上优于传统的平稳小波域最小均方误差去噪算法,为小波系数的较准确估计提供了一种全新思路。

关键词 图像处理;红外图像去噪;平稳小波变换;张量;多线性代数

中图分类号 TP391 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20092907.1818

Infrared Image Denoising Based on Stationary Wavelet Transform Using Tensor

Gao Shibo Cheng Yongmei Zhao Yongqiang Pan Quan Wei Kun

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China)

Abstract A method based on stationary wavelet transform using tensor for infrared image denoising was proposed. The noisy infrared image was decomposed by stationary wavelet transform. The low frequency approximation image was not changed. A cube was constituted by the high frequency sub-band images at horizontal, vertical and diagonal directions of the whole scales. And a third-order tensor was formed. The signal wavelet coefficients were estimated by multi-linear algebra method. The space structural relations of wavelet coefficients were not destroyed in this way. The correlations of coefficients both inter-scale and intra-scale were considered at the same time. The wavelet coefficients which were estimated in this method were better than the linear minimum mean square-error estimation (LMMSE) method. The denoised image was obtained by inverse stationary wavelet transform using the low frequency approximation image and the estimated high frequency detail images. Experiment result shows that the denoising results were better than the traditional LMMSE estimation with stationary wavelet domains in performance evaluation and visual quality. And a new thought was provided to estimate the wavelet coefficients more accurately.

Key words image processing; infrared image denoising; stationary wavelet transform; tensor; multi-linear algebra

1 引 言

红外图像在军事和民用领域中得到了日益广泛的应用,如目标探测、遥感和医学等。但是因成像设备水平的局限以及受到外界环境的干扰等影响,使得红外图像普遍存在图像质量差、信噪比低等特点,

为了改善红外图像质量,提高后续处理任务的有效性,红外图像去噪算法的研究是一个研究热点。

在多种去噪方法中,基于小波的去噪算法以其具有的低熵性、多分辨率性、去相关性和选基灵活性及噪声的白化趋势等特点,使之成为一种有效的去

收稿日期: 2008-06-30; 收到修改稿日期: 2008-11-10

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(60634030)、国家自然科学基金(60602056)、航空科学基金(2007ZC53037)和高等学校博士学科点专项科研基金(20060699032)资助项目。

作者简介: 高仕博(1982—),男,博士研究生,主要从事红外图像处理、目标检测等方面的研究。

E-mail: gaohbo1982@163.com

导师简介: 程咏梅(1960—),女,教授,主要从事信号与图像处理、信息融合等方面的研究。

E-mail: chengym@nwpu.edu.cn

噪方法,并得到了大量研究^[1~7]。其中具有平移不变性的平稳小波变换能较好抑制正交小波变换导致图像失真的伪吉布斯现象,已广泛应用于红外图像去噪^[6,7]。基于平稳小波变换的去噪算法,通常是先进行平稳小波分解,得到与原图像大小相同的高频和低频分量;其中对于高频分量可采用阈值法或线性最小均方误差算法等^[1,3,4,8]估计信号小波系数,再通过平稳小波逆变换得到去噪后的图像。通常平稳小波分解得到的各小波系数在尺度间及尺度内具有很强的相关性,单独对每个尺度的小波系数采用线性最小均方误差算法进行估计难以取得良好的去噪效果,相继出现了很多考虑小波系数相关性的小波域去噪算法^[3,8,9]。本文借鉴张量代数思想^[10~13],将分解得到的所有尺度所有方向上的小波系数组合成一个立方体,形成张量(Tensor),从保持小波系数整体空间结构不变的角度出发研究小波域图像去噪算法,其中采用多线性代数分析方法求解信号小波系数。该方法不但克服了传统小波系数拉直处理带来的空间信息损失,同时信号小波系数的整体估计考虑了它们之间的复杂相关性,可得到更为准确的信号小波系数估计效果。实验结果表明,基于张量的小波系数整体处理方式取得比传统的线性最小均方误差处理方式更好的去噪效果,在去噪性能指标上有了明显改善,并获得了更好的视觉效果。

2 平稳小波域最小均方误差去噪

2.1 平稳小波域噪声模型

与通常的正交小波分解不同,红外图像经过平稳小波分解后,在各个尺度上三个方向的高频细节图像与原图像大小相等,其具有的平移不变性有利于获得更好的去噪效果。

加性噪声红外图像模型描述如下:

$$\mathbf{S}(m, n) = \mathbf{X}(m, n) + \mathbf{O}(m, n), \quad (1)$$

式中 $\mathbf{S} \in \vec{\mathbf{R}}^{M \times N}$ 表示含噪图像矩阵, $\mathbf{X} \in \vec{\mathbf{R}}^{M \times N}$ 表示原始图像矩阵, $\mathbf{O} \in \vec{\mathbf{R}}^{M \times N}$ 表示方差为 σ^2 的高斯白噪声矩阵(假设与 \mathbf{X} 不相关), $M \times N$ 为图像大小。对(1)式进行平稳小波分解,则噪声图像模型在尺度 j 上的表示如下:

$$T_j = Y_j + Z_j, \quad (2)$$

式中 T_j 、 Y_j 和 Z_j 分别是 \mathbf{S} 、 \mathbf{X} 和 \mathbf{O} 在 j 尺度上的高频小波系数,由平稳小波变换性质, Y_j 与 Z_j 不相关, Z_j 服从方差 σ_j^2 的高斯分布,且 $\sigma_j^2 = \|L_j\|^2 \sigma^2$,其中 L_j 分别对应于 j 尺度的水平、垂直或对角滤波器。

2.2 最小均方误差小波系数估计(WSWT)

一般来说,基于小波去噪算法的实质就是如何估计信号小波系数 Y_j ,一般可采用线性最小均方误差算法由 T_j 估计信号小波系数 Y_j ,即令 $\hat{Y}_j = c_j \cdot T_j$,使得 $\min_{c_j} \|\hat{Y}_j - Y_j\|_F^2$,因此有 $c_j = \frac{\sigma_{Y_j}^2}{\sigma_{Y_j}^2 + \sigma_j^2}$,其中 $\sigma_{Y_j}^2$ 是 Y_j 的方差。由于噪声小波系数 Z_j 与信号小波系数 Y_j 不相关,可以通过 $\sigma_{Y_j}^2 = \max\left[\frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N T_j^2(m, n) - \sigma_j^2, 0\right]$ 估计 $\sigma_{Y_j}^2$,采用稳健中值估计器估计噪声方差: $\sigma^2 \approx \left[\frac{\text{median}(|W_1^p|)}{0.6745}\right]^2$ (其中 W_1^p 是经过一层正交小波分解得到的对角小波系数)。

2.3 基于小波系数相关性的系数估计(ISWT)

由于平稳小波变换是冗余小波变换,相邻尺度间的小波系数间具有相关性,这里采用文献[8]给出的一种由粗尺度小波系数估计细尺度小波系数的思路(不考虑方向性),设

$$\begin{cases} \mathbf{t}_j(m, n) = [T_j(m, n) \ T_{j+1}(m, n)]^T \\ \mathbf{y}_j(m, n) = [Y_j(m, n) \ Y_{j+1}(m, n)]^T \\ \mathbf{z}_j(m, n) = [Z_j(m, n) \ Z_{j+1}(m, n)]^T \end{cases} \quad (3)$$

从而有 $\mathbf{t}_j = \mathbf{y}_j + \mathbf{z}_j$,通过线性最小均方误差估计,即令 $\hat{\mathbf{y}}_j = C_j \cdot \mathbf{t}_j$,使得 $\min_{C_j} \|\hat{\mathbf{y}}_j - \mathbf{y}_j\|_F^2$,有

$$C_j = \mathbf{P}_j(\mathbf{Q}_j)^{-1}, \quad (4)$$

式中

$$\mathbf{P}_j = [\mathbf{y}_j \mathbf{y}_j^T] = \begin{bmatrix} Y_j^2 & Y_j Y_{j+1} \\ Y_j Y_{j+1} & Y_{j+1}^2 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{Q}_j = [\mathbf{t}_j \mathbf{t}_j^T] = \begin{bmatrix} T_j^2 & T_j T_{j+1} \\ T_j T_{j+1} & T_{j+1}^2 \end{bmatrix},$$

其中

$$[T_l T_k] = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N T_l(m, n) \cdot T_k(m, n)}{M \times N},$$

$$[Y_l Y_k] \approx \max\left\{([T_l T_k]) - (Z_l Z_k), 0\right\},$$

$$[Z_l Z_k] = \rho_{l,k} \sigma_l \sigma_k,$$

而

$$\rho_{l,k} = \frac{\sqrt{\sum_m \sum_n L_l(m, n) L_k(m, n)}}{\|L_l\| \cdot \|L_k\|}$$

是 Z_l 和 Z_k 的相关系数(k, l 分别取尺度 j 或 $j+1$)。再由 $\hat{\mathbf{y}}_j = C_j \cdot \mathbf{t}_j$ 求得 $\hat{\mathbf{y}}_j$,从中只估计 Y_j ,类似可通过 $\hat{\mathbf{y}}_{j+1} = C_{j+1} \cdot \mathbf{t}_{j+1}$ 估计 Y_{j+1} ,对于最粗尺度的小波系数可直接采用 WSWT 进行处理。

3 基于张量的平稳小波去噪(TSWT)

3.1 张量基本概念

设 $\mathcal{R} \in \mathbf{R}^{I_1 \times \dots \times I_N}$ 为一个张量, 其中每个元素为 $x_{i_1 \dots i_{n-1} i_n i_{n+1} \dots i_N}$, 当 $N = 2$ 时为二阶张量, 即矩阵, $N = 3$ 为三阶张量。Tensor 展开: 张量 $\mathcal{R} \in \mathbf{R}^{I_1 \times \dots \times I_N}$ 的模 n 展开矩阵 $\mathbf{R}_n \in \mathbf{R}^{I_n \times M_n}$, 其中 $M_n = I_{n+1} \cdot \dots \cdot I_N \cdot I_1 \cdot \dots \cdot I_{n-1}$, 图 1 表示三阶张量 $\mathcal{R} \in \mathbf{R}^{I_1 \times I_2 \times I_3}$ 的模 1 展开。 K_n 表示张量 \mathcal{R} 模 n 展开 \mathbf{R}_n 的秩, 即 $K_n = \text{rank}(\mathbf{R}_n)$ 。

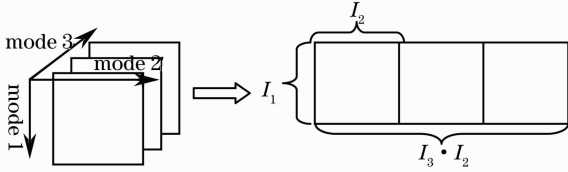


图 1 三阶张量的模 1 展开

Fig. 1 A third-order tensor 1-mode unfolding

3.2 小波系数张量模型

由于每个尺度内的小波系数及相邻尺度间的小波系数具有复杂的相关性, 我们采用多线性代数方法将图像平稳小波分解得到的小波系数作为一个二阶张量, 把所有小波系数看成一个整体, 可组成一个三阶张量, 如图 2 所示。设原图像大小为 $M \times N$, 进行层数为 J 的平稳小波分解, \mathcal{R} 是所有尺度的高频小波系数 T_j 组成的张量, 即依次令

$$\begin{aligned} \mathcal{R}(:, :, 1) &= T_1^H \\ \mathcal{R}(:, :, 2) &= T_2^H \\ &\dots\dots \\ \mathcal{R}(:, :, J) &= T_J^H \\ \mathcal{R}(:, :, J+1) &= T_1^V \\ &\dots\dots \\ \mathcal{R}(:, :, 2J) &= T_J^V \\ \mathcal{R}(:, :, 2J+1) &= T_1^D \\ &\dots\dots \\ \mathcal{R}(:, :, 3J) &= T_J^D \end{aligned}$$

(其中 H、V 和 D 分别表示水平、垂直或对角方向), 则所有小波系数形成三阶张量 $\mathcal{R} \in \mathbf{R}^{M \times N \times (3J)}$, 进而对这个三阶张量 \mathcal{R} 进行处理去估计信号小波系数 \mathcal{Y} 。这种处理方式考虑到了所有小波系数之间的复杂相关性, 并且将所有的小波系数整体进行处理, 没有破坏小波系数之间固有的空间相互关系, 较向量处理方式具有明显优势。

根据上述小波系数张量模型, 所有小波系数形成的张量数据模型如下:

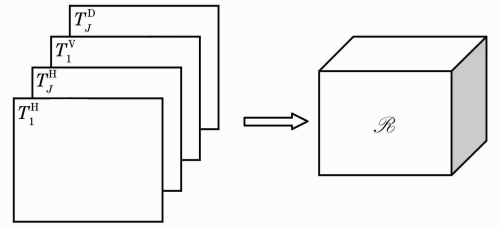


图 2 小波系数张量模型

Fig. 2 The tensor model of wavelet coefficients

$$\mathcal{R} = \mathcal{A} + \mathcal{B}, \quad (5)$$

式中 $\mathcal{R} \in \mathbf{R}^{M \times N \times (3J)}$ 是所有小波系数 T_j 组成的三阶张量; $\mathcal{A} \in \mathbf{R}^{M \times N \times (3J)}$ 是信号小波系数 Y_j 组成的三阶张量; $\mathcal{B} \in \mathbf{R}^{M \times N \times (3J)}$ 是噪声小波系数 Z_j 组成的三阶张量。采用多线性代数^[12~14]由 \mathcal{R} 估计 \mathcal{A} , 基于本文问题考虑, 即通过最小化估计的信号小波系数张量 $\hat{\mathcal{A}}$ 和真实信号小波系数张量 \mathcal{A} 的均方误差 $e = [\|\mathcal{A} - \hat{\mathcal{A}}\|^2]$, 估计信号小波系数张量 \mathcal{A} , 有

$$\hat{\mathcal{A}} = \mathcal{R} \times_1 \mathbf{H}^{(1)} \times_2 \mathbf{H}^{(2)} \times_3 \mathbf{H}^{(3)}, \quad (6)$$

式中 $\mathbf{H}^{(n)} \in \mathbf{R}^{I_n \times J_n}$ ($n = 1, 2, 3$) 表示模 n 滤波器, \times_n 表示张量和矩阵的模 n 乘, 张量和矩阵的模 n 乘定义为, $\mathcal{G} = \mathcal{R} \times_n \mathbf{H}^{(n)} \in \mathbf{R}^{I_1 \times \dots \times I_{n-1} \times J_n \times I_{n+1} \times \dots \times I_N}$ 张量 \mathcal{G}

元素 $g_{i_1 \dots i_{n-1} i_n i_{n+1} \dots i_N} = \sum_{i_n=1}^{I_n} r_{i_1 \dots i_{n-1} i_n i_{n+1} \dots i_N} h_{i_n}^{(n)}$ 。

3.3 求解滤波器 $\mathbf{H}^{(n)}$

在一定近似下, 通过张量模 n 展开和选择性最小二乘算法可获得模 n 滤波器 $\mathbf{H}^{(n)}$ 为^[12]:

$$\mathbf{H}^{(n)} = \mathbf{V}_s^{(n)} \begin{bmatrix} \frac{\lambda_1^y - \sigma_y^{(n)2}}{\lambda_1^r} & \dots & 0 \\ \dots & \vdots & \dots \\ 0 & \dots & \frac{\lambda_{K_n}^y - \sigma_y^{(n)2}}{\lambda_{K_n}^r} \end{bmatrix} \mathbf{V}_s^{(n)T}, \quad (7)$$

式中 $\{\lambda_i^y, \forall i = 1, \dots, K_n\}$ 和 $\{\lambda_i^r, \forall i = 1, \dots, K_n\}$ 分别是小波系数张量模 n 展开协方差阵 $[\mathbf{A}_n \hat{\mathbf{A}}_n^T]$ 和 $[\hat{\mathbf{A}}_n \mathbf{A}_n^T]$ 的前 K_n 个最大特征值, 其中 $[\mathbf{A}_n \hat{\mathbf{A}}_n^T] = [\mathbf{R}_n \mathbf{q}^{(n)} \mathbf{R}_n^T]$, $[\hat{\mathbf{A}}_n \mathbf{A}_n^T] = [\mathbf{R}_n \mathbf{Q}^{(n)} \mathbf{R}_n^T]$, $\mathbf{q}^{(n)} = \mathbf{H}^{(1)} \otimes \dots \otimes \mathbf{H}^{(n-1)} \otimes \mathbf{H}^{(n+1)} \dots \otimes \mathbf{H}^{(N)}$, $\mathbf{Q}^{(n)} = \mathbf{q}^{(n)T} \mathbf{q}^{(n)}$; $\mathbf{V}_s^{(n)}$ 是协方差阵 $[\mathbf{A}_n \hat{\mathbf{A}}_n^T]$ 的前 K_n 个最大特征值对应的 K_n 个特征向量组成的矩阵; 而 $\sigma_y^{(n)2}$ 通过 $[\mathbf{A}_n \hat{\mathbf{A}}_n^T]$ 的 $I_n - K_n$ 个小特征值进行估计, $\hat{\sigma}_y^{(n)2} = \frac{1}{I_n - K_n} \sum_{i=K_n+1}^{I_n} \lambda_i^y$; 对 K_n 可采用 MDL 准则进行估计^[14], 即

$$\begin{aligned}
 K_n &= \operatorname{argmin}_k [\operatorname{MDL}(k)] \\
 &= \operatorname{argmin}_k \left\{ -N \sum_{i=1+k}^{i=I_n} \lg \lambda_i + \frac{k}{2} (2I_n - k) \lg N \right. \\
 &\quad \left. + N(I_n - k) \lg \left(\frac{1}{I_n - k} \sum_{i=1+k}^{i=I_n} \lambda_i \right) \right\}, \quad (8)
 \end{aligned}$$

式中 $(\lambda_i)_{1 \leq i \leq I_n}$ 是数据小波系数张量 \mathcal{R} 的模 n 展开 \mathbf{R}_n 的协方差阵 $[\mathbf{R}_n \mathbf{R}_n^T]$ 的 I_n 个特征值, 且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{I_n}$, N 是矩阵 \mathbf{R}_n 的列数; 一般 $3J \ll M$, 我们直接取 $K_3 = 3J - 1$. 依次可得到滤波器 $\mathbf{H}^{(1)}, \mathbf{H}^{(2)}$ 和 $\mathbf{H}^{(3)}$, 再通过 (6) 式估计信号小波系数张量 $\hat{\mathcal{A}}$, 进而估计信号小波系数 $\hat{\mathbf{Y}}_j$, 最后再结合低频分量重构去噪图像 $\hat{\mathbf{X}}$.

4 实验结果和分析

通常采用均方误差 (MSE, N_{MSE}), 标准差 (STDN, N_{STD}) 和等效视数 (ENL, N_{ENL}) 等指标评价红外图像去噪性能^[6,15]. 其中

$$N_{\text{MSE}} = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |\mathbf{X}(m, n) - \hat{\mathbf{X}}(m, n)|^2,$$

度量去噪图像与原始图像之间的逼真度, N_{MSE} 值越小, 去噪效果越好; 图像标准差 N_{STD} 越低, 则噪声指

数越低, 算法对噪声滤除的效果越好; 等效视数 $N_{\text{ENL}} = N_{\text{mean}}^2 / N_{\text{STD}}^2$ (式中 mean 表示图像均值), 反映去噪算法的平滑能力, 其值越高, 去噪算法对噪声的平滑能力越好.

采用基于张量的平稳小波变换对红外图像进行去噪, 对大小 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 的原始红外图像 (图 3(a) 所示) 添加标准差为 20 的高斯噪声得到图 3(b) 所示的噪声图像, 这里选用平稳小波 bior1.3 进行三层小波分解, 小波系数形成的张量 $\mathcal{R} \in \mathbf{R}^{265 \times 265 \times 9}$, TSWT 去噪结果如图 3(e) 所示, 其中 $K_1 = 79, K_2 = 78, K_3 = 8$; 并与图 3(c) 和 (d) 所示的 WSWT 和 ISWT 去噪结果进行对比, 表 1 列出了不同噪声水平下不同去噪算法的去噪性能指标 (指标 STD 采用 STD^2 代替). 从图 3 和表 1 可以看出 TSWT 去噪算法较 WSWT 和 ISWT, 不但降低了噪声图像的标准差, 提高了图像等效视数, 而且具有较小均方误差, 视觉效果较好, 对噪声的抑制能力较强. 不同噪声方差下 TSWT 在 MSE、STD、ENL 等方面都优于 WSWT 和 ISWT 算法, 综合 MSE、STD 和 ENL 指标, TSWT 均达到了较好的去噪效果, 体现了基于张量的平稳小波去噪算法的优势.

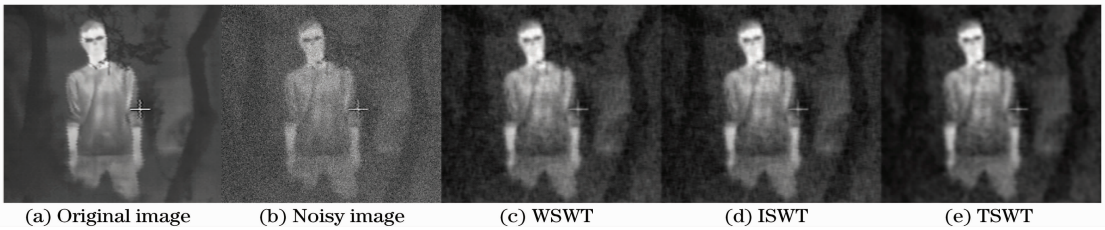


图 3 去噪结果图

Fig. 3 Denoising results

表 1 不同算法去噪性能指标比较 ($N_{\text{MSE}}, N_{\text{STD}}^2, N_{\text{ENL}}$)

Table 1 Comparison of different algorithms with denoising performance evaluation ($N_{\text{MSE}}, N_{\text{STD}}^2, N_{\text{ENL}}$)

σ		5			10			20	
Noisy image	25.0000	752.3696	5.2793	99.9999	828.9463	4.7944	399.9994	1132.100	3.5147
WSWT	8.5175	721.9891	5.5015	16.7907	716.7981	5.5446	29.5886	712.5356	5.5843
ISWT	8.2103	721.4237	5.5058	16.7490	716.3830	5.5478	29.4567	712.4993	5.5846
TSWT	6.4310	715.6148	5.5505	14.2447	709.8213	5.5991	26.7599	707.3671	5.6251

由于幅值低于某一阈值的小波系数可以认为是由噪声引起的, 我们取文献[8]采用的 $2.5\sigma_j$ 为阈值先进行阈值化处理, 在 TSWT 中使用阈值化前的 \mathcal{R} 由式(8)直接对 K_n 进行估计. 图 4(a) 是阈值法与 ISWT 相结合对图 3(b) 的去噪结果, 图 4(c) 是阈值法与 TSWT 相结合的去噪结果, 作为对比图 4(b) 为新近提出的 SURE-LET 去噪结果^[16] (采用 sym3 小波); 同时对远距离较大场景的 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$

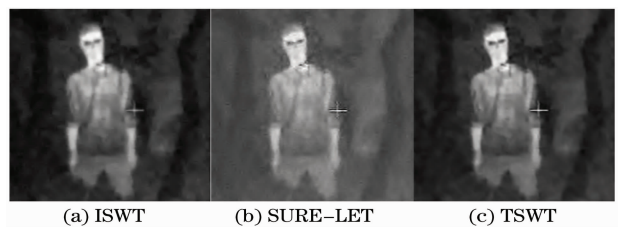


图 4 去噪结果图

Fig. 4 Denoising results

红外图像进行仿真实验(添加 $\sigma=20$ 的高斯噪声),如图 5 所示。由于已知原始图像,这里采用 MSE 来评

价算法对噪声图像的去噪性能,表 2 和表 3 分别为图 3(a)和图 5(a)在不同噪声水平下的 MSE 值。

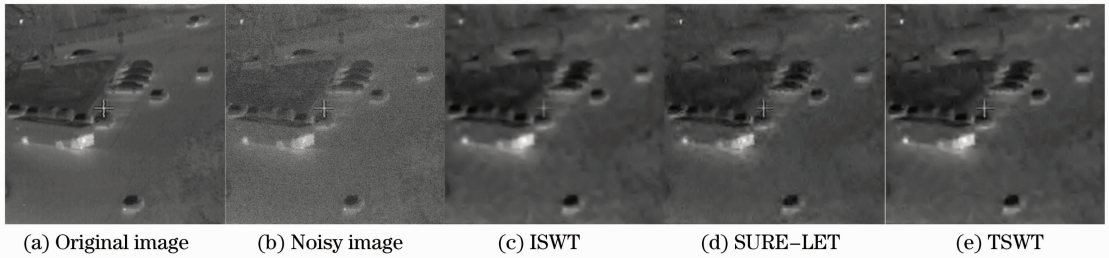


图 5 去噪结果图

Fig. 5 Denoising results

表 2 对图 3(a)不同算法去噪性能指标比较(MSE)

Table 2 Comparison of different algorithms with denoising performance evaluation (MSE) for Fig3(a)

σ	5	10	20
Noisy image	25.0000	99.9999	399.9994
ISWT	5.6736	12.2693	23.6243
SURE-LET	4.7686	9.7937	20.0562
TSWT	4.2208	10.1853	19.1516

表 3 对图 5(a)不同算法去噪性能指标比较(MSE)

Table 3 Comparison of different algorithms with denoising performance evaluation (MSE) for Fig5 (a)

σ	5	10	20
Noisy image	25.0000	99.9999	399.9994
ISWT	8.2136	15.6375	28.3919
SURE-LET	7.1667	13.2645	26.6740
TSWT	7.3843	14.1112	25.0789

从均方误差 MSE 值的对比上可以看出,TSWT 去噪算法明显优于 ISWT 算法,与 SURE-LET 算法相比也具有一定优势;并且本文算法在均匀区域的平滑效果较好,具有较好的视觉效果,证实了所提出的基于张量的信号小波系数估计去噪算法的有效性。

下面我们直接对真实的红外图像进行仿真实验,一般可认为红外图像中的一大部分噪声属于加性高斯噪声形式,我们采用与阈值法相结合的 TSWT 和 ISWT 及 SURE-LET 算法进行仿真,其中采用 db1 正交小波估计噪声标准差 σ 。红外成像传感器:非致冷式(焦距 150 mm),波段范围 $8\sim 14\ \mu\text{m}$,温度分辨率 $\Delta T\leq 0.12\ \text{K}$,拍摄的红外图像如图 6。去噪性能评价指标采用标准差、等效视数和反映边缘保持能力的辐射分辨率 $N_{\text{RR}} = 10 \lg \left[1 + \frac{1}{\sqrt{N_{\text{ENL}}}} \right]$,如表 4 所示。

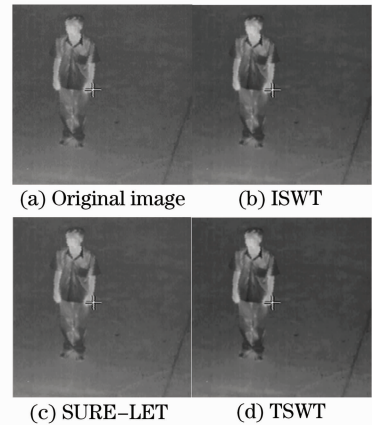


图 6 去噪结果图

Fig. 6 Denoising results

表 4 各种算法去噪性能指标比较

Table 4 Comparison of different algorithms with performance evaluation

Performance	N_{STD}^2	N_{ENL}	N_{RR}
Original image	193.7746	38.5588	0.6485
ISWT	188.9039	39.5530	0.6409
SURE-LET	190.5929	39.2025	0.6435
TSWT	187.8175	39.7818	0.6391

可以看出本文算法除在辐射分辨率指标上稍微有一点降低外,对于衡量图像噪声程度的 STD 和 ENL 指标来说却具有较大优势,从图 6 可以看出本文算法能在保持图像质量和视觉效果的基础上更好地滤除噪声。

通过上述算法去噪结果的对比,可以看出本文给出的方法在去噪性能指标及主观视觉质量方面较传统算法具有一定优势。对于运算时间,采用 Matlab 在双核 1.6 GHz CPU-1.0 GB 内存下对大小为 $256\ \text{Pixel} \times 256\ \text{Pixel}$ 的红外图像进行三层小波分解仿真耗时约 4.2 s,较其它算法有所增加。

5 结 论

为了更好地滤除红外图像中存在的噪声,本文提出了一种基于张量的平稳小波分解红外图像去噪算法。通过多线性代数方法对所有小波系数形成的三阶张量在整体上进行处理,这种处理方式没有破坏小波系数的空间关系,同时考虑到了小波系数间的复杂相关性。与传统的小波域线性最小均方误差去噪算法相比,基于张量与阈值法相结合的去噪算法,虽然耗时有所增加,但提高了信号小波系数估计的准确性,改善了图像的视觉效果和去噪性能指标,为信号小波系数估计方式的研究提供了一种全新思路,并可便于扩展到多波段图像去噪。但是如何进一步从细节处理上提高信号小波系数的估计准确性仍是值得研究的问题,而且如何选取平稳小波基、分解尺度及阈值等问题也需做进一步的研究。

参 考 文 献

- 1 M. Kazubek. Wavelet domain image denoising by thresholding and Wiener filtering [J]. *IEEE Signal Process. Lett.*, 2003, **10**(11): 324~326
- 2 Zhang Jingjing, Fang Yonghua. Novel denoising method for remote sensing image based on contourlet transform [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(3): 462~466
张晶晶,方勇华. 基于 Contourlet 变换的遥感图像去噪新算法 [J]. *光学学报*, 2008, **28**(3): 462~466
- 3 Hou Jianhua, Tian Jinwen, Liu Jian. Analysis of the errors in locally adaptive wavelet domain wiener filter and image denoising [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(1): 188~191
侯建华,田金文,柳健. 小波域局部维纳滤波器估计误差分析及图像去噪 [J]. *光子学报*, 2007, **36**(1): 188~191
- 4 S. Ghael, A. Sayeed, R. Baraniuk. Improved wavelet denoising via empirical wiener filtering [C]. *SPIE*, 1997, **3169**: 389~399
- 5 Gao Qingwei, Li Bin, Xie Guangjun *et al.*. An image de-noising method based on stationary wavelet stationary wavelet transform [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2002, **39**(12): 1689~1694
高清维,李斌,解光军等. 基于平稳小波变换的图像去噪方法 [J]. *计算机研究与发展*, 2002, **39**(12): 1689~1694
- 6 Zhang Changjiang, Fu Mengyin, Zhang Qihong *et al.*. Infrared image de-noising based on discrete stationary wavelet transform [J]. *Optical Technique*, 2003, **29**(2): 250~256
张长江,付梦印,张启鸿等. 基于离散平稳小波变换的红外图像去噪 [J]. *光学技术*, 2003, **29**(2): 250~256
- 7 Zhou Fengqi, Di Xiaoguang, Zhou Jun. Method of infrared image denoising based on stationary multiwavelet transform [J]. *J. Infrared Millim. Waves*, 2005, **24**(2): 151~155
周凤岐,迪小光,周军. 基于平稳多小波变换的红外图像噪声抑制方法 [J]. *红外与毫米波学报*, 2005, **24**(2): 151~155
- 8 L. Zhang, B. Paul, X. Wu. Multiscale LMMSE-based image denoising with optimal wavelet selection [J]. *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, 2005, **15**(4): 469~481
- 9 Yan Fengxia, Cheng Lizhi. Image denoising exploiting inter- and intra-scale dependency in complex wavelet domain [J]. *Chinese Opt. Lett.*, 2007, **5**(3): 156~159
- 10 N. Le Bihan, G. Ginolhac. Three-mode data set analysis using higher order subspace method: application to sonar and seismic-acoustic signal processing [J]. *Signal Processing*, 2004, **84**(5): 919~942
- 11 J. Huang, H. Wium, K. Qvist *et al.*. Multi-way methods in image analysis: relationship and application [J]. *Chem. Intel. Lab. System*, 2003, **66**(2): 141~158
- 12 D. Muti, S. Bourennane. Survey on tensor signal algebraic filtering [J]. *Signal Processing*, 2007, **87**(2): 237~249
- 13 N. Renard, S. Bourennane, J. Blanc-Talon. Multiway filtering applied on hyperspectral images [C]. *ACIVS, Lecture Notes on Computer Science*, 2006: 127~137
- 14 D. Letexier, S. Bourennane, J. Blanc-Talon. Nonorthogonal tensor matricization for hyperspectral image filtering [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2008, **5**(1): 3~7
- 15 Bai Junqi, Chen Qian. Algorithm for infrared image noise filtering based on anisotropic diffusion [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(5): 866~869
白俊奇,陈钱. 基于各向异性扩散的红外图像噪声滤波算法 [J]. *光学学报*, 2008, **28**(5): 866~869
- 16 F. Luisier, T. Blu, M. Unser. A new SURE approach to image denoising: interscale orthonormal wavelet thresholding [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2007, **16**(3): 593~606