

基于纹理自适应全变分滤波的图像分块压缩感知优化算法

王 玥 周 城 熊承义 舒振宇

(中南民族大学电子信息工程学院智能无线通信湖北省重点实验室 武汉 430074)

摘 要 图像分块压缩感知重构模型通过分块方式解决了压缩感知中观测矩阵过大带来的计算复杂度较高和存储空间较大的问题,但分块重构时会产生块效应,其需要通过去块效应滤波加以消除。现有的滤波方法并未考虑图像纹理细节恢复问题,造成了重构质量的降低。为解决该问题,首先提出了一种基于灰度熵的纹理自适应采样方法。随后分析了分块压缩感知中块效应的产生和经自适应采样后块效应得到缓解的原因,并将全变分滤波引入到图像分块压缩感知平滑投影迭代重构过程之中,提出了一种基于图像分块纹理信息的双树离散小波硬阈值滤波和全变分滤波的自适应加权滤波模型,用其取代原平滑投影迭代算法的滤波过程,在自适应采样缓解块效应的基础上,更有效地保存图像的细节信息。仿真实验表明,与多种已有方案相比,该方案可显著提升重建图像的主客观质量,同时可有效保留图像的纹理细节。

关键词 分块压缩感知,自适应采样率,全变分滤波,去块效应滤波

中图分类号 TN919.8 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.2.064

Enhanced Block Compressed Sensing of Images Based on Total Variation Using Texture Information

WANG Yue ZHOU Cheng XIONG Cheng-yi SHU Zhen-yu

(Hubei Key Laboratory of Intelligent Wireless Communications, College of Electronic and Information Engineering, South-Center University for Nationalities, Wuhan 430074, China)

Abstract Block compressed sensing of images solves the problems of high computational complexity and large storage space required by blocking an image and downsizing measurement matrix. But such a practice will result in blocking artifacts, which needs to be filtered. Existing algorithms do not consider how to recover textural features of images, which will result in quality degradation of image reconstruction. In order to solve this problem, this paper proposed an algorithm which uses an adaptive sampling model based on gray entropy at first, and then analyzed the reason why blocking artifacts generate and are reduced by adaptive sampling. At last, in the proposed algorithm TV filter is joined with SPL process, and a DDWT/TV filter model based on texture information is built to replace the former filtering process in reconstruction. The model can preserve more details of images after decreasing block artifacts by using adaptive sampling. Experimental results show that the proposed algorithm can remarkably improve the subjective and objective quality of the reconstructed image and can effectively hold more texture information of images compared to some existing methods.

Keywords Block compressed sensing, Adaptive sampling, Total variation filter, De-blocking filter

1 引言

压缩感知理论与以往的压缩理论不同,它无需服从奈奎斯特采样定理的约束,而是通过信号的稀疏特性来以较低的采样率完成图像的压缩和重构。压缩感知^[1-3]的模型自 Candes E J 和 Donoho D L 等人提出以来,便得到了国内外学者的广泛关注,并且已经在压缩成像、医学成像、空间探测等诸多领域得到了运用。

与传统方法不同,压缩感知采集方法并不是直接对数据进行采样,而是选择一组与原始信号不相关的满足一定条件的波形(也称为变换域,原始信号在此变换域上稀疏),再将信

号投影到波形上,然后用观测矩阵进行观测,将信号从高维转化到低维上。在得到了压缩投影数据之后,对此数据进行解压缩,就可以得到原始信号的部分结构特点。

Candes 等人已经证明了最小 l_0 范数的求解可以从观测向量 y 中重构出原图像 x ,其数学模型为

$$\hat{x} = \arg \min \|x\|_0 \quad (1)$$

然而这是一个 NP-hard (Non-Deterministic Polynomial time hard)^[4]问题,无法用正常方式求解。为了能正确重构出图像,目前已有基于贪婪思想的正交匹配追踪^[5](Orthogonal Matching Pursuit)类算法和将 l_0 范数转化成 l_1 范数的最优化方法。

到稿日期:2015-06-17 返修日期:2015-10-14 本文受国家自然科学基金(61201268,61471400),湖北省自然科学基金(2014CFB913),中央高校科研基本业务费专项(CZW15042)资助。

王 玥(1987-),男,硕士,主要研究方向为图像处理、压缩感知;周 城(1979-),男,博士,讲师,硕士生导师,主要研究方向为图像与视频信号处理、视频压缩,E-mail:czhou@mail.scuec.edu.cn(通信作者);熊承义(1969-),男,教授,硕士生导师,主要研究方向为图像压缩、小波变换、压缩感知、人脸识别;舒振宇(1978-),男,博士,讲师,主要研究方向为机器学习、图像标注、嵌入式系统设计。

在对图像整体进行处理的过程中,如果图像的规模增大,测量矩阵也会随之增大,带来了存储和运算的麻烦。分块压缩感知在对图像进行分块之后分别处理每个块,测量矩阵同每个块相对应,能有效降低计算和存储难度,但是也会产生块效应,降低重构图像的质量。文献[6]用投影 Landweber 方法重构分块图像(Block Compressed Sensing with Smooth Projected Landweber R-econstruction)时,采用了 3×3 的维纳滤波去块效应,但是维纳滤波可能会造成重构图像过于平滑。文献[7]中自适应地改变了每个块的采样率,但是它采取的两次观测的过程会增加计算量,而且为防止部分块采样率过低而使用的 MMSE 估计先行重构会耗费大量的时间。文献[8]对去块效应滤波过程进行了优化,并将采样率运用到了滤波函数中,提高了 DVCS^[9,10](The Distributed Compressive Video Sensing)的重构效果。然而它只是将图像分成了显著和不显著的两类,并没有将图像的纹理信息自适应地运用到每个小块的滤波过程中。文献[11]将观测矩阵在解码端合并成了一个矩阵,它的重构过程是全局的,因此在一定程度上回避了块效应的产生,但是在解码端变为全局重构,虽然没有了传输上的困难,但是一个全局的观测矩阵依然需要在解码端占用大量的存储空间。文献[12]介绍了一种全变分优化的算法,但是它并没有考虑到全变分对于纹理复杂、块效应严重的图像是否适合,因此对于纹理复杂的图像重构效果差。

为了解决上述问题,本文提出一种基于纹理自适应全变分滤波的图像分块压缩感知优化算法。在编码端提取图像的纹理特征,它既决定了编码过程中分块的采样率,又指导了分块压缩感知重构方法中解码端去块效应滤波的过程。这种方法在有效去除分块压缩感知块效应的同时,减少了纹理细节的损失。

2 基于平滑投影的分块压缩感知

分块压缩感知^[13](Block-Based CS)将原始图像 x (大小为 $M \times N$)分成大小为 $B \times B$ 的小块,将每个小块灰度值排列成一列作为 x_i ,然后用观测矩阵对每个小块进行测量, $y_i = \Phi x_i$ 。在本文中, Φ 是采用的随机正交高斯矩阵,其大小为 $m \times n, m = SR \times n, n = B^2$ 。显然,观测矩阵 Φ 的大小比对整个图像观测的矩阵要小得多,因此存储量和计算量都得到了精简。但是在分块压缩感知的过程中,由于对每个块分别进行观测和重构,而块的纹理不同,稀疏度并不均匀,造成了小块重构的效果并不相同,稀疏度小的块重构效果好,稀疏度大的块重构质量差。这样在把重构效果不同的小块合成一幅图像时,块的边缘纹理不一致,会产生虚假边缘,从而造成块效应。除此之外,在解码端作分块变换时相当于对图像加窗后再作变换,加窗之后会使频谱发生泄漏,增加变换域的稀疏度,从而降低重构质量, B 越小,重构质量越差。

文献[13]中所用的投影 Landweber (Smooth Projected Landweber)重构算法是一种将带有约束条件的 1-范数优化重构问题转换为非约束的 1-范数优化重构问题来求得重构信号的方法。它经过数次迭代过程,每次先对图像信号进行维纳滤波去除块效应,然后进行凸集投影,再进行硬阈值滤波,最后将投影后图像与投影前进行比较,直到满足要求或者达到最大迭代次数为止。本文的改进方法均在此 BCS-SPL 的基础上进行。

3 基于图像纹理信息的自适应采样与滤波

3.1 自适应采样率

灰度熵表征了灰度图像灰度值的离散程度,可以作为图像纹理信息的参考值。设图像灰度级 j 在每个像素点中出现的次数为 k_j ,则其出现的概率可以定义为:

$$P_j = \frac{k_j}{\sum_{i=0}^{255} k_i} \quad (2)$$

据此可以求出整体图像的灰度熵:

$$h = - \sum_{j=0}^{255} p_j \log_2 p_j \quad (3)$$

对于分块图像而言,每个小块的灰度熵为 h_i ,其中 i 代表着块的编号, h_i 越大则表明块的图像纹理细节越多。

自然图像分块之后,多数小块的纹理并不相同。在图像分块压缩感知框架中,分配更高的采样率给拥有更多的纹理细节、信息量更大、稀疏度更大的块,反之,分配更低的采样率的给纹理较单一、信息量较少、稀疏度较小的块,这样不仅能够保留更多的图像信息,还可以缓解前文提到的稀疏度不均匀造成的块效应,能在同样的整体采样率下获得更佳的重构质量。采样率的具体分配公式如下:

$$aver = \frac{\sum_{i=1}^b h_i}{b} \quad (4)$$

$$r_i = SR \cdot \left(aver + \frac{h_i - aver}{aver / [\min(h_i) + 0.1] \cdot (2 - SR) / 4} \right) / aver \quad (5)$$

式中, $aver$ 是灰度熵的平均值, b 是分块的总数目, SR 代表整体采样率。式(5)右边括号里实际上是将平均灰度熵和块灰度熵与平均灰度熵的差作了加权,加权系数与块中最小的灰度熵和整体采样率 SR 有关。可以看出纹理细节越多的小块,灰度熵 h_i 越大,采样率 r_i 也就越大;并且如果整体采样率 SR 越大, r_i 的分配就越不平均,而 SR 变小时 r_i 会变得平均。同时,采样率的大小还与灰度熵最少的小块有关,如果图像中存在大量空白或者相同的背景,采样率会变得更均匀,这是为了防止某些存在大量空白或者相同背景的图片中一些同时含有空白或相同背景和边缘的小块采样率过小而造成失真。当 i 从 1 加到 b 时,式(5)左右两边相等,因此实际采样率的总和没有改变。

3.2 去块效应滤波优化

在经过了自适应采样率的操作之后,信息量大、灰度熵大、稀疏度大的块有了更高的采样率,于是重构质量差的块的重构效果得到提升,相对地,重构质量好的块的重构质量降低,整体的重构效果得到了平衡,块效应得到了缓解。维纳滤波是一种线性的平滑滤波器,在块效应并不严重、图像本身的边缘比块效应产生的虚假边缘更多的情况下,它会使得图像过于平滑。经仿真实验表明,经自适应采样后维纳滤波已经无法有效提高重构图像的峰值信噪比。为了保留更多的边缘信息,滤波器应当满足一个条件,即图像的边缘处平滑度要比中间区域小,垂直边缘方向的平滑度要比沿着边缘方向小。全变分滤波^[14](Total Variation)比传统的线性平滑滤波更符合这个条件。全变分滤波的核心思想是将去噪问题建立一个能量函数最小化的数学模型,具体如下:

假设 $f(x, y)$ 是原始信号, $n(x, y)$ 是噪声,则实际接收的信号满足:

$$f_0(x, y) = f(x, y) + n(x, y) \quad (6)$$

全变分去噪的数学模型为:

$$\min TV(f) = \int_{\Omega} \sqrt{|\nabla f|^2} dx dy = \int_{\Omega} \sqrt{f_x^2 + f_y^2} dx dy \quad (7)$$

其中满足:

$$\int_{\Omega} f dx dy = \int_{\Omega} f_0 dx dy \quad (8)$$

$$\frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} (f - f_0)^2 dx dy = \sigma^2 \quad (9)$$

如上所述,全变分的思想是能量函数的最小化,其数学模型就是全变分函数的最小化。相比于含有噪声的模型,原始信号的全变分函数明显更小一些,因此能求得最小化的函数,就能达到去噪的目的。为了方便求解,将全变分数学模型式(7)进行等价转化,具体如下:

$$\min TV(f) = \int_{\Omega} |\nabla f|^p dx dy + \lambda \int_{\Omega} |u - u_0| dx dy \quad (10)$$

等式右边第一项是正则化项,这里也是 TV 滤波的优点所在,它利用了图像内在的正则性,可以从带噪图像的解中反映出图像真实的正则性,去噪和平滑的过程均在正则项中。变量 p 决定滤波是更平滑还是更尖锐, $p \in [1, 2]$, p 越小越平滑,当 $p=1$ 时是各项同性滤波, $p=2$ 时是各项异性滤波。右边第二项是保真项,它的意义在于保留图像的本质特征,防止滤波失真。 λ 是一个加权值,本文将未经凸集投影的 DDWT 滤波结果视作保真项,加权值在下文会提到,这里 λ 为 0。

导出式(7)的欧拉-拉格朗日方程,在 $\lambda=0$ 的情况下为:

$$-\nabla \cdot (|\nabla f|^{p-2} \nabla f) = 0 \quad (11)$$

可以看出只要 $p > 1$,扩散因子就在边缘处较小,在平坦处较大,因此能够较好地保留边缘信息。

本文在前节所述采样过程中已经获得了可表征图像纹理细节程度的参量灰度熵 h_i , h_i 越大则说明小块的图像纹理细节越多,就不应该在滤波中使其过于平滑,否则会导致图像纹理细节损失。结合全变分滤波的原理,定义每个块的图像纹理自适应的全变分滤波参数 p_i 为:

$$p_i = 1 + h_i / 10 + SR - 0.2 \quad (12)$$

灰度熵 h_i 的范围在 $[0, 8]$ 之间,如果采样率 SR 取值在 $[0.2, 0.4]$ 之间,则 p_i 的范围在 $[1, 2]$ 之间。如果 SR 有其他的取值,则 p_i 值小于 1 的为 1,大于 2 的为 2。显然,纹理越复杂的小块, p_i 值更大,可以保留更多的细节;图像的采样率越高, p_i 值也越大,因为高采样率比低采样率成像效果更好,无需过分平滑。

在 SPL 重构方法中需要运用到硬阈值滤波,稀疏投影的过程就蕴含在了硬阈值滤波中。本文 BCS-SPL 方法中选取的硬阈值滤波是重构效果较好的双树离散小波变换 (Dualtree Discrete Wavelet Transform) 函数滤波。此函数的阈值 λ 在 SPL 迭代投影的过程一般是个固定值,通常选取为 25。这个固定值不仅在不同的图像中是固定的,在迭代的过程中也是固定的。然而,对于多纹理细节的图像,如果阈值过高,纹理细节无法得到保留;对于较为平坦的图像,阈值过低又会使得图像不够平滑,去噪性能不足。除此之外,在迭代的过程中,随着迭代次数的增加,每次迭代的图像会越来越趋于原图像。DDWT 硬阈值滤波器是一个高通滤波器,在已经迭代数次之后,对于初始解正适合的阈值,其并不适用于已经较为接近原

图像的迭代后图像,低频信号的损失会造成纹理信息的损失。本文为了解决上述两个问题,借鉴了文献[7]的思想,采用了自适应收缩的阈值,并将它稍作改变。

假设 DDWT 中的初始阈值为 λ ,则每次迭代后的阈值为 $\lambda_i = \lambda \cdot p^{i-1}$ (13)

这里 i 代表迭代次数, p 是根据灰度熵计算得到的衰减系数,它由

$$p = 1 - (\text{aver} + sr/5)^2 / 1000 \quad (14)$$

确定。显然 $p < 1$,且灰度熵越大,采样率越大; p 越小,代表着阈值衰减得越快。因此,纹理较多的图像, p 较小,相比于纹理较少的图像,阈值衰减快。这样,每个图像的阈值不同,并且随着迭代次数增加阈值减小,满足上述的两点要求。

最后,本文将 TV 滤波器和 DDWT 滤波器合并成一个滤波器取代原 SPL 滤波过程。原 SPL 滤波过程是对图像的初始解或上一次迭代的结果进行 3×3 维纳滤波,然后对滤波得到的结果进行凸集投影,最后对凸集投影得到的结果进行阈值函数 (DDWT) 滤波。本文用全变分滤波替代了维纳滤波过程,并将未经凸集投影的 DDWT 滤波结果作为保真项,改进算法具体步骤如下:

Step1 在迭代过程中,对图像的初始解或者上一次迭代的结果进行 TV 滤波,得到结果 x_1 。

Step2 对图像的初始解或者上一次迭代的结果进行 DDWT 滤波,得到结果 x_2 。

Step3 对所得结果加权 $x = \lambda_1 x_1 + \lambda_2 x_2$,其中 λ_1, λ_2 是加权系数,用以取代上文中全变分滤波中的 λ ,本文中分别取为 0.4 和 0.6。

4 实验仿真与结果分析

4.1 本文算法的整理框架

本文算法的整体流程如图 1 所示。

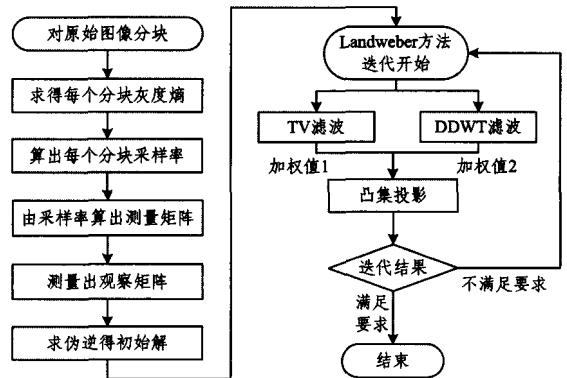


图 1 本文算法的整体流程

4.2 实验结果

为了验证本文的改进方法可以提高 BCS-SPL 方法的重构效果,特选取以下几张典型的 256×256 大小的自然灰度图像 lenna, barbara, boat, cameraman, house, monarch, parrots, foreman 进行验证。在仿真过程中, SPL 迭代过程中的初始阈值为 25,分块大小为 32×32 ; DDWT 滤波中最大迭代次数 50; TV 滤波中迭代次数为 3,采样率分为 0.3 和 0.4。上述图像客观重建质量对比如表 1 所列,主观重建质量对比如图 2 所示。

表1 自然图像峰值信噪比对比(单位: dB)

采样率	lenna		barbara		boat		cameraman		lenna		barbara		boat		cameraman	
	0.3	0.4	0.3	0.4	0.3	0.4	0.3	0.4	0.3	0.4	0.3	0.4	0.3	0.4	0.3	0.4
BCS-SPL PSNR	30.157	31.9768	25.7804	27.3113	28.9201	30.5872	27.0173	28.986	28.4405	30.6671	32.8682	34.6228	27.7642	29.8118	35.0732	37.0347
本文方法 PSNR	32.8991	35.2927	28.8487	31.6268	32.2498	34.6307	29.7872	32.5372	32.6167	35.2314	35.5843	38.2424	30.2888	33.2774	38.1605	40.1174



(a)原图 (b)BCS-SPL (c)本文方法

图2 自然图像视觉效果对比

从表1可以看出,本文方法确实能提升二维灰度自然图像的峰值信噪比和视觉效果。PSNR平均提升3.4dB,提升最大的是parrots图像,在0.4采样率下达到了约4.6dB;提升最小的lenna图像,在0.3采样率下仅有2.7dB,造成这种现象的原因是lenna图像纹理较为平坦,而本文方法中既然采样和滤波都是根据纹理自适应的,自然是纹理越复杂、块灰度熵越不平滑的图像提升幅度越大。相比于原BCS-SPL-DDWT方法中采用维纳滤波去除块效应造成的图像过平滑,本文方法保留了更多的细节和边缘,特别是线条十分清晰,例如barbara图中的服装纹理,lenna图中的头发纹理、monarch图中的花纹,这是因为全变分滤波对方向性十分敏感。

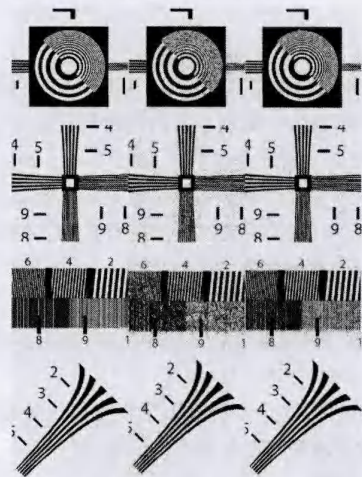
文献[11]中基于全局重构模型的min-TV方法虽然有效地去除了块效应,但是重构效果一般。与另一种同样使用投影Landweber方法重构的基于边缘检测的自适应分块压缩感知[15]相比,本文在峰值信噪比上也有提升。表2给出了在lenna、barbara和mandrills 3张512×512大小的图片上与文献[15]进行性能对比的结果。从表2可以看出,相比于文献[15]的方法,本文在纹理较复杂的mandrill和barbara图像上提升效果更好,包含大量线条纹理的barbara图像客观性能提升最多。

表2 图像峰值信噪比性能对比(单位: dB)

采样率	lenna		mandrill		barbara	
	0.3	0.4	0.3	0.4	0.3	0.4
文献[15]	34.6	36.7	23.4	24.7	27.8	29.9
本文方法	34.9	37.0	24.0	25.5	28.9	31.6

为了进一步验证本文算法的性能,选用了可用于精确测定图像处理设备分辨率的ISO12233分辨率测试标版图片[16]进行仿真实验,采样率均为0.4,视觉效果对比如图3所示。在ISO12233标准图片中,每个位置都有其特殊的测试意义。在图3中第一行的中央对焦区是两种不同频率的同心圆,协助对焦。从图3中可以看出,原方法几乎无法对焦,而本文的方法很好地反映了干涉情况。第二行的垂直和水平解像力条反映了水平和垂直方向的解像力,原方法重构不够清晰,在细小条纹处横竖条纹互相夹杂,而本文方法能够清楚显示线条

的方向和间隔。第三行的对比指示条用于显示在空间频率不同的对比状况,本文方法能够比原方法重构出更细小的图像条纹。第四行是对角线解像,原方法在左下角细线处显示模糊,而本文方法十分清晰。从图3中可以看出,本文算法的主观视觉质量提升十分明显,无论是直线、斜线还是弧线的重构效果均优于BCS-SPL方法,同前述分析相吻合。相比于原BCS-SPL方法,本文方法在消除了块效应的同时保留了更多的细节,尤其是图像中的各方向纹理信息。



(a)原图 (b)BCS-SPL (c)本文方法

图3 标准分辨率测试图片视觉效果对比

结束语 本文从利用纹理信息的自适应采样率和去块效应滤波优化两个方面改进了原有的BCS-SPL-DDWT压缩感知方法。利用自适应的全变分滤波替代了维纳滤波,在自适应采样缓解了块效应的基础上,更好地保留了更多图像细节纹理信息。

本文采用8幅256×256大小的自然灰度图像、3幅512×512大小的自然灰度图像和ISO标准图像进行仿真,验证了提出的算法确实能有效提高图像的重构效果,在去除块效应的同时,有效防止了滤波后图像过于平滑的问题,并且对线条的重构效果更佳;同时证明了依据图像纹理信息可有效改善图像分块压缩感知框架。

参考文献

- [1] Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 54(4): 1289-1306
- [2] Candes E. Compressive sampling [J]. International Congress of Mathematicians, 2006, 3: 1433-1452
- [3] Candes E, Wakin M B. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Process Magazine, 2008, 25(2): 21-30
- [4] Donoho D L. For most large underdetermined systems of linear equations, the minimal ℓ_1 norm solution is also the sparsest solution [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(6): 797-829

(下转第315页)

到100%。PSO算法和BFO算法,其成功率随着阈值数的增加会出现明显波动,而GA算法在3、4、5阈值分割时其成功率为0,从对比中可以看出,COPSO算法有着更好的稳定性和准确性。

由此可见,COPSO算法充分发挥了BFO算法局部寻优能力强的优势,弥补了PSO算法局部搜索能力不足的缺陷,大大提高了PSO算法的优化性能。对于复杂的多阈值分割,无论是在全局收敛的可靠性上还是在收敛速度方面,COPSO算法都明显优于BFO算法和PSO算法这两个单一算法。这说明本文所做的改进是有效的。

结束语 针对标准粒子群算法在解决复杂的多维阈值选择优化问题时存在的局部搜索能力弱、易早熟且收敛速度慢等问题,提出了将细菌觅食优化算法中具有较强局部搜索能力的趋化算子嵌入到PSO算法的方法,大大提高了PSO算法的局部搜索能力,使其具有较高搜索精度的同时,还具有更快的寻优速度。基于COPSO算法的多阈值图像分割实验结果表明,COPSO算法的图像多阈值分割法运行速度快、稳定性好,能够取得较好的优化效果。

参考文献

- [1] Zhang Xin-ming, Xue Zhan-ao, Zheng Yan-bin. Fast and precise two-dimensional Renyi entropy image thresholding[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 25(3): 411-418 (in Chinese)
张新明, 薛占熬, 郑延斌. 二维直方图准分的Renyi熵快速图像阈值分割[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(3): 411-418
- [2] Sathya P D, Kayalvizhi R. Modified bacterial foraging algorithm based multilevel thresholding for image segmentation[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2011, 24(4): 595-615
- [3] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]// Proceedings of the sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. 1995, 1: 39-43
- [4] Liu Shen-xiao, Wang Xue-chun, Chang Chao-wen. Otsu image segmentation method based on improved PSO algorithm[J]. Computer Science, 2013, 40(8): 293-295 (in Chinese)
刘申晓, 王学春, 常朝稳. 基于改进粒子群优化算法的Otsu图像分割方法[J]. 计算机科学, 2013, 40(8): 293-295
- [5] Barbieri R, Barbieri N, de Lima K F. Some applications of the PSO for optimization of acoustic filters[J]. Applied Acoustics, 2015, 89: 62-70
- [6] Liu Y, Niu B, Luo Y. Hybrid learning particle swarm optimizer with genetic disturbance[J]. Neurocomputing, 2015, 151: 1237-1247
- [7] Yu Fei, Li Yuan-xiang, Wei Bo, et al. Particle swarm optimization based on deindividuation theory[J]. Control and Decision, 2013, 28(10): 1520-1524 (in Chinese)
喻飞, 李元香, 魏波, 等. 一种基于去个性化理论的粒子群算法[J]. 控制与决策, 2013, 28(10): 1520-1524
- [8] He G, Huang N J. A new particle swarm optimization algorithm with an application[J]. Applied Mathematics and Computation, 2014, 232: 521-528
- [9] Zhang Hui-yun, Huang Xiao-wei, Zhang Hong-hua, et al. Study on hybrid particle swarm optimization algorithms[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(5): 1631-1633 (in Chinese)
章慧云, 黄晓伟, 张红华, 等. 混合型粒子群优化算法研究[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(5): 1631-1633
- [10] Passino K M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control[J]. Control Systems IEEE, 2002, 22(3): 52-67
- [11] Zhang Xin-ming, Zhang Ai-li, Zheng Yan-bin, et al. Improved two-dimensional maximum entropy image thresholding and its fast recursive realization[J]. Computer Science, 2011, 38(8): 278-283 (in Chinese)
张新明, 张爱丽, 郑延斌, 等. 改进的最大熵阈值分割及其快速实现[J]. 计算机科学, 2011, 38(8): 278-283
- [11] Li Ran, Gang Zong-liang, Zhu Xiu-chang. A Global Reconstruction Model of Images Using Block Compressed Sensing [J]. Signal Processing, 2012, 28(10): 1416-1422 (in Chinese)
李然, 干宗良, 朱秀昌. 基于分块压缩感知的图像全局重构模型[J]. 信号处理, 2012, 28(10): 1416-1422
- [12] Wang Shang-li. Research on image recovery method based on compressed sensing [D]. Xi'an: Xidian University, 2012 (in Chinese)
王尚礼. 压缩感知图像重建算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012
- [13] Gan L. Block compressed sensing of natural images [C]// International Conference on Digital Signal Processing. Cardiff, 2007: 403-406
- [14] Rudin L I, Osecher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. Physica D, 1992, 60: 259-268
- [15] Z Hai-bo, Zhu Xiu-chang. Sampling adaptive block compressed sensing reconstruction algorithm for images based on edge detection [J]. Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 2013, 20(3): 97-103
- [16] 中国百科网. 详解 ISO12233 Chart(分辨率测试标板)使用方法 [EB/OL]. <http://www.chinabaike.com/t/35899/2013/0802/1357958.html>

(上接第310页)

- [5] Tropp J, Gilbert A. Signal Recovery from Random Measurements via Orthogonal Matching Pursuit [J]. IEEE Trans. on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666
- [6] Mun S, Fowler E. Block compressed sensing of images using directional transforms [C]// Proc. IEEE Intern. Conf. on Image Processing. USA, 2009: 3021-3024
- [7] Wang Rong-fang, Jiao Li-cheng, Liu Fang, et al. Block-based adaptive compressed sensing of image using texture information [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(38): 1506-1514 (in Chinese)
王荣芳, 焦李成, 刘芳, 等. 利用纹理信息的图像分块自适应压缩感知 [J]. 电子学报, 2013, 41(38): 1506-1514
- [8] Khanh Q D, Shim H B J. Deblocking filter for artifact reduction in distributed compressive video sensing [C]// Visual Communications and Image Processing (VCIP). 2012: 1-5
- [9] Mun S, Fowler J E. Residual reconstruction for block-based compressed sensing of video [C]// Proc. of Data Compression Conf. . USA, 2011: 183-192
- [10] Candes E, Romberg J, Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements [C]// Comm. on Pure and Applied Mathematics. 2006: 1207-1223