

中图法分类号: TP311 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)05-0710-10

论文索引信息: 崔朝辉, 刘冀伟, 王志良, 张晓星. 图像活跃度在图像分解中的应用 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 710-719

图像活跃度在图像分解中的应用

崔朝辉, 刘冀伟, 王志良, 张晓星

(北京科技大学信息工程学院, 北京 100083)

摘要: 在综合分析当前图像压缩算法的基础上, 提出新的基于分层变块大小分解的图像压缩构想。JPEG、JPEG2000、分形作为当前最为流行的3种静态图像压缩算法, 在对不同的图像进行相同倍率的压缩时, 表现出同样的性能趋势: 视觉上越复杂的图像, 恢复图像的质量越低。经过大量实验发现, 3种算法的压缩性能均与同一个指标存在明确关系——图像活跃度度量(IAM)。根据图像不同区域的复杂程度不同, 采用IAM和相似度作为性能指标, 利用粒子群优化(PSO)算法求解最优近似图像, 实现对图像的分层变块大小分解(SVBD), 将图像中相同复杂特性的区块归为一类。该分解方式符合人类认知图像内容的特点, 为提高压缩性能创造了有利条件。

关键词: 图像活跃度度量; 图像分解; 分层; 变块大小; 粒子群优化; 图像压缩

The application of IAM in image decomposition

Cui Zhaohui, Liu Jiwei, Wang Zhiliang, Zhang Xiaoxing

(School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083 China)

Abstract: A concept of image compression based stratified variable blocksize decomposition is proposed after analyzing current image compression algorithms comprehensively. As the current most popular methods for static image compression, JPEG, JPEG2000 and fractal perform similarly when compressing different images with the same compression ratio; the more visually complex an image is, the lower a restored image quality is. After a large number of experiments, previous work shows that there is a clear relationship between all the three methods and image activity measure (IAM). According to the complexity of different image regions, stratified variable blocksize decomposition (SVBD) is achieved, using IAM and similarity as performance index. Particle swarm optimization (PSO) algorithm is used to find optimal approximation of the image blocks. Finally, by classifying the image blocks, some improvement to compression quality can be made.

Keywords: image activity measure (IAM); image decomposition; stratified; variable blocksize; PSO; image compression

0 引言

图像压缩技术最早出现于1948年针对电视图像传输而提出的脉冲编码调制(PCM)原理, 至今已有六十多年的历史。在此期间, 人们提出了很多图像压缩编码方法^[1]: 游程编码(RLE)、标量量化

(SQ)、统计学方法(例如霍夫曼编码)、基于字典的方法(例如LZ系列编码)、矢量量化(VQ)、变换编码(例如卡胡南-洛维变换(KLT)、离散余弦变换(DCT)、沃尔什-哈达玛变换(WHT))、基于上下文的方法(例如快速高效无损图像压缩系统(FELICS)、差分脉冲编码调制(DPCM))、基于块分解的方法(例如二叉树、四叉树)、基于自相似性的

收稿日期: 2009-11-03; 修回日期: 2010-04-27

基金项目: 国家高技术研究发展计划(2007AA01Z160); 国家自然科学基金项目(60903067)。

第一作者简介: 崔朝辉(1983—), 男, 北京科技大学信息工程学院控制理论与控制工程专业博士研究生, 主要研究方向为图像压缩、图像分析。E-mail: zhh.cui@gmail.com。

方法(例如有限自动机(FA)、迭代函数系统(IFS))、基于离散小波变换(DWT)的方法(例如可逆嵌入式小波压缩(CREW)、等级树中的集分割(SPIHT)、用小波系数的零树进行嵌入式编码(EZW)、最优截断的嵌入式块编码(EBCOT))等。这些方法在二值图像、灰度图像、彩色图像的无损和有损压缩方面进行了深入而细致的研究,先后形成两个图像压缩标准,广泛应用于现在生活、医疗、科研、遥感、军事的方方面面。

通观当前流行的各种图像压缩算法,在压缩一幅图像的时候,整个幅面采用的是同一种压缩算法、同一种误差判别标准。然而图像各个区域本就存在不同:灰度分布不同、变化趋势不同、复杂程度不同等。这些种种不同暗示了在设计压缩算法的时候,整个幅面采取同一种压缩算法、同一种误差判别标准是不适当的,不能充分利用图像的特征,不能充分挖掘图像中的冗余,也没有照顾到人类在识别图像内容时关注边缘轮廓、关注纹理走向、关注局部异常细节的特点,仅仅对传统做法进行不同程度的改进并不能给图像压缩带来全新的突破。

本文通过分析目前最流行的3种图像压缩算法(标准):JPEG、JPEG2000、分形的优势及自身限制,讨论最新研究进展。虽然有一些对图像进行自适应分割的算法,如采用改进矢量量化、OSV(Osher-Sole-Vese)模型分割、混合概率模型分割等,但它们在分割后的结果进行后续的数据压缩算法方面鲜有成果,尤其在对图像压缩的整体框架方面没有新的思路。在此基础上,提出一种新的图像压缩算法框架,论述该框架的优势及存在困难,并着重研究其中的一项关键技术。最终的实验结果表明,该技术对新的图像压缩算法框架具有积极的促进作用,对图像压缩研究提供了一个新的方向。

1 图像压缩算法回顾

1.1 JPEG 标准

JPEG 是用于彩色和灰度静止图像的一种完善的有损/无损压缩方法,标准草案于1991年公布,1992年正式批准为国际标准。JPEG 压缩的优点是算法相对简单,易于硬件实现,可以运行在4种模式下:顺序模式、渐进模式、无损模式、分级模式。缺点是由于丢弃变换后的高频信息导致图像细节损失严重,由于图像分块处理导致在较高压缩比时方块效

应非常明显。因此,JPEG 不是非常适合在带宽受限的网上传输大幅面、多细节的数字图像,而且不能在同一个码流中完成出色的无损和有损压缩。JPEG 的主要编码步骤如图1所示。

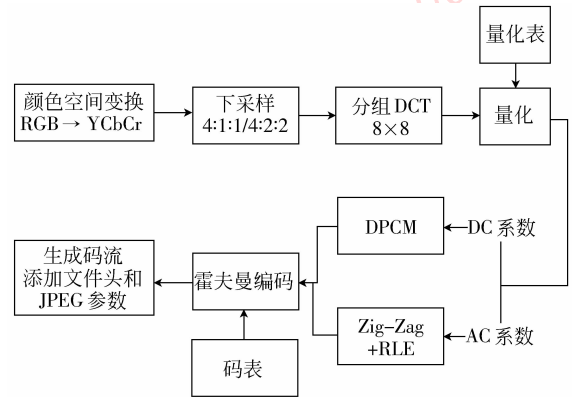


图1 JPEG 主要编码流程

Fig.1 JPEG encoding flow

其中 JPEG 标准建议的量化表和码表见文献[2]表 2.1—2.8 及附表 1—2。

1.2 JPEG2000 标准

JPEG2000 作为一个在 2000 年 12 月公布的全新的图像压缩标准,拥有一系列先进的特性:良好的低比特率压缩性能、可分级码流、信噪比和分辨率的累进传输、用户感兴趣区域(ROI)编码及码流的随机访问、对误码的鲁棒性等。虽然作为当前最先进最流行的图像压缩编码标准,JPEG2000 仍然存在一些不足:由于各子带间采用相同的门限量化,不能充分利用人眼的视觉特性,限制了压缩比的进一步提高;纯粹基于像素的均方误差准则,使图像边缘的小波系数分配了较少的比特数,导致在较低码率时会出现 Gibbs 效应^[3];由于以大幅面图像为基础,难于实现实时压缩,并且随着小波分解所用的基础面积的减少,恢复图像的质量大幅降低,无法应用于关心图像细节的领域^[4]。JPEG2000 核心编码器的主要编码步骤如图 2 所示,技术细节参考文献[5]。

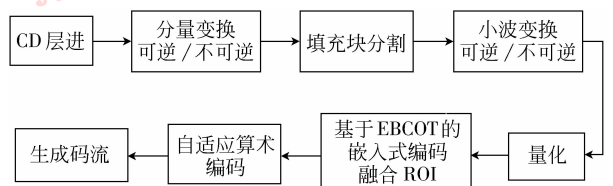


图2 JPEG2000 核心编码器的主要编码流程

Fig.2 JPEG2000 core encoding flow

1.3 分形编码

由于在提高压缩比方面的潜力,分形编码是当前研究的一个热点。分形压缩主要利用自相似特点,其理论基础是迭代函数系统(IFS)和拼贴定理。1988年 Barnsley 通过实验证明分形图像压缩可以得到比经典图像编码技术高几个数量级的压缩比,1990年 Jacquin 提出局部迭代函数系统(PIFS)理论之后出现了计算机自动实现算法。该算法的优点是同时考虑局部与整体的关系,由于自然界中大量存在的自相似或自仿射形状,在自然图像编码中应用较广泛,同时解码速度很快。缺点是编码速度慢,而且存在比较突出的方块效应。现在已经有研究致力于提高编码速率和恢复图像质量,文献[6]提出了无搜索的分形编码算法,在大大提高编码速度的同时,大幅提高了恢复图像的质量。基本分形编码的主要步骤如图3所示。

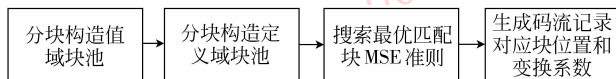


图3 基本分形编码的主要编码流程

Fig. 3 Basic fractal encoding flow

1.4 最新研究进展

针对传统的固定分块大小,出现了结合二叉树图像分解的以变块大小为指导的矢量量化编码改进算法,这方面的研究层出不穷^[7-9],压缩性能现在已经超越了 JPEG 标准,但与 JPEG2000 标准还有一定的距离。JPEG2000 标准对图像的多分辨率分析进行了详细研究,但仍然是把图像作为整体进行处理,尤其适用于大幅面图像,小图像、小分块的高倍率压缩效果并不理想。近年来开始流行的利用偏微分方程对图像进行分解,以 OSV 模型^[10]为代表,基本是建立在连续图像的数学模型上,虽然能实现图像的卡通-纹理-边缘分解^[11-12],但由于以下两个原因,暂时还不能成功地应用于图像压缩:一是该模型还不能恰当地完整表达图像中广泛存在的各种各样的不连续性,二是分割后的图像为不规则区域,还没有对应有有效的压缩方法。文献[13-14]提出一种以率失真函数为判别依据、利用混合概率模型、根据数据自身特征进行数据分割的算法,能将图像的不同区域分割出来,但分割结果为不规则区域,应用于图像压缩至今没有的新进展。

因此,提出一种新的图像压缩构思——分层变

块大小图像压缩框架(SVBICF)(图4),采用卡通-纹理-边缘的图像分解思路,结合变块大小的分块方式,以图像活跃度(IAM)为分解准则,对图像进行分层、变块大小的分解,得到平坦-纹理-细节3种不同特性的图像块集合。然后详细分析每个集合的不同特征:灰度变化趋势、频率成分、纹理方向、纹理基元及其排列、边缘走向等,针对这些特征,对每个集合独立设计压缩算法,既能充分挖掘图像集合中的冗余信息,实现高倍率高保真压缩编码,同时又能考虑到人眼识别特性,保证解压图像的视觉效果。这种把相同特征、相同复杂度的图像块放在一起,采用相同的压缩算法进行处理;不同特性的图像块采用不同的压缩方式,是一种合理的想法。

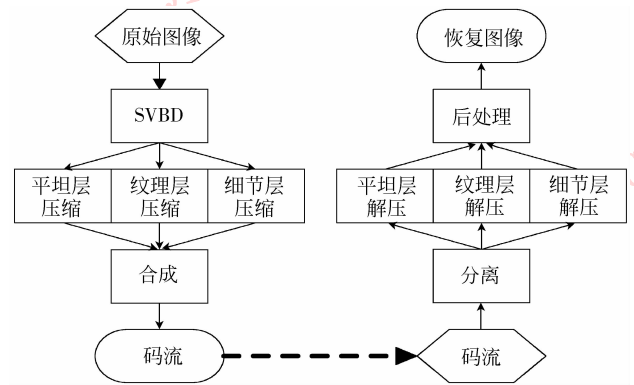


图4 SVBICF示意图

Fig. 4 SVBICF schema

目前有以下两种与SVBICF相近似的研究:

1) 文献[15]利用楔波(Wedgelet)将图像划分为卡通边缘层(即本文的纹理层和边缘层的融合)和纹理层(即本文的卡通层),然后分别采用不同的压缩算法,然而实验结果表明这种划分方法过于粗糙,恢复图像的峰值信噪比(PSNR)比标准的嵌入式零树小波(EZW)算法低1.5 dB以上,却仅仅在视觉效果上略有微弱优势。

2) 文献[16]将DCT变换后的系数矩阵按副对角线方向划分为两个集合(以参数 α 表示左上角系数占全部系数的比例),分别进行IDCT(Inverse DCT)变换获得两幅图像:低频图像 I_L 和低频图像 I_H ,再对原始图像提取边缘(文中采用Canny算子完成),然后以边缘像素为中心在 I_H 中取出适当大小的图像块组成边缘图像 I_E ,剩余部分为纹理图像 I_T ,如此完成图像的卡通-纹理-边缘分解。文中将该方法应用于图像修复,在图像压缩方面尚欠深入

研究。

与之不同的是,SVBICF 基于对图像的分块操作,可以极其方便地融入感兴趣区域(ROI)特性,图像分解之后的结果尤其适用于多处理器、多线程环境的并行计算,同时也适合现代的大幅面、高分辨率、多细节的图像应用领域;对分块进行的分层操作,使该框架具有可控的分级和渐进传输特性,可同时融合有损压缩和无损压缩在同一个编码器中。

SVBICF 具有以下两个技术核心:

1) 图像的分层变块大小分解(SVBD),分解结果要稳定、合理,包括图像分解后集合的数目、大小、特征、图像块复杂程度等,既要根据图像内容的不同实现自适应分解,又要计算简单快捷,便于实现硬件优化。如此各集合的压缩可以互相独立,实现任务级并行。

2) 压缩码流在各集合的分配策略,由于该压缩框架从根本上对图像的不同部分采用了不同的压缩算法,目标码流在各部分如何分配,才能实现最优压缩效果,就成为关键而且复杂的问题。既涉及各集合压缩算法的独特性能,又需要从解压图像的视觉效果进行统筹考虑。

SVBICF 还存在 4 个算法难点:平坦集合数据特征及相应压缩算法、纹理集合数据特征及相应压缩算法、细节集合数据特征及相应压缩算法、各集合解码后的拼接合成及后处理算法。由于 SVBICF 尚属首次提出,上述各层的压缩研究在以往文献中仅能觅到少量相关研究,所以这些算法难点还有待于进一步深入研究。

本文着重讨论第一个技术核心——SVBD,SVBICF 的其他相关问题在以后的研究中逐一论证。

2 用图像活跃度量(IAM)衡量图像的复杂度

众所周知,以灰度图而言,无论采用前述 3 种主流压缩算法中的哪一种,将不同的图片进行相同倍率的压缩,随着图片内容(灰度变化)复杂度的提高,解码图片的质量逐渐降低,而且这种趋势不因所采取的压缩算法的不同而改变。这表明存在一个与压缩技术无关的量,它代表了图像本身的复杂度,这个量越大,就意味着图像越复杂,也就是越难被压缩。对应于同样的压缩倍率(CR),这个量越大,解码图像的 PSNR 越低,视觉效果越差。

文献[17-18]以及待发表的研究结果《分形图像编码算法的参数选择对算法性能的影响》表明,图像活跃度量就是上文中指出的既能代表图像本身的复杂度,又与压缩算法性能存在明确减函数关系的量。

以 I 代表待压缩的大小为 $X \times Y$ 的原始图像, \hat{I} 表示解压后的图像, $I(x,y)$ 表示图像中的一个像素。IAM 和 PSNR 定义为

$$IAM(I) = \frac{1}{X \times Y} \left[\sum_{i=1}^{X-1} \sum_{j=1}^Y |I(i,j) - I(i+1,j)| + \sum_{i=1}^X \sum_{j=1}^{Y-1} |I(i,j) - I(i,j+1)| \right] \quad (1)$$

$$PSNR = 10 \times \lg \frac{255^2 \times X \times Y}{\sum_{i=1}^X \sum_{j=1}^Y (I(i,j) - \hat{I}(i,j))^2} \quad (2)$$

仅仅从计算数值的角度考虑,对应于不同的压缩算法,IAM 与 PSNR 存在确定的关系,这里将 16 倍压缩比条件下的函数关系列于表 1,并绘制出相对位置曲线(图 5)。

表 1 不同压缩算法下 IAM-PSNR 关系(CR=16)

压缩算法	IAM-PSNR	PSNR = 35 dB
JPEG	PSNR = -9.7314 × ln(IAM) + 58.879	IAM = 11.632 6
JPEG2000	PSNR = 73.67 × IAM ^{-0.663 6} + 23.99	IAM = 17.537 9
分形	PSNR = -6.965 × ln(IAM) + 43.02	IAM = 3.162 8

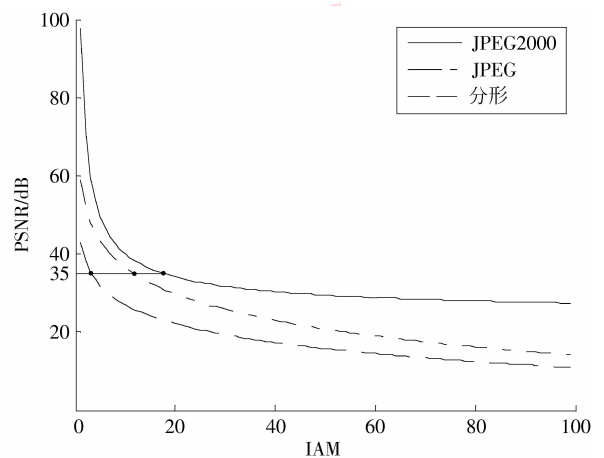


图 5 不同压缩算法下 IAM-PSNR 关系(CR=16)

Fig. 5 IAM-PSNR for 3 encoding algorithms (CR=16)

由此可见,IAM 与 PSNR 一样具有表示图像复杂程度程度的能力,IAM 越小表示图像越简单,越容易压缩,反之 IAM 越大,表示图像越复杂,越难于

压缩。PSNR 是将压缩前与解压后的图像进行比较计算而来,是一种“事后”评价量;与此不同的是,IAM 直接对压缩前图像进行计算,是一种“预先”判别量。IAM 是一个标准化的量值,不受图像大小的影响。IAM 的计算复杂度比 PSNR 低。所以,IAM 可以用在图像压缩中,作为图像各区域复杂度的衡量标准,将不同复杂度的图像区域标示出来。

3 基于 IAM 的图像分解算法

大小为 $M \times N$ 的图像 I 可以看做是分布于 $(x \in [1, M], y \in [1, N], x, y \in \mathbf{N})$ 的有限区域内取值 $(I(x, y) \in [0, 255], I(x, y) \in \mathbf{N})$ 的函数。希望寻找分别表示图像中卡通、纹理、边缘及残差 4 个集合: C, T, E, R , 使其满足如下 3 条规则:

1) 图像分层规则 任何一幅有意义的图像,其像素值分布总有一定的规律,像素值变化总有一定的趋势,使 C 表达这种规律和趋势。同时,对 C 附加一定的限制:灰度变化不太剧烈(即幅度不能过大,频率也不能过高),与原图像 I 比较相似。

2) 图像分块规则 任何一幅有意义的图像,总有一些区域 T 显得纹理细节更为丰富,一些区域 E 边缘细节更为突出,个别区域 R 可能存在令人非常感兴趣的内容,也可能比较平淡无奇。这些区域的形状往往没有规律可循,对其进行变块大小的分解是再合适不过的,这样的分解既有利于不同特征类型的图像块分类,也有利于减少压缩编码时要考虑的形状因素。

3) 逐步细分规则 为了在分解效果和计算的时间复杂度和空间复杂度之间取得折中,对图像首先进行稍大的分块($b \times b$),当优化结果不能令人满意时,再进行进一步细分。细分块一共有 3 种 $(\frac{b}{2} \times b, b \times \frac{b}{2}, \frac{b}{2} \times \frac{b}{2})$, 形成 8 种组合方式,见图 6 所示。

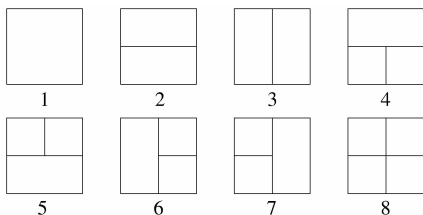


图 6 8 种分块方式

Fig. 6 8 kinds of blocks

综上所述,图像的分层变块大小分解的目标函数定义为

$$J(I_C) = \alpha \times \text{IAM}(I_C) + (1 - \alpha) \times \text{SIMILAR}(I_C, I) \quad (3)$$

式中 $\alpha \in [0, 1]$, $\text{SIMILAR}(I_C, I) = \frac{1}{X \times Y} \times$

$$\sum_{i=1}^X \sum_{j=1}^Y |I_C(i, j) - I(i, j)|. \text{求解 } I_C \text{ 使得 } J \text{ 达到最小。}$$

相应的限制条件为

$$I = I_C + \text{ADJUST}(I_T + I_E + I_R) \quad (4)$$

$$I_C^{(x, y)}, I_T^{(x, y)}, I_E^{(x, y)}, I_R^{(x, y)} \in [0, 255] \text{ 且}$$

$$I_C^{(x, y)}, I_T^{(x, y)}, I_E^{(x, y)}, I_R^{(x, y)} \in \mathbf{N} \quad (5)$$

$$D = D_C = D_T + D_E + D_R \quad (6)$$

$$D_T \cap D_E = \emptyset \text{ 且 } D_T \cap D_R = \emptyset \text{ 且 } D_E \cap D_R = \emptyset \quad (7)$$

式中 $\text{ADJUST}(\cdot)$ 表示像素值调节操作,该操作对于一次图像压缩而言始终不变。 D 表示相应图像集合所覆盖的图像范围。

由于所求解问题的目标函数和限制条件均具有明显非线性特征和不连续性,而且求解目标取值均为有限范围内的正整数(有限个数的离散数值),解空间比较小,但对计算的收敛速度及稳定性有较高的要求,不易引入过多的假设条件和人为附加限制。粒子群优化(PSO)算法在处理此类非线性问题时具有原生优势,表现出良好的性能,本文采用 PSO 求解,相应的式(3)作为适应度计算式。

SVBD 算法的详细流程如下:

1) 取图像 I 的一个分块(方式 1)。

2) PSO 初始化:粒子数目及维数、最大迭代次数、优化目标值、 α 值等(详见图 6)。

3) 对每一个分块,PSO 迭代寻求最优解 I_C 。

4) 如果最优解 I_C 所对应的适应度 $J(I_C)$ 小于阈值 T_1 ,则记录此最优解 I_C 、适应度 $J(I_C)$ 以及对应的分块方式,然后进入步骤 1);如果大于阈值 T_1 ,则进入下一步。

5) 将当前分块进行两种细分(方式 2、方式 3),再分别使用 PSO 进行优化。

6) 如果方式 2 和方式 3 的综合适应度的较小者小于阈值 T_2 ,则记录此时的最优解 I_C 、适应度 $J(I_C)$ 以及对应的分块方式,然后进入步骤 1);否则进入下一步。

7) 如果方式 2 和方式 3 的综合适应度的较小者对应的细分方式中,存在某小块适应度小于阈值

T_1 , 则保存该小块对应的最优解 I_C 、适应度 $J(I_C)$ 以及对应的分块方式, 而另一块则进行最后一次细分, 此时形成的细分格局可能是方式 4—7, 进入下一步; 如果不存在, 则直接进行最后一次细分 (方式 8), 进入下一步。

8) 使用 PSO 进行优化, 记录每小块对应的最优解 I_C 、适应度 $J(I_C)$ 以及对应的分块方式, 然后进入步骤 1)。

9) 依照步骤 1) — 8) 将图像分解完成之后, 图像的变块大小分解已经标记完成, 所有图像块都有其最优解 I_C , 即图像块的最优近似, 构成集合 C ; 按照 I_C 各自在图像中的位置拼接起来, 即图像的平坦层。 $I - I_C$ 就是图像的纹理、边缘和残差 (其中数值全为 0 的图像块在图 8 中以白色表示, 且不计入集合 T, E, R), 即集合 (T, E, R) , 其中若 $J(I_C) \leq T_3$, 则认为 I_C 足以表达图像内容, 对应 $(I - I_C) \in R$; 若 $T_3 < J(I_C) \leq T_4$, 则认为该部分含有图像中细小的纹理成分, 对应 $(I - I_C) \in T$; 若 $J(I_C) > T_4$, 则认为该部分含有图像中明显的边缘成分, 对应 $(I - I_C) \in E$ 。

SVBD 算法中 PSO 的初始化参数主要决定了算法的收敛速度, 以及 I_C 对图像的近似能力, 即平坦层的信息量; 阈值 T_1 和 T_2 主要决定了图像的变块大小分解方式; 阈值 T_3 和 T_4 主要决定了图像的纹理部分、边缘部分和残差部分各自的比重。

4 实验及结果

以 QT 编程环境为平台, 参考文献 [19] 所提供的 Matlab 源码, 实现了 SVBD 的全部代码, 参数取值: $b = 16, \alpha = 0.6, T_1 = 5.0, T_2 = 10.0, T_3 = 0.0$ (即不保留残差部分), $T_4 = 5.0$ 。

PSO 算法需要比较多的初始化参数 (图 7), 粒子数目和粒子维数根据所求解的问题而定, SVBD 中存在 4 种不同大小的图块, 粒子维数也相应取值为 $b \times b, \frac{b}{2} \times b, b \times \frac{b}{2}, \frac{b}{2} \times \frac{b}{2}$ 4 种大小; 粒子数目选择为 5, 每个粒子初始化状态为: 图块平均值、图块本身、图块灰度最大值与最小值之间随机取值、图块的高斯平滑值、初始位置上下限 (需要设定) 之间随机取值; 最大迭代次数及优化的目标值共同决定了随机搜索最终达到的状态, 即 I_C 对原始图像的近似程度及 I_C 本身的复杂程度, 这里最大迭代次数可

以选则很大, 在需要追求算法效率时, 也可以适当降低; 邻居范围是指粒子在随机搜索过程中, 是否考虑其近邻粒子; 分块宽度和分块高度即图块大小 b ; 分块权重和相似度权重为目标函数中两项各自的权重; 认知系数是指每个粒子对其自身在搜索空间的位置的依赖程度, 邻居系数是指每个粒子对其与近邻粒子在搜索空间的相对位置的依赖程度, 社会系数是指每个粒子对其与其他所有粒子在搜索空间的相对位置的依赖程度, 这 3 个系数共同影响每个粒子在随机搜索过程中的飞行方式, 使每个粒子既能朝向最优粒子靠近, 又能根据其他粒子的位置信息, 探索未曾搜索过的空间; 约束系数、惯性权重初值、惯性权重终值、最大速度限制共同调节粒子在飞行过程中, 下一步飞行位置受到当前飞行速度的影响程度, 也即粒子随机搜索的收敛速度。这些参数取值主要依照 PSO 算法工具箱建议的取值进行调整。



图 7 PSO 初始化配置

Fig. 7 PSO initialization

对 Lena、Camera、Goldhill、地面可见光遥感图像 (规格均为 $512 \times 512, 8 \text{ bit}$ 像素), 进行 SVBD 分解实验, 结果如图 8、9。

图 8 中分别显示了 $(I_T + I_E + I_R)$ 和 I_C , 可以看到, I_C (右上子图) 比较完美地表达了原图像的基本内容, 其灰度值以很小的变化幅度和变化频率对原图像做到了比较好的近似。 $(I_T + I_E + I_R)$ (左上子图) 代表了图像中的所有纹理、边缘、局部异常等信息, 进一步的分类整理 (图 9、表 2) 表明, 尽管算法是用固定阈值进行分类的, 从分类结果来看, 仍然保持有很强的鲁棒性, 对不同类型的图像都能做到合

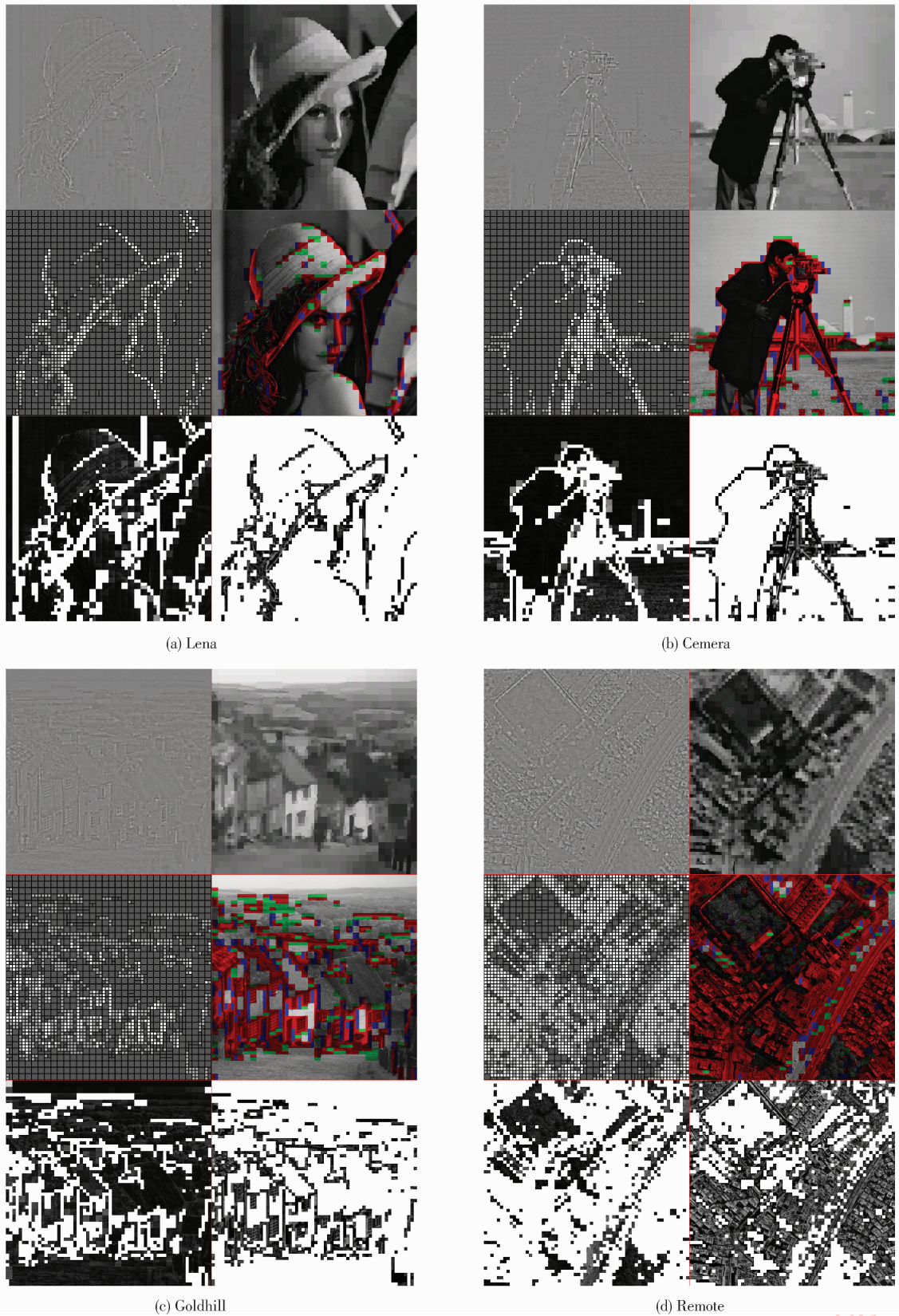
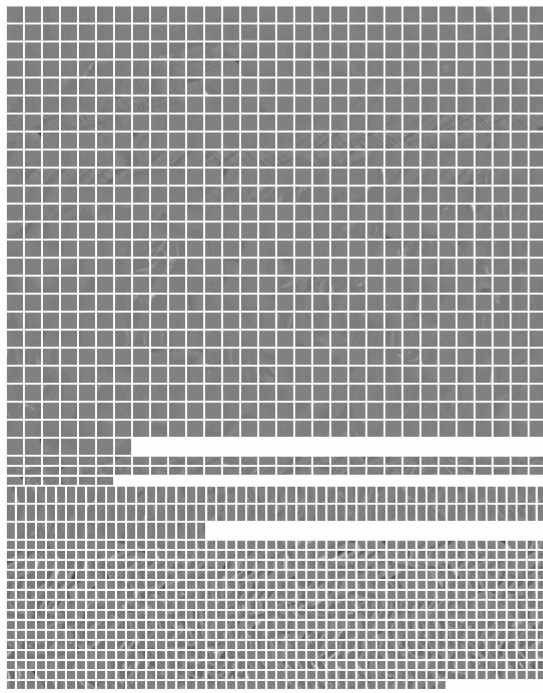
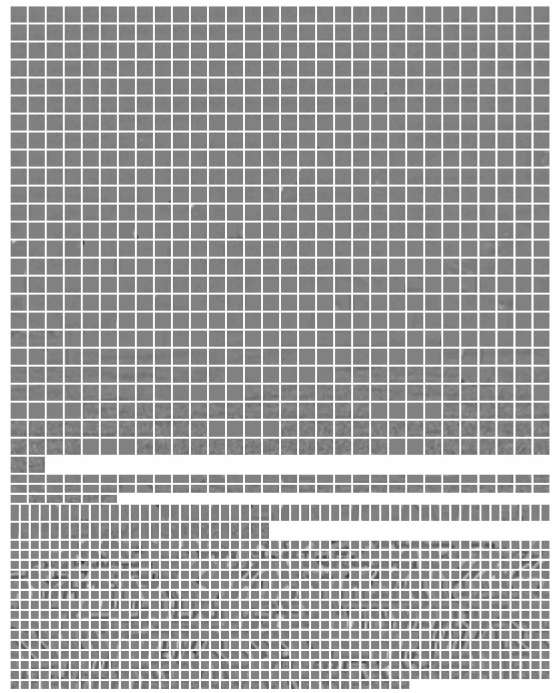


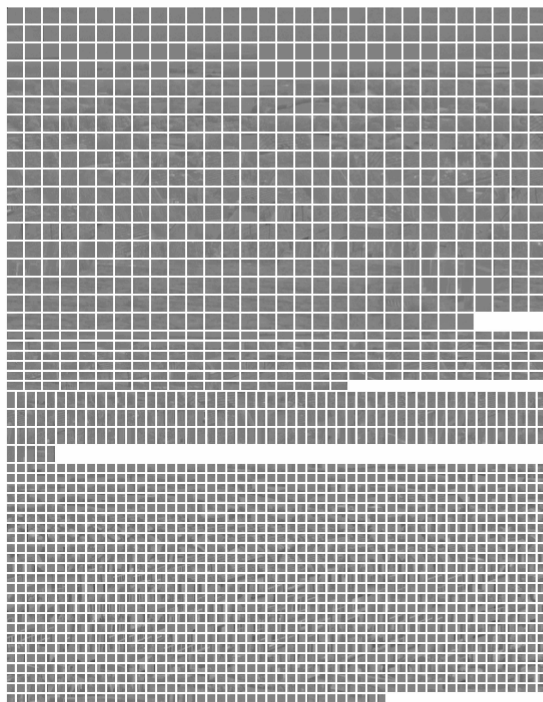
图 8 实验结果图像
Fig. 8 Testing result



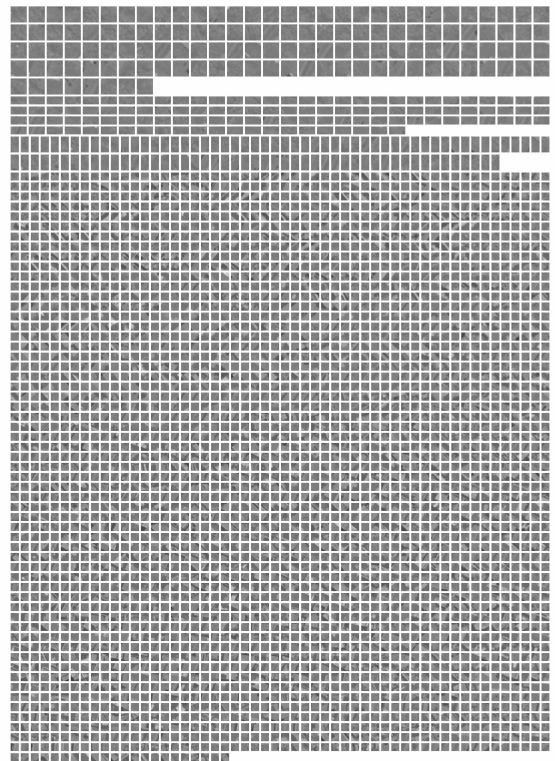
(a) Lena



(b) Camera



(c) Goldhill



(d) Remote

图 9 按块大小分类整理

Fig.9 Sorted by blocksize

理的分解。尤其对遥感图像而言,绝大部分图像块分类 I_E , 这正适应了遥感图像多细节、大幅面高度复杂、小目标多样的特点。纹理部分 (I_T) 和边缘部

分 (I_E) 分别在左下子图和右下子图中绘制出来,最后,实验参数设置中没有单独提取局部异常部分。

图 8 还显示了所选的适应度是如何分布的(左

中子图)。白色分块表示适应度大于 T_2 的块,即最为复杂的图像块,浅灰色块表示适应度介于 T_1 和 T_2 之间的块,即复杂度适中的图像块,深灰色块表示适应度小于 T_1 的块,即复杂度比较低的图像块。

作为辅助说明,图 8 绘制出图像是如何被分解成不同大小的分块(右中子图)。红色块表示 $\frac{b}{2} \times \frac{b}{2}$ 大小,绿色块表示 $\frac{b}{2} \times b$ 大小,蓝色块表示 $b \times \frac{b}{2}$ 大小,灰色块表示 $b \times b$ 大小。

图 9 说明对 $(I_T + I_E + I_R)$ 部分进行分类整理。其中 $b \times b$ 、 $\frac{b}{2} \times b$ 和 $b \times \frac{b}{2}$ 大小的块为 I_T ,该部分图像块的灰度变化比较小,内容非常简单,大分块部分是平坦光滑的,小分块部分代表了图像中近似横向和近似纵向的纹理结构; $\frac{b}{2} \times \frac{b}{2}$ 大小的块为 I_E ,该部分图像块细节较为丰富,代表了图像中的边缘结构和细小异常部位,以遥感图像而言,可以认为小目标集中在此。

与文献[15]的分解结果(Fig. 1(b)(c))相比,本文算法的优点在于:从分层角度来讲, I_C 保留了完整的原图像概貌,完全可以作为原图像的初步显示应用,而 Fig. 1(b) 存在图像大面积块状缺失,仅含有原图像的部分灰度信息;从分解角度来讲, I_T 与 I_E 完全分离,纹理部分几乎不包含边缘信息,边缘部分几乎不包含纹理信息,后续压缩可以有针对地进行压缩, Fig. 1(c) 中纹理和细节并未分离开来,混沌在一起,在压缩中必然顾此失彼,不能周全。

与文献[16]的分解结果(Fig. 4. 2)相比,本文的 SVBD 是以图像压缩为目的,用一次分解实现图像的分层和分解,文献[16]是以图像分析(修复)为目的,用两步分解实现图像的分层。本文 I_C 与其 I_L (Fig. 4. 2(c)) 对原图像内容的近似能力非常接近,不同在于 I_C 含有变块大小的分解结果信息,而 I_L 是作为一个整体存在的;同样,其 I_T (Fig. 4. 2(d)) 和 I_E (Fig. 4. 2(e)) 也是分别作为一个整体存在的, I_E 在视觉上是图像的边缘线条,比较适用于图像内容分析,而本文 I_T 和 I_E 互补,即分别含有图像的纹理信息和边缘信息,又相互补充,以变块大小的分解结果存在,比较适用于图像压缩的场合。

除此之外,本文通过选择 $b = 2^n$,可以保证所有分块的大小均为 2^n ,有利于进行 DCT、DWT 等变换

编码。

通常智能寻优算法都会遇到计算时间的问题,PSO 也不例外。本文通过减少 PSO 的迭代次数,观察计算时间(图 10)和分解结果,发现尽管成倍减少迭代次数,分解结果非常稳定,几乎保持不变(表 2),表明 PSO 算法思想在此处的应用非常成功,进一步优化计算过程并硬件加速之后,可实现图像的自适应实时分解。

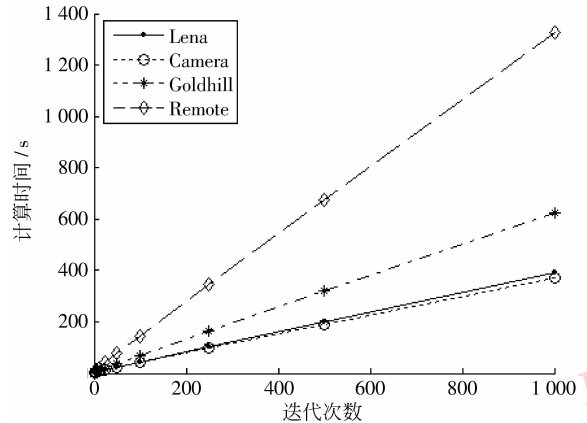


图 10 迭代次数与计算时间

Fig. 10 Iterate vs. time

表 2 SVBD 统计结果

Tab. 2 Statistics of SVBD

统计量	图像分块/个				
	Lena	Camera	Goldhill	Remote	
分块大小	16 × 16	724 ~ 727	749 ~ 752	529 ~ 535	128
	8 × 16	65 ~ 67	66 ~ 67	171 ~ 175	112
	16 × 8	126 ~ 131	80 ~ 82	167 ~ 169	103
	8 × 8	802 ~ 810	796 ~ 804	1 278 ~ 1 296	3 154
$J(I_C)$	0 ~ 5.0	1 048 ~ 1 052	1 002 ~ 1 004	1 080 ~ 1 089	672
	5.0 ~ 10.0	418 ~ 425	257 ~ 269	825 ~ 838	1 148 ~ 1 150
	10.0 ~ inf	247 ~ 258	423 ~ 438	238 ~ 249	1 675 ~ 1 677
分解结果	平坦	1 723 ~ 1 729	1 694 ~ 1 701	2 152 ~ 2 167	3 497
	纹理	920 ~ 837	917 ~ 940	1 057 ~ 1 066	672
	细节	671 ~ 679	691 ~ 698	1 063 ~ 1 087	2 825

5 结 论

通过仔细分析现有的图像压缩方法,提出新的基于分层变块大小分解的图像压缩构想,根据充分的先期工作,总结得出图像活跃度度量(IAM)能很好地表达图像复杂程度这一结论。

随后,提出以 IAM 为判别指标,应用 PSO 算法

对图像进行 SVBD 分解,实现了 SVBICF 的第一步,也是至关重要的一步。实验结果表明,SVBD 具有较强的鲁棒性,对图像的分解效果满足了人类认知图像的特点,规则的分块方式以及分块图像复杂性的降低,为图像进行实质性压缩提供了非常有利的条件。关于分解后的块应该如何压缩,已经展开研究并取得初步结果,预期最终效果接近或超过 JPEG2000 标准。

参考文献 (References)

- [1] Salomon D. Data Compression: The Complete Reference [M]. 2nd ed. New York: Springer-Verlag, 1998. [Salomon D. 数据压缩原理与应用 [M]. 吴乐南,译. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2003.]
- [2] Zhang Xudong, Lu Guodong, Feng Jian. Fundamentals of Image Coding and Wavelet Compressing Principles, Algorithms and Standards [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004. [张旭东, 卢国栋, 冯建. 图像编码基础和小波压缩技术——原理、算法和标准 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.]
- [3] Zhang Haiyan, Wang Dongmu, Song Ke'ou, et al. Image compression technology [J]. Journal of System Simulation, 2002, 14(7): 831-835. [张海燕, 王东木, 宋克欧, 等. 图像压缩技术 [J]. 系统仿真学报, 2002, 14(7): 831-835.]
- [4] Jin Haiding, Zhou Xiaokuan. Structure description based image compression algorithm [J]. Chinese Space Science and Technology, 2006, 1(6): 31-36. [金海丁, 周孝宽. 基于结构描述的图像压缩方法研究 [J]. 中国空间科学技术, 2006, 1(6): 31-36.]
- [5] Ono S, Suzuki J. Wakariyasui JPEG 2000 no Gijutsu [M]. Tokyo: Ohmsha Ltd, 2003. [小野定康, 岭木纯司. JPEG2000 技术 [M]. 强增福, 译. 北京: 科学出版社, 2004.]
- [6] Furo S, Hasegawa O. A fast no search fractal image coding method [J]. Signal Processing: Image Communication, 2004, 19(5): 393-404.
- [7] Wang Chingyang, Hui Chyuan, Chang Longwen. Image compression using variable blocksize vector quantization based on rate-distortion decomposition [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Los Alamitos, CA: IEEE Comput. Society, 1997: 2693-2696.
- [8] Selvi S Sethu, Anamitra Makur. Image vector quantization with variable dimension blocks and edge preserving cost function [J]. Signal Processing, 2003, 83(8): 1823-1826.
- [9] Kazuya Sasazaki, Sato Saga, Junji Maeda, et al. Vector quantization of image with variable block size [J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 634-645.
- [10] Osher S, Sole A, Vese L. Image decomposition, image restoration, and texture modeling using total variation minimization and the H^{-1} norm [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE Computer Society, 2003: 689-692.
- [11] Evangelopoulos G, Maragos P. Texture modulation-constrained image decomposition [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE Computer Society, 2008: 793-796.
- [12] Wang Chao. Image Processing Based on Variational Problems and Partial Differential Equations [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2007. [王超. 基于变分问题和偏微分方程的图像处理技术研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2007.]
- [13] Yang A Y, Wright J, Ma Y, et al. Unsupervised segmentation of natural images via lossy data compression [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(2): 212-225.
- [14] Ma Y, Derksen H, Hong W, et al. Segmentation of multivariate mixed data via lossy data coding and compression [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(9): 1546-1562.
- [15] Wakin M, Romberg J, Choi H K, et al. Image compression using an efficient edge cartoon plus texture model [C]//Proceedings of Data Compression Conference. Los Alamitos, CA: IEEE Comput. Society, 2002: 43-52.
- [16] Shresta K. Image Inpainting Using Layer Decomposition and Partial Differential Equation [D]. Shanghai: Shanghai University, 2007. [克达尔. 应用图像分层法和偏微分方程的数字图像修复 [D]. 上海: 上海大学, 2007.]
- [17] Saha S, Vemuri R. How do image statistics impact lossy coding performance? [C]//Proceedings of International Conference on Information Technology: Coding and Computing. Los Alamitos, CA: IEEE Comput. Society, 2000: 42-47.
- [18] Cui Zhaohui, Fu Jingliang, Liu Jiwei, et al. What statistics is PSNR related using JPEG2000 [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Cybernetics and Intelligent Systems. Piscataway, NV: IEEE Computer Society, 2008: 984-989.
- [19] Jagatpreet Singh. PSO toolbox [CP/OL]. (2004-05-30) [2009-09-01]. <http://psotoolbox.sourceforge.net>.