

一种改进的非局部平均去噪方法

孙伟峰, 彭玉华

(山东大学信息科学与工程学院, 山东济南 250100)

摘 要: 对非局部平均去噪算法提出了以下改进: 首先, 利用图像中具有对称结构的性质, 在相似性邻域的比较中引入邻域的对称变换, 更好地利用了图像的自相似性质; 其次, 提出一种基于图像灰度分布统计特性的滤波参数选取方法, 能够根据不同像素的特点自适应地选取滤波参数; 此外, 利用非局部平均算法能有效地保护图像结构信息的性质, 提出一种两级非局部平均去噪方法. 对测试图像去噪的实验结果表明, 与原始算法相比, 提出的改进方法能够在保护图像结构信息的前提下更有效地去除噪声, 峰值信噪比最多可以提高 5.9dB, 去噪效果优于 BM-3D 方法.

关键词: 非局部平均; 对称变换; 自适应权值; 去噪

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 04-0923-06

An Improved Non-Local Means De-noising Approach

SUN Wei-feng, PENG Yu-hua

(School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan, Shandong 250100, China)

Abstract: Three modifications are proposed for the Non-Local Means (NLM) de-noising algorithm. The symmetric property existing in many images is exploited first, symmetric transformations are introduced in neighborhood comparison so that image self-similarity property can be made better use of; Then an adaptive filtering parameter selection method is proposed based on image intensity statistics; Besides, a two-stage Non-Local Means filtering method is proposed adopting the structure preserving property of NLM algorithm. De-noising results for test images demonstrate that compared with the original algorithm, the modified one can remove noise more efficiently with image structures well preserved, the PSNR can be improved by 5.9dB at most, and the de-noising performance outperforms that of the BM-3D algorithm.

Key words: non-local means; symmetric transform; adaptive weighting; de-noising

1 引言

数字图像在获取或传输的过程中不可避免地会受到噪声的影响, 与图像相关的诸多应用, 如图像分割, 配准, 边缘提取等, 通常需要使用有效的去噪算法进行预处理以获得更可靠的效果. 因此, 图像去噪一直是图像处理领域的一个重要研究课题.

Buades 等人对许多典型的去噪算法进行了比较研究, 提出了非局部平均 (Non-Local Means, NLM) 的算法并将其应用于图像与视频去噪^[1], 证明其性能要优于其它经典的去噪方法, 如双边滤波^[2,3]、各向异性扩散^[4]、全变差滤波^[5]以及基于小波的方法^[6]等. 该方法的基本思想是利用图像中具有重复结构的性质来去除噪声, 消除了传统邻域滤波算法中出现的伪影. 很多学者在 NLM 的基础上作了改进, 如首先利用块匹配的方法分组相似的图像块, 然后进行三维变换域滤波的方法 (BM-3D) 等^[7], 取得了目前最先进的去噪效果.

NLM 算法采用灰度值向量之间的加权欧氏距离来衡量像素邻域之间的相似性, 但在邻域比较时只考虑了邻域平移的情况, 而没有把图像中存在的对称性质考虑在内, 因而没有充分利用图像的自相似性质. 同时, NLM 算法对整幅图像采用同一个滤波参数, 去噪效果依赖于滤波参数的选择, 当噪声水平超过一定的值之后, 很难找到一个全局的滤波参数, 使其对图像的各个部分都能很好地去噪^[8]. 此外, 随机噪声会对图像的灰度值产生干扰, 特别是当噪声水平过大时, 基于灰度值向量的欧氏距离已经不能很好地反映邻域之间的相似性.

针对上述问题, 本文提出了如下改进: 首先, 在邻域的相似性比较方面, 除了考虑平移的邻域外, 还引入了邻域模式的对称变换, 以更好地挖掘图像的自相似性质; 其次, 根据邻域之间距离的统计分布, 提出了一种自适应的滤波参数选取方法, 能够根据每个像素点的特征自适应地选取加权参数. 此外, 还提出了一种两级非局部平均滤波方法, 一级滤波在移除一部分噪声的同时,

也削弱了噪声对二级滤波相似性比较的影响,可以更加有效地去除噪声。

对测试图像去噪的实验结果表明,所提出的改进方法较原始的 NLM 方法能够更为有效地去除噪声,峰值信噪比最多可以提高 5.9dB,优于 BM-3D 方法的去噪效果,并且比 BM-3D 方法能更好地保留图像的结构信息。

2 非局部平均去噪算法

给定一幅离散的含噪图像 $z = \{z(i) | i \in I\}$, I 表示图像域,对于其中的任何一个像素 i ,非局部平均的方法利用整幅图像中所有像素值的加权平均来得到该点的估计值,即:

$$NL[z](i) = \sum \omega(i, j) z(j), j \in I \quad (1)$$

其中,权值 $\omega(i, j)$ 依赖于像素 i 与 j 之间的相似性,并满足 $0 \leq \omega(i, j) \leq 1$ 且 $\sum_j \omega(i, j) = 1$ 。

两个像素 i 与 j 之间的相似性由灰度值向量 $z(N_i)$ 与 $z(N_j)$ 之间的相似性决定,其中, N_i 表示以像素 i 为中心的固定大小的方形邻域.各邻域灰度值向量之间的相似性通过高斯加权的欧氏距离来衡量,即:

$$d(i, j) = \|z(N_i) - z(N_j)\|_{2,a}^2 \quad (2)$$

其中, $a > 0$ 为高斯核函数的标准差。

由欧氏距离表示的权重定义为:

$$\omega(i, j) = \frac{1}{Z(i)} \exp(-d(i, j)/h^2) \quad (3)$$

其中, $Z(i) = \sum_j \exp(-d(i, j)/h^2)$ 为归一化常数;参数 h 控制指数函数的衰减速度,因而决定着滤波的程度.式(3)中,当 $i = j$ 时,会发生过加权的现象,为了解决这个问题,按下式计算 $\omega(i, i)$ 的值:

$$\omega(i, i) = \max(\omega(i, j) \forall i \neq j) \quad (4)$$

3 改进的非局部平均去噪方法

本文在 NLM 算法的基础上,针对具有对称结构的图像,在邻域的相似性比较中引入对称的邻域结构,充分地利用了图像的冗余性质;同时,提出了一种自适应的滤波参数选择方法,能够根据不同像素的特点选取合适的滤波参数;此外,利用 NLM 去噪过程中不损害图像结构信息的优势,提出了一种两级非局部平均去噪算法.对以上三种改进方法分别介绍如下。

3.1 改进的相似性邻域比较方法

对称性是很多图像或图像中的某些结构都具有的基本属性.传统的非局部平均算法通过直接比较各方形邻域之间灰度值向量的高斯加权欧氏距离来确定像素之间的相似性,即仅考虑了邻域的平移相似性,这种

方法在处理具有对称性质的图像时,会给那些直接平移比较不相似但对称相似的像素点分配较小的权重,减弱它们对去除噪声的贡献,如图 1 所示的情形。

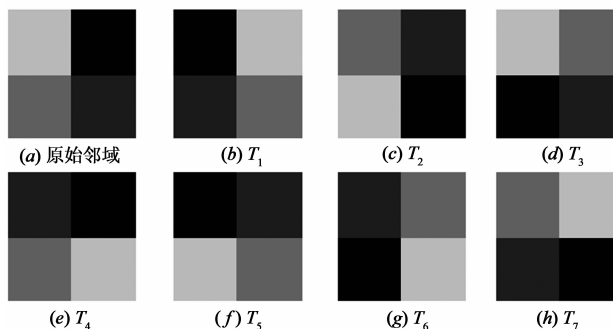


图1 邻域对称变换示例

图 1 中, (a) 为原始邻域, (b) ~ (h) 表示原始邻域经过 $T_1 \sim T_7$ 七种邻域对称变换后得到的邻域结构,这七种变换依次代表:左右对称,上下对称,关于主对角线对称,关于次对角线对称,90 度旋转,180 度旋转以及 -90 度旋转.显然,这八种邻域具有相同的结构,只是具有不同的空间位置排布,这八种排布都应该是 (a) 的相似邻域.但如果仅采用直接平移的邻域进行比较, (a) 只有与自身是最相似的;若将 (a) 分别经过 $T_1 \sim T_7$ 七种变换再进行邻域比较,则 (b) ~ (h) 也将成为 (a) 的相似邻域.显然,后者能够更好地利用图像提供的自相似性质。

基于以上分析,我们提出按如下的方法计算邻域 N_i 与 N_j 之间的距离:

$$d'(i, j) = \min(\|T(z(N_i)) - z(N_j)\|_{2,a}^2), j \in I \quad (5)$$

其中, T 代表类似 $T_1 \sim T_7$ 所示的邻域变换,若 T 取 0 度旋转,则表示进行平移的邻域比较。

非局部平均算法是基于图像具有重复结构性质的假设,利用图像的自相似性质进行去噪.某个像素点的相似像素点越多,对该像素点的去噪效果就会越好.因此,如果把那些邻域间平移比较不相似,但将邻域作对称变换后相似的像素点也列为相似像素点,就可以更好地利用图像提供的冗余性质,取得更好的去噪结果.图 2 以具有对称结构的合成图像来说明引入对称邻域的概念在相似性像素点寻找方面的优势。

图 2 中,从 (a) 合成图像中选取五个样本像素点,标号为 1 ~ 5,如 (b) 所示,分别按式(2)与式(5)计算样本像素点与图像中所有像素点的高斯加权欧氏距离,然后利用式(3)计算得到权值分布图像,分别示于 (c)、(d) 中(从左至右从上往下依次为 1 ~ 5 样本点的权值分布图).可以看出,对于所选取的样本像素点,在相似性邻域比较中引入对称邻域之后,都能够更为准确地找到更多的相似像素点.以样本像素点 2 为例,若仅采

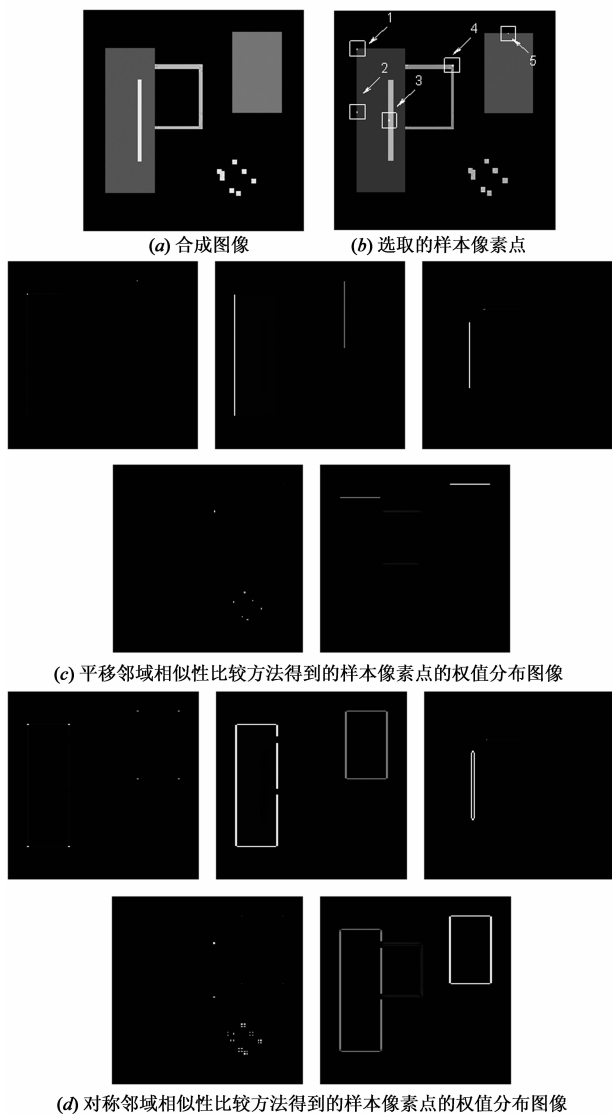


图2 权值分布比较

用平移的邻域比较,则只有左边矩形的左边界以及右上角矩形的左边界上的点为其相似像素点;当引入邻域的对称变换之后,左边矩形以及右上角矩形的四个边界(除去左边矩形右边界上的部分像素点)都变为其相似像素点,显然,这也更符合客观实际.更多相似像素点的获取,将为非局部平均去噪提供更好的前提.

3.2 自适应滤波参数选择方法

式(3)中的滤波参数 h 在 NLM 算法中起着十分关键的作用,直接决定着滤波性能.传统的 NLM 算法中对该参数都是通过给定经验值的方法确定,但正如文献[8]所指出的,当图像中的噪声水平超过一定的数值之后,不可能找到一个全局的滤波参数使其对图像的各个部分都能具有很好的去噪效果.

分析式(3)可以看出,邻域之间的欧氏距离与滤波参数的比值决定权值的大小.对于图像中不同的像素

点,邻域之间的欧氏距离具有不同的分布,为了得到更好的滤波效果,对于不同的距离分布,应该选用不同的滤波参数.基于这个想法,本文提出一种基于距离分布的自适应滤波参数选取方法.

该方法首先将图像中的像素点分为两类:冗余性大的像素点与冗余性小的像素点.我们以图像中各个像素点的邻域与当前像素点邻域之间灰度值向量的欧氏距离小于某个阈值的像素个数占图像中总的像素数目的比例作为分类的准则,即:

$$\text{像素 } i \in \begin{cases} \text{冗余性大的像素点, 如果 } num / total_num \geq p \\ \text{冗余性小的像素点, 如果 } num / total_num < p \end{cases} \quad (6)$$

其中, num 表示图像中与当前点邻域的距离小于某个阈值的像素的个数, $total_num$ 为图像中像素的总个数, p 为设定的分数阈值.

由于邻域灰度值向量之间的欧氏距离与噪声的方差有关,我们按照下式确定 num 的值:

$$num = \text{card}(\{j \mid d(i, j) \leq \eta * \sigma^2, j \in I\}) \quad (7)$$

$\text{card}(A)$ 表示集合 A 的势, η 为阈值参数.

然后对两类像素点分别采用不同的滤波参数进行处理,即:

$$h = \begin{cases} \lambda_1 \cdot \sqrt{d_{\max}}, & \text{冗余性大的像素点} \\ \lambda_2 \cdot \sqrt{d_{\max}}, & \text{冗余性小的像素点} \end{cases} \quad (8)$$

其中, λ_1 与 λ_2 分别表示对两类像素点的加权系数,冗余性高的像素点对应较大的滤波参数,故一般地, $\lambda_1 > \lambda_2$; d_{\max} 表示图像内所有小于等于 $\eta\sigma^2$ 的邻域距离中最大的一个,即:

$$d_{\max} = \max_{j \in I} \{d(i, j) \mid d(i, j) \leq \eta\sigma^2\} \quad (9)$$

注意到,图像中具有不同结构的像素点, d_{\max} 的取值也是不同的,可以通过控制邻域距离为 d_{\max} 的像素点的权值来权衡整体的权值分配.这样,就可以根据图像中不同位置处像素的类型与灰度的分布自适应地选取不同的滤波参数,而不是采用一个全局的固定参数,避免了对图像中的某些像素点过度平滑,而对另外一些像素点滤波不充分的问题.

3.3 两级非局部平均去噪方法

定义“方法噪声”(method noise)为观测图像与去噪后所得图像之间的差异,令 D_h 表示依赖于参数 h 的滤波算子,则“方法噪声”可以表示为:

$$n(D_h, z) = z - D_h z \quad (10)$$

理想情况下,去噪过程中应该仅有噪声被去除,因而对于一个好的去噪方法,其“方法噪声”图像应该类似白噪声,而不应含有图像的任何结构或细节成分.

NLM 滤波过程中用邻域内灰度值向量之间的欧氏

距离衡量邻域之间的相似性,欧氏距离的计算势必会受到噪声的影响,特别地,当图像中含有较强的噪声时,直接利用含噪图像的灰度值计算欧氏距离已经不能很好地反映邻域之间的相似性. NLM 能够得到很好的“方法噪声”^[1],即能够在去除噪声的同时有效地保护图像中的结构信息,可以借助这个性质,首先用较小的滤波参数 h 进行去噪,得到噪声水平降低但保留所有结构及细节的“中间图像”,然后再对“中间图像”进行降噪处理. 由于除去了一部分噪声,利用“中间图像”的信息进行相似性计算能够得到更加准确的结果,将该方法称为“两级非局部平均去噪”.

图 3 表示对图 2(a)中的图像加入标准差 $\sigma = 30$ 的高斯白噪声后,利用较小的滤波参数 $h = 0.7\sigma$ 进行 NLM 去噪得到的中间图像与方法噪声,如图 3(b)、(c)所示. 可见,与原始的含噪图像相比,中间图像中的噪声水平明显降低,同时,方法噪声图像类似白噪声,说明图像中的结构信息没有丢失.

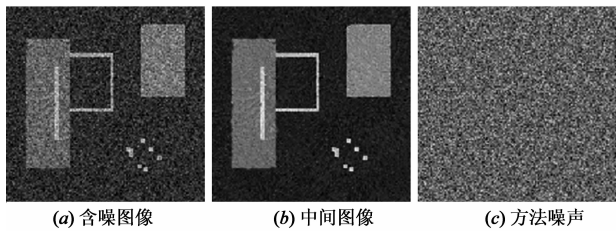


图3 中间图像与方法噪声示例

综上所述,对具有对称结构的图像,在相似性邻域的比较中引入对称变换可以准确地找到更多的相似像素点,更好地利用图像的自相似性质;对图像中具有不同结构的像素点自适应地选取不同的滤波参数,可更为有效地进行滤波;对噪声污染比较严重的图像,采用两级非局部平均进行去噪,一级去噪在除去一部分噪声的同时,也使得二级去噪时相似性距离的计算更为准确. 本文采用上述三种改进相结合的方法进行去噪.

4 实验结果

实验采用如下的加性噪声模型:

$$z(i) = u(i) + n(i), i \in I \tag{11}$$

其中, $z(i)$ 为观测到的含有噪声的图像, $u(i)$ 为原始的“干净图像”, $n(i)$ 是均值为零, 方差为 σ^2 的高斯白噪声.

为了验证提出的改进方法的有效性,采用具有对称结构的“合成图像”、“汉字图像”以及“棋盘图像”进行实验,如图 4 所示.

分别对测试图像加入不同标准差的高斯白噪声,采用峰值信噪比准则对去噪结果进行定量评价,定义为:

$$PSNR = 10 * \log_{10}(255^2 / MSE) \tag{12}$$

上式中, MSE 为均方误差.

另外,式(10)定义的“方法噪声”能够反映去噪算法对图像信息的保留程度,将其作为衡量去噪效果的定性评价准则.

非局部平均的方法建立在对反映邻域相似性的权值进行计算的基础之上,图像中每一个像素点的邻域要与图像中所有像素点的邻域进行一一比较,计算量非常大. 为了提高算法的有效性,实验中采用“限制范围的非局部平均(Limited-Range NLM, LR-NLM)”算法,将搜索范围限定在当前待处理像素的邻域之内,仅利用当前像素周围某个邻域内的像素进行权值计算,而非遍历整个图像空间^[9]. 同时,欧氏距离的计算采用基于 FFT 的快速算法^[10]. 对于一幅大小为 $N \times N$ 的图像,假定相似性邻域的半径为 d , 搜索区域的半径为 s , 则计算复杂度为 $o(N^2 \log s d^2)$. 注意到,邻域对称变换的引入势必增加计算开销,为了保证算法的效率,根据选用测试图像的对称特点,我们仅采用 0 度旋转以及 $T5 \sim T7$ 四种邻域变换.

对原始的 NLM,本文提出的改进 NLM 以及 BM-3D 算法的去噪结果作了比较,为了表示方便起见,分别将各种方法记为:原始 NLM,对称 NLM,自适应 NLM,综合 NLM(对称 + 自适应 NLM),两级 + 综合 NLM 以及 BM-3D. 实验中,相似性邻域与搜索邻域的大小分别取 3×3 与 21×21 , 调节算法的各个参数,使其达到最好的效果.

4.1 峰值信噪比的比较实验

对三幅测试图像分别加入标准差为 10, 15, 20, 25, 30 的高斯白噪声,采用上述方法进行去噪实验,所得峰值信噪比的结果如表 1~3 所示.

表 1 对合成图像去噪所得的峰值信噪比 ($d = 1, s = 10$)

	噪声标准差				
	10	15	20	25	30
原始 NLM	44.31	39.65	35.94	33.02	30.65
对称 NLM	45.24	40.18	36.17	33.14	30.76
自适应 NLM	46.12	41.62	37.54	34.53	31.86
综合 NLM	47.36	42.45	37.91	34.73	32.06
两级 + 综合	47.44	44.34	41.80	38.97	36.59
BM-3D	46.19	42.71	40.22	38.17	36.48

表 2 对汉字图像去噪所得的峰值信噪比 ($d = 1, s = 10$)

	噪声标准差				
	10	15	20	25	30
原始 NLM	40.83	38.96	36.96	34.85	32.77
对称 NLM	41.57	40.10	38.61	36.77	34.76
自适应 NLM	41.02	39.43	37.77	35.97	34.35
综合 NLM	43.99	41.87	40.10	38.36	36.28
两级 + 综合	44.27	42.35	40.51	38.53	36.60
BM-3D	43.95	40.21	37.51	35.42	33.69

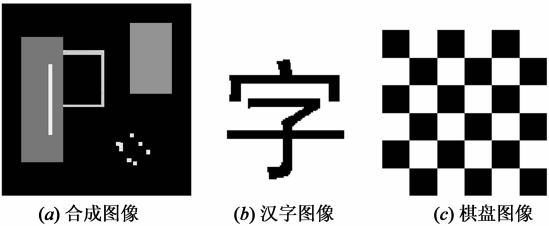


图4 实验测试图像

表 3 对棋盘图像去噪所得的峰值信噪比 ($d=1, s=10$)

	噪声标准差				
	10	15	20	25	30
原始 NLM	41.99	40.01	37.68	35.25	32.88
对称 NLM	47.27	43.62	40.75	38.18	36.18
自适应 NLM	42.84	40.39	38.29	36.36	34.30
综合 NLM	47.30	43.70	41.04	38.55	36.74
两级 + 综合	47.57	44.07	41.67	39.69	38.07
BM-3D	47.94	44.28	41.66	39.60	37.89

为了直观表示起见,将不同噪声标准差下采用改进方法所得的最好去噪结果与 BM-3D 方法的去噪结果作了比较,如图 5 所示.

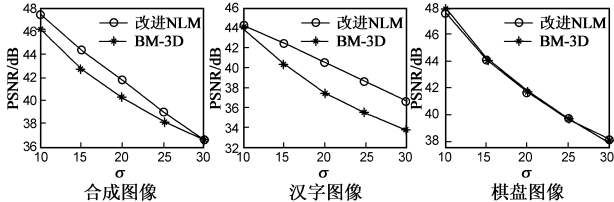


图5 改进方法与BM-3D方法峰值信噪比的比较

分析表 1~表 3 以及图 5 的实验结果可知,对于三幅测试图像,所提出的改进方法较原始的 NLM 方法所得的 PSNR 都有较大提高.三幅测试图像都具有明显的对称结构,故在相似性比较中引入邻域变换能够增强去噪性能.相对于灰度分布简单的汉字图像与棋盘图像,合成图像具有较多的灰度级别,故自适应 NLM 对合成图像去噪性能的改善更为突出.对于合成图像与汉字图像,所提改进方法得到 PSNR 的最好结果都超过了 BM-3D 方法的结果;对于棋盘图像,改进方法得到 PSNR 的最好结果与 BM-3D 的去噪结果相近,当噪声较大时,改进方法的 PSNR 略有提高.

注意到,噪声强度越大,两级非局部平均算法对去噪性能的改善越明显,这是由于噪声强度越大,对图像灰度值的干扰就会越大,若直接对含有强噪声的图像采用 NLM 进行降噪处理,基于灰度值的欧氏距离就不能准确地度量像素之间的相似性,从而会影响去噪结果,这与 3.3 节的分析是一致的.

4.2 方法噪声比较实验

以噪声标准差为 20 时的情况为例,比较对三幅测试图像分别采用原始 NLM,改进 NLM 以及 BM-3D 方法

进行去噪所得的方法噪声,如图 6 所示,其中,改进 NLM 取最好的结果.

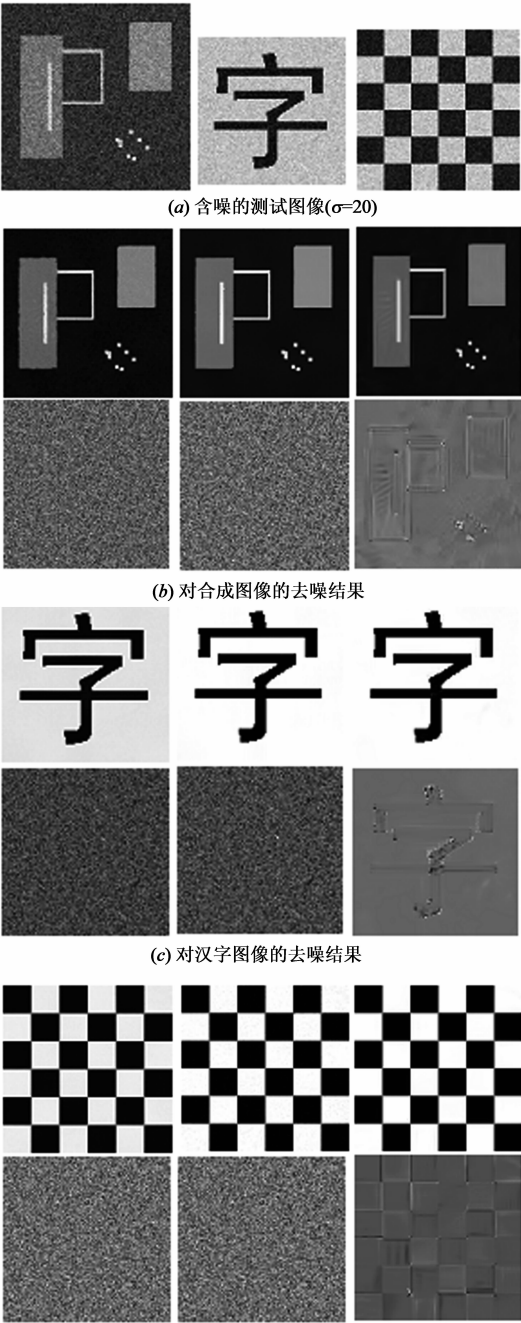


图6 去噪图像与方法噪声比较

含噪的测试图像如图 6(a)所示,(b)~(d)分别为对合成图像、汉字图像以及棋盘图像去噪得到的降噪后的图像及相应的“方法噪声”,从左至右依次为原始 NLM,改进 NLM 以及 BM-3D 方法所得的结果.

对比可见,原始 NLM 与改进 NLM 方法都可以很好地保留图像的结构与细节,“方法噪声”类似高斯白噪声,改进方法较原始的方法能够更有效地去除噪声,所

得降噪后的图像更清晰,更逼近原始图像,比如,对合成图像的去噪,采用改进 NLM 方法所得降噪后的图像平坦区更均匀,边缘区更整齐. BM-3D 方法能够得到高质量的降噪图像,但其方法噪声中包含明显的图像结构信息,并且对合成图像的去噪结果中出现明显的伪影. 对棋盘图像的去噪,改进 NLM 方法与 BM-3D 方法可以取得相近的 PSNR 值,但前者具有更好的“方法噪声”.

5 结论

本文针对具有对称结构的图像,在邻域的相似性比较中引入了邻域的对称变换,更好地利用了图像的自相似性质;根据图像中不同位置处灰度分布的统计特性,提出了一种自适应的滤波参数选择方法来代替原来的单一加权参数,能够对具有不同属性的像素点更好地进行滤波;利用 NLM 去噪过程不损害图像结构成分的性质,提出了两级非局部平均去噪方法,更好地利用了非局部平均去噪的优势,增强了去噪能力. 对选取的测试图像,以上的综合改进能够显著地提高去噪图像的峰值信噪比,并且很好地保护了图像的结构信息.

本方法在相似性邻域的比较中仅仅利用了对称性质,所以只适用于对称性结构比较明显的图像,根据不同图像的特点,探索更好的相似性比较方法,更好地挖掘图像的自相似特征,是当前正在进行的研究工作.

参考文献:

- [1] A Buades, B Coll, J M Morel. A review of image denoising algorithms, with a new one[J]. Multiscale Modeling and Simulation (SIAM Interdisciplinary Journal), 2005, 4(2): 490 – 530.
- [2] C Tomasi, R Manduchi. Bilateral filtering for gray and color images[A]. Proceedings of International Conference on Computer Vision[C]. Bombay, India, 1998. 839 – 846.
- [3] 蔡超, 丁明跃, 周成平, 张天序. 小波域中的双边滤波[J]. 电子学报, 2004, 32(1): 128 – 131.
Cai Chao, Ding Ming-yue, Zhou Cheng-ping, Zhang Tian-xu. Bilateral filtering in the wavelet domain[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(1): 128 – 131. (in Chinese)
- [4] P Perona, J Malik. Scale-space and edge detection using

anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on PAMI, 1990, 12(5): 629 – 639.

- [5] L Rudin, S Osher, E Fatemi. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D, 1992, 60(2): 259 – 268.
- [6] R R Coifman, D Donoho. Translation-invariant de-noising[J]. In Wavelets and Statistics, Springer-Verlag, New York, 1995, 125 – 150.
- [7] K Dabov, A Foi, V Katkovnik, K Egiazarian. Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8): 2080 – 2095.
- [8] T Brox, D Cremers. Iterated nonlocal means for texture restoration[A]. In Proc International Conference on Scale Space and Variational Methods in Computer Vision[C]. F Sgallari, A Murli, N Paragios, et al. New York: Springer, 2007, 4485: 13 – 24.
- [9] A Buades, B Coll, J M Morel. Nonlocal image and movie denoising[J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 76(2): 123 – 139.
- [10] Liu Y L, Wang J, Chen X, et al. A robust and fast non-local means algorithm for image denoising[J]. Journal of computer science and technology, 2008, 23(2): 270 – 279.

作者简介:



孙伟峰 男, 1982 年出生于山东东营, 山东大学信息科学与工程学院博士生, 主要研究方向为: 信号处理, 图像处理.

E-mail: swf0217@mail.sdu.edu.cn



彭玉华 女, 1966 年出生于山东梁山. 教授、博士生导师, 中国电子学会会士、中国电子学会高级会员、电子测量与仪器学会微波毫米波测试专业委员会副主任委员、中国通信学会会员. 现为山东大学信号处理与计算机视觉研究所所长, 研究兴趣包括多尺度分析、小波分析与数字信号处理、低信噪比信号分析、图像压缩编码技术、数字图像处理及生物医学工程.

E-mail: pyuhua@sdu.edu.cn