

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201403066

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/doi/10.3969/j.issn.1673-4785.201403066.html>

一种基于二维 GARCH 模型的图像去噪方法

李俊泽¹, 袁小芳¹, 张振军¹, 王耀南¹, 王国锋²

(1. 湖南大学 电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082; 2. 中国公路工程咨询集团有限公司, 北京 100097)

摘 要:提出了一种基于小波系数统计模型的图像去噪方法。该方法利用二维广义自回归条件异方差(2D-GARCH)模型对小波系数进行建模, 这种小波系数模型能够更好地利用小波系数“尖峰厚尾”的分布特性和系数间的相关性等重要特性。利用基于果蝇优化算法的极大似然估计(ML Estimation based on FOA)代替传统的线性规划方法求解模型参数, 提高了建模的准确性。在此基础上再采用最小均方误差估计(MMSE Estimation)对未受噪声污染的原始图像的小波系数进行估计。实验结果表明, 与当前主流的去噪方法相比, 该算法能更有效地去除图像中的噪声, 获得更高的峰值信噪比(PSNR)和较好的视觉效果。

关键词:小波变换; 统计建模; 二维 GARCH 模型; 果蝇优化算法; 图像去噪

中图分类号:TP751.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2015)01-0062-06

中文引用格式: 李俊泽, 袁小芳, 张振军, 等. 一种基于二维 GARCH 模型的图像去噪方法[J]. 智能系统学报, 2015, 10(1): 62-67.

英文引用格式: LI Junze, YUAN Xiaofang, ZHANG Zhenjun, et al. A method of image denoising based on two-dimensional GARCH model[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2015, 10(1): 62-67.

A method of image denoising based on two-dimensional GARCH model

LI Junze¹, YUAN Xiaofang¹, ZHANG Zhenjun¹, WANG Yaonan¹, WANG Guofeng²

(1. School of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China; 2. China Highway Engineering Consulting Corporation, Beijing 100097, China)

Abstract: An image denoising method based on the statistical model for wavelet coefficients is proposed. It uses a two-dimensional Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (2D-GARCH) model for modeling the wavelet coefficients. A novel wavelet coefficients model is also used to make better use of the important characteristics of wavelet coefficients such as "sharp peak and heavy tailed" marginal distribution and the dependencies between the coefficients. It utilizes maximum likelihood estimation based on fruit fly optimization algorithm (ML Estimation based on FOA) to estimate the model parameters instead of using traditional linear programming in order to improve the accuracy of the modeling. The minimum mean square error estimation (MMSE Estimation) is applied to estimating the parameters of the wavelet coefficients of the original image that is not affected by noise. Experimental results showed that compared to the present widely-used denoising methods the proposed method is more effective in image denoising, and it may achieve higher peak signal-to-noise ratio (PSNR) and good visual quality.

Keywords: wavelet transform; statistical modeling; two-dimensional GARCH model; FOA; image denoising

在智能交通领域, 交通场景图像质量的高低直接影响对场景中车辆、行人、障碍物等目标的检测和

识别。然而, 图像在获取和传输的过程中往往容易被噪声污染, 从而影响图像的质量。有效的去噪方法不仅能够抑制图像中的随机噪声, 还能较好地保持重要的图像特征和细节。如果能够了解图像的某个先验统计模型, 便能很大程度上地改善图像

收稿日期: 2014-03-25. 网络出版日期: 2015-01-13.

基金项目: 国家“863”计划资助项目(2012AA112312).

通信作者: 张振军. E-mail: zhenjun@hnu.edu.cn.

处理的效果^[1]。在图像去噪领域,基于小波变换的方法已经成为了主流^[2]。例如 Donoho 等提出阈值去噪算法^[3]以及 Chang 等在此基础上改进得到的阈值萎缩算法^[4-6]。这些去噪算法主要包括 3 个步骤:首先,对含噪图像进行小波变换;然后,对各细节子带上小波系数进行阈值萎缩处理;最后,通过小波逆变换重构去噪后图像。然而阈值萎缩处理主要存在 2 个不足:1) 如何选择一个最合适的阈值一直是个难以解决的问题;2) 在不同的尺度上,小波系数的先验统计模型并不能和信号很好地匹配^[7]。研究发现,相较于目前广泛用于小波系数建模的广义高斯模型(GGM),二维广义自回归条件异方差(2D-GARCH)模型能够更准确地描述图像小波系数的统计特性,是一种更加优秀的小波系数先验模型,故本文使用 2D-GARCH 模型对小波系数进行建模。1D-GARCH 模型^[8]在金融时间序列建模中已经得到了广泛的应用,Noibor 等最早将 1D-GARCH 模型扩展为二维模型并用于图像的畸点探测^[9],Amirmazlaghani 等利用 2D-GARCH 模型抑制合成孔径雷达图像上的斑点噪声^[10-11]。本文利用基于果蝇优化算法的极大似然估计准确求解 2D-GARCH 模型的参数,获得了各细节子带的先验统计模型,在此基础上再通过最小均方误差估计对原始图像的小波系数进行估计,从而达到去噪目的。

1 2D-GARCH 模型的小波系数建模

1.1 2D-GARCH 模型

假设 y_{ij} 是二维的随机变量且均值为零即 $E(y_{ij}) = 0$, 若 y_{ij} 有如下形式则称其服从纯 2D-GARCH(p_1, p_2, q_1, q_2) 模型^[9]:

$$y_{ij} = \sqrt{h_{ij}} \varepsilon_{ij} \quad (1)$$

$$h_{ij} = \alpha_0 + \sum_{kl \in \Lambda_1} \alpha_{kl} y_{i-k, j-l}^2 + \sum_{kl \in \Lambda_2} \beta_{kl} h_{i-k, j-l} \quad (2)$$

式中:

$$\Lambda_1 = \{kl \mid 0 \leq k \leq q_1, 0 \leq l \leq q_2, (kl) \neq (0, 0)\}$$

$$\Lambda_2 = \{kl \mid 0 \leq k \leq p_1, 0 \leq l \leq p_2, (kl) \neq (0, 0)\}$$

h_{ij} 是 y_{ij} 的条件方差, ε_{ij} 是独立同分布的二维标准正态分布, 即 $\varepsilon_{ij} \sim N(0, 1)$, (p_1, p_2, q_1, q_2) 为模型的阶数。从式(2)可以看出, 每一个确定的空间位置上的变量值 y_{ij} 的条件方差 h_{ij} 是由与之邻近的变量值 $y_{i-k, j-l}$ 和其条件方差 $h_{i-k, j-l}$ 决定的。现定义随机变量 y_{ij} 邻近位置上的变量值和条件方差的集合为

$$\psi_{ij} = \{\{y_{i-k, j-l}\}_{k, l \in \Lambda_1}, \{h_{i-k, j-l}\}_{k, l \in \Lambda_2}\}$$

根据式(1)、(2)可知 y_{ij} 的条件分布为

$$y_{ij} \mid \psi_{ij} \sim N(0, h_{ij}) \quad (3)$$

由于条件方差 h_{ij} 非负, 那么模型参数需满足式(4):

$$\alpha_0 > 0$$

$$\alpha_{kl} \geq 0, kl \in \Lambda_1$$

$$\beta_{kl} \geq 0, kl \in \Lambda_2 \quad (4)$$

同时为了确保 2D-GARCH(p_1, p_2, q_1, q_2) 过程具有广义平稳性^[9], 需保证

$$\sum_{kl \in \Lambda_1} \alpha_{kl} + \sum_{kl \in \Lambda_2} \beta_{kl} < 1 \quad (5)$$

式(4)、(5)是 2D-GARCH(p_1, p_2, q_1, q_2) 模型有意义且具有广义平稳性的充要条件, 下文的所有推导都在此约束条件下进行。

然而统计发现各子带上小波系数的均值 $E(y_{ij}) \neq 0$, 那么首先对 y_{ij} 进行相应的去均值处理。令 z_{ij} 表示二维线性回归的新息:

$$z_{ij} = y_{ij} - \mathbf{r}_{ij}^T \mathbf{b} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{r}_{ij} = [y_{i, j-1} \quad y_{i-1, j} \quad y_{i-1, j-1}]^T$ 称为解释变量向量, $\mathbf{b} = [b_1 \quad b_2 \quad b_3]^T$ 为未知参数向量。那么新息 z_{ij} 服从式(1)、(2)描述的纯 2D-GARCH(p_1, p_2, q_1, q_2) 模型, $y_{ij} = z_{ij} + \mathbf{r}_{ij}^T \mathbf{b}$ 服从 2D-GARCH(p_1, p_2, q_1, q_2) 回归模型, 即 y_{ij} 的均值服从式(6)所描述的模型, 方差服从式(1)、(2)描述的模型, 其条件分布为

$$y_{ij} \mid \psi_{ij} \sim N(\mathbf{r}_{ij}^T \mathbf{b}, h_{ij}) \quad (7)$$

根据式(7)可知 y_{ij} 的条件概率密度函数的表达式为

$$f(y_{ij} \mid \mathbf{r}_{ij}, \psi_{ij}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi h_{ij}}} \exp\left(-\frac{(y_{ij} - \mathbf{r}_{ij}^T \mathbf{b})^2}{2h_{ij}}\right) \quad (8)$$

式中:

$$h_{ij} = \alpha_0 + \sum_{kl \in \Lambda_1} \alpha_{kl} (y_{i-k, j-l} - \mathbf{r}_{i-k, j-l}^T \mathbf{b})^2 + \sum_{kl \in \Lambda_2} \beta_{kl} h_{i-k, j-l} \quad (9)$$

求解上述模型, 即需要估计出模型中的未知参数 $\Gamma = \{\{\alpha_0, \alpha_{01}, \dots, \alpha_{q_1 q_2}, \beta_{01}, \dots, \beta_{p_1 p_2}\}, \mathbf{b}\}$ 。本文采用极大似然估计求解模型参数, 现定义样本空间:

$$M \times N; \Phi = \{ij \mid 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$$

根据式(8)、(9)可知关于参数 Γ 的对数极大似然函数为

$$\begin{aligned} \text{LLF}(\Gamma) &= \prod_{ij \in \Phi} f(y_{ij} \mid \mathbf{r}_{ij}, \psi_{ij}) = \\ &= \sum_{ij \in \Phi} \log(f(y_{ij} \mid \mathbf{r}_{ij}, \psi_{ij})) = \\ &= -\frac{1}{2} \left[(M + N) \log(2\pi) + \sum_{ij \in \Phi} \log(h_{ij}) \right] - \\ &= \sum_{ij \in \Phi} \left(-(y_{ij} - \mathbf{r}_{ij}^T \mathbf{b})^2 / (2h_{ij}) \right) \end{aligned} \quad (10)$$

为了完成对各细节子带上小波系数的建模, 必须求出使得上述对数极大似然函数取得最大值时的参数 Γ 。

1.2 2D-GARCH 模型参数估计

由于较高的模型阶数会导致计算量过大且更容易受到舍入误差的不利影响,因此本文采用 2D-GARCH(1,1,1,1) 模型对各细节子带建模,即未知参数为: $\Gamma = \{\{\alpha_0, \alpha_{01}, \alpha_{10}, \alpha_{11}, \beta_{01}, \beta_{10}, \beta_{11}\}, b\}$ 。利用传统的线性规划方法求解式(10)的极大值问题时往往容易陷入局部最优解,对子带的准确建模产生较为不利的影响。为了尽可能地消除这种影响,本文采用果蝇优化算法^[12]求解式(10)。果蝇优化算法属于进化算法的一种,对高维目标函数具有较好的寻优能力和较快收敛速度。

基于果蝇优化算法的 2D-GARCH(1,1,1,1) 模型参数估计的原理如下:

1) 在满足约束条件的前提下初始果蝇群体位置 $\text{Init}\Gamma_{\text{axis}}$, 其中 $\Gamma = \{\{\alpha_0, \alpha_{01}, \alpha_{10}, \alpha_{11}, \beta_{01}, \beta_{10}, \beta_{11}\}, b\}$ 。

2) 赋予果蝇利用嗅觉搜索食物的随机方向与距离 $\Gamma_i = \Gamma_{\text{axis}} + \text{RandomValue}$ 。

3) 将 Γ_i 代入式(10)求出果蝇个体的味道浓度

$$\text{Smell}_i = LF(\Gamma_i)$$

4) 找出果蝇群体中味道浓度最高的果蝇

$$[\text{bestSmell}, \text{bestIndex}] = \max(\text{Smell}_i)$$

5) 保留最佳味道浓度与各参数的坐标,此时果蝇群体利用视觉往该方向飞去:

$$\Gamma_{\text{axis}} = \Gamma(\text{bestIndex})$$

$$\text{Smell}_{\text{best}} = \text{bestSmell}$$

6) 进入迭代寻优,重复执行步骤 2)~4),并判断味道浓度是否优于前一迭代味道浓度,若是则执行步骤 5)。

为了检验模型参数估计的准确性,采用图像小波分解后第 2 层的水平子带上的小波系数进行参数估计实验。表 1 给出了该子带模型各参数的估计结果,图 1 是归一化的小波系数直方图和参数值为表 1 中各估计值的 2D-GARCH(1,1,1,1) 模型直方图。

表 1 模型参数估计值

Table 1 Estimated value of the model's parameters

参数	估计值	参数	估计值
α_0	1.3e-4	β_{10}	0.115
α_{01}	0.195	β_{11}	0.039
α_{10}	0.277	b_1	0.041
α_{11}	0.111	b_2	0.048
β_{01}	0.153	b_3	0.068

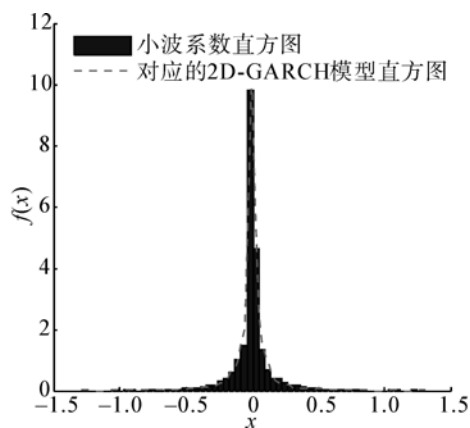


图 1 第 2 层水平子带的小波系数直方图

Fig.1 Histogram of the wavelet coefficients in horizontal subband at the second level of decomposition

从图 1 中可以看出,小波系数的直方图和与之对应的 2D-GARCH(1,1,1,1) 模型直方图具有很高的拟合度,表明利用果蝇优化算法求得的模型参数估计值 $\hat{\Gamma}$ 较为准确,完成了该子带上小波系数的建模。

2 图像去噪算法

本文去噪算法的具体步骤如下,流程图如图 2。



图 2 本文去噪算法流程图

Fig.2 Flow chart of the proposed algorithm for image denoising

1) 含噪图像小波分解:对被噪声污染的图像进行 N 层离散小波分解,得到不同尺度和方向上的子带。

2) 2D-GARCH(1,1,1,1) 模型参数求解:利用果蝇优化算法求解式(10),得到各个尺度上的细节子带的模型参数。

3) 原始图像小波系数估计:在上一步估计出各尺度上的细节子带的模型参数的基础上,利用最小

均方误差估计原始图像的小波系数。

4) 图像重构:通过离散小波逆变换重构去噪后的图像。令 x 和 n 分别表示原始图像和加性噪声, $y = x + n$ 表示观测到的含噪图像。首先,对含噪图像进行任意尺度的离散小波变换,从而得到了不同尺度和方向上的子带。令 X_{ij} , N_{ij} 和 Y_{ij} 分别代表 x 、 n 和 y 的任意子带上的小波系数,那么有

$$Y_{ij} = X_{ij} + N_{ij} \quad (11)$$

然后对观测到的含噪图像所有细节子带上的小波系数建模,根据上一节介绍的建模方法,利用果蝇优化算法估计出每个细节子带的模型参数 $\hat{\Gamma}$ 的值后得到

$$z_{ij} = y_{ij} - \mathbf{r}_{ij}^T \mathbf{b} \quad (12)$$

$$z_{ij} = \sqrt{h_{ij}} \varepsilon_{ij} \quad (13)$$

$$h_{ij} = \alpha_0 + \sum_{kl \in \Lambda_1} \alpha_{kl} (y_{i-k, j-l} - \mathbf{r}_{i-k, j-l}^T \mathbf{b})^2 + \sum_{kl \in \Lambda_2} \beta_{kl} h_{i-k, j-l} \quad (14)$$

令 $\sigma_{Y_{ij}}^2$ 表示 Y_{ij} 的条件方差即 $\sigma_{Y_{ij}}^2 = h_{ij}$, σ_N^2 表示噪声方差,可利用鲁棒性中值估计求得^[13]

$$\sigma_N^2 = \left[\frac{\text{median}(|Y_{ij}|)}{0.6745} \right]^2, Y_{ij} \in HH_1 \quad (15)$$

式中: HH_1 为小波分解后的第 1 层对角细节子带,令 $\sigma_{X_{ij}}^2$ 表示 X_{ij} 的条件方差,则 $\sigma_{X_{ij}}^2 = \sigma_{Y_{ij}}^2 - \sigma_N^2$ 。

再对所有细节子带进行降噪处理,即需要估计出尽可能接近原图像小波系数的 X_{ij} 的估计值 \hat{X}_{ij} :

$$\hat{X}_{ij} = \min_{X_{ij}} E \{ d(X_{ij}, \hat{X}_{ij}) | Y_{ij}, \sigma_{X_{ij}}^2 \} \quad (16)$$

本文采用最小均方误差估计,则式(16)可转化为

$$\hat{X}_{ij} = \min_{X_{ij}} E \{ |X_{ij} - \hat{X}_{ij}|^2 | Y_{ij}, \sigma_{X_{ij}}^2 \} \quad (17)$$

即

$$\hat{X}_{ij} = E \{ X_{ij} | Y_{ij}, \sigma_{X_{ij}}^2 \} \quad (18)$$

为了得到式(18)所示 X_{ij} 的条件期望值,首先要计算出 X_{ij} 的条件概率密度函数 $f(X_{ij} | Y_{ij}, \sigma_{X_{ij}}^2)$, 根据贝叶斯准则可得

$$f(X_{ij} | Y_{ij}, \sigma_{X_{ij}}^2) = \frac{f(X_{ij} | \sigma_{X_{ij}}^2) f(Y_{ij} | X_{ij}, \sigma_{X_{ij}}^2)}{f(Y_{ij} | \sigma_{X_{ij}}^2)} \quad (19)$$

根据上文推导可知:

$$f(X_{ij} | \sigma_{X_{ij}}^2) \sim N(0, \sigma_{X_{ij}}^2) \quad (20)$$

$$f(Y_{ij} | \sigma_{X_{ij}}^2) \sim N(0, \sigma_{X_{ij}}^2 + \sigma_N^2) \quad (21)$$

$$f(Y_{ij} | X_{ij}, \sigma_{X_{ij}}^2) \sim N(X_{ij}, \sigma_N^2) \quad (22)$$

将式(20)~(22)代入式(19)中可得

$$\hat{X}_{ij} = \frac{\sigma_{X_{ij}}^2}{\sigma_{X_{ij}}^2 + \sigma_N^2} Y_{ij} = \frac{\sigma_{Y_{ij}}^2 - \sigma_N^2}{\sigma_{Y_{ij}}^2} Y_{ij} \quad (23)$$

利用式(23)可以很容易地计算出原始图像各

细节子带的小波系数估计值 \hat{X}_{ij} 。

最后,通过离散小波逆变换重建去噪后的图像。

3 实验结果分析

实验采用图 3(a) 所示含有不同强度高斯白噪声的交通场景灰度图像 (Cars 256×256), 并使用 Daubechies (Db4) 小波基^[10-11] 对图像进行二层小波分解。为了检验本文算法的去噪效果,文中与维纳滤波法^[14]、BayesShrink 方法^[15]、改进的局部窗口自适应估计 (LAWML) 方法^[16] 进行对比,并根据峰值信噪比 (PSNR) 来评价各算法的去噪效果。其中峰值信噪比定义为

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{255 \times 255}{\text{MSE}} \right)$$

式中: $\text{MSE} = \sqrt{\frac{(x - y)^2}{N^2}}$, x 和 y 分别代表原始未含噪声的图像和去噪后的图像, N^2 代表图像的尺寸。各种算法的去噪效果如表 2 和图 3 所示。

表 2 4 种去噪算法的去噪性能比较

噪声标准差	噪声	Wiener	BayesShrink	LAWML	本文方法
10	28.13	31.87	31.73	32.01	33.12
15	24.60	29.96	30.01	30.33	31.17
20	22.11	28.16	28.38	28.59	29.43
25	20.16	26.66	26.95	27.29	27.84
30	18.61	25.33	26.01	26.32	26.75

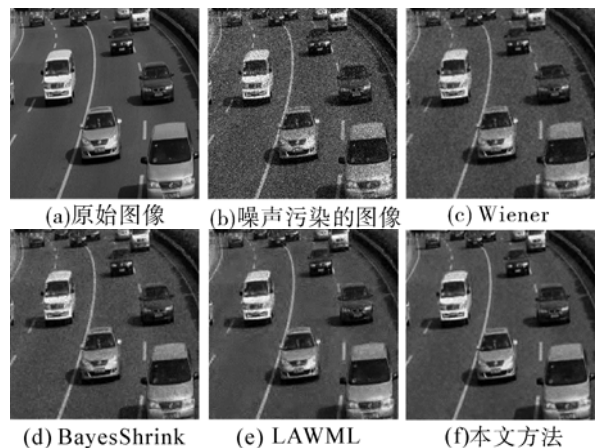


图 3 $\sigma = 20$ 时 Cars 图像 4 种算法的去噪比较

Fig. 3 Comparison of four denoising methods for Cars image of $\sigma = 20$

从表 2 中可以看出,本文方法的峰值信噪比明显高于其他方法。当噪声强度增大时,去噪效果下降的比较明显,这是因为当噪声强度过大时可能会对模型的适用范围产生一定的影响。

图 3 是当噪声标准差 $\sigma = 20$ 的时候各种算法的去噪效果对比图。图 3(c)、(d)、(e) 分别是利用 Wiener 滤波法、BayesShrink 方法和改进的 LAWML 方法对图像去噪后的效果,出现了一定程度图像模糊、部分边缘轮廓辨认困难的现象。图 3(f) 是采用本文方法的去噪效果,可以看出用本文方法对图像去噪后较好地保持了图像的边缘轮廓特征,且具有较好的视觉效果。

在算法复杂度方面,若图像的大小为 $N \times N$,那么 Wiener 滤波法、BayesShrink 方法和改进的 LAWML 方法的时间复杂度均为 $O(N^2)$ 。本文算法的步骤 1)、3) 和 4) 的时间复杂度均为 $O(N^2)$,步骤 2) 用到果蝇优化算法求解各细节子带的模型参数,令 T_0 代表果蝇个体一次迭代需要的时间, M 为种群数量, K 为迭代次数,那么步骤 2) 的时间复杂度为 $T = K \cdot M \cdot T_0$ 。

在算法耗时方面,由于需要估计出每个细节子带的 2D-GARCH(1,1,1,1) 模型参数,所以本文算法在计算量上相较于几个对比算法要大一些,但是本系统面向交通的图像处理硬件平台采用的是多核分布式处理器网络以及流水线式的任务分配,所以本文算法并不影响整个系统的实时性。

4 结束语

二维 GARCH 模型是一种新的小波系数统计模型,能够更好地利用小波系数“尖峰厚尾”的分布特性和层内系数间的相关性等重要特性。本文采用果蝇优化算法的极大似然估计来求解 2D-GARCH 模型参数,完成了对小波系数的准确建模,在此基础上再采用最小均方误差估计原始图像的小波系数,从而得到了一种新的 2D-GARCH 模型的图像去噪方法。该方法在峰值信噪比和视觉效果上要优于目前一些主流的去噪方法。然而该方法也存在一些需要改进的地方,比如在求解各细节子带的模型参数时存在计算量较大的缺点,今后将在此基础上进一步完善和改进。

参考文献:

[1] SIMONCELLI E P. Modeling the joint statistics of image in the wavelet domain[C] //SPIE's International Symposium on Optical Science, Engineering, and Instrumentation. International Society for Optics and Photonics, Denver, USA,

1999: 188-195.
 [2] ANTONIADIS A, BIGOT J, SAPATINAS T. Wavelet estimators in nonparametric regression: A comparative simulation study[J]. Journal of Statistical Software, 2001, 6(6): 1-83.
 [3] DOHONO D L. Denoising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.
 [4] CHANG S, YU B, VATTERELI M. Wavelet thresholding for multiple noisy image[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1631-1635.
 [5] CHANG S, YU B, VATTERELI M. Spatially adaptive wavelet thresholding with context modeling for imaged noising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1522-1531.
 [6] CHANG S, YU B, VATTERELI M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1532-1546.
 [7] ACHIM A, BEZERIANOS A, TSAKALIES P. SAR image denoising via Bayesian wavelet shrinkage based on heavy tailed modeling[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(8): 1773-1784.
 [8] BOLLERSLEV T. Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity[J]. Journal of Econometrics, 1986, 31(3): 307-327.
 [9] NOIBOAR A, COHEN I. Two-dimensional GARCH model with application to anomaly detection[C] //13th European Signal Processing Conference. Istanbul, Turkey, 2005: 1594-1597.
 [10] AMIRMAZLAGHANI M, AMIRNDAVAR H. Speckle suppression in SAR image using the 2D GARCH model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(2): 250-259.
 [11] AMIRMAZLAGHANI M, AMIRNDAVAR H. Two novel Bayesian multiscale approaches for speckle suppression in SAR images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 40(7): 2980-2993.
 [12] PAN W T. A new fruit fly optimization algorithm: taking the financial distress model as an example[J]. Knowledge Based Systems, 2012, 26(2): 69-74.
 [13] DOHONO D L, JOHNSTONE I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455.
 [14] LEE J S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1980, 2(2): 165-168.
 [15] 胡海平, 莫玉龙. 基于贝叶斯估计的小波阈值图像降噪方法[J]. 红外与毫米波学报, 2002, 21(1): 74-76.
 HU Haiping, MO Yulong. Method of wavelet threshold denoising based on bayesian estimation[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2002, 42(9): 74-76.

[16] 谢杰成, 张大力, 徐文立. 一种小波去噪方法的几点改进[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2002, 42(9): 1269-1272.

XIE Jiecheng, ZHANG Dali, XU Wenli. Several improvements for a wavelet denoising method[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2002, 42(9): 1269-1272.

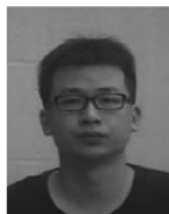
作者简介:



李俊泽, 男, 1988 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。



袁小芳, 男, 1979 年生, 副教授, 主要研究方向为智能控制理论与应用、电动汽车控制、新能源发电, 发表学术论文 30 余篇。



张振军, 男, 1981 年生, 讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为机器视觉与智能交通、大规模机器学习与海量数据分析。

第 13 届文档分析与识别国际会议

13th International Conference on Document Analysis and Recognition

Welcome to the 13th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2015), hosted by the REGIM-Lab. and the Association of Sustainable Innovation in Tunisia (Tunisian Chapter of IAPR), will be held in Tunis (Tunisia) from August 23-26th, 2015.

ICDAR 2015 is sponsored by the International Association for Pattern Recognition (IAPR) and technically co-sponsored by TC-10 (Graphics Recognition), TC-11 (Reading Systems), IEEE Computer Society (pending approval), and Tunisian Chapter of the IEEE Computer Society.

ICDAR is the premier international forum for researchers and practitioners in the document analysis community for identifying, encouraging and exchanging ideas on the state-of-the-art technology in document analysis, understanding, retrieval, and performance evaluation. The term document in the context of ICDAR encompasses a broad range of documents from historical forms such as palm leaves and papyrus to traditional documents and modern multimedia documents.

The topics of interest include, but are not limited to:

- 1) Character Recognition;
- 2) Handwriting Recognition;
- 3) Graphics Recognition;
- 4) Document Image Analysis;
- 5) Document Understanding;
- 6) Document Analysis Systems;
- 7) Camera-based Document Processing;
- 8) Basic Research and Methodologies for Document Processing;
- 9) Document Databases and Digital Libraries;
- 10) Multimedia Documents;
- 11) Forensic Documents;
- 12) Historical Documents;
- 13) Novel Applications;
- 14) Sketching Interfaces;
- 15) Performance Evaluation.

website: <http://2015.icdar.org/>