

# 基于 TLS 估计的遗传小波红外图像去噪方法

吴迎昌 罗滇生 何洪英

(湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082)

**摘要** 为了更有效地去除红外图像中的噪声,提出一种基于总体最小二乘法(TLS)估计的遗传小波红外图像去噪方法。该方法以 TLS 小波去噪后图像作为父本并以维纳滤波处理后的图像作为母本来进行选择、交叉和变异,通过提取 TLS 小波去噪和维纳滤波在图像去噪中的优势基因,获得最优子代并解码还原成图像。实验结果表明,与当前已有的图像去噪方法相比,该方法能更加有效地去除红外图像中的噪声,且去噪后的图像具有更高的信噪比(SNR)和更小的最小均方误差(MSE)。

**关键词** 总体最小二乘法(TLS),红外图像,遗传小波,去噪

**中图分类号** TP30, TM85 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.4.058

## Infrared Image De-noising Method Based on Genetic Wavelet of TLS

WU Ying-chang LUO Dian-sheng HE Hong-ying

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

**Abstract** In order to remove noise in infrared images more effectively, an infrared image de-noising method based on genetic wavelet of TLS (Total Least Squares) was presented. This method takes the image de-noised by TLS as male and the image de-noised by wiener filter as female to select, cross and mutate. The dominant gene which is extracted from TLS wavelet de-noising and wiener filtering is called as optimal offspring and decoded into image. Experimental results show that compared to conventional methods, the method effectively removes the noise, and has higher SNR (signal-to-noise rate) and smaller MSE (minimizes the mean squared error).

**Keywords** Total least squares (TLS), Infrared image, Genetic wavelet, De-noising

## 1 引言

在电力系统中电气设备的正常运行是保障用户供电安全、稳定、可靠的前提,因此,对于电气设备状态的检测至关重要。红外热像技术是通过传感器探测电气设备温度场红外图像来判断其工作状态是否正常<sup>[1,2]</sup>,但拍摄过程中受探测器、电子电路和环境等因素的影响,拍摄到的红外图像存在高噪声、低对比度等缺点。为改善图像的质量,提高红外图像分割、特征提取、目标识别的有效性与可靠性,需对红外图像进行去噪处理。

红外图像去噪的方法有很多,如维纳滤波、中值滤波、小波变换等。其中小波变换去噪因具有低熵性、多分辨率、去相关以及选基灵活等特点,被广泛地应用于红外图像去噪<sup>[3,4]</sup>。小波变换红外图像去噪大致可分为小波系数阈值法和统计学模型估计法。阈值法典型的代表有 universal 法<sup>[5]</sup>、SURE-shrink 法<sup>[6]</sup>、Bayesshrink 法<sup>[7]</sup> 和 Mapshrink 法<sup>[8]</sup> 等,该类方法的思想是选定某个阈值对图像尺度空间的小波系数进行截断处理<sup>[9]</sup>。但因为这些方法的噪声都基于高斯独立同分布的假设,当被应用于非高斯、有色噪声场合中,在图像边缘附近

会出现伪吉布斯现象和细节失真。统计学模型估计法主要有 Bayes 估计模型<sup>[10]</sup>、广义高斯分布模型(GGM)<sup>[11]</sup>、双随机变量模型(DRM)<sup>[12]</sup>、隐马尔科夫树模型(HMT)<sup>[13]</sup>和总体最小二乘法(TLS)估计模型<sup>[14]</sup>等。这些方法虽考虑了层类、层间以及相邻小波系数之间关系<sup>[9,15]</sup>,但需预先知道小波系数分布模型,对于小波系数分布复杂且先验知识缺乏的情况,去噪效果并不理想。

以上方法都是采用单一的去噪方法对红外图像进行处理,且都存在不同程度的缺陷,应用起来具有一定的局限性。本文受生物遗传学思想的启发,提出一种基于 TLS 估计的遗传小波红外图像去噪方法。该方法将具有不同优势的 TLS 小波系数估计模型和维纳滤波分别作为父本和母本进行遗传操作,充分发挥各自的优势,在红外图像去噪中取得理想的效果。

## 2 基于总体最小二乘(TLS)的小波域去噪

### 2.1 TLS 估计模型

设含有噪图像的数学模型为:

$$g = f + n \quad (1)$$

到稿日期:2014-06-03 返修日期:2014-08-19 本文受国家自然科学基金(51277057),2014 年湖南大学青年基金,第 51 批中国博士后基金(2012M511719)资助。

吴迎昌(1989-),男,硕士生,主要研究方向为图像处理在电力设备故障诊断中的应用,E-mail:346762004@qq.com;罗滇生(1971-),男,博士,教授,主要研究方向为电力系统在线监测、电力市场理论及其应用,E-mail:lhx20070322@hnu.edu.cn;何洪英(1976-),女,博士,副教授,主要研究方向为图像处理及高压绝缘检测理论及技术。

式中,  $g$  是原始图像;  $f$  是含噪图像;  $n$  是均值为 0、方差为  $\sigma_n^2$  的高斯白噪声。经小波变换后为:

$$G = F + N \quad (2)$$

式中,  $G$  为含噪图像的小波系数;  $F$  为原始图像的小波系数;  $N$  是与  $n$  同分布的噪声小波系数。

令  $s_0 \in R^m$  为从原始图像小波变换的高频子带  $F$  中截取的局部高频子带块(大小为  $\sqrt{m} \times \sqrt{m}$ , 记为  $m$  重向量)拉直形成的向量,  $x = \{x_i | x_i \in R^m, i \in \{1, 2, \dots, n\}, m \geq 1\}$  是来自从小波变换的高频子带  $G$  中截取的大小与  $s_0$  一致的小波系数块向量, 并有  $m \geq n+1$ 。

根据小波系数在尺度间的相关性, 利用  $\{x_i\}$  的某种线性组合来表示  $s_0$ , 即

$$s_0 = X\alpha \quad (3)$$

式中,  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 。一般情况下, 由于  $s_0 \notin \text{span}\{x_i\}$ , 这使得满足式(3)的  $\alpha$  几乎不存在。充分考虑到  $s_0$  和  $X$  中同时存在扰动, 在式(3)两边都引入一个扰动项, 这样将更为准确地反映真实的约束关系:

$$s_0 + e_0 = (X + E)\alpha \quad (4)$$

式中,  $e_0 \in R^m$  和  $E \in R^{m \times n}$  分别为  $s_0$  和  $X$  中的扰动。使  $\| [E, e_0] \|_F^2$  最小的满足式(4)的  $\alpha$  称为总体最小二乘法, 记为  $\alpha_{TLS}$ 。

对  $[X, s_0] \in R^{m \times (n+1)}$  进行奇异值分解(SVD):

$$[X, s_0] = U \Sigma V^T \quad (5)$$

式中,  $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{n+1})$ , 且  $\sigma_i^2 > \sigma_{i+1}^2$ , 得到总体最小二乘解  $\alpha_{TLS}$  为:

$$\alpha_{TLS} = -[v_{1,n+1}, v_{2,n+1}, \dots, v_{n,n+1}]^T v_{n+1,n+1}^{-1} \quad (6)$$

式中,  $[v_{1,n+1}, v_{2,n+1}, \dots, v_{n,n+1}]^T$  是最小特征值  $\sigma_{n+1}$  对应的右奇异特征向量, 此时,  $s_0$  对应的最佳估计为:

$$\hat{s}_0 = X \alpha_{TLS} \quad (7)$$

## 2.2 TLS 估计的小波自适应去噪

设与小波系数块  $\{x_i\}$  对应的原始信号小波系数拉直形成的向量为  $s_i$ , 有  $s_0 \in \{s_i\}$ 。则

$$x_i = s_i + \sigma n_i \quad (8)$$

式中,  $n_i \in R^m$  是对应的由噪声分解得到的高频子带小波系数,  $\sigma$  为噪声信号标准差。且满足:

$$E\{n_i\} = 0 \quad (9)$$

$$E\{n_i n_j\} = \begin{cases} I, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad (10)$$

鲁棒中值估计噪声标准差  $\sigma$  的估计值为  $\hat{\sigma} = \frac{\text{median}\{|G(i, j)|\}}{0.6475}$ ,  $G(i, j) \in HH_1$ ,  $HH_1$  为最高频对角线子带小波系数。

为了求解  $\alpha_{TLS}$ , 令  $S_0 = [s_1, s_2, \dots, s_n]$ , 从而总体最小二乘法可表示为:

$$S_0 + E_0 = (X + E)\alpha \quad (11)$$

由奇异值分解得

$$[X, S_0] = U \Sigma V^T \quad (12)$$

因为

$$P = ([X, S_0])^T ([X, S_0]) = V \Sigma^2 V^T \quad (13)$$

当  $m \geq n+1$  时, 有  $P = E(P)^{[16, 17]}$ , 所以

$$P = ([X, S_0])^T ([X, S_0]) = \begin{bmatrix} P_{XX} & S^T S_0 \\ S_0^T S & S_0^T S_0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中,  $P_{XX} = E(X^T X)$ ,  $P_{XX} = E(X^T X) = S^T S + m\sigma^2 I_{n \times n}$ , 则  $S^T S = X^T X - m\sigma^2 I_{n \times n}$ ; 而  $S_0^T S_0$  是  $S^T S$  的前  $1 \times 1$  的子阵,  $S_0^T S$  是  $S^T S$  的第一行,  $S^T S_0$  是  $S^T S$  的转置, 通过式(14)获得右奇异矩阵  $V$ , 再由式(6)计算  $\alpha_{TLS}$ , 从而得到小波系数估计值为:

$$S_0 = X \alpha_{TLS} \quad (15)$$

## 3 遗传小波变换去噪算法

遗传小波去噪原理是结合小波域 TLS 估计去噪方法和维纳滤波器去噪方法, 分别将其作为父本和母本进行优化选择、交叉和变异, 充分利用两个亲本的优势, 逐代进化产生优良个体, 使去噪后的图像同时具有以上两种方法的去噪优势。用遗传学观点解释就是将含噪图像作为基因载体, 通过导入优质基因, 进行基因重组和变异, 淘汰劣质基因, 从而得到进化后的去噪图像。

### 3.1 遗传小波去噪算法模型

遗传小波去噪算法模型如图 1 所示, 该模型主要完成两大数据操作: 从图像空间映射到编码空间和从编码空间还原到图像空间, 即所谓的编码与解码。两个亲本图像的获取主要是在图像空间完成; 在编码空间, 则根据两个亲本各自的优势, 使用选择算子、交叉算子和变异算子对亲本进行迭代操作, 直至满足约束条件, 最终产生最优解。最后, 通过解码还原为图像后, 得到同时具有两亲本优势基因的子代图像。

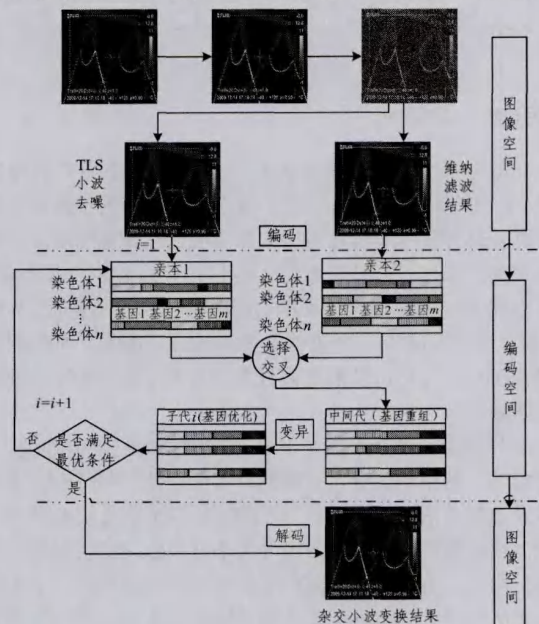


图 1 遗传小波去噪算法模型

### 3.2 编码

考虑到一幅灰度图像其大小为  $256 \times 256$ , 采用浮点数编码, 其对应的数值矩阵记为  $M(256, 256)$ 。首先, 将其转化成  $65536(256 \times 256)$  个元素的列向量  $C(65536, 1)$ ; 然后, 将  $C$  均匀地分割为  $2048(65536/32=2048)$  个小段, 每个小段记为新向量  $r_i(1, 32)$ ,  $i=1 \sim 2048$ ; 最后, 将  $C$  重新排列为矩阵  $P$ , 表示为:

$$P(2048, 32) = \begin{bmatrix} r_1(1, 32) \\ \dots \\ r_{2048}(1, 32) \end{bmatrix}_{2048 \times 32} \quad (16)$$

因此,图像  $M(256, 256)$  被编码成 2048 个个体的种群  $P$ , 种群中染色体基因位为 32。

### 3.3 选择

为选择需杂交或变异的染色体,首先需要进行适应度计算,并根据适应度值大小进行选择。首先,用图像标准差函数式(17)表示适应度函数,其值越大,图像波动越大,则表明噪声越大。

$$V(i) = \sum_{k=1}^n |r_i(k) - r_{av}| \quad (17)$$

式中,  $i$  为染色体编号;  $r_i(k)$  为染色体  $i$  第  $k$  个基因上的基因值;  $r_{av}$  为染色体  $i$  基因值的平均值;  $V(i)$  为计算所得染色体的适应值。

然后,将  $V$  按适应度值由小到大排列并记为  $V'$ 。最后,根据式(18)确定阈值,将大于此阈值的染色体称为劣质染色体,需进行后续操作。

$$th_1 = v'(\rho) \quad \rho = n_1 \times (1 - p_s) \quad (18)$$

其中,  $p_s$  为选择率;  $n_1$  是染色体个数;  $th_1$  为选择阈值;  $v'(\rho)$  为位置  $\rho$  对应的个体适应度值。

### 3.4 交叉

劣质染色体中,某基因位上的基因值与同一条基因链上的基因差异值较大时,被视为是劣质基因,需对该基因采取交叉操作,以剔除劣质基因,保留优质基因。首先,根据式(19)各基因位上基因值与整个染色体上基因均值偏差,确定需要进行交叉的基因位,并将  $u_i$  由小到大进行排列并记为  $u_i'$ 。

$$u_i(k) = |r_i(k) - r_{av}| \quad (19)$$

式中,  $u_i(k)$  为染色体  $i$  上第  $k$  个基因的偏差值; 其余变量同式(17)。然后,根据式(20)所确定的交叉阈值对劣质基因实施交叉。

$$th_2 = u_i'(\rho) \quad \rho = n_2 \times (1 - p_c) \quad (20)$$

式中,  $p_c$  为交叉率;  $n_2$  是染色体  $i$  中基因个数;  $th_2$  为交叉阈值;  $u_i'(\rho)$  为位置  $\rho$  对应染色体的偏差值。最后,对大于交叉阈值劣质基因进行交叉操作。具体是用相同编号染色体上母本  $P_2$  中的等位基因替换父本  $P_1$  上的该基因值。前提条件是母本上该基因位的偏差值小于父本,否则保留。

### 3.5 变异

在交叉操作中,为防止在进行交叉操作的基因位上母本基因的偏差值比父本还要大的现象出现,需对劣质基因进行变异操作。这样可使得染色体基因波动较小,对于图片而言则体现为噪声降低。选取需要进行变异的劣质基因的过程可参考 3.4 节,改其中  $P_c$  为  $P_m$ 。具体的变异运算为:若变异基因在首(末)位置,则用它的下(前)一位代替;若在不在首(末)位置,则用其前、后两基因值的均值来代替。

### 3.6 解码

解码是编码的逆运算。原始种群  $p_0$  经过  $n$  代杂交小波运算后变为  $p_n$ , 经过矩阵逆变换最后解码还原成去噪后的图像。

## 4 实验结果与分析

使用本文提出的基于 TLS 估计的遗传小波红外图像去噪方法,对大量的 220kV 级夜间拍摄的电力线路红外图像进行去噪实验,并将实验结果和 bayesshrink 阈值法、双树复小

波域 HMT 模型、TLS 小波自适应模型的实验结果进行定量比较。运行环境为 AMD Athlon(tm) X2 CPU 3.10GHz + 2.0G内存 + Matlab R2007a, 本文方法的相关遗传参数初始化设置如表 1 所列。

表 1 遗传小波初始化参数

图像尺寸	个体长度	选择率 $P_s$	交叉率 $P_c$	变异率 $P_m$	遗传代数 $n$
256 × 256	32	0.5	0.5	0.2	20

本文参照文献[18],以最小均方误差 MSE 和信噪比 SNR 作为去噪效果好坏评价标准。式(21)为最小均方误差表达式,式(22)为信噪比。

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_i \sum_j (\hat{f}_{ij} - f_{ij})^2 \quad (21)$$

$$SNR = 10 \lg \frac{\sigma_{f_{ij}}^2}{MSE} \quad (22)$$

式中,  $M=N=256$ ,  $\hat{f}_{ij}$  为去噪后的图像;  $f_{ij}$  为原始图像;  $\sigma_{f_{ij}}^2$  为去噪后图像的方差。

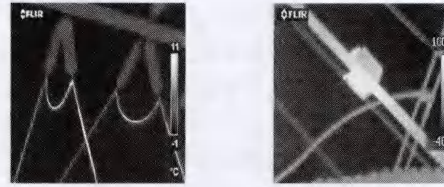
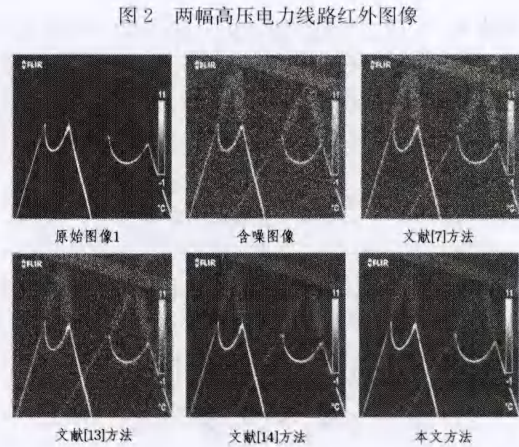
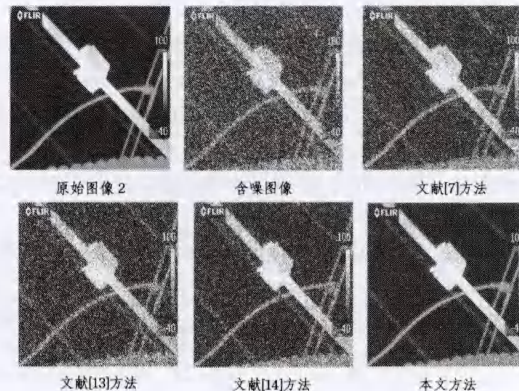


图 2 两幅高压电力线路红外图像



(a) 图像 1 去噪结果



(b) 图像 2 去噪结果

图 3 4 种方法对两幅高压电力线路红外图像去噪结果的比较

因篇幅限制,本文以图 2 所示的两幅 220kV 级电力线路红外图像(高压电线、刀闸开关)为例进行说明。在两幅红外灰度图像中添加标准差为 30 的高斯白噪声。采用 4 种方法对噪声图像 1 和 2 进行去噪,结果如图 3 所示。为了更进一

步比较 4 种方法方法的去噪性能,分别向图 3 所示的两幅原始图像中依次添加不同标准差(从 20 变化到 50,间隔为 10)的噪声,然后对这些含噪图像进行去噪,去噪结果的 MSE 和 SNR 值如表 2 所列,括号中的数据为 MSE 值。

表 2 不同噪声水平下各种去噪方法的 MSE 和 SNR 比较

图像	噪声标准差	SNR(MSE)				
		含噪图像	文献[7]方法	文献[13]方法	文献[14]方法	本文方法
图 1	20	6.0237(402.0241)	6.9284(126.4138)	7.6129(121.2114)	8.4757(128.8045)	10.4181(95.4467)
	30	4.5287(520.1263)	6.9514(151.4728)	6.8307(168.23816)	7.0382(170.8302)	9.8493(113.7693)
	40	3.1436(640.6051)	5.4316(201.3602)	5.3486(219.7392)	6.9034(220.2960)	7.8392(145.3365)
	50	1.7402(720.6153)	4.1189(306.8723)	4.0781(315.7108)	4.3202(317.3657)	4.2719(171.4550)
图 2	20	6.1481(397.3635)	7.1982(130.3364)	7.3830(125.3721)	8.8482(126.2201)	10.3376(93.4646)
	30	5.1324(516.9549)	6.7231(155.1654)	7.0013(162.4453)	8.0731(162.5776)	10.0132(114.7763)
	40	3.1134(631.5651)	5.6801(201.8535)	5.4710(206.7482)	7.6318(211.8341)	7.4839(141.9958)
	50	1.8281(719.8786)	3.8792(295.9981)	3.9929(320.1011)	4.4277(324.1226)	4.3790(173.1101)

从表 2 可以看出,在相同噪声水平下,采用本文的方法处理图像的信噪比比含噪图像有较大提高,而且最小均方误差变得更小,表现出良好的去噪效果。对于图像 1,当噪声标准差为 50 时,文献[14]的 SNR 值略高于本文方法,但采用文献[14]方法去噪后,图像边缘模糊,丢失了图像细节;对于图像 2,当噪声标准差为 40、50 时,文献[14]的 SNR 值略高于本文方法,但采用文献[14]方法去噪后,图像出现较为明显的块状结构,图像对比度较低。故本文方法的综合性能(包括客观评价指标 SNR(MSE)和主观视觉效果)优于其他 3 种方法,同时也说明本文方法非常适合低信噪比、高噪声的红外图像去噪。

**结束语** 1)受生物遗传算法的启发,提出一种基于 TLS 估计的遗传小波红外图像去噪算法。该方法综合了维纳滤波和小波域 TLS 估计去噪各自的优势,分别将其去噪后的图像作为父本和母本,再进行有限次遗传杂交,获得优良的子代图像。

2)实验表明,本文提出的方法应用于红外图像去噪中,去噪后的图像具有信噪比高、边缘清晰和视觉效果好等优点。

3)该方法的不足之处是:采用生物遗传算法,在逐代随机寻优过程中,计算效率受染色体长度、遗传代数、选择率、交叉率、变异率制约,这是未来需要改进之处。

### 参 考 文 献

[1] 魏钢,冯中正,等. 输变电设备红外故障诊断技术与试验研究[J]. 电气技术,2013(6):75-79

[2] 徐汝俊,薛鸿鹏,等. 红外热像技术在电网中的应用[C]//2013 年中国电机工程学会年会论文集. 2013:419-423

[3] 马继先,杨青,郭亮,等. 影响电力设备红外检测准确性因素的分析研究[J]. 华北电力技术,2012(8):55-58

[4] 杨恢先,王绪四,等. 改进阈值与尺度间相关的小波红外图像去噪[J]. 自动化学报,2011,37(10):1107-1109

[5] Donoho D L,Johnstone I M. Ideal spatial Adaptation via Wavelet Shrinkage[J]. Biometrika,1994,81:425-455

[6] Donoho D L,Johnstone I M. Adapting to Unknown Smoothness

via Wavelet Shrinkage[J]. Journal of American Statistical Association,1995,90(432):1200-1224

[7] Hashemi S M, Beheshti S. A Daptive image Denoising by Rigorous Bayesshrink Thresholding[C]//2011 IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP). 2011:713-716

[8] Wang Xin-chun, Hong Ming, Yang Yong-feng. Images Denoising with Mapshrink Estimate and Dual-threshold in Curvelet Domain[C]//Image Analysis and Signal Processing (IASP). 2010:304-308

[9] 侯建华. 基于小波及其统计特性的图像去噪方法研究[D]. 武汉:华中科技大学,2007

[10] Rahman S M M, Ahmad M O, Swamy M N S. Bayesian Wavelet-Based Image Denoising Using the Gauss Hermite Expansion[J] IEEE Transactions on Image Processing,2008,17(10):146-150

[11] Dai Y, Tang G, Wang T. Locally Optimum Detection of a Noise Model Based on Generalized Gaussian Distribution [C]//Proc. ICAIC. Volume 1, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2011. 2011:456-462

[12] 杭丹萍,梁栋,马雪亮,等. 基于贝叶斯双变量模型和 Contourlet 变换相结合的红外图像去噪[J]. 红外技术,2010,32(10):591-594

[13] 吴一全,宋昱. 基于双树复小波域 HMT 模型的煤燃烧火焰图像去噪[J]. 华南理工大学学报:自然科学版,2014,42(1):59-64

[14] 夏德分,罗滇生,陆佳政,等. TLS 估计的小波自适应零值绝缘子红外热像去噪[J]. 计算机工程与应用,2012,48(25):198-202

[15] Parmar J M, Patil S A. Performance Evaluation and Comparison of Modified Denoising Method and the Local Adaptive Wavelet Image Denoising Method [C]//Intelligent Systems and Signal Processing (ISSP). 2013:101-105

[16] 杨森鸿. 基于总体最小二乘的红外图像去噪[J]. 激光与红外,2008,38(9):961-964

[17] Markovskya I, Van Huffelb S. Overview of Total Least-squares Methods[J]. Signal Processing,2007,87(10):2283-2302

[18] Fodor I K, Kamath C. Denoising through wavelet shrinkage[J]. An empirical study of Electronic Imaging,2003,12(1):151-160