

基于扩展小波树的彩色自适应压缩成像

骆乐¹, 陈钱¹, 刘星炯¹, 闫奕芸¹, 顾国华¹, 何伟基^{1*}, 王娅²

¹南京理工大学电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094;

²南京理工大学泰州科技学院基础科学部, 江苏 泰州 225300

摘要 基于扩展小波树理论和多任务贝叶斯模型, 提出了彩色图像自适应压缩采样方法。根据扩展小波树结构中父子系数和兄弟系数的关系, 对彩色图像中红、绿、蓝三通道图像分别进行了自适应压缩采样。利用彩色图像三通道间的相关性和多任务贝叶斯模型, 分别处理了采样得到的三通道高频小波系数, 并重构融合得到彩色图像。研究表明, 当采样次数为 600、采样率为 14.6% 时, 利用所提方法得到的彩色重构图像的峰值信噪比均大于 27 dB, 色差均值最小, 色差值也趋于稳定, 图像色调保持着较好的一致性和稳定性。

关键词 相干与统计光学; 彩色压缩成像; 扩展小波树; 贝叶斯模型; 自适应压缩采样

中图分类号 TP751

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.010301

Colored Adaptive Compressed Imaging Based on Extended Wavelet Trees

Luo Le¹, Chen Qian¹, Liu Xingjiong¹, Yan Yiyun¹, Gu Guohua¹, He Weiji^{1*}, Wang Ya²

¹School of Electronic Engineering and Optoelectronics, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China;

²Department of Basic Science of Taizhou Institute of Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Taizhou, Jiangsu 225300, China

Abstract An adaptive compressed sampling approach for color images is proposed based on extended wavelet tree theory and multitask Bayesian model. Exploiting the relationship of parent-children coefficients and sibling coefficients in extended wavelet trees, the images in the red, green, blue channels of the color images are adaptively compressed. Exploiting the correlation of the three channels of color images and multitask Bayesian model, the sampled high frequency wavelet coefficients of three channels are dealt, respectively, and then the color images are reconstructed and fused. The research results show that when the sampling times are 600 and the sampling rate is 14.6%, the peak signal to noise ratio values of the colored reconstructed images obtained by proposed method are all above 27 dB, while the mean value of color difference is the least, the color difference values tend to be stable, and the color consistency and stability of the images can be kept well.

Key words coherence and statistical optics; colored compressed imaging; extended wavelet trees; Bayesian model; adaptive compressed sampling

OCIS codes 030.4280; 100.2000; 110.1758

1 引言

压缩感知(CS)理论^[1]相较于奈奎斯特定律, 只需少量采样次数就可以较好地重构出原始图像, 在生物医学、航空航天、遥感测量、通信工程等领域发挥着重要作用^[2-4]。由于彩色图像在识别和探测方

面优于单色灰度图像, 因此彩色压缩成像成为 CS 领域新的研究方向^[5-6]。Welsh 等^[7]提出了一种基于压缩鬼成像系统的彩色压缩成像方法, 该方法利用白光散斑进行投影, 通过分束镜后分为红(R)、绿(G)、蓝(B)三色光并分别进入装有滤光片的单像素探测器, 然后对三分量分别进行重构得到彩色图像。

收稿日期: 2018-08-06; 修回日期: 2018-09-24; 录用日期: 2018-10-10

基金项目: 国家自然科学基金(61271332)

* E-mail: wslla@126.com

但是 CS 的计算开销大,所需重构时间长,其计算量随成像分辨率的增加而呈指数型增长。

Averbuch 等^[8]提出一种自适应压缩采样(ACS)算法,其直接利用小波稀疏基的二值投影图案取代经典随机散斑投影。在单像素相机基础上加入反馈机制,利用小波树中的父子关系来预测小波树中下一层对应的子系数的重要性。在所有的重要系数都被采样后,进行反小波变换就可以将图像重构出来。该方法与 CS 相比,显著降低了重构所需的时间。但 ACS 算法中重要父系数所对应的子系数未必都是重要的,仅通过父子关系来确定重要系数将会造成误判失真,从而导致采样次数增加。为进一步提高重要系数的预测准确性,Dai 等^[9]提出了扩展小波树的概念,将小波树的兄弟关系和父子关系结合起来,提出了基于扩展小波树的自适应压缩采样(EWT-ACS)方法。EWT-ACS 方法避免了 CS 所带来的计算开销,大大减少重构所需的时间,提高成像速率,有效提高了重要系数的预测准确性。在相同采样率下,EWT-ACS 方法所提供的成像效果优于 ACS 和 CS。Huo 等^[10-11]在此基础上进一步挖掘了小波树中各节点之间的关系,加入了对非重要父节点所对应的重要子节点位置的预测,有效提高了对采样位置预测的准确性,提高了采样率,减少了重构所需时间。

当前对于彩色图像压缩成像,多数只是简单利用彩色图像中三分量的灰度图像来进行压缩采样和重构融合,得到的彩色图像质量并不理想,经常存在偏色比较严重的现象。本文在扩展小波树理论基础上,利用彩色图像三通道间的相关性,提出了一种基于多任务贝叶斯模型的彩色图像自适应压缩成像方法,在降低采样率的同时,有效提高了彩色成像的质量。

2 EWT-ACS 方法

小波分解提供了一种多分辨率的分层图像表示结构——小波树^[12],其由不同分辨率不同空间频率方向的小波系数组成。图 1 所示为扩展小波树结构,其中,每一个父系数在其下一层对应 4 个子系数,父系数和子系数具有很强的相关性,称为父子关系,由图 1 中的单向箭头表示,其中 j 表示小波分解的层数。绝对值大的父系数所对应的 4 个子系数的绝对值一般也较大,其子系数很可能对应着图像中的边缘区域。绝对值小的父系数,其子系数绝对值一般较小,一般对应着图像中的平坦区域。因此,小波系数的重要性会沿着小波树结构^[12-13]传递。

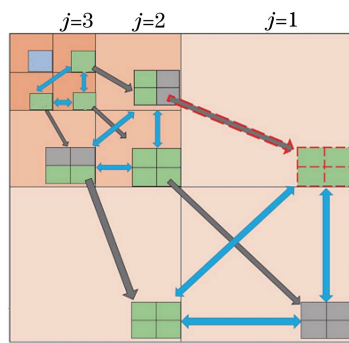


图 1 扩展小波树结构

Fig. 1 Structure of extended wavelet trees

在确定阈值后,利用小波树结构的父子关系,可以通过父系数的重要性估计子系数的重要性,保留重要系数,舍弃非重要系数,大大减少采样次数。但是,由于子系数对应的空间区域是父系数所对应空间区域的子集,重要父系数所对应的 4 个子系数中,也可能存在非重要系数。如果只依赖父子关系进行重要系数的判定,很可能因为误判失真而造成采样资源的浪费。

图 2 是利用 Haar 小波对图像进行小波变换后的稀疏表示,可以看出,同一尺度内三个方向上的高频系数有很大可能性出现在相同位置。因此,ETW-ACS 方法根据同一尺度下兄弟系数对应相同空间区域的原理,提出扩展小波树的概念^[9]。在扩展小波树中,每一个高频的小波数在同一层的相同空间位置处都有两个兄弟系数,称为兄弟关系,由图 1 中子带间的双向箭头表示。ETW-ACS 方法将父子关系与兄弟关系结合起来,精确判断重要系数所在的位置。



图 2 Haar 小波下图像的稀疏表示

Fig. 2 Sparse representation of images in Haar wavelet

在 ETW-ACS 方法中,每一个小波系数可以通过两次投影矩阵测量而得到,单次测量的二进制投影图像由图 2 中相同的颜色和条纹表示。同一尺度内的小波系数按照对角子带、水平子带、垂直子带的顺序扫描。首先判断父系数类型,若是对角系数,则利用小波树中的父子关系来预测重要系数所在的位置,即当父系数比给定的阈值大时,其在小波树下一

层中所对应的4个子系数都是重要系数;若是水平或垂直系数,则需将父子关系与兄弟关系结合起来判断下一层中重要子系数所在的位置。之后根据确定的采样系数进行小波逆变换重构图像。

3 多任务贝叶斯模型和图像重构算法

3.1 彩色图像 RGB 分量图像的相关关系

彩色图像可视为由 R 、 G 、 B 分量结合而成,图3是彩色图像 baboon 及其各分量图像。

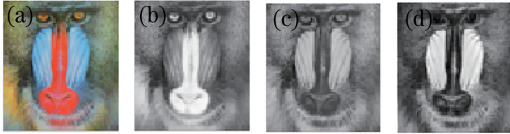


图3 彩色图像 baboon 及其三分量图像。

(a)原始图像;(b)红;(c)绿;(d)蓝

Fig. 3 Color image baboon and its three component images. (a) Original image; (b) red; (c) green; (d) blue

由图3可知,彩色图像分解成独立的 R 、 G 、 B 分量以后,各分量图像仍然是清晰的,除了图像的色彩发生了偏移性的变化,并没有产生模糊性失真。这就表明,当彩色图像在某个区域色彩随位移发生变化时,其 R 、 G 、 B 独立分量图像的像素值也会随位移而变化。对彩色图像 baboon 的 R 、 G 、 B 三通道分别进行两层小波分解,设置阈值。然后利用扩展小波树,确定重要系数的位置并进行采样。不同通道内不同方向的第一层重要小波系数位置如图4所示,其中,子图像 LH 表示水平方向低频、垂直方向高频的分量,表现原图像的水平边缘;子图像 HL 表示水平方向高频、垂直方向低频的分量,表现原图像的垂直边缘;子图像 HH 表示水平方向高频、垂直方向高频的分量,表现原

	LH	HL	HH
red			
green			
blue			

图4 三通道不同方向上第一层重要小波系数的位置

Fig. 4 Locations of significant wavelet coefficients of different directions in three channels at the first scale

图像的斜边缘。

将 EWT-ACS 方法应用于彩色成像领域,一种简单的思想是将该算法分别用于 R 、 G 、 B 三通道,独立重构,随后使用各通道的重构结果合成彩色图像。然而,在实际应用中,该方法存在一些缺点。如图4所示,不同通道同一方向相同尺度下的重要小波系数有很多处于相同的位置(如图4中黄色矩形框所示),这就表明了不同通道内小波系数存在很强的相关性。但同时也存在明显的不同,如不同通道内垂直边缘(HL)方向的重要小波系数在图中央的分布(如图4中红色圆圈内所示), R 通道内该处重要小波系数分布明显与 G 、 B 通道的不同,在进行阈值比较时可能因为舍弃了不同通道内较小的小波系数而导致彩色的偏色。因此,各个通道的小波系数在进行阈值比较时,某些通道的小波系数可能会被当作非重要系数舍弃,从而导致最后融合得到的彩色图像出现颜色失真。

3.2 多任务贝叶斯模型

由于彩色图像的 R 、 G 、 B 分量间有很强的相关性,因此可以将这些分量的小波系数看成是既独立又相关的三个任务。在采样压缩的时候将这些分量的高频系数看作是独立的,但在重构时则可以通过联合重构来对三个任务间的相关性加以利用^[14-15]。多任务贝叶斯模型特别适合处理既独立又相关的任务,本文结合多任务贝叶斯模型,在 R 、 G 、 B 分量的多个任务间共享和传递信息。

对彩色图像的 R 、 G 、 B 分量分别执行 n 级的小波变换,设某个尺度相同方向上的小波系数一维化为 $\{\theta_i\}_{i=1,2,3}$,大小为 $N \times 1$,由所有任务共享,且这些任务相关。 $\{\varphi_i\}_{i=1,2,3}$ 为稀疏采样矩阵,大小为 $M_i \times N$,下标 i 取1代表 R 分量的高频系数,取2代表 G 分量的高频系数,取3代表 B 分量的高频系数。 $\{v_j\}$, $v_j \in \mathbf{R}^{M_i}$ 为与第 j 个任务相关的 CS 测量值, $\epsilon_j \in \mathbf{R}^{M_i}$ 为误差,服从均值为0、方差为 $1/\alpha_0$ 的高斯随机分布,下标 j 取1、2、3分别代表 R 、 G 、 B 三通道的小波系数。这三个压缩采样的过程相互独立,满足

$$v_j = \varphi_j \theta_j + \epsilon_j, j = 1, 2, 3, \quad (1)$$

则基于采样值向量 v_j ,关于参数 θ_i 和 α_0 的最大似然函数可表述为

$$p(v_j | \theta_i, \alpha_0) = (2\pi/\alpha_0)^{-\frac{M_i}{2}} \exp\left(-\frac{\alpha_0}{2} \|v_j - \varphi_i \theta_i\|^2\right), \quad (2)$$

设 $\theta_{i,j}$ 代表第 i 个任务中的第 j 个小波系数,得到

$$p(\boldsymbol{\theta}_i | \alpha) = \prod_{j=1}^{M_i} N(\theta_{ij} | 0, \alpha_j^{-1}) = \prod_{j=1}^{M_i} \frac{\alpha_j}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}\alpha_j \theta_{ij}^2\right), \quad (3)$$

式中 $N(\cdot | 0, \alpha_j^{-1})$ 是零均值、方差为 $1/\alpha_j$ 的高斯密度函数。需要注意的是,超参数 $\alpha = \{\alpha_j\}_{j=1, M_i}$ 由三个任务共享,因此所有采样值向量 $\{\mathbf{v}_j\}_{j=1, 2, 3}$ 都用来获取超参数,并在超参数 α 的控制下为自适应地从不同采样值中借取强度提供机会。

由于超参数 α 和 α_0 都服从 Gamma 分布,为了提高 $\boldsymbol{\theta}_i$ 的稀疏度,对超参数 α 和 α_0 进行 Gamma 超先验,其条件概率密度函数分别表示为

$$p(\alpha | a, b) = \prod_{j=1}^{M_i} \text{Gamma}(\alpha_j | a, b), \quad (4)$$

$$p(\alpha_0 | c, d) = \text{Gamma}(\alpha_0 | c, d) = \frac{d^c}{\Gamma(c)} \alpha_0^{(c-1)} \exp(-d\alpha_0). \quad (5)$$

选择合适的参数 a 和 b 将改善向量 $\boldsymbol{\theta}_i$ 中系数的稀疏表示,这个概念就扩展到了多任务贝叶斯模型的设置中。实验过程中, $a = b = \epsilon$, 当 ϵ 是大于 0 的小常量时,贝叶斯模型具有很好的性能。Gamma 分布在零值处有一个大的波峰,波峰对应不会向外界借取信息的基函数,因此它的表征特质特异于具体信号。在另一个极端, α_j 位于右尾部的基函数系数在所有任务中都快速收敛至零,这有利于在采集过程中对所有信号都不重要的基函数进行稀疏。对于小常量 ϵ ,将会产生很多这样不重要的基函数。为了避免 a 和 b 的主观选择并简化计算,默认设置 $a = b = 0$ 。在噪声精度参数 α_0 的超先验中,也默认设置参数 $c = d = 0$ 。

3.3 图像重构算法

重构算法分解为两个步骤:

1) 所有三个通道小波系数的采样值向量 $\{\mathbf{v}_i\}_{i=1, 2, 3}$ 通过最大似然估计参与超参数的点估计运算,即

$$\arg \max_{\{\alpha, \alpha_0\}} \sum_{i=1, 2, 3} \lg \int p(\mathbf{v}_i | \boldsymbol{\theta}_i, \alpha_0) p(\boldsymbol{\theta}_i | \alpha) d\boldsymbol{\theta}_i, \quad (6)$$

得到 α 和 α_0 的点估计后,可以通过下式得到系数 $\boldsymbol{\theta}_i$ 的先验分布,即

$$p(\boldsymbol{\theta}_i | \alpha) = \prod_{j=1}^N N(\theta_{ij} | 0, \alpha_j^{-1}). \quad (7)$$

2) 根据系数 $\boldsymbol{\theta}_i$ 的先验计算出 $\boldsymbol{\theta}_i$ 的后验,之后所有三个通道小波系数的采样数据 $\{\mathbf{v}_i\}_{i=1, 2, 3}$ 被用来构成 $\boldsymbol{\theta}_i$ 的经验贝叶斯先验。这个先验被单独运

用到每一个采样值 \mathbf{v}_i 来更新相关的 $\boldsymbol{\theta}_i$ 的逼近值。

重构算法在上述两个步骤间来回迭代,过程中通过增加、删除和重新估计基函数对公式进行更新,直到迭代停止。这就意味着,重构每一个通道的小波系数时,都借用了另外两个通道小波系数的采样信息来帮助本身的重构^[16]。

4 仿真与实验

4.1 仿真与评价

首先对彩色图像的 R、G、B 三通道进行两层小波分解,设置阈值。然后利用扩展小波树,确定重要系数的位置并进行采样。以分辨率为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$ 的彩色 baboon 图像为例,采用 EWT-ACS 方法对三通道进行压缩采样,首先确定分解层数为两层,分别采样得到分辨率为 $32 \text{ pixel} \times 32 \text{ pixel}$ 的低频小波系数,对 R、G、B 三通道均设置阈值 $T_{\text{hr}} = 120$ 。

将利用 EWT-ACS 算法得到的小波系数矩阵直接进行小波逆变换,得到的彩色图像如图 5 所示。其中, R、G、B 分量图像的采样率分别为 0.5037、0.4980、0.5833。

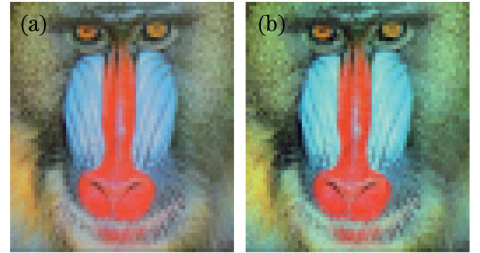


图 5 小波逆变换结果。(a)原始 baboon 图像;
(b)重构后的 baboon 图像

Fig. 5 Result after wavelet inverse transform. (a) Original baboon image; (b) reconstructed baboon image

通过计算彩色图像的峰值信噪比(PSNR)来对获得的重构图像进行评价。彩色图像的 PSNR^[14] 值计算公式为

$$P_{\text{SNR}} = 10 \lg \frac{255^2}{UV \left\{ \sum_{i=1}^3 \sum_{s=1}^U \sum_{t=1}^V [Q_i(s, t) - \hat{Q}_i(s, t)]^2 \right\} / 3}, \quad (8)$$

式中 $Q_i(s, t)$ 和 $\hat{Q}_i(s, t)$ 分别表示位置为 (s, t) 的原图像和重构图像的像素值, U 和 V 表示图像的总的行数和列数, $i = 1, 2, 3$ 分别表示 R、G、B 三通道。得到的图像与原始图像对比,其 PSNR 值为 29.5004。

利用多任务贝叶斯模型对 R、G、B 三通道的小波系数进行处理,选择的是分别将 R、G、B 三通道中第一层小波系数完全保留,将第二层高分辨率小波系数单独作为一个任务并进行贝叶斯 CS 多任务处理后,再对三个通道的小波系数分别进行反小波变换,最后将重构后的 R、G、B 分量进行合并,得到重构的彩色图像。

为了进一步验证成像效果,分别选用了基于 CS 的彩色压缩成像方法、独立贝叶斯模型和多任务贝叶斯模型进行仿真对比,三种方法得到的重构图像对比图如图 6 所示,细节放大图像如图 7 所示。其中,对于基于 CS 的彩色压缩成像方法,综合考虑计

算开销等问题,选择最小化全变分改进算法 (TVAL3) 作为 CS 重建算法,并使用哈达玛矩阵作为测量矩阵。该方法首先对 R、G、B 三通道分别进行随机测量,然后将重建结果合成彩色图像。

由图 6 可知,通过直接采样小波系数,再由小波逆变换获得的图像整体色彩存在一定的失真,这是由于在 EWT-ACS 算法中,只采样绝对值大于预设阈值的重要小波系数来实现压缩成像,这对灰度成像有较好的效果,但对彩色成像效果不佳,因为 R、G、B 三通道重要小波系数分布存在差异,某些重要小波系数被采样,而与其同尺度同位置的不同通道的小波系数被丢弃,从而造成颜色失真。

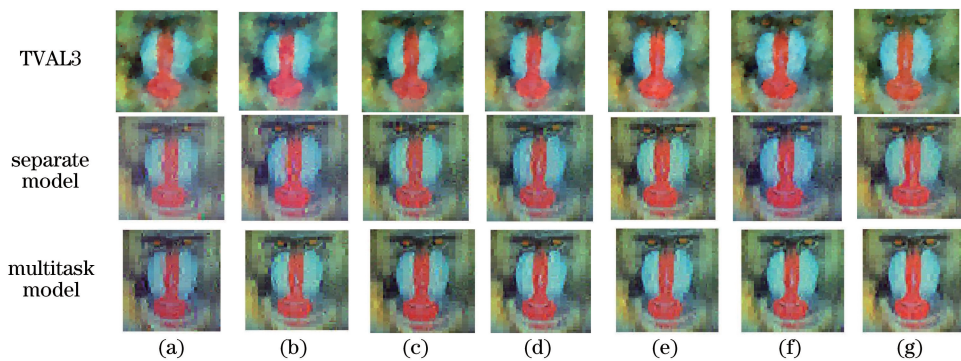


图 6 不同采样次数下三种模型的重构结果。(a) 400;(b) 500;(c) 600;(d) 700;(e) 800;(f) 900;(g) 1000

Fig. 6 Reconstructed results of three models at different sampling times. (a) 400; (b) 500; (c) 600; (d) 700; (e) 800; (f) 900; (g) 1000

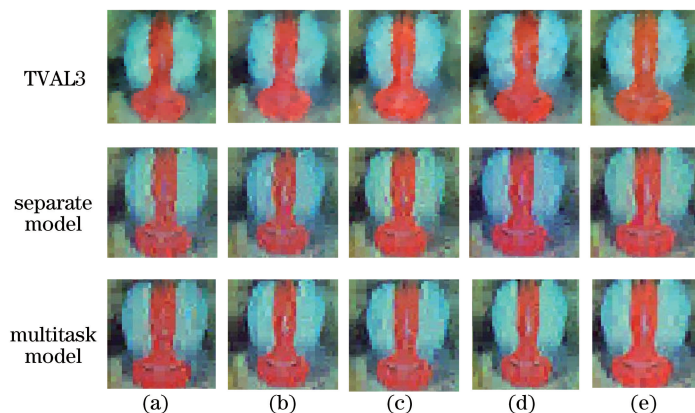


图 7 不同采样次数下三种模型重构结果的细节放大图。(a) 600;(b) 700;(c) 800;(d) 900;(e) 1000

Fig. 7 Zoomed reconstructed results of three models at different sampling times.

(a) 600; (b) 700; (c) 800; (d) 900; (e) 1000

从图 6 和 7 可以看出,相比于 TVAL3 算法和独立模型的重构结果,使用多任务贝叶斯模型对三通道的高分辨率层小波系数进行更新,得到的重构图像随着采样次数的增加,细节更加明显,更重要的是重建图像色调均衡、不失真,避免了颜色畸变,说明了基于多任务贝叶斯模型的方法在低采样率条件下,同样可

以获得基于独立模型的方法在高采样率条件下的图像质量。三种方法的 PSNR 值如表 1 所示。

由表 1 可知,多任务贝叶斯模型和独立贝叶斯模型的 PSNR 值明显优于 TVAL3 算法的 PSNR 值。其中,多任务贝叶斯模型的成像质量比独立模型更加稳定,且在采样 600 次以后优于独立模型。

表 1 不同模型的 PSNR 值

Table 1 PSNR values of different models

Method	Sampling times						
	400	500	600	700	800	900	1000
TVAL3	13.97	14.37	15.11	14.48	16.19	16.86	16.01
Separate model	26.50	27.08	28.63	27.12	26.10	26.62	27.10
Multitask model	26.62	26.64	26.92	27.38	27.92	27.30	28.11

此外,低分辨率层的小波系数值相对比较大,因此在同一阈值下,由于采集了某一通道的小波系数,而另一通道同一位置处的小波系数未被采集,造成比较小的失真。如果对所有分辨率层的小波系数都进行更新,不仅增加了程序的复杂度、运算量、运行时间,而且得到的重构图像的效果也不尽理想。因此,使用本文方法,在获得高质量重构图像的同时大大降低了重构所需的计算开销。

4.2 实验与分析

通过实验来验证利用扩展小波树进行彩色图像

压缩成像的可行性。将爱色丽标准比色卡作为目标图像,如图 8 所示。



图 8 爱色丽标准比色卡

Fig. 8 X-Rite standard color chart

首先,确定最终成像分辨率为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$,分解层数为 2。由 PC 端的 Labview 软件生成 Haar 小波基投影图像,采用数字光处理器(DLP)内置的数字微镜阵列(DMD)对目标彩色图像进行投影。目标图像的反射光强信号由没有空间分辨率的桶探测器接收。使用的 DLP 具有内置的红绿蓝光源,将其作为不同的结构光,可以分别得到 R、G、B 三通道下的采样数据,实验装置如图 9 所示。

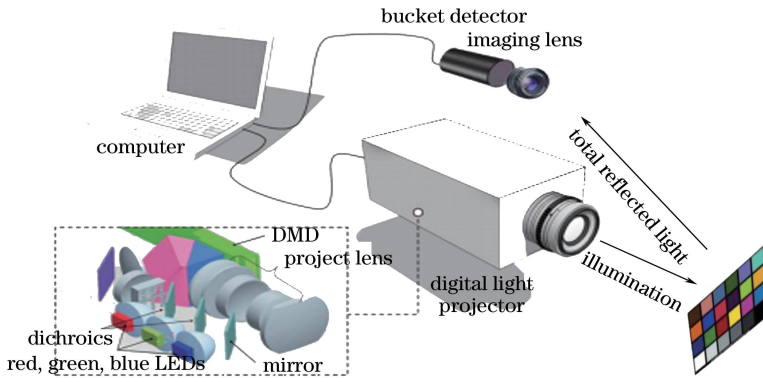


图 9 彩色自适应压缩成像方法的实验装置图

Fig. 9 Experimental setup of colored adaptive compressed imaging method

采用 EWT-ACS 方法分别得到 R、G、B 分量图像的重要小波系数矩阵,然后将三通道中第二层的重要系数作为多任务贝叶斯模型中的三个任务进行处理。将处理后得到的数据分别重构得到 R、G、B 分量图像,最后将其融合得到彩色图像。

图 10(a)是对经过 EWT-ACS 方法后得到的小波系数矩阵直接进行 R、G、B 融合得到的彩色图像,是未采样直接融合得到的图像,图 10(b)~(e)是采样次数分别为 400、600、800 和 1000 时融合得到的图像。如图 10(b)所示,当采样次数为 400 时,就可以区分大部分不同的颜色,但色卡的色块上仍有比较明显的块状失真;如图 10(c)所示,当采样次数达到 600 时,色调和图 9 基本一致。因此,在图像重构时选择稀疏采样次数为 600 即可满足要求。

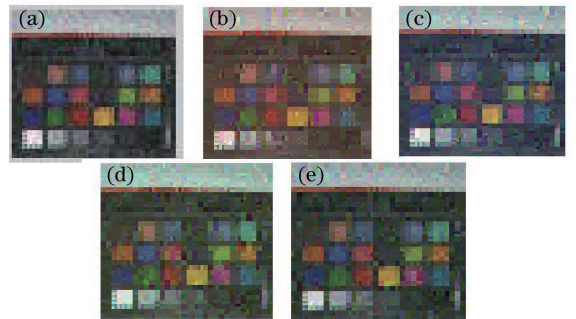


图 10 不同采样次数下多任务贝叶斯模型对色卡的重构图像。(a)未采样;(b) 400;(c) 600;(d) 800;(e) 1000

Fig. 10 Reconstructed images of color chart at different sampling times using multi-mask Bayesian Model. (a) Un-sampled; (b) 400; (c) 600; (d) 800; (e) 1000

从彩色分析的角度出发,通过计算总色差来对重构图像的色彩偏差进行评价,采用最新的 CIE DE2000 色差公式^[17],即

$$\Delta E_{00} = 0.5 \left[\left(\frac{\Delta L'}{k_L S_L} \right)^2 + \left(\frac{\Delta C'}{k_C S_C} \right)^2 + \left(\frac{\Delta H'}{k_H S_H} \right)^2 + R_T \left(\frac{\Delta C'}{k_C S_C} \right) \left(\frac{\Delta H'}{k_H S_H} \right) \right], \quad (9)$$

式中: ΔE_{00} 是用 CIE DE2000 计算的总色差; $\Delta L'$ 、 $\Delta C'$ 、 $\Delta H'$ 分别表示明度差、彩度差和色调差; k_L 、 k_C 、 k_H 是与实验条件有关的校正系数,又称为参数因子; S_L 、 S_C 、 S_H 是用来校正颜色空间均匀性的权重函数; R_T 是旋转函数,用于校正颜色空间蓝色区域容差椭圆主轴方向的偏转的。

对于未采样直接融合的结果图 10(a),色差 ΔE_{00} 的平均值为 15.63,最大值为 26.0。而使用多任务贝叶斯模型和独立贝叶斯模型处理得到图像的色差 ΔE_{00} 的平均值和最大值如表 2 和 3 所示。

由表 2 可知,在采样次数为 600 时,多任务模型的 ΔE_{00} 平均值最小。之后随着采样次数的增加,多任务模型和独立模型的平均值有所改变但都趋向于稳定。

表 2 两种模型的 ΔE_{00} 平均值

Table 2 Mean values of ΔE_{00} in two models

Method	Sampling times					
	400	600	700	800	900	1000
Separate model	20.95	15.79	13.60	14.34	14.46	16.05
Multitask model	15.44	14.49	14.96	15.35	15.43	16.20

表 3 两种模型的 ΔE_{00} 最大值

Table 3 Maximum values of ΔE_{00} in two models

Method	Sampling times					
	400	600	700	800	900	1000
Separate model	37.83	27.65	28.62	21.54	21.52	35.38
Multitask model	22.42	26.15	20.77	23.21	22.13	22.94

由表 3 可知,对于多任务模型和独立模型的最大值,独立模型随着采样次数的增加浮动较大,很不稳定。而多任务模型 ΔE_{00} 的最大值在采样次数变化时浮动范围并不大,比较稳定。因此,多任务模型在彩色成像效果方面可以较好地保持色调。

5 结 论

针对彩色成像过程中存在的重构时间长、重构

图像效果不好的问题,在 EWT-ACS 方法的基础上提出了基于多任务贝叶斯模型的彩色图像自适应压缩成像方法。根据扩展小波树结构中父子系数和兄弟系数的关系,对彩色图像三通道的分量图像分别进行 EWT-ACS 自适应压缩采样,降低采样率,减少采样时间。同时利用彩色图像三通道间的高频小波稀疏的关联性,采用多任务贝叶斯模型进行融合得到彩色重构图像。仿真和实验结果表明,当采样次数达到 600 次,即采样率为 14.6% 时,基于多任务贝叶斯模型的彩色重构方法得到的 PNSR 值均在 27 dB 以上,色差均值很小。所提出的方法相较于传统的独立模型,在不同采样次数下均可较好地保证重构图像色调的一致性,而且多任务贝叶斯模型重构图像的色差比独立模型更加稳定。

参 考 文 献

- [1] Wang M, Li Z Y, Wang C, *et al.* Key frame extraction algorithm of sign language based on compressed sensing and SURF features[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(5): 051013.
王民, 李泽洋, 王纯, 等. 基于压缩感知与 SURF 特征的手语关键帧提取算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(5): 051013.
- [2] Li Q F, Guo K Y, Tang B, *et al.* Scattering center modelling based on compressed sensing principle from under-sampling scattering field data [C] // *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2016: 2672-2675.
- [3] Liu H L, Wang C J, Chen Y. FBG spectral compression and reconstruction method based on segmented adaptive sampling compressed sensing[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(3): 0306004.
刘焕淋, 王储君, 陈勇. 基于分段自适应采样压缩感知的 FBG 光谱压缩与重构方法[J]. *中国激光*, 2018, 45(3): 0306004.
- [4] Chen Y, Fan X, Cheng Y B, *et al.* Compressive sensing ghost imaging based on neighbor similarity [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(7): 0711001.
陈熠, 樊祥, 程玉宝, 等. 基于邻域相似度的压缩感知鬼成像[J]. *光学学报*, 2018, 38(7): 0711001.
- [5] Yan Y Y. Color adaptive compressed ghost imaging [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2016: 1-5.
闫奕芸. 彩色自适应压缩鬼成像[D]. 南京: 南京理工大学, 2016: 1-5.
- [6] Chen T, Li Z W, Wang J L, *et al.* Imaging system of single pixel camera based on compressed sensing

- [J]. Optics and Precision Engineering, 2012, 20 (11): 2523-2530.
- 陈涛, 李正炜, 王建立, 等. 应用压缩传感理论的单像素相机成像系统[J]. 光学精密工程, 2012, 20 (11): 2523-2530.
- [7] Welsh S S, Edgar M P, Bowman R, *et al.* Fast full-color computational imaging with single-pixel detectors[J]. Optics Express, 2013, 21(20): 23068-23074.
- [8] Averbuch A, Dekel S, Deutsch S. Adaptive compressed image sensing using dictionaries [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2012, 5(1): 57-89.
- [9] Dai H D, Gu G H, He W J, *et al.* Adaptive compressed sampling based on extended wavelet trees [J]. Applied Optics, 2014, 53(29): 6619-6628.
- [10] Huo Y R, He H J, Chen F. Compressive adaptive ghost imaging via sharing mechanism and fellow relationship [J]. Applied Optics, 2016, 55 (12): 3356-3367.
- [11] Huo Y R, He H J, Chen F, *et al.* Adaptive single-pixel imaging based on guided coefficients [J]. Journal of the Optical Society of America A, 2017, 34(1): 39-51.
- [12] Liu X J. Experimental study on color adaptive compressed sampling method[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2016: 16-22.
- 刘星炯. 彩色自适应压缩采样方法的实验研究[D]. 南京:南京理工大学, 2016: 16-22.
- [13] Yan Y Y, Dai H D, Liu X J, *et al.* Colored adaptive compressed imaging with a single photodiode [J]. Applied Optics, 2016, 55(14): 3711-3718.
- [14] Lian Q S, Xia C C. Compressed sensing of color images based on local Gaussian model in the dual-tree complex wavelet [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2011, 48(10): 101001.
- 练秋生, 夏长城. 基于双树复数小波局部高斯模型的彩色图像压缩感知[J]. 激光与光电子学进展, 2011, 48(10): 101001.
- [15] Majumdar A, Ward R K. Non-convex group sparsity: application to color imaging [C] // IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2010: 469-472.
- [16] Wang P. The research on compressive sensing of color image [D]. Changsha: Hunan University, 2014: 29-38.
- 王鹏. 彩色图像压缩感知方法研究[D]. 长沙:湖南大学, 2014: 29-38.
- [17] Zheng Y L, Liu S W. The newest color difference formula: CIEDE2000 [J]. Printing Quality & Standardization, 2004, 7: 34-37.
- 郑元林, 刘士伟. 最新色差公式:CIEDE2000[J]. 印刷质量与标准化, 2004, 7: 34-37.