

基于稀疏序列的图像去噪方法及应用

王蓓, 张欣, 刘洪

(贵州大学 计算机科学与信息技术学院, 贵州 贵阳 550025)

摘要:文中基于图像稀疏分解,根据图像与噪声的稀疏分解不同,提出一种基于非对称原子模型的原子库,通过算法优化,实现对采集的布坏图像进行有效去噪分析,提高去噪图像的PSNR值,且具有更好的视觉效果。将所采集到的布坏数字图像去噪后将背景和缺陷进行分离,才能更有效地将缺陷进行界定,以利后续的相关特征提取。通过实验,与小波类去噪方法对比,文中的学习算法能更好地去除图像噪声,保留图像细节信息,获得更高PSNR值。

关键词:稀疏分解;自适应;峰值信噪比

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2011)03-0113-04

Image Denoising Based on Sparse Sequences and Its Application

WANG Bei, ZHANG Xin, LIU Hong

(School of Computer Science and Information Technology, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: Base on the image sparse decomposition, according to the different characters of image and noise in sparse decomposition, proposed a model based on asymmetric atomic atoms library, by algorithm the acquisition of effective de-noising analysis of gray images. Denoising to improve image PSNR values, and has a better visual effect. Will be collected by digital image denoising cloth blank background and the defects after separation in order to more effectively define the defects in order to facilitate the follow-up of the relevant characteristics of extraction. Experimental results show that: in comparison with the wavelet based denoising methods, our learning based algorithm has better denoising ability, keep more detail image information and improve the peak signal to noise ratio.

Key words: sparse decomposition; adaptive; PSNR

0 引言

图像处理技术是信息技术中的新兴学科,是在计算机科学、模式识别、数字信号处理等领域为基础所发展起来的学科。图像处理技术的发展起源于20世纪20年代,但近三十年来,图像处理技术的应用范围几乎涉及到所有与成像有关的领域。数字图像分析技术在纺织工业中也得到了广泛的应用。

1 图像处理技术在纺织工业中的应用

纺织工业中在对原料、半成品以及成品的评价、分析时,常应用到图像处理技术。将需要分析的纺织样品,通过数字化处理后来进行评价、分析。虽然分析的对象和目的不同,但通常都需要把受到噪声污染的数据经过处理再来进一步分析,以便达到更好的效果。常用到的图像处理方法有:图像增强、傅里叶变换、图像分割等。在纺织工业中,提取到的关于布坏的图像

数据,如果由于各种因素受到噪声污染,处理不恰当,将为后面的分析工作带来困难,甚至会出现错误的结果。因此,图像去噪是很关键的一个步骤。

为了提高图像的信噪比,突出图像的期望特征,图像去噪是一项应用广泛的图像处理技术。频域去噪^[1]是将空域的图像按照某种变换模型变换到频域,进行处理后,再将结果返回到空域。空域去噪^[2]方法是直接在空间进行处理,即直接对每一像素的灰度值进行处理。频域图像去噪是以噪声和信号的频谱分布不同为前提的。但在实际中,信号的细节频谱分量分布在高频段,噪声频谱是均匀的分布在整个频带上,所以常常噪声谱和信号谱有重叠部分。因此,图像在频域中降噪的问题是如何在保留图像细节上和降低图像噪声保持平衡。将图像的高频成分滤除是传统的低通滤波法,达到了降低噪声的效果,但是也破坏了图像的细节。

小波变换去噪方法^[3,4]是一种很好的去噪工具,但必须先验获知图像信息与噪声的统计特性,所以小波去噪的应用范围有限。为此基于匹配跟踪的图像稀疏分解^[5]是一种新的图像分解与表示方法。现给定一个集合 $D = \{g_k, k = 1, 3, \dots, k\}$, 其元素是在整个 Hil-

收稿日期:2010-07-12;修回日期:2010-10-11

基金项目:贵州省自然科学基金(黔科合J字[2009]2130号);贵州大学自然科学基金(贵大自青基合字(2009)026号)

作者简介:王蓓(1977-),女,硕士研究生,研究方向为信号处理。

bert 空间 $H = R^N$ 的单位矢量, ($K \gg N$), 集合 D 称为原子库, 其元素称为原子。矢量 g_k 是线性相关的, 因为原子库具有冗余性。对于任意给定的长度为 N 的实信号 $I \in H$, 一个由 n 个原子线性组合构成的 I 可在 D 中找到:

$$I = \sum_{k=0}^{n-1} c_k g_k \quad (1)$$

稀疏分解就从各种可能的组合中, 选出最为稀疏的一个组合。用稀疏分解对含噪图像去噪的原理就在于其可保留最能匹配原始图像的信息, 去除无关信息即噪声。图像稀疏表示方法中, 由于其原子是过完备的, 每个原子对应原始图像中的一个结构原型, 噪声分量在该字典上不具备稀疏表示。要达到去噪的目的, 只要分析数据在字典上是否具有稀疏表示即可。文中就是采取这种算法来对布坯图像进行去噪。

2 建立原子库(字典) D

可用模型表示图像去噪问题:

$$I = I_s + I_n \quad (2)$$

其中 I_n 为噪声项, I 为噪声污染图像, I_s 表示图像的稀疏成分, $I_n = I - I_s$ 表示含噪图像去除稀疏成分后的残差部分即是噪声。

其中

$$I_n = \sum_{k=0}^{n-1} \langle R^k I, g_{\gamma_k} \rangle g_{\gamma_k} \quad (3)$$

$$I_s = \sum_{k=n}^{\infty} \langle R^k I, g_{\gamma_k} \rangle g_{\gamma_k} \quad (4)$$

在稀疏分解理论中, 如何构造原子是一个重要的因素, 在图像的稀疏表述中非对称原子^[6,7] 显示出良好的性能, 文中在图像稀疏分解中就采用非对称原子, 其基本形式如下:

$$g(x, y) = (4x^2 - 2) \exp(-(x^2 + y^2)) \quad (5)$$

对构造的基本原子进行变换就可以得到一系列的原子 g_{γ} , 这样原子库 $D = \{g_{\gamma}\}_{\gamma \in \Gamma}$ 就构造出来了。

$$g_{\gamma} = g_{\theta} \left(\frac{x-u}{s_x}, \frac{y-v}{s_y} \right) \quad (6)$$

其中, $\gamma = (\theta, u, v, s_x, s_y)$, 而 θ 代表原子的旋转, s_x 和 s_y 则表示原子在 x, y 方向上的伸缩, u, v 表示原子在 x, y 方向上的平移。

基于匹配跟踪的图像稀疏分解算法^[8,9], 是从过完备字典中选择与图像 I 内积最大的原子向量 g_{γ_1} , 也即从输入信号中提取的原子是最能匹配原始图像的。含噪图像 I 与该原子向量 g_{γ_1} 相减, 得到的即是残余图像 $R^1 I$, 对图像残余 $R^1 I$ 重复上述过程, 不断的迭代, 提取出的有用信息就越来越多, 对应的是越来越小的图像残余, 到一定程度, 近似的认为图像的有用信息被提取出来, 图像噪声就是剩下的残余, 即图像和噪声分离

出来, 达到去噪的目的。

假定 H 表示 Hilbert 空间, 原子满足 $\|g_k\| = 1$ 。令 $I \in H$, 匹配跟踪算法首先从过完备原子库中选择最为匹配的一个原子来逼近 I , 即满足:

$$|\langle I, g_{\gamma_0} \rangle| = \sup_{\gamma \in \Gamma} |\langle I, g_{\gamma} \rangle| \quad (7)$$

信号 I 可分解为:

$$I = \langle I, g_{\gamma_0} \rangle g_{\gamma_0} + R^1 I \quad (8)$$

显然, $R^1 I$ 与 g_{γ_0} 是正交的, 因此可以得到:

$$\|I\|^2 = |\langle g_{\gamma_0}, I \rangle|^2 + \|R^1 I\|^2 \quad (9)$$

必须选择 $g_{\gamma_0} \in H$ 使得 $|\langle I, g_{\gamma_0} \rangle|$ 最大, 使逼近误差的能量 $\|R^1 I\|$ 最小。但通常情况下, 无穷维的 $|\langle I, g_{\gamma} \rangle|$ 极值无法找到, 只能选择某种意义上近似最佳的原子 g_{γ_0} , 使:

$$|\langle I, g_{\gamma_0} \rangle| \geq \alpha \sup_{\gamma \in \Gamma} |\langle I, g_{\gamma} \rangle| \quad (10)$$

α 为优化因子 ($0 < \alpha \leq 1$)。

在有限维的情况下, $|\langle I, g_{\gamma} \rangle|$ 的最大值是存在的, 通常取 $\alpha = 1$ 。

对残差 $R^1 I$ 重复上述步骤, 得到:

$$R^1 I = \langle R^1 I, g_{\gamma_1} \rangle g_{\gamma_1} + R^2 I \quad (11)$$

满足:

$$|\langle R^1 I, g_{\gamma_1} \rangle| = \sup_{\gamma \in \Gamma} |\langle R^1 I, g_{\gamma} \rangle| \quad (12)$$

匹配跟踪算法^[10,11] 不断的将信号残差 $R^k I$ 在原子库中找到一个最佳匹配的向量, 实现对信号的分解。这样经过 $k+1$ 次迭代可得:

$$R^k I = \langle R^k I, g_{\gamma_k} \rangle g_{\gamma_k} + R^{k+1} I \quad (13)$$

其中 g_{γ_k} 满足:

$$|\langle R^k I, g_{\gamma_k} \rangle| = \sup_{\gamma \in \Gamma} |\langle R^k I, g_{\gamma} \rangle| \quad (14)$$

由于 g_{γ_k} 与 $R^{k+1} I$ 正交, 则

$$\|R^k I\|^2 = |\langle R^k I, g_{\gamma_k} \rangle|^2 + \|R^{k+1} I\|^2 \quad (15)$$

将上述分解过程一直执行到 n 阶, 就可以得到:

$$I = \sum_{k=0}^{n-1} \langle R^k I, g_{\gamma_k} \rangle g_{\gamma_k} + R^n I \quad (16)$$

同理, 能量 $\|I\|^2$ 也可以分解为如下形式:

$$\|I\|^2 = \sum_{k=0}^{n-1} |\langle R^k I, g_{\gamma_k} \rangle|^2 + \|R^n I\|^2 \quad (17)$$

向量 I 在原子库 D 中的 n 次逼近形式可由公式获得, 而误差记为 $R^n I$, 公式(17)可以看出, 随着分解的进行误差能量是呈逐渐衰减的趋势。

下面就来建立字典 D 。

首先构成训练样本集 $\{v_i\}_{i=1}^k$ 。从含噪图像中随机提取 K 张子图, 经过学习出字典 D , 每个样本 v_i 在字典 D 上都具有稀疏表示, 并求的表示系数 a_i , 即 $\min_{D, a} \frac{1}{2} \|v - Da\|_F^2 + \sum_{i=1}^k \lambda_i \|a_i\|_0$ 。矩阵 $v = (v_1, v_2, \dots, v_k)$ 。每次迭代为以下两个步骤:

1) 固定字典 D , 求 a :

固定字典 D , 求解字典中各训练样本的表示系数, 即

$$\min_a \|v_i - Da\|_2^2 + \lambda_i \|a\|_0, \text{ 其中 } i=1, 2, \dots, K \quad (18)$$

可利用匹配追踪算法^[12] 求解(18)。可求得所有训练样本 v_i 的稀疏表示向量 a_i , 获得稀疏表示矩阵 $a = (a_1, a_2, \dots, a_k)$ 。

2) 固定 a , 更新字典 D :

在这一阶段, 稀疏表示矩阵 a 是已知的, 更新字典 D 。在这个阶段, 假设 a 是固定的, 再更新一次原子, 而且还更新了使用它的系数。该过程等价于一个带边界约束的二次规划问题, 可采用文献[13]中的算法。

3 图像重构

讨论图像重构的问题, 即是如何应用求的字典实现对图像的去噪。首先从输入图像 I 中提取出 M' 张子图, 并按列重排为列向量。问题就转化为一个最优化问题:

$$\begin{aligned} \{\hat{a}_{ij}, \hat{I}_s\} = \arg \min_{a_{ij}, I_s} & \|I_s - I\|_2^2 + \sum_{i,j} \|Da_{ij} - \\ & R_{ij}I_s\|_2^2 + \sum_{i,j} \mu_{ij} \|a_{ij}\|_0 \end{aligned} \quad (19)$$

其中第一项是原始含噪图像 I_s 与含噪图像 I 之间的总体相似度; 第二项是 $R_{ij}I_s$ 中表示第 ij 张子图, ij 是用于提取子图的矩阵, Da_{ij} 是重建得到的子图, 其误差越小越好; 第三项为稀疏约束特性。给定所得字典 D , 先求解每张子图在字典上的稀疏表示 a_{ij} , 求解最优化问题针对的是每一张子图:

$$\hat{a}_{ij} = \arg \min_{a_{ij}} \|a\|_0 + \alpha \|Da - R_{ij}I_s\|_2^2 \quad (20)$$

匹配追踪算法^[8] 可用来求解每张子图的表示系数 a_{ij} 。当求的所有子图的稀疏表示系数 $\hat{a}_{ij}$ 后, 问题(7)就转化为:

$$\hat{I}_s = \arg \min_{I_s} \|I_s - I\|_2^2 + \sum_{i,j} \|\hat{Da}_{ij} - R_{ij}I_s\|_2^2 \quad (21)$$

其解为:

$$\hat{I}_s = (\lambda E + \sum_{i,j} R_{ij}^T R_{ij})^{-1} (\lambda I + \sum_{i,j} R_{ij}^T \hat{Da}) \quad (22)$$

其中 E 为单位矩阵, $\hat{I}_s$ 即为所求的去噪后图像。

4 实验结果与分析

实验中, 训练字典是用随机提取含噪图像的 4000 张子图来进行的, 每张子图的大小 8×8 , 字典含有 256 个原子, 即字典的大小为 64×256 。然后从噪声图像中随机提取子图像, 计算其在字典上的稀疏表示, 再按照 3 部分方法进行图像重构(见图 1)。还将结果同小波域上得到较好效果的 BLS-GSM 方法比较, 结果见表 1。从结果上看, 该方法与小波的 BLS-GSM 相比, 具有更好的去噪效果, 且能保留图像的细节信息, 具有更

高的 PSNR 值。

图 2 为 Lina 和布坏用 BLS-GSM 和文中方法去噪实验结果。

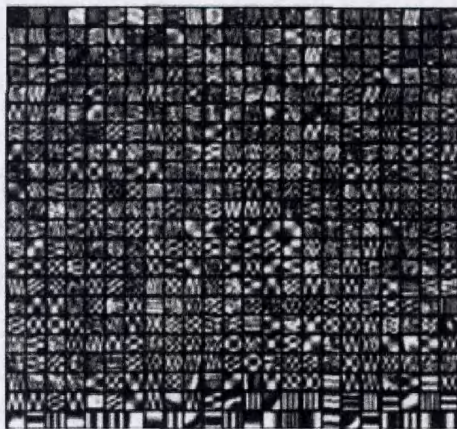


图 1 训练出的 lina 字典



原图

加高斯噪声



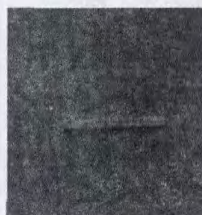
BLS-GSM 去噪

文中去噪



含噪布坏图片

BLS-GSM 去噪



文中去噪

图 2 lina 图和布坏用 BLS-GSM 和文中方法去噪实验结果图

表1 基于文中的方法与小波类方法的比较结果

测试 结果	输入噪 声水平	PSNR		
		BLS-GSM(dB)	文中方法(dB)	差值(dB)
Lena	10	30.87	32.18	+1.31
	15	28.32	29.75	+1.43
	20	26.40	28.01	+1.61
cloth	10	32.65	33.18	+1.53
	15	28.36	30.25	+1.89
	20	27.01	28.76	+1.76

5 结束语

提出一种基于稀疏序列的图像去噪方法,并将其应用在布坯缺陷检测中。首先将含噪图像中采集的子图通过学习,得到字典 D ,再求解各子图像在此字典上的稀疏表示。该过程就是将原始图像和噪声分离开来,通过重建恢复原始图像。将本实验数据与BLS-GSM去噪方法相比,基于本文的方法对去除图像中的高斯白噪声效果较好,提高了去噪图像的PSNR值,保留图像的细节信息,且具有更好的视觉效果。将所采集到的数字图像去噪后将背景和缺陷进行分离,才能更有效地将缺陷进行界定,以利后续的相关特征提取。

参考文献:

- [1] 孙即祥. 图像处理[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [2] 冈萨雷斯. 数字图像处理[M]. 北京: 电子工业出版社, 2002.
- [3] 何东健. 数字图像处理[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2003.
- [4] Elad M, Aharon M. Image denoising via sparse and redundant representation over learned dictionaries[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2006, 15(12): 3736-3745.
- [5] 傅 霆, 尧德克. 稀疏分解的加权迭代方法及其初步应用[J]. 电子学报, 2004, 32(4): 567-570.
- [6] Remi G, Emmanuel B. Harmonic decomposition of audio signals with matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(1): 101-111.
- [7] 夏德深, 傅德胜. 现代图像处理技术与应用[M]. 南京: 东南大学出版社, 1997.
- [8] Aharon M, Elad M, Bruckstein A M. The K-SVD: An algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. IEEE Trans. Signal Process, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [9] 田村秀行. 计算机图像处理[M]. 金喜子, 乔 双译. 北京: 科学出版社, 2004.
- [10] Aharon M, Elad M, Bruckstein A M. On the uniqueness of overcomplete dictionaries, and a practical way to retrieve them[J]. J. Lin. Algebra Appl, 2006, 416: 48-67.
- [11] 章毓晋. 图象理解与计算机工程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [12] Grace C S. Wavelet Thresholding for Multiple Noisy Image Copies[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1631-1635.
- [13] 蔡泽民, 赖剑煌. 一种基于超完备字典学习的图像去噪方法[J]. 电子学报, 2009, 37(2): 438-441.
- [11] Chen Z Y, Kwong C P. Recurrent correlation associative memories with multiple-value[C]//IEEE International Conference on neural networks. Orlando, FL, USA: [s. n.], 1994: 1068-1073.
- [12] Wang C C, Hwang S M, Lee J P. Capacity analysis of the asymptotically stable multivalued exponential bidirectional associative memory[J]. IEEE Transaction on systems, man, and cybernetics, 1996, 26(3): 733-743.
- [13] Chen S C, Chen L, Zhou Z H. A unified SWSI-KAMs framework and performance evaluation on face recognition[J]. Neurocomputing, 2005, 68: 54-69.
- [14] Bohland J W, Minai A A. Efficient associative memory using small-world architecture[J]. Neurocomputing, 2001, 38(1): 489-496.
- [15] Hopfield J J. Neural computation of decisions in optimization problems[J]. Biological cybernetics, 1987, 52: 141-152.
- [16] 陈 蕾, 王传栋, 孙知信, 等. 距离加权的2-D核自联想记忆模型及其应用[J]. 模式识别与人工智能, 2007, 20(1): 110-114.
- [17] 芮 挺, 沈春林, 张金林. 基于字符特征的车牌英文和数字字符自联想识别[J]. 模式识别与人工智能, 2004, 17(4): 467-472.
- [18] 陈存宝, 赵 力. 嵌入自联想神经网络的高斯混合模型说话人辨认[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(3): 528-532.
- [19] 罗璇, 程 伟. 利用模态编码进行结构损伤位置识别的自联想存储器神经网络方法[J]. 航空学报, 2008, 29(1): 60-65.
- [20] 王传栋, 陈 蕾. 一种基于稀疏指数联想记忆神经网络的图像识别方法[J]. 南京邮电大学学报, 2008, 28(6): 78-83.
- [21] 王耀南, 谢 勇. 自联想神经网络的遥感图像主分量提取[J]. 中国图象图形学报, 2000, 5A(1): 25-29.
- [22] 王 宇, 何小海. 改进的Hopfield网络图像复原[J]. 计算机工程, 2007, 33(17): 54-56.
- [23] 许 跃, 朱伟兴. 基于自联想神经网络的传感器故障诊断[J]. 传感器与微系统, 2007, 26(4): 94-96.
- [24] 陈 恬, 孙健国, 杨蔚华, 等. 自组织神经网络航空发动机气路故障诊断[J]. 航空学报, 2003, 24(1): 46-48.
- [25] 董传亮, 史仲平. 基于自联想神经网络的谷氨酸发酵故障诊断[J]. 生物学杂志, 2009, 26(3): 33-37.

(上接第112页)