

基于熵的图像噪声方差估计

杨涛¹, 方帅^{1,2}, 程文娟¹

(1. 合肥工业大学计算机与信息学院, 安徽合肥 230009; 2. 光电控制技术重点实验室, 河南洛阳 471009)

摘要:在噪声图像去噪、分割等算法中, 需要知道噪声的分布模型和统计参数, 为此提出了一个新颖的噪声估计算法. 首先计算输入噪声图像中每个图像块的方差和局部熵的综合值; 然后将所有综合值按降序排列, 按序取综合值对应的标准差值进行去噪; 最后通过图像质量评价算法筛选出最终的噪声估计结果. 该算法不需要对输入图像进行如滤波、小波变换等复杂的预处理过程, 直接对输入图像进行一系列的数据处理就可以得到噪声方差值, 方法简单易于实现, 计算效率高并且具有良好的鲁棒性, 同时也可以指导 BM3D 等去噪算法进行自适应去噪.

关键词:噪声方差估计; 图像熵; 图像质量评价; 自适应去噪

中图分类号: P391.41 **文献标识码:** A doi:10.3969/j.issn.0253-2778.2015.04.012

引用格式: YANG Tao, FANG Shuai, CHENG WenJuan. Entropy-based image noise variance estimation[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2015, 45(4): 337-344.

杨涛, 方帅, 程文娟. 基于熵的图像噪声方差估计[J]. 中国科学技术大学学报, 2015, 45(4): 337-344.

Entropy-based image noise variance estimation

YANG Tao¹, FANG Shuai^{1,2}, CHENG WenJuan¹

(1. School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;
2. Science and Technology on Electro-optic Control Laboratory, Luoyang 471009, China)

Abstract: In the de-noising and segmentation algorithm used to deal with the noise image, it is necessary to know the distribution model and the statistical parameters of noise. A novel noise estimation algorithm was thus proposed. First, the combined value of the input noise image variance and local entropy of each image block was calculated. Then all the comprehensive values were arranged in a descending order, and de-noising was calculated using the corresponding standards deviations in that order. Finally, final noise estimates were selected using the image quality evaluation algorithm. The proposed algorithm does not need pre-processing such as complex filtering, wavelet transform, etc., and can obtain the variance of noise by directly processing a series of input image data. It is simple and easy to implement, has high computational efficiency, and enable BM3D and similar de-noising algorithm to denoise adaptively.

Key words: noise variance estimation; image entropy; image quality assessment; adaptive de-noising

收稿日期: 2014-10-09; **修回日期:** 2015-01-20

基金项目: 国家自然科学基金(61175033, 51274078), 中央高校基本科研业务费专项基金(2012HGXC0001), 光电控制技术重点实验室和航空科学基金(201451P4007)资助.

作者简介: 杨涛, 男, 1989年生, 硕士, 主要研究方向为计算机视觉. E-mail: hfut_yangtao@163.com

通讯作者: 方帅, 博士/副教授. E-mail: fangshuai@163.com

0 引言

在获取图像的过程中,因主观或客观原因总会引入各种噪声,噪声的存在不仅降低了图像质量,而且妨碍对图像信息的获取.在对含噪图像的处理过程中,如图像去噪、分割和压缩等,需要知道噪声的分布模型和统计参数,在对含噪图像的实际处理中经常假设噪声服从均值为零的高斯白噪声(white Gaussian noise, WGN)分布,这个分布的方差值是未知的,需要进行数值估计,因此噪声方差估计作为数字图像的重要处理步骤在过去几十年里发展迅速.

目前有代表性的噪声估计算法有很多,按处理方式的不同有:基于平滑块的思想、基于图像滤波的思想、频域变换以及概率统计等方式.例如,Shin 等提出的使用自适应高斯滤波的基于块噪声方差估计算法^[1],提出的噪声估计算法同时使用了文献^[2]基于块和文献^[3]基于滤波的噪声方差估计方法.为了估计噪声量,Shin 等将图像划分为一定数量的图像块,根据图像块标准差的大小对块进行分类,从中选择一定数量的平滑图像块,也就是标准差最小的块,对满足条件的块进行高斯滤波得到滤波图像,最终根据输入噪声图像和滤波图像计算差分图像,差分图像的标准差就是噪声的标准差.文献^[4]中,作者先滤波去除图像信息,由于滤波的结果中还包含一定的图像边缘和细小纹理,再通过一个边缘提取算子提取并去除这些边缘信息,通过这两部就可以得到一个假定其中包含的信息全部是噪声信息的图像.

基于频域变换(如小波变换、DCT 变换等)的噪声估计方式也获得了一定的发展并且得到了很好的实验结果.例如,多分辨率支持的自动噪声估计^[5]、基于小波分量的图像训练方法来估计噪声水平^[6]和基于贝叶斯萎缩的自适应噪声方差估计^[7]等,这些方法的共同点都是对图像进行频域变换(如小波变换).因为小波分解具有能量集中性,最简单的假设就是对噪声图像进行小波分解,高频细节子带 HH1 包含了很少的图像信息,而噪声主要集中在 HH1 子带^[7],或者通过迭代对小波系数设定一个阈值,大于阈值的为图像信息,小于阈值的为噪声^[5].在假设

噪声为加性高斯白噪声的情况下,噪声满足独立同分布,经过小波变换后,在小波域噪声仍具有独立同分布的特性.

Liu 等^[8]利用概率统计思想提出了噪声水平函数的概念,噪声水平函数是一个描述图像噪声级别与像素值的连续函数.通过统计图像分割结果来拟合每个分割块的标准差,获得了很好的实验结果.最近噪声估计最好的方法之一是 Pyatykh 等提出的基于主成分分析的噪声方差估计算法^[9].此算法与其他现存算法相比,具有很高的精度和非常优异的时间性能,算法不要求图像中存在平滑块,能对仅包含纹理的图像进行方差估计.

目前,基于平滑块思想的噪声估计算法,存在算法复杂、最小方差块定义的随机性等缺点.受平滑块思想的启发,我们提出了一个新颖的噪声估计算法.首先计算输入噪声图像中每个图像块对应的一个综合值,这个综合值由当前图像块的标准差和熵综合得到;然后将所有综合值按降序排列,按序取综合值对应的标准差值进行三维块匹配(BM3D)去噪^[10];最后通过图像质量评价算法筛选出最终的噪声估计结果.因此,本文提出的基于熵的噪声估计算法不需要对输入图像进行预处理,如滤波、小波变换等复杂的处理过程,直接对输入图像进行一系列的数据处理就可以得到噪声方差值,方法简单易于实现,计算效率高并且具有良好的鲁棒性,同时也可以指导 BM3D 等去噪算法进行自适应去噪.

1 算法简介和描述

1.1 算法来源和简介

将一组数列中的每个数据都加上或减去同一个常数后,方差恒不变,即下面的等式成立:

$$V(X+C) = V(X) \quad (1)$$

式中, V 表示方差, X 表示一组数列, C 是一个常量.

将等式(1)应用到图像中,假设无噪声图像中存在标准差为零的平滑区域,公式表示为:

$$(y_k) = (x_k + n_k).$$

其中 x_k 为无噪声图像块的信号, n_k 为服从均值为零的高斯分布的噪声信号.当 x_k 的方差为零时,噪声图像 y_k 的方差就为所加的高斯噪声 n_k 的方差.如图 1 所示,对原图加标准差值为 σ_n 的噪声,在噪

声图中取两个图像块. 上面的图像块处于平滑区域, 计算其标准差值和所加噪声的标准差值相等; 下面的图像块处于非平滑区域中, 由于块中同时包含原图信号和噪声, 其标准差值不等于噪声标准差值. 所以在图像中要采取一定的搜索策略寻找满足条件的平滑区域, 基于上述思想, 我们提出了一个基于图像块的熵和方差相结合的寻找策略.

在图像中, 图像块越平滑则其方差越小, 图像块包含纹理越复杂其方差越大. 为了提高噪声估计的精确度, 在考虑方差的同时引入图像的局部熵概念. 因为局部熵可以描述图像所含信息量的大小, 局部熵越小, 图像块的细节越少, 也就越平滑, 所以可以用图像块的方差值和局部熵的大小来综合衡量图像块的平滑程度, 从图像中找到最优的图像块进行噪声方差估计.

1.2 算法描述

(I) 对输入的噪声图像 I 灰度化, 计算每个 $M \times N$ 区域的标准差 σ_i 和图像熵 E_i , i 表示区域的索引, 组成样本点集 $\Omega = \{(\sigma_i, E_i), i = 1, 2, \dots\}$.

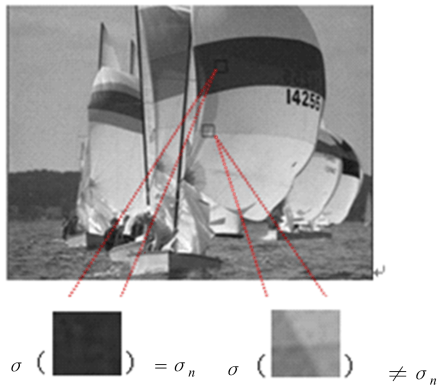


图 1 平滑块和非平滑块的方差与噪声方差的关系

Fig. 1 Relationship of smooth & non-smooth block and noise on variance

(II) 将 σ_i 和 E_i 结合求得综合值 w_i :

$$w_i = \exp\left(-\frac{(\sigma_i - \sigma_0)^2}{2\sigma_v^2} - \frac{(E_i - E_0)^2}{2\sigma_E^2}\right) \quad (2)$$

并按降序排列得到点集 $W = \{(w_i, \sigma_i), w_i \geq w_{i+1}, i = 1, 2, \dots\}$.

公式(2)中的 σ_v 和 σ_E 为小常量, 是为了提高公式的鲁棒性, 在算法中分别使用的值为 0.05 和 0.1, σ_0 和 E_0 为最优时图像块的标准差值和熵值, 显然,

在最优时两者都为零. 结合 1.1 节中的介绍, 对公式(2)进行分析, 可以发现公式(2)同时考虑了图像块的标准差和局部熵在寻找图像平滑块的贡献, 比用单一尺度寻找平滑块更准确有效.

(III) 将点集 W 前 10% 的值保留下来, 按序取 w_i 值对应的标准差 σ_i . 我们可以初步将图像中的平滑块区分出来;

(IV) 将取得的标准差带入 BM3D 算法中去噪, 用无参 SSIM 算法计算得分, 得分最高的标准差值就是噪声的标准差值. 这一步充分利用了无参数的 SSIM 算法对估计结果进行修正, 去除信号和噪声叠加使方差值变小的影响.

2 算法细节

目前几乎所有的去噪算法、分割算法等都是基于加性高斯白噪声这一假设, 且噪声方差值设为已知. 很显然, 这些假设在理论上有所不完备性. 首先对于一幅自然噪声图像, 通过肉眼很难精确地预计其噪声大小; 其次, 我们获得的图像主要是通过相机获取的, 而现在的大多数相机在相机内部嵌入了 Bayer 模式、白平衡和伽马校正等非线性化进程, 这使得噪声的大小与图像像素值之间有密切的关系, 种种因素使得噪声方差的估计变的困难. 精确地估计噪声方差值, 是本文工作的出发点.

在统计学中, 一个随机变量的方差描述的是它的离散程度, 也就是该变量离其期望值的距离, 它是测算数值型数据离散程度的最重要的方法. 简单来说, 方差就是一组数据平均值分散程度的一种度量, 一个较大的方差, 代表大部分数值与其平均值之间差异较大; 反之, 越小. 体现在图像中, 图像块越平滑则其方差越小, 图像块包含纹理越复杂其方差越大, 所以可以用图像块方差值的大小来衡量图像块的平滑程度. 通常方差的计算公式为:

$$\sigma_i = \sum_i \sum_j (f(x_i, y_j) - \bar{f})^2 / n \quad (3)$$

式中, $f(x_i, y_j)$ 表示图像中某个图像块内各点的像素值, $\bar{f} = \sum_i \sum_j f(x_i, y_j) / n$ 表示块内像素值的均值.

由于在算法中没有对原图信息进行滤除, 图像中同时存在原图信号和噪声信号, 所以在找平滑块

时要同时考虑这两种信号的影响,如果用方差值一个参数在图像中找平滑块,会使估计的噪声方差值精度不高.为了提高实验结果的鲁棒性,在考虑方差的同时引入图像的局部熵概念.

图像携带信息量的多少可以用图像熵的大小来衡量, $M \times N$ 是图像的局部窗口大小,若 E_f 表示图像的局部熵,其表达式可以表示为:

$$E_f = - \sum_i \sum_j p_{ij} \log p_{ij}, i \in (1, M), j \in (1, N) \quad (4)$$

式中, $p_{ij} = f(i, j) / N^2$ 表示某位置上的像素值与周围像素分布的综合特性, $f(i, j)$ 为特征二元组 (i, j) 出现的频数, i 表示像素值, j 表示领域灰度均值.

局部熵反映了图像灰度的离散程度,描述的是图像的局部性质.图像局部熵越大,图像灰度分布相对比较均匀,与之对应的图像所含信息量就越大,细节越突出,也就越不平滑.同时,熵的大小为整个局部区域内所有像素共同决定的,对单点噪声不敏感,在一定程度上可以滤除一部分原图信号的影响,使估计的结果更加接近真实值.在本文的算法中,同时考虑了图像块内像素的离散程度和分布情况,描述如下:

$$\sigma(x) = k^{-1}(x) \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \sigma(\epsilon, x) d\epsilon \quad (5)$$

$$e(x) = t^{-1}(x) \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} e(\epsilon, x) d\epsilon \quad (6)$$

$$\begin{aligned} k(x) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(\epsilon) d\epsilon, t(x) \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} g(\epsilon) d\epsilon \end{aligned} \quad (7)$$

$$\omega(x) = (kt)^{-1}(x) \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \sigma(\epsilon, x) e(\epsilon, x) d\epsilon \quad (8)$$

在上述公式中,公(5)和(6)分别是公式(3)和(4)的连续表达形式,公式(7)中的 $k(x)$ 和 $t(x)$ 为归一化量,表示对方差值和熵值进行单位化,确保方差和局部熵的值在同一归一化范围内,公式(8)是对式(5)、(6)的综合,式中 kt 为归一化量, $\sigma(\epsilon, x)$ 表示图像块的标准差值, $e(\epsilon, x)$ 表示对应图像块的图像熵值,公式中同时考虑图像块的方差和局部熵,

通过选定滑动窗口的大小,可以用公式(8)搜索输入的含噪图像中 ω 值最大的图像块.实验发现,在部分图像的估计中, ω 值最大的图像块对应的方差值往往小于实际噪声值,这是因为部分图像块中原图信号和噪声信号的叠加所导致.

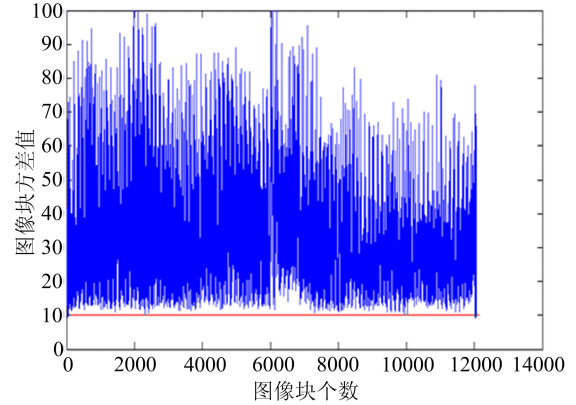


图 2 图像块方差值分布

Fig. 2 Image block variance distribution

图 2 是 TID2008^[11] 中 I05 图像的每一个图像块的方差值,块大小为 $M \times N$. I05 被添加了方差值为 10 的噪声.从图 2 中可以看出,有个别值低于图像底部直线,也就是图像块的方差值低于噪声方差值,此时 ω 值最大的图像块对应的方差值不是我们想要的最终估计结果.为了去除这些奇异点的影响,我们受文献[12]方法的启发,通过引入图像质量评价矩阵来进一步筛选方差值.

假设 I 是输入的噪声图像, \hat{I} 是获得的质量最好的去噪图像,公式表示为:

$$\hat{I}_\sigma = \arg \max_i \sigma_i d(I^{\sigma_i}, I) \quad (9)$$

式中, $\sigma_i \in (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_k)$, k 为数据集 $W = \{(\omega_i, \sigma_i), \omega_i \geq \omega_{i+1}, i = 1, 2, \dots\}$ 中可能的带入 BM3D 算法中的 σ_i 的个数.

在计算图像块的结构信息时,首先去除图像的亮度和对比度影响,亮度用图像块的均值来衡量大小,对比度用方差值来衡量,此时两个图像块的结构比较可以定义为:

$$S(A, B) = \frac{\sigma_{AB} + C}{\sigma_A \sigma_B + C} \quad (10)$$

式中,参数 C 是一个小的常量确保公式的鲁棒性.

假设 $M_h = I - \hat{I}$,则 M_h 表示输入的噪声图像和去噪图像相减的结果.

分别计算输入噪声图像 I 和去噪图像 \hat{I} 的结构相似性 P_i 以及输入噪声图像和差异图 M_h 间的相似性 N_i , 公式表示为:

$$P_i = S(I^i, \hat{I}^i) \quad (11)$$

$$N_i = S(I^i, M_h^i) \quad (12)$$

式中, i 表示区域的索引, 最后使用简单的 Pearson 线性相关系数^[13] 获得 N 和 P 的线性关系. 如果带入的 σ 小于实际噪声值, 图像中的噪声在去噪之后会有所保留, 自然获得的分数就低; 相反, 如果带入的 σ 过大, 在去噪时会产生过平滑现象, 把部分原图信息当作噪声去除, 得到的评价分数也很低, 只有带入最合适的参数 σ , BM3D 的去噪效果才能越明显, 同时在计算图像块的结构相似性时获得的分数就越高. 这一步充分利用了无参数的 SSIM 算法对估计结果进行修正, 去除信号和噪声叠加使方差值估计值偏小的现象, 使估计的噪声方差更接近真实值.

3 实验和讨论

我们在数据集 TID2008 上测试了提出算法的有效性, 并与其他的一些算法进行比较. 图 3 中列举了一些数据集上的图像, TID2008 这个数据集被很多噪声估计算法用作测试^[9, 14-15]. 在数据集中包含 24 张真实场景图片和一张人工合成图片, 25 张 RGB 图片按照颜色通道被划分为 75 张噪声方差范围从 65 到 130 的图片.

图 4 为取自 TID2008 数据集中的 25 张图像的噪声方差估计结果. 取图像块的大小为 11×11 . 因为 W 值越大, 其对应的 σ 值就越接近噪声标准差值, 为了提高算法速度, 只取最大的 10% 的 W 值对应的方差值.

数据集中的图像分 3 次被加了标准差值为 10、65、130 的噪声, 分别对应图 4 中的 I 曲线、II 曲线和 III 曲线. 图 4 中, 纵轴表示估计值与真实值的差值. 从图 4 中可以看出, 在噪声方差相对较小时, 算法的估计精度很高, 误差基本上控制在 0.5 之内, 即使噪声方差增大, 估计的误差也在 1.6 之内, 我们求得的结果与实际噪声有很好的轨迹近似.

图 5 中列出了 TID2008 数据集中的一幅图像的去噪结果, 图中所加噪声标准差值为 10. 从点集 W 中按序取 σ 带入快速 BM3D 去噪算法, 获得评价



图 3 TID2008 中的示例图像

Fig. 3 Demonstrate images of TID2008

分数最高时, 去噪后图像的峰值信噪比(PNSR)为 31.388 4, 带入的最优参数值为 9.87, 接近真实值 10.

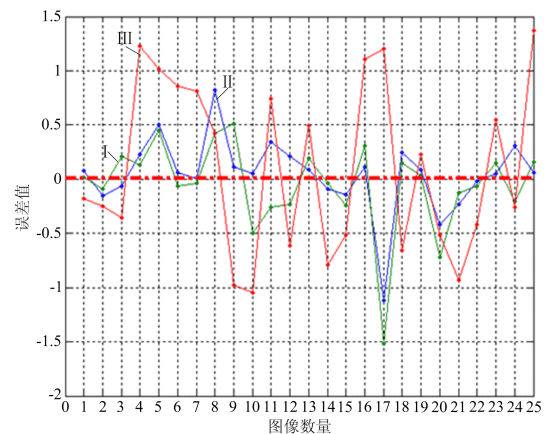


图 4 TID2008 中图像的三个不同噪声水平的估计结果

Fig. 4 Estimation results of three different noise levels in TID2008 images

表 1 中列举了 TID2008 数据集的实验结果. 表中的 $\hat{\sigma}$ 和 $\bar{\sigma}$ 分别表示 25 张噪声图的标准差估计结果和平均值, $\bar{\sigma} - \sigma$ 就是估计精度的平均偏差, $\max(\bar{\sigma} - \sigma)$ 为最大偏差. 算法从小到大分别对四个

表 1 估计结果对比
Tab. 1 Comparison of estimating results

方法	$\sigma^2 = 25$		$\sigma^2 = 65$		$\sigma^2 = 100$		$\sigma^2 = 130$	
	$\bar{\sigma} - \sigma$	$\max(\hat{\sigma} - \sigma)$	$\bar{\sigma} - \sigma$	$\max(\hat{\sigma} - \sigma)$	$\bar{\sigma} - \sigma$	$\max(\hat{\sigma} - \sigma)$	$\bar{\sigma} - \sigma$	$\max(\hat{\sigma} - \sigma)$
本文方法	0.045	0.370	-0.044	0.836	-0.037	0.461	-0.100	0.750
文献[2]	0.322	2.859	0.228	2.093	0.232	1.935	-0.040	0.532
文献[9]	-0.027	0.500	-0.043	0.486	0.009	0.307	0.014	0.386
文献[17]	0.605	4.116	0.206	2.867	0.269	3.088	0.224	1.943
文献[18]	1.127	5.194	0.724	4.281	0.819	4.011	-0.025	3.297
文献[19]	0.617	8.941	0.292	6.343	0.582	6.019	0.477	3.711
文献[20]	-1.499	5.000	-1.467	8.062	-1.517	10.000	0.250	5.665
文献[21]	4.954	21.037	4.049	19.557	3.553	20.238	-1.467	6.811
文献[13]	-0.039	0.525	0.001	1.078	0.040	0.717	3.325	21.502
文献[22]	-0.345	3.507	-0.858	4.211	-0.746	2.400	-1.140	5.351
文献[23]	-0.487	24.719	-0.899	8.062	-0.395	20.956	-0.634	19.321
文献[24]	3.227	9.158	3.173	8.968	2.204	9.551	2.700	9.604
文献[5]	2.144	8.903	2.067	10.160	2.248	7.281	2.132	10.197

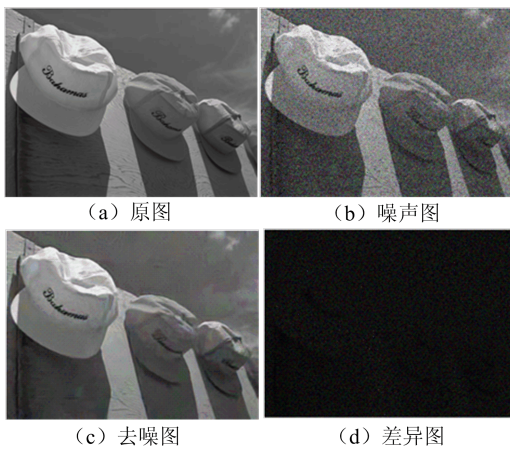


图 5 去噪结果

Fig. 5 Denoising results

级别的噪声方差进行估计,通过与 12 种主流的噪声估计算法进行比较,从表 1 可以看出,在方差值较小时,本文提出的算法具有很高的估计精度,并且在大部分实验中,实验结果都比其他算法的估计结果好,而在大噪声的情况下,由于信号和噪声在此时叠加的情况变的更普遍,所以在某些图像中估计精度没有文献[9,15]的精度高,同时对纹理比较复杂的图像的估计精度有待提高.通过对数据的整体分析可以看出,本文提出的算法具有很好的鲁棒性.

为了进一步验证提出算法的鲁棒性,我们在纹理数据集 MeasTex^[16]上进行统计实验,这个数据集中包含了 236 张大小为 512×512 的真实纹理含噪声图像,所有的图像中都包含大量的纹理细节信息,因此给图像噪声方差估计带来严峻挑战.图 6 中列举了一些数据集上的图像.

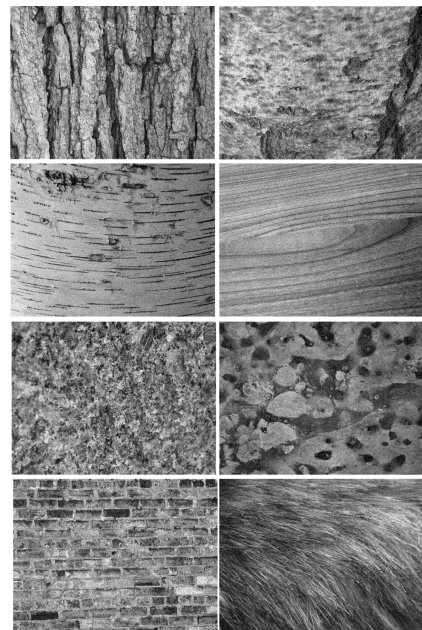


图 6 MeasTex 中的示例图像

Fig. 6 Demonstrate images of MeasTex

通过与当前主流的噪声估计算法^[9]进行结果对比,来验证算法的有效性. 实验中取图像块的大小为 7×7 , 图像噪声的真实标准差为 10, 其他参数值和上述实验相同, 文献^[9]算法中的参数值为默认值. 同时为了与图 4 的实验结果对比, 现从 236 个结果中随机取 25 个噪声方差估计结果画与图 7 中.

图 7 中, 上方的曲线为本文提出算法的估计结果, 下方的曲线为 PCA 算法^[9]的估计结果, 中间的虚直线为噪声的实际值(实际值大小为 10).

通过图 7 可以直观的看出, 虽然被估计图像包含很多纹理信息对估计结果有一定的干扰, 造成我们的估计误差最大为 3.5(在第 23 个图像处), 明显大于 TID2008 数据集的估计误差, 但是我们的实验结果明显要好于 PCA 的估计结果, 而且我们的估计值都大体分布在真实值附近, 受纹理影响有限, 可以处理不同类型的图像, 因此我们的算法可以对图像的噪声方差值进行很好的衡量.

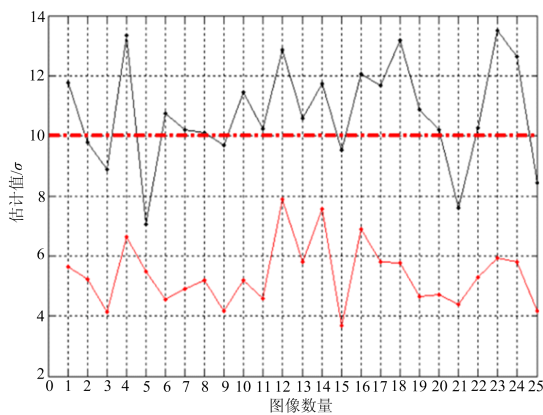


图 7 和 PCA 对比结果

Fig. 7 Comparison results with PCA

4 结论

本文提出了一种高效、稳定的噪声水平估计算法. 算法不需要对输入图像进行预处理, 在噪声方差的基础上, 采用基于图像局部熵和方差值相结合的思想, 最后利用图像质量评价算法对估计的标准差值进行筛选, 消除图像信号和噪声叠加的影响, 同时也可以指导 BM3D 等去噪算法进行自适应去噪, 实验表明本算法取得了理想的图像噪声估计结果.

参考文献(References)

[1] Shin, D H, Park R H, Yang S, et al. Block-based

noise estimation using adaptive Gaussian filtering[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2005, 51 (1): 218-226.

[2] Amer A, Mitiche A, Duboi E. Reliable and fast structure-oriented video noise estimation [C]// International Conference on Image Processing. Montreal, Canada: IEEE Press, 2002: 840-843.

[3] Rank K, Lendl M, Unbehauen R. Estimation of image noise variance[J]. IEE Proceedings of Vision, Image Signal Process., 1999, 146(2): 80-84.

[4] Yang S M, Tai S C. Fast and reliable image-noise estimation using a hybrid approach [J]. Journal of Electronic Imaging, 2010, 19(3): 033007(1-15).

[5] J. Starck and F. Murtagh, "Automatic noise estimation from the multi resolution support," Publ. Astron. Soc. Pacific, vol. 110, no. 744, pp. 193-199, 1998.

[6] de Stefano A, White P R, Collis W B. Training methods for image noise level estimation on wavelet components[J]. Journal on Applied Signal Processing, 2004, 2004(16): 2400-2407.

[7] Hashemi M, Beheshti S. Adaptive noise variance estimation in bayesshrink[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(1): 12-15.

[8] Liu C, Szeliski R, Kang S B, et al. Automatic estimation and removal of noise from a single image [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(2): 299-314.

[9] Pyatykh S, Hesser J, Zheng L. Image noise level estimation by principal component analysis[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22 (2): 687-699.

[10] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8): 2080-2095.

[11] Ponomarenko N, Lukin V, Zelensky A, et al. TID2008-A database for evaluation of full-reference visual quality assessment metrics [J]. Advances of Modern Radioelectronics, 2009, 10(4): 30-45.

[12] Kong X, Li K, Yang Q, et al. A new image quality metric for image auto-denoising [C]// International Conference on Computer Vision. Sydney, Australia: IEEE Press, 2013: 2888-2895.

[13] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality

- assessment: from error visibility to structural similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [14] Uss M, Vozel B, Lukin, V V, et al. Image informative maps for estimating noise standard deviation and texture parameters [J]. *Journal on Advances Signal Processing*, 2011, 2011: 806516(1-12).
- [15] Danielyan A, Foi A. Noise variance estimation in nonlocal transform domain [C]// *International Workshop on Local and Non-Local Approximation in Image Processing*. Tuusula, Finnish: IEEE Press, 2009: 41-45.
- [16] Smith G. MeasTex image texture database and test suite centre for sensor signal and information processing[R]. University of Queensland, 1998.
- [17] Bilcu R, Vehvilainen M. A New method for noise estimation in images [C]// *Proceedings of IEEE-EURASIP Nonlinear Signal Image Process*. Sapporo, Japan: IEEE Press, 2005: 25.
- [18] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1995, 41(3): 613-627.
- [19] Aja-Fernández S, Vegas-Sánchez-Ferrero G, Martín-Fernández M, et al. Automatic noise estimation in images using local statistics. Additive and multiplicative cases[J]. *Image and Vision Computing*, 2009, 27(6): 756-770.
- [20] van Zyl Marais I, Steyn W H. Noise estimation algorithms for onboard image quality assessment[C]// *International Conference on Space Technology*. Athens, Greece: IEEE Press, 2009: 1-4.
- [21] Salmeri M, Mencattini A, Rabottino G, et al. Signal-dependent noise characterization for mammographic images denoising[C]// *16th IMEKO TC4 Symposium on Exploring New Frontiers of Instrumentation and Methods for Electronic Measurements*. Florence, Italy: IEEE Press, 2008: 1-6.
- [22] Schmidt U, Schelten K, Roth H. Bayesian deblurring with integrated noise estimation[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Providence, USA: IEEE Computer Society, 2011: 2625-2632.
- [23] Zoran D, Weiss Y. Scale invariance and noise in natural images[C]// *12th International Conference on Computer Vision*. Kyoto, Japan: IEEE Press, 2009: 2209-2216.
- [24] Barducci A, Guzzi D, Marcoionni P, et al. Assessing noise amplitude in remotely sensed images using bit-plane and scatter plot approaches [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(8): 2665-2675.