

DOI:10.11918/201909075

结合二进制烟花算法的单位图块截断编码

张力戈^{1,2}, 秦小林^{1,2}, 杨 涌^{1,2}, 黄 东^{3,4}

(1. 中国科学院 成都计算机应用研究所, 成都 610041; 2. 中国科学院大学, 北京 100049;
3. 重庆机电职业技术大学, 重庆 400036; 4. 贵州大学, 贵阳 550025)

摘 要: 图像压缩应用领域中, 在保证压缩比不变的前提下, 为生成有效的公共位图, 并降低单位图块截断编码压缩彩色图像时的失真风险, 本文提出了一种结合二进制烟花算法的单位图块截断编码方法. 该方法首先将彩色图像分成不重叠的子图像块, 使用权重平面法生成每个子图像块的初始位图; 然后, 通过局部优化和全局优化两种不同的策略确定每个子图像块初始位图需要优化的位置, 将这些位置的值作为烟花算法初始值; 在此基础上将烟花算法改为二进制形式并进行优化, 生成每个子图像块的公共位图与 6 个量化值; 最后, 根据公共位图与 6 个量化值恢复每个子图像块, 根据恢复的子图像块重构压缩图像. 通过在测试图像上进行实验验证, 并与 3 种参考方法从压缩图片的细节视觉效果、压缩图片与原图间的均方误差、结构相似性指数 3 个角度进行对比, 结果表明, 本文所提方法生成的公共位图有效, 且全局优化策略压缩图像效果优于局部优化策略, 其中全局优化策略生成的压缩图像与原图间的均方误差均值在分块大小为 4×4 和 8×8 时分别为 56.939 7 与 106.317 4, 低于 3 种对比方法, 结构相似性指数均值分别为 0.968 2 与 0.943 1, 高于 3 种对比方法, 通过分析对比表明, 所提方法生成的压缩图像与原图间的相似度更高, 在保持压缩比的同时有效提升了压缩图像的精度.

关键词: 图像压缩; 块截断编码; 公共位图; 二进制烟花算法; 优化算法

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0367-6234(2020)05-0082-10

Single bitmap block truncation coding using binary fireworks algorithm

ZHANG Lige^{1,2}, QIN Xiaolin^{1,2}, YANG Yong^{1,2}, HUANG Dong^{3,4}

(1. Chengdu Institute of Computer Application, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610041, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. Chongqing Vocational and
Technical University of Mechatronics, Chongqing 400036, China; 4. Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: In the application of image compression, to generate effective common bitmap and reduce the distortion risk of color image compressed by single bitmap block truncation coding while remaining compression ratio, a single bitmap block truncation coding method based on binary fireworks algorithm is proposed. First, the color image was divided into non-overlapping blocks, and the initial bitmap of each block was generated by the weight plane method. Then, the positions that need to be optimized in the initial bitmap of each sub-image block were determined by two different strategies, and the values of these positions were used as the initial values of the fireworks algorithm. Next, the fireworks algorithm was changed to binary form and optimized to generate a common bitmap and six quantization values for each block. Finally, each block was restored according to the common bitmap and the quantization values, and the color image was reconstructed by the restored blocks. Through the experiments on the test images, the proposed method was compared with three reference methods from the aspects of the detailed visual effects of the compressed images, the mean square error, and the structural similarity between the compressed images and the original images. Results show that the common bitmap generated by the proposed method was effective, and the global optimization strategy was better than the local optimization strategy. The mean values of the mean square errors between the compressed images generated by the global optimization strategy and the original images were 56.939 7 and 106.317 4 when the block size was 4×4 and 8×8 , which were lower than those of the three reference methods. The mean values of the structural similarity index values between the compressed images generated by the global optimization strategy and the original images were 0.968 2 and 0.943 1 when the block size was 4×4 and 8×8 , which were higher than those of the three reference methods. It indicates that the similarity between the compressed images generated by the proposed method and the original images is higher, and the accuracy of the compressed images is effectively improved while maintaining the compression ratio.

Keywords: image compression; block truncation coding; common bitmap; binary fireworks algorithm; optimization algorithm

收稿日期: 2019-09-09
基金项目: 国家自然科学基金(61402537); 四川省科技计划(2018GZDZX0041, 2019ZDZX0005, 2019ZDZX0006); 重庆市教委科研重点项目(KJZD-K201803701)
作者简介: 张力戈(1995—), 男, 博士研究生;
秦小林(1980—), 男, 研究员, 博士生导师
通信作者: 秦小林, qinxl2001@126.com

日常生活中数字图像的使用量在互联网的飞速发展下保持爆炸式增长, 图像压缩是解决数字图像高效存储以及在有限带宽下高效传输的关键技术之一. 图像压缩去除图像中的冗余信息以较少的比特表示原来的像素矩阵, 分为有损压缩与无损压缩两

类^[1].无损压缩如游程编码^[2]、霍夫曼编码^[3]等压缩率较低但不会造成数据失真,适用于医疗、军事等领域中使用的特定图像,要求高保真度与真实性.有损压缩如矢量量化^[4]、分型图像压缩^[5]、小波变换编码^[6]、块截断编码^[7]等,这些算法压缩率高但会产生失真效果,适用于日常工作、生活等领域中使用的一般图像,可接受一定数据失真.

块截断编码(Block Truncation Coding, BTC)是 Mitchel 等^[7]提出的一种简单高效的有损灰度图像压缩算法,同时也广泛应用在图像检索^[8]、数据隐藏^[9]、图像认证^[10]、数字水印^[11]等领域. BTC 将图像分成不重叠的子块,每个子块压缩为一个位图与两个量化值.为进一步降低 BTC 压缩灰度图像的失真效果,很多基于 BTC 的改进算法被提出,例如 Mitchell 等^[12]提出的绝对矩块截断编码(Absolute Moment Block Truncation Coding, AMBTC)和 L. Hui 等^[13]提出的自适应块截断编码等.对于彩色图像,直接使用传统的 BTC 算法需要对 R, G, B 通道平面进行处理,将每个图像块压缩为 3 个位图与 6 个量化值,压缩率偏低. Wu 等^[14]针对此问题提出了单位图块截断编码(Single Bitmap Block Truncation Coding, SBBTC),将 R, G, B 通道平面的位图压缩成一个公共位图,算法有效的提升了 BTC 的压缩率,但重构图像失真度较高,权重平面(Weighted Plane, W-plane)是其中一个简单有效的方法.基于 Wu 等^[14]的工作, Tai 等^[15]提出基于 Hopfield 神经网络的单位图块截断编码,算法通过 Hopfield 神经网络优化生成公共位图,重构图像的失真度低于 Wu 等^[14]的算法.随后, Tai 等^[16]又提出基于遗传算法的单位图块截断编码(GA-AMBTC),通过遗传算法优化生成公共位图,该算法重构图像的视觉质量优于之前的算法.之后, Chang 等^[17]提出基于渐进搜索的单位图块截断编码(GSBTC), Cui 等^[18]提出了基于猫群算法的单位图块截断编码(CSO-BTC).最近, Li 等^[19]提出基于二进制蚁群算法的单位图块截断编码(BACO-BTC),使用二进制蚁群算法优化生成公共位图. GSBTC 与 BACO-BTC 计算量较低,但生成的公共位图为近似优化值,生成重构图像的质量难以达到最优效果, GA-AMBTC 与 CSO-BTC 通过遗传算法与猫群算法可以得到最优值,但需要的算法迭代轮数较高.

烟花算法是谭营等^[20]在 2010 年提出的群体智能优化算法,算法通过烟花的爆炸机制与变异机制平衡了局部搜索与全局搜索,具有较好的优化性能且应用广泛,如多模态函数优化^[21]、复杂网络社区检测^[22]等.为解决一些特殊离散问题,如多维背包

问题^[23]等,二进制形式烟花算法被提出.本文将烟花算法改进为二进制形式并结合 W-plane 方法,提出了基于二进制烟花算法的单位图块截断编码.与文献[23]中的二进制烟花算法不同,本文保留原始烟花算法对爆炸火花数目与爆炸半径的计算公式,在生成爆炸火花与高斯变异火花时均作了相应改进以提高算法的寻优效果.

1 相关理论

1.1 W-plane 方法

SBBTC 是 BTC 的扩展,主要用于彩色图像的压缩. W-plane 方法是一种传统的 SBBTC 方法,主要步骤如下:

1) 对彩色图像进行分块并计算每个块的像素均值.将图像分切成不重叠的子图像块,每个子图像块大小为 $m \times m \times 3$,由 R, G, B 通道平面构成,每个通道大小为 $m \times m$, m 通常取 4 或 8.用 R_{ij}, G_{ij}, B_{ij} 分别表示子图像块中 R, G, B 通道平面在位置 (i, j) 处像素的灰度值,通过式(1)构造子图像块的权重平面并计算权重平面的像素均值 $\bar{w}$.

$$w_{ij} = \frac{R_{ij} + G_{ij} + B_{ij}}{3},$$

$$\bar{w} = \frac{1}{m^2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m w_{ij}. \quad (1)$$

式中 w_{ij} 为权重平面在位置 (i, j) 处像素的灰度值;

2) 根据式(2),生成每个子图像块的公共位图,计算两个量化向量 H, L .

$$b_{ij} = \begin{cases} 1, & w_{ij} \geq \bar{w}; \\ 0, & w_{ij} < \bar{w}. \end{cases}$$

$$H = \frac{1}{q} \sum_{b_{ij}=1} x_{ij},$$

$$L = \frac{1}{m^2 - q} \sum_{b_{ij}=0} x_{ij}. \quad (2)$$

式中 $x_{ij} = (R_{ij}, G_{ij}, B_{ij})$, q 为公共位图中值为 1 元素的个数;

3) 根据式(3)重构每个子图像块,通过子图像块组合成重构图像.

$$c_{ij} = \begin{cases} H, & b_{ij} = 1; \\ L, & b_{ij} = 0. \end{cases} \quad (3)$$

式中 c_{ij} 为重构子图像块在位置 (i, j) 处像素的灰度值向量.

1.2 烟花算法

烟花算法有效地平衡了全局搜索与局部搜索,算法主要步骤如下:

1) 初始化 N 个烟花并评估每个烟花 r_i 的适应度值,根据式(4)计算每个烟花的爆炸火花数目 S_i

与爆炸半径 A_i .

$$S_i = M \times \frac{y_{\max} - f(r_i) + \varepsilon}{\sum_{j=1}^N (y_{\max} - f(r_j)) + \varepsilon},$$
$$A_i = \hat{A} \times \frac{f(r_i) - y_{\min} + \varepsilon}{\sum_{j=1}^N (f(r_j) - y_{\min}) + \varepsilon}.$$

(4)

式中: $M, \hat{A}$ 均为常数, ε 是一个机器最小量, $y_{\max}, y_{\min}$ 为当前烟花种群的最大适应度值与最小适应度值.

2) 根据 A_i 为每个烟花生成 S_i 个爆炸火花, 同时根据烟花生成一定数量高斯变异火花.

3) 将烟花、爆炸火花与高斯变异火花作为候选集, 从中选择下一代 N 个烟花, 候选集中适应度值最小的烟花被确定性选择为下一代烟花, 其余 $N-1$ 个烟花通过轮盘赌方法从候选集中选出.

4) 重复步骤 1) ~ 4) 直到达到指定迭代轮数或满足预先设定的停止标准.

2 本文算法

本文结合 W-plane 方法, 基于二进制烟花算法提出了两种单位图块截断编码策略. 两种策略的算法过程相互独立, 各自得到的压缩图像精度不同, 整体流程如图 1 所示. 两种策略主要区别在于子图像块预处理部分. 策略一在处理子图像块时采用局部

优化的思想, 通过 BTC 方法确定公共位图中待优化元素. 策略二采用全局优化的思想, 将整个公共位图中的元素作为待优化元素. 两种策略在得到待优化原素后, 通过相同的优化方法与压缩方法对图像进行压缩与重构.

2.1 图像分块

对于给定大小为 $M \times N \times 3$ 的彩色图像, 将图像分成不重叠的子图像块, 每个子图像块的大小为 $m \times m \times 3$, 后续操作将在每个子图像块上进行.

2.2 子图像块预处理

策略一采用局部优化思想对每个子图像块进行预处理. 首先对子图像块 R, G, B 通道平面使用 BTC 方法得到相应的 3 个位图 R_p, G_p, B_p , 根据式 (5) 生成子图像块初始公共位图 B_M 并将其中值为 α 的元素个数记做 n_α , 记录所有值为 α 元素的位置并将这些位置标记为 L , 同时将值为 α 的元素逐行记做长度为 n_α 的向量 $s = (\alpha, \alpha, \dots, \alpha)$. 得到 B_M 后, 需对其其中值为 α 的元素即 s 进行优化以生成最终公共位图, 在进行优化之前先对 s 的值进行初始化.

$$b_{ij}^m = \begin{cases} R_{ij}^p, & R_{ij}^p = G_{ij}^p = B_{ij}^p; \\ \alpha, & \text{else.} \end{cases}$$

(5)

式中: $b_{ij}^m, R_{ij}^p, G_{ij}^p, B_{ij}^p$ 为 B_M, R_p, G_p, B_p 在位置 (i, j) 处的值, α 为自定义常数.

为保证初始化 s 不影响 B_M 中其它元素值, 策略一通过 W-plane 方法得到子图像块的位图 B_w , 如图 2 所示, 使用 B_w 中位置与 L 对应的 n_α 个元素值初始化 s . 策略一使用 W-plane 方法初始化证明如下.

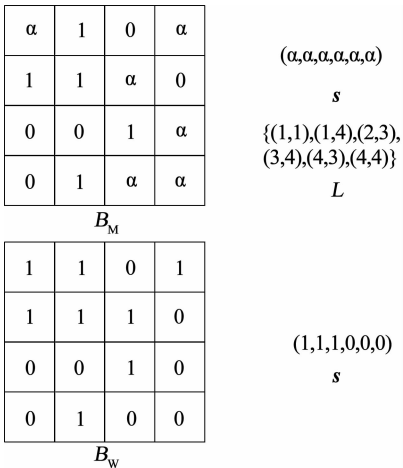


图 2 策略一初始化 s 示意

Fig. 2 Schematic diagram of initializing s for Strategy One

令 $W_{ij}, R_{ij}, B_{ij}, G_{ij}$ 为子图像块权重平面与 R, G, B 通道平面在位置 (i, j) 处像素的灰度值. $\bar{W}, \bar{R}, \bar{B}, \bar{G}$ 为图像块权重平面与 R, G, B 通道平面像素均值, 通过式 (6) 计算. $m \times m$ 为权重平面与通道平面大小.

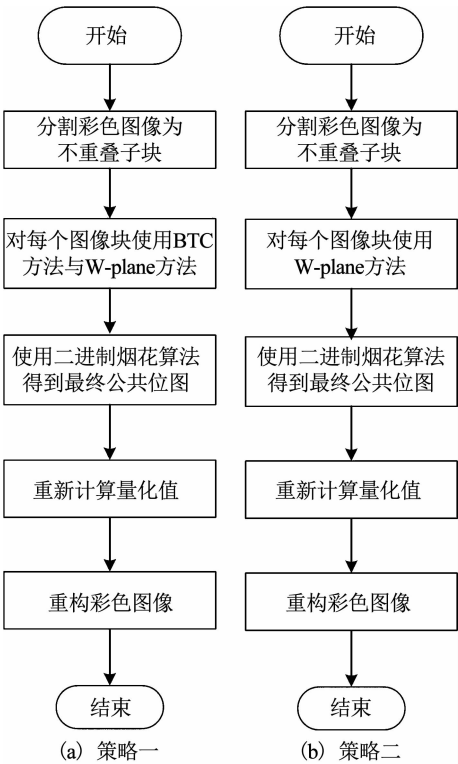


图 1 两种策略流程图

Fig. 1 Flow charts of the two strategies

$$\bar{R} = \frac{1}{m^2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m R_{ij},$$

$$\bar{G} = \frac{1}{m^2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m G_{ij},$$

$$\bar{B} = \frac{1}{m^2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m B_{ij},$$

$$\bar{W} = \frac{1}{m^2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m W_{ij} =$$

$$\frac{1}{3m^2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (R_{ij} + B_{ij} + G_{ij}) = \frac{1}{3}(\bar{R} + \bar{B} + \bar{G}). \quad (6)$$

当 $R_{ij} \geq \bar{R}, G_{ij} \geq \bar{G}, B_{ij} \geq \bar{B}$ 时,可推出 $R_{ij} + B_{ij} + G_{ij} \geq \bar{R} + \bar{G} + \bar{B}$,进而推出 $\frac{R_{ij} + B_{ij} + G_{ij}}{3} \geq \frac{\bar{R} + \bar{G} + \bar{B}}{3}$,由

$$W_{ij} = \frac{R_{ij} + B_{ij} + G_{ij}}{3}, \text{可推出 } W_{ij} \geq \frac{\bar{R} + \bar{G} + \bar{B}}{3}, \text{再由}$$

式(6)可得 $W_{ij} \geq \bar{W}$,即 R, G, B 通道平面的位图与 B_M 在位置 (i, j) 处的值都为 1 时,权重平面位图 B_W 在位置 (i, j) 处的值也为 1. 同理于 $R_{ij} < \bar{R}, G_{ij} < \bar{G}, B_{ij} < \bar{B}$ 的情况,即 R, G, B 通道平面的位图与 B_M 在位置 (i, j) 处的值都为 0 时,权重平面位图 B_W 在位置 (i, j) 处的值也为 0. 因此,策略一使用 W-plane 方法初始化 s 不影响 B_M 中其它元素值.

策略二采用全局优化思想对每个子图像块进行预处理. 对子图像块使用 W-plane 方法得到权重平面的位图 B_W ,并将其作为初始公共位图 B_M . 如图 3 所示,将 B_M 元素逐行转换为向量 s ,向量长度为 m^2 .

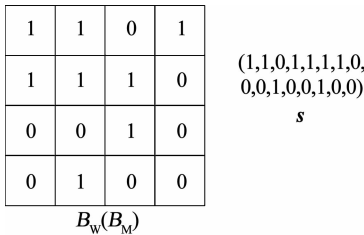


图 3 策略二初始化 s 示意

Fig. 3 Schematic diagram of initializing s for Strategy Two

2.3 二进制烟花算法优化

在子图像块预处理阶段得到向量 s 后,采用二进制烟花算法对 s 进行优化并得到其对应的位图与量化值. 算法基于均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 设计评价函数来计算每个烟花的适应度值,如式(7)所示.

$$f(X_i) = \sum_{T_{ij}=1} ((R_{ij} - c_{RH})^2 + (G_{ij} - c_{GH})^2 + (B_{ij} - c_{BH})^2) + \sum_{T_{ij}=0} ((R_{ij} - c_{RL})^2 + (G_{ij} - c_{GL})^2 + (B_{ij} - c_{BL})^2). \quad (7)$$

式中: X_i 为烟花个体, T_{ij} 为 X_i 对应的位图 T_F 在位置 (i, j) 处的值, $c_{RH}, c_{RL}, c_{GH}, c_{GL}, c_{BH}, c_{BL}$ 为 X_i 对应的 6 个量化值.

2.3.1 烟花种群初始化

二进制烟花算法首先需要对烟花种群初始化. 根据式(8)初始化 N 个烟花,烟花为二进制向量,维度为 l . 在策略一中, l 的取值为 n_α ,在策略二中, l 的取值为 m^2 .

$$X_i = \begin{cases} s, & i = 1; \\ d(1, l), & 2 \leq i \leq N. \end{cases} \quad (8)$$

式中 $d()$ 随机生成维度为 l 的二进制向量, X_i 为烟花个体.

2.3.2 参数计算

烟花种群初始化之后,计算每个烟花的适应度值与其生成的爆炸火花的数目、爆炸半径.

策略一将每个烟花的元素根据 L 记录的位置替换 B_M 中值为 α 的元素,形成完整位图 T_F ,见图 4(a). 策略二将每个烟花按行生成完整位图 T_F ,见图 4(b).

α	1	0	α
1	1	α	0
0	0	1	α
0	1	α	α

B_M

(0,1,0,0,1,1)
 X_i

{(1,1),(1,4),(2,3),
(3,4),(4,3),(4,4)}
 L

0	1	0	1
1	1	0	0
0	0	1	0
0	1	1	1

T_F

(a) 策略一

(1,0,1,1,0,1,1,0
0,1,0,0,1,1,0,0),
 X_i

1	0	1	1
0	1	1	0
0	1	0	0
1	1	0	0

T_F

(b) 策略二

图 4 完整位图生成过程

Fig. 4 Generation of the complete bitmap

得到 T_F 后,通过式(9)计算每个烟花对应的 6 个量化值 $c_{RH}, c_{RL}, c_{GH}, c_{GL}, c_{BH}, c_{BL}$ 并根据式(7)计算每个烟花的适应度值.

$$c_{RH} = \left[\frac{1}{q} \sum_{T_{ij}=1} R_{ij} \right], \quad c_{RL} = \left[\frac{1}{m^2 - q} \sum_{T_{ij}=0} R_{ij} \right],$$

$$c_{GH} = \left[\frac{1}{q} \sum_{i,j=1}^N G_{ij} \right], c_{GL} = \left[\frac{1}{m^2 - q} \sum_{i,j=0}^{T_{ij}=0} G_{ij} \right],$$

$$c_{BH} = \left[\frac{1}{q} \sum_{i,j=1}^N B_{ij} \right], c_{BL} = \left[\frac{1}{m^2 - q} \sum_{i,j=0}^{T_{ij}=0} B_{ij} \right]. \quad (9)$$

式中 q 为 T_F 中值为 1 元素的个数, $[\cdot]$ 表示四舍五入取整.

得到每个烟花的适应度值后,通过式(10)计算每个烟花生成的爆炸火花数目 A_i 、爆炸半径 S_i .

$$A_i = \left\lceil M \times \frac{y_{\max} - f(X_i) + \varepsilon}{\sum_{j=1}^N (y_{\max} - f(X_j)) + \varepsilon} \right\rceil,$$

$$S_i = \left\lceil l \times \frac{f(X_i) - y_{\min} + \varepsilon}{\sum_{j=1}^N (f(X_j) - y_{\min}) + \varepsilon} \right\rceil + 1. \quad (10)$$

式中: M 为固定常数 50, ε 是一个机器最小量,取值为 2.2204×10^{-16} , $y_{\max}$, $y_{\min}$ 为当前烟花种群的最大适应度值与最小适应度值, l 是 X_i 维度,在策略一中为 n_α ,在策略二中为 m^2 , $[\cdot]$ 表示下界取整.

2.3.3 生成爆炸火花、高斯变异火花

爆炸火花的生成见图 5(a),图中 h 表示爆炸范围记录. 对每个烟花 X_i ,根据其爆炸半径 S_i 随机生成 A_i 个爆炸范围,确定每个爆炸范围在 X_i 中的位置,对在爆炸范围内的元素通过式(11)进行变异得到 A_i 个爆炸火花 $E_1, E_2, \dots, E_{A_i}$.

$$e_i = \begin{cases} |o_i - 1|, & i \in h; \\ o_i, & \text{else.} \end{cases} \quad (11)$$

式中: h 为生成的爆炸范围, o_i, e_i 为 X_i 与 E_i 在位置 i 处的元素值, $|\cdot|$ 表示取绝对值.

高斯变异火花的生成如图 5(b)所示. 通过 N 个烟花 $X_1, X_2, \dots, X_N$ 生成 K 个高斯变异火花 $U_1, U_2, \dots, U_K$,其中 U_1, U_2 由烟花中适应度值最大和最小的两个烟花 $X_{\text{better}}, X_{\text{worst}}$ 根据随机产生的交叉范围记录 v 互换元素后生成, $U_3, \dots, U_K$ 由 N 个烟花中随机选取的 $K-2$ 个烟花通过式(12)逐位变异生成.

$$u_i = |o_i - 1|. \quad (12)$$

式中 u_i 为 U_i 在位置 i 处的元素值.

2.3.4 生成新一代烟花种群

从烟花、爆炸火花和高斯变异火花中选取 N 个烟花作为新一代烟花种群. 选出烟花、爆炸火花、高斯变异火花中适应度值最小的火花作为第 1 个新一代烟花,剩余 $N-1$ 个新一代烟花使用轮盘赌方法从烟花、爆炸火花、高斯变异火花中选择.

2.3.5 输出优化值

算法重复步骤 2)~4),达到指定的迭代轮数 n_{iter} 后,将适应度值最小的烟花 X_{best} 作为 s 的优化值,

并输出与及与其对应的完整位图 T_F 和 6 个量化值 $c_{RH}, c_{RL}, c_{GH}, c_{GL}, c_{BH}, c_{BL}$. 不同的 n_{iter} 会生成不同质量的 X_{best} ,从而生成不同精度的压缩图像. 如图 9 所示,两种策略生成的压缩图像与原图之间的结构相似性指数 (Structural Similarity Index, SSIM) 值初期会随着迭代轮数的增加而提升. 当算法迭代一定轮数后,两种策略生成的压缩图像与原图之间的 SSIM 会逐渐收敛,达到一个稳定值. 从图 9(a) 可看出,当分块大小为 4×4 时,策略一与策略二在迭代 10 轮后均达到收敛状态. 从图 9(b) 可看出,当分块大小为 8×8 时,策略一在迭代 30 轮后达到收敛状态,策略二在迭代 35 轮后达到收敛状态. 由于分块大小为 8×8 时算法对应的搜索空间要大于 4×4 时搜索空间,因此在图 9 中,策略一与策略二在分块大小为 8×8 时,达到收敛状态所需要的迭代轮数要多于分块大小为 4×4 时的迭代轮数. 同时由于策略二为全局搜索方法,策略一为局部搜索方法,因此策略二中的搜索空间要大于策略一中的搜索空间,即策略二达到收敛状态所需的迭代轮数要高于策略一.

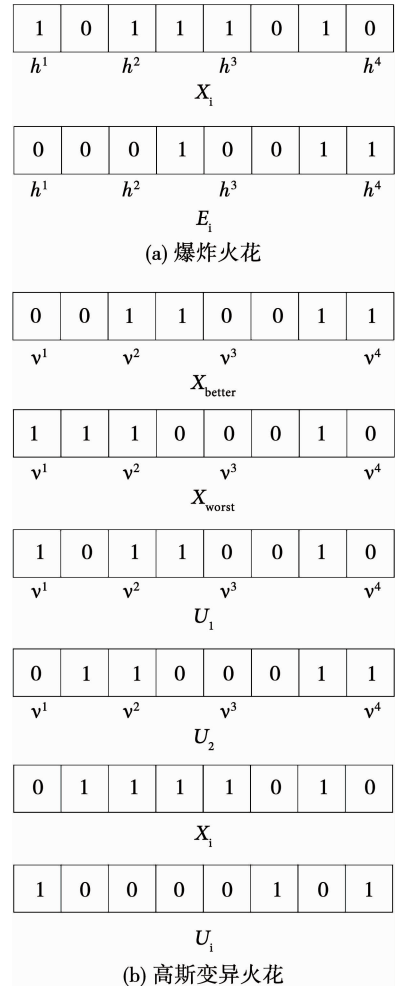


图 5 爆炸火花与高斯变异火花生成过程

Fig. 5 Generation of the sparks

2.4 重构图像

根据完整位图 T_F 和 6 个量化值 $c_{RH}, c_{RL}, c_{GH}, c_{GL}, c_{BH}, c_{BL}$,通过式(13)恢复子图像块.图6为恢复子图像块的例子,其中 $c_{RH}, c_{RL}, c_{GH}, c_{GL}, c_{BH}, c_{BL}$ 分别为 235,226,182,156,255,250.在恢复所有子图像块后,将所有子图像块组合成重构图像.

$$R_{ij}^r = \begin{cases} c_{RH}, & T_{ij} = 1; \\ c_{RL}, & T_{ij} = 0, \end{cases}$$
$$G_{ij}^r = \begin{cases} c_{GH}, & T_{ij} = 1; \\ c_{GL}, & T_{ij} = 0, \end{cases}$$
$$B_{ij}^r = \begin{cases} c_{BH}, & T_{ij} = 1; \\ c_{BL}, & T_{ij} = 0. \end{cases}$$

(13)

式中 $R_{ij}^r, G_{ij}^r, B_{ij}^r$ 为重构子图像块中 R, G, B 通道平面在位置 (i, j) 处像素的灰度值.

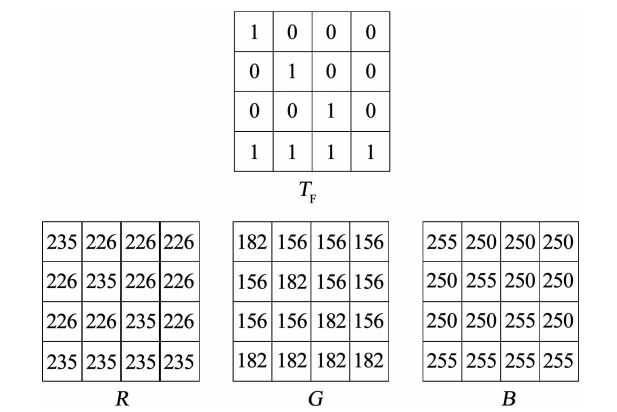


图6 子图像块恢复过程

Fig.6 Recovery process of the blocks

3 实验结果与分析

3.1 实验环境设置

本文所提算法与 W-plane、GA-AMBTC、GSBTC、BACO-BTC 等算法都是对 SBBTC 压缩图像精度的改进,该算法在压缩比方面与 SBBTC 保持一致,因此本文的实验分析主要采用多种算法在压缩图像精度方面进行详尽对比分析.

仿真实验在 MATLAB 2016a 环境下完成,实验平台 CPU 为 Inter Core i5 3.0 GHz,16 GB RAM. 算法实验参数如表 1 所示,使用测试图片如图 7 所示,

均为 512×512 的彩色图像,所有实验结果均取自算法运行 10 次后的均值.

表1 实验参数

Tab.1 Experiment parameters

参数	值	描述
n_{iter}	20	迭代轮数
N	10	烟花数目
K	5	高斯变异火花数目
n_{smax}	30	爆炸火花数目上限
n_{smin}	1	爆炸火花数目下限

3.2 结果分析

本文所提算法是在 W-plane 方法^[14]上的改进,为验证算法有效性,首先将两种策略与 W-plane 方法在图 7 中测试图片上的结果进行比较.表 2、表 3 分别为分块大小 4×4 与 8×8 时两种策略与 W-plane 方法生成压缩图像与原图 MSE,从表中实验结果可以看出两种策略的 MSE 均小于 W-plane 方法,表明所提算法的改进有效.

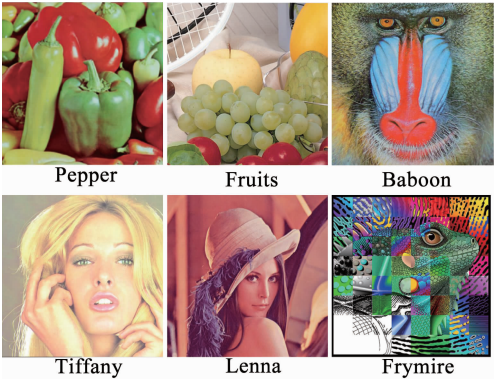


图7 测试图片

Fig.7 Test images

表 2、表 3 中实验结果显示策略二生成压缩图像与原图之间的 MSE 小于策略一,为验证两种策略效果,将两种策略对图 Fruits 同时迭代 35 轮进行对比.图 8(a)为分块大小 4×4 时的 MSE 对比图,可以看出策略二 MSE 整体优于策略一,图 8(b)为分块大小 8×8 时的 MSE 对比图,策略二在最初几轮迭代中 MSE 高于策略一,接近第 5 轮迭代后策略二 MSE 值逐步小于策略一.

表2 两种策略与 W-plane 重构图像 MSE 比较(4×4)

Tab.2 MSE for images reconstructed by W-plane method and two proposed schemes with block size 4×4

算法	Pepper	Fruits	Baboon	Tiffany	Lenna	Frymire	均值
W-plane-BTC ^[14]	11.142 0	19.550 8	95.959 2	19.225 6	19.960 5	254.114 3	69.992 1
策略一	10.567 6	17.938 4	89.898 0	12.516 6	18.696 6	217.221 9	61.139 9
策略二	10.273 1	15.840 4	88.380 1	12.238 6	18.205 3	196.700 7	56.939 7

表 3 两种策略与 W-plane 重构图像 MSE 比较(8×8)

Tab.3 MSE for images reconstructed by W-plane method and two proposed schemes with block size 8×8

算法	Pepper	Fruits	Baboon	Tiffany	Lenna	Frymire	均值
W-plane-BTC ^[14]	32.866 8	35.971 1	145.684 2	31.765 3	38.615 9	468.818 3	125.620 3
策略一	30.004 5	32.518 2	135.612 0	26.403 1	35.957 5	406.266 8	111.127 0
策略二	29.170 3	30.167 0	133.854 3	26.389 7	35.227 9	383.095 2	106.317 4

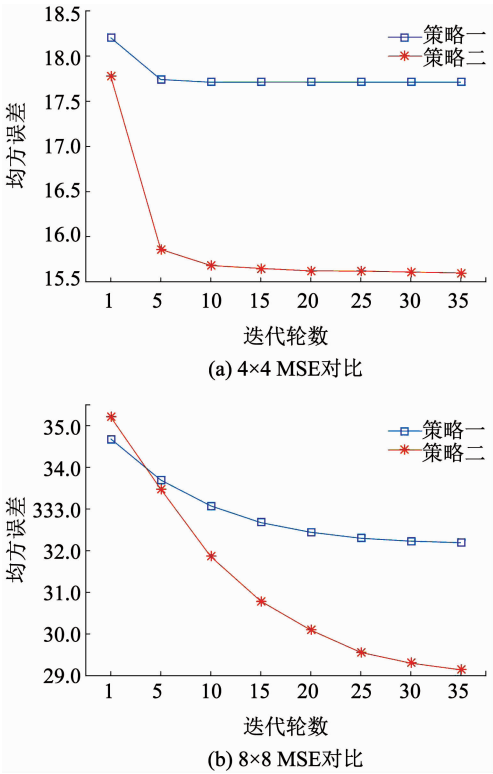


图 8 两种策略 MSE 对比

Fig.8 Comparison of the MSE of the two strategies

结构相似性指数 (Structural Similarity Index, SSIM)用于衡量两张图片的相似度. 图 9 为两种策略生成压缩图与原图之间的 SSIM 对比图,图 9(a)的分块大小为 4×4,其中策略二 SSIM 整体高于策略一,图 9(b)分块大小为 8×8,其中策略二初始优化时 SSIM 略差于策略一,在迭代几轮后 SSIM 高于策略一. 从对比结果可以看出,策略一由于采用局部优化的思想,优化位数少于策略二,因此策略一在迭代一定轮数后陷入局部最优,效果无法进一步提升,最终优化结果与策略二相比较差.

进一步验证文中所提算法有效性,将两种策略与 GA-AMBTC^[16]、GSBTC^[17]、BACO-BTC^[19]这 3 算法在图 7 测试图片上的结果进行对比,其中 GA-AMBTC 染色体数目设为 12,迭代轮数与本文算法相同,均为 20 轮,其余参数与文献[16]中一致.

图 11 至图 14 为文中所提两种策略与 3 种对比算法的压缩图局部区域对比,局部区域为 Frymire 中分别选取图的两块子图,即图 10 中两个白色框选中

的部分,图 11 与图 12 中各类算法的分块大小为 4×4,图 13、14 中各类算法的分块大小为 8×8. 由图 11 可看出 GA-AMBTC、BACO-BTC、策略一、策略二的压缩图视觉效果接近原图,其中策略二的噪点相比其它 3 种方法更少,图 12 中 GA-AMBTC、策略一、策略二的压缩图视觉效果与原图更为接近且 3 者视觉效果大致相同. 由于图 13、14 中实验选择的分块大小为 8×8,因此各种方法得到的压缩图存在较明显的块效应,从图 13 可看出 GA-AMBTC、BACO-BTC、策略一、策略二与原图接近,其中策略二对于原图的细节保留更多,图 14 可见 GA-AMBTC、策略一、策略二的压缩图视觉效果优于其它两种,对原图的还原度更高. 图 11 至图 14 表明相对与其它 3 种方法和策略一,策略二得到的压缩图对原图的细节保留度较好,压缩图与原图间的相似度更高,即本文算法有效,得到的位图与量化值更优.

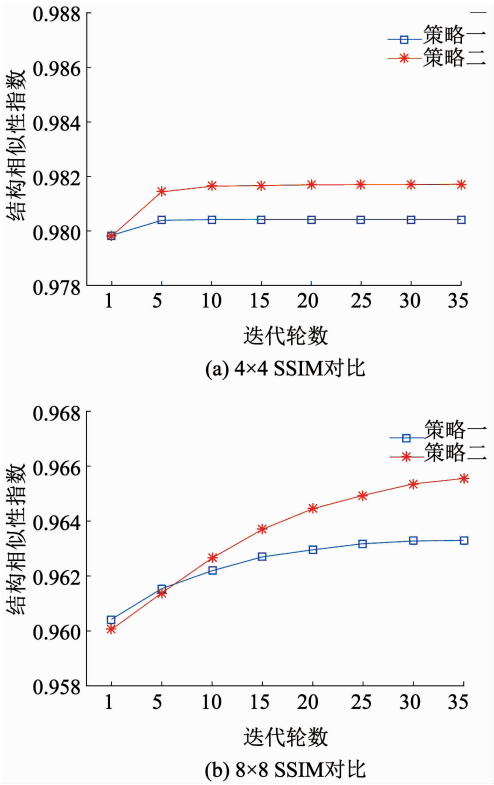


图 9 两种策略 SSIM 对比

Fig.9 Comparison of the SSIM of the two strategies



图 10 视觉效果测试

Fig. 10 Test image for visual comparison

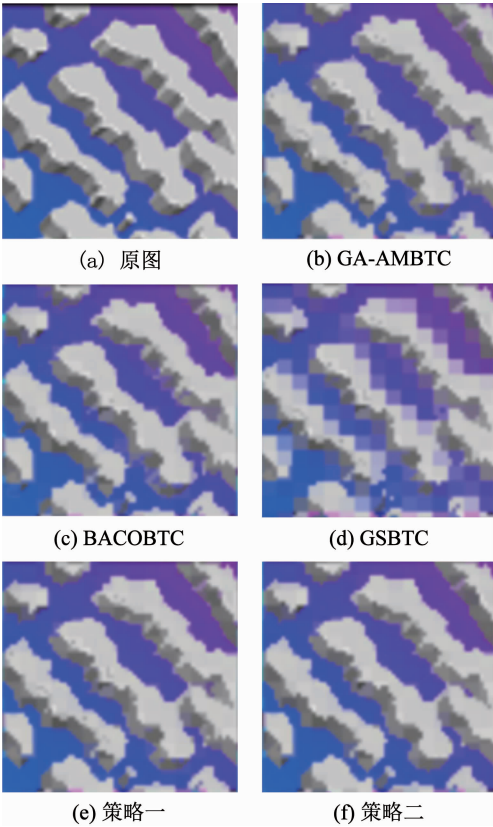


图 11 细节对比图一(4×4)

Fig. 11 Detail comparison diagram with block size 4×4 on area one

表 4 ~ 表 7 为图 7 中所示测试图与通过文中所提两种策略和 3 种对比算法进行压缩后的压缩图之间的 MSE 与 SSIM 值,各类算法的分块大小在表 4、表 6 中为 4×4,在表 5、表 7 中为 8×8.

表 4 中,策略一在测试图 Pepper 和 Fruits 上的 MSE 比 BACO-BTC 略高,平均 MSE 比 3 种对比算法略低,策略二 MSE 在整体上都低于其它算法. 表 5 中策略一在测试图 Pepper、Fruits、Tiffany、Lenna 上的 MSE 高于 BACO-BTC,在测试图 Tiffany 上的 MSE 高于 GA-AMBTC,平均 MSE 略低于 3 种对比算法,策略二 MSE 在整体上都低于其它算法. 表 4 与表 5 结果表明本文所提策略二在相同迭代轮数下优于

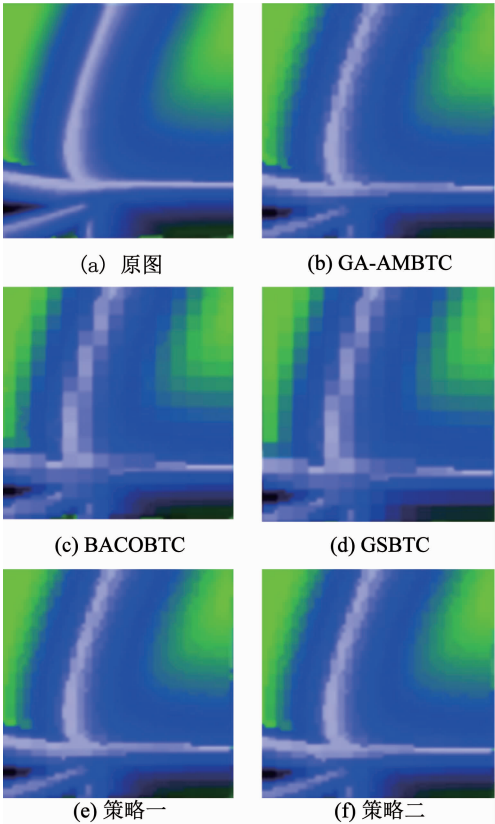


图 12 细节对比图二(4×4)

Fig. 12 Detail comparison diagram with block size 4×4 on area two

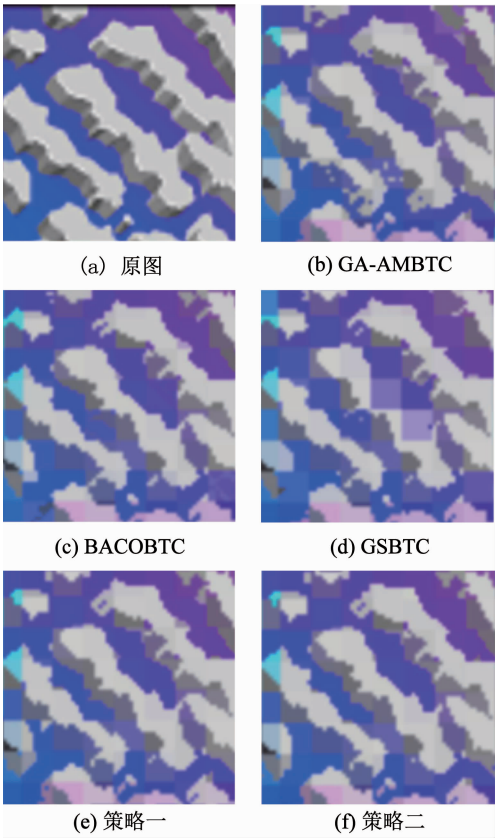


图 13 细节对比图一(8×8)

Fig. 13 Detail comparison diagram with block size 8×8 on area one

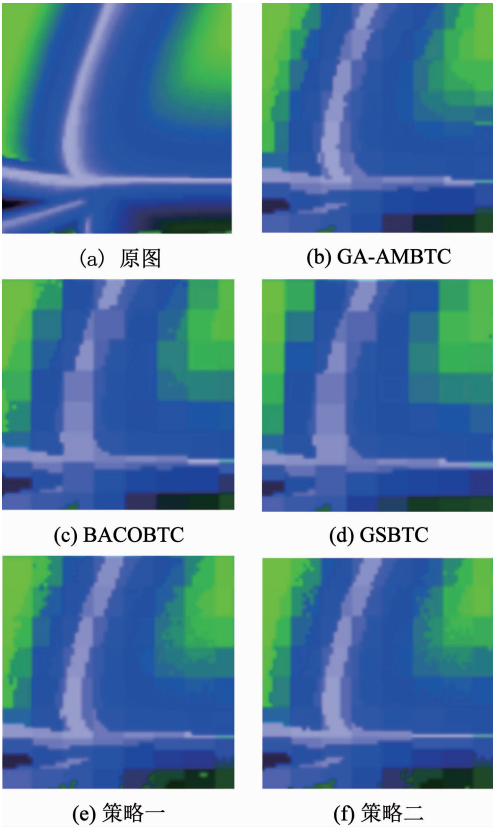


图 14 细节对比图二(8×8)

Fig. 14 Detail comparison diagram with block size 8×8 on area two
GA-AMBTC,同时优于策略一与其它两种对比算法。
表 6 中策略一与策略二的 SSIM 值整体上都优

于其它算法,表 7 中策略一在测试图 Fruits、Tiffany、Lenna 上 SSIM 低于 BACO-BTC,在测试图 Tiffany 上 SSIM 低于 GA-AMBTC,策略二在测试图 Tiffany 上 SSIM 低于 GA-AMBTC,两种策略在测试图上的平均 SSIM 均高于 3 种对比算法。表 6、7 结果表明本文所提算法重构图像与原图的相似度高于其它算法,即本文所提算法有效且重构图像效果要好于 3 种对比算法。

4 结 论

本文针对彩色图像压缩需求,提出了一种基于二进制烟花算法的单位图块截断编码方法。该方法结合块截断编码特点将烟花算法改为二进制形式,以 W-plane 方法公共位图中的部分位与全部位作为初始化,采用局部优化与全局优化的思想进行两种不同的优化得到彩色图像的公共位图,在保证压缩比不变下提升重构图像与原图之间的相似度。实验结果表明,该方法可以有效地降低重构图像的失真度,提高重构图像的视觉质量。所提方法属于有损压缩,对不同大小和类型的彩色图像均可通过调整图像分块标准与子图像块大小来实现有效压缩。未来可在方法的子图像块预处理方面将两种策略进行融合,同时在优化算法方面进行简化改进,以提升算法整体效率。

表 4 5 种方法重构图像 MSE 比较(4×4)

Tab. 4 MSE for images reconstructed by the five schemes with block size 4×4

算法	Pepper	Fruits	Baboon	Tiffany	Lenna	Frymire	均值	码率
GA-AMBTC [16]	10.577 0	18.150 0	94.603 1	12.914 1	19.008 1	223.907 1	63.193 2	4 bpp
GSBTC [17]	13.282 0	19.140 9	98.500 5	24.190 7	20.187 1	336.033 1	85.222 4	4 bpp
BACO-BTC [19]	10.525 3	16.990 1	90.796 3	14.905 5	18.782 6	226.087 7	63.014 6	4 bpp
策略一	10.567 6	17.938 4	89.898 0	12.516 6	18.696 6	217.221 9	61.139 9	4 bpp
策略二	10.273 1	15.840 4	88.380 1	12.238 6	18.205 3	196.700 7	56.939 7	4 bpp

表 5 5 种方法重构图像 MSE 比较(8×8)

Tab. 5 MSE for images reconstructed by the five schemes with block size 8×8

算法	Pepper	Fruits	Baboon	Tiffany	Lenna	Frymire	均值	码率
GA-AMBTC [16]	30.960 9	33.332 0	146.936 7	24.110 8	37.378 7	400.937 8	112.276 1	1.75 bpp
GSBTC [17]	35.410 7	35.389 2	146.295 0	35.083 6	36.583 7	551.369 5	140.022 0	1.75 bpp
BACO-BTC [19]	29.924 3	31.239 9	136.167 2	26.052 2	35.492 7	414.156 7	112.172 2	1.75 bpp
策略一	30.004 5	32.518 2	135.612 0	26.403 1	35.957 5	406.266 8	111.127 0	1.75 bpp
策略二	29.170 3	30.167 0	133.854 3	26.389 7	35.227 9	383.095 2	106.317 4	1.75 bpp

表 6 5 种方法重构图像 SSIM 比较(4×4)

Tab.6 SSIM for images reconstructed by the five schemes with block size 4×4

算法	Pepper	Fruits	Baboon	Tiffany	Lenna	Frymire	均值	码率
GA-AMBTC ^[16]	0.992 5	0.979 8	0.901 5	0.986 3	0.986 7	0.944 5	0.965 2	4 bpp
GSBTC ^[17]	0.991 1	0.979 0	0.902 9	0.975 8	0.985 5	0.921 8	0.959 4	4 bpp
BACO-BTC ^[19]	0.992 5	0.980 4	0.905 9	0.983 8	0.986 7	0.944 9	0.965 7	4 bpp
策略一	0.992 6	0.980 4	0.907 9	0.987 0	0.987 1	0.946 2	0.966 9	4 bpp
策略二	0.992 8	0.981 7	0.909 2	0.987 3	0.987 4	0.950 7	0.968 2	4 bpp

表 7 5 种方法重构图像 SSIM 比较(8×8)

Tab.7 SSIM for images reconstructed by the five schemes with block size 8×8

算法	Pepper	Fruits	Baboon	Tiffany	Lenna	Frymire	均值	码率
GA-AMBTC ^[16]	0.987 5	0.961 9	0.852 3	0.976 2	0.975 8	0.894 6	0.941 4	1.75 bpp
GSBTC ^[17]	0.976 8	0.960 6	0.859 8	0.963 9	0.976 0	0.863 3	0.933 4	1.75 bpp
BACO-BTC ^[19]	0.979 0	0.963 6	0.864 0	0.974 0	0.976 7	0.892 7	0.941 7	1.75 bpp
策略一	0.979 0	0.963 0	0.864 9	0.973 9	0.976 6	0.895 1	0.942 1	1.75 bpp
策略二	0.979 5	0.964 5	0.865 6	0.973 7	0.976 9	0.898 6	0.943 1	1.75 bpp

参考文献

[1] RABBANI M, JONES P W. Digital image compression techniques [M]. Bellingham, Washington: SPIE, 1991: 6

[2] ROBINSON A H, CHERRY C. Results of a prototype television bandwidth compression scheme [J]. Proceedings of the IEEE, 1967, 55(3): 356. DOI: 10.1109/PROC.1967.5493

[3] HUFFMAN D A. A method for the construction of minimum-redundancy codes [J]. Proceedings of the IRE, 1952, 40(9): 1098. DOI: 10.1109/JRPROC.1952.273898

[4] GOLDBERG M, BOUCHER P, SHLIEN S. Image compression using adaptive vector quantization [J]. IEEE Transactions on Communications, 1986, 34(2): 180. DOI: 10.1109/TCOM.1986.1096503

[5] FISHER Y. Fractal image compression [J]. Fractals, 1994, 2(3): 347. DOI: 10.1142/S0218348X94000442

[6] ANTONINI M, BARLAUD M, MATHIEU P, et al. Image coding using wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(2): 205

[7] DELP E, MITCHELL O. Image compression using block truncation coding [J]. IEEE Transactions on Communications, 1979, 27(9): 1335. DOI: 10.1109/TCOM.1979.1094560

[8] GUO Jingming, PRASETYO H. Content-based image retrieval using features extracted from half-toning-based blocktruncation coding [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 24(3): 1010. DOI: 10.1109/TIP.2014.2372619

[9] SUN Wei, LU Zheming, WEN Yuchun, et al. High performance reversible data hiding for block truncation coding compressed images [J]. Signal, Image and Video Processing, 2013, 7(2): 297. DOI: 10.1007/s11760-011-0238-4

[10] LIN Chiachen, HUANG Yuehong, TAI Weiliang. A novel hybrid image authentication scheme based on absolute moment block truncation coding [J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(1): 463. DOI: 10.1007/s11042-015-3059-6

[11] 谢琨, 曾平, 郑海红, 等. 利用自适应有序抖动块截断编码的鲁棒水印 [J]. 西安电子科技大学学报 (自然科学版), 2015, 42(3): 198

XIE Kun, ZENG Ping, ZHENG Haihong, et al. Robust watermarking utilizing adaptive order dither block truncation coding [J]. Journal of Xidian University, 2015, 42(3): 198. DOI: 10.3969/j.issn.1001-2400.2015.03.033

[12] LEMA M, MITCHELL O. Absolute moment block truncation coding and its application to color images [J]. IEEE Transactions on Communications, 1984, 32(10): 1148. DOI: 10.1109/tecom.1984.1095973

[13] HUI Lucas. An adaptive block truncation coding algorithm for image compression [C]//Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. [S. l.]: IEEE, 1990: 2233

[14] WU Yiyang, COLL D C. Single bitmap block truncation coding of color images [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1992, 10(5): 952. DOI: 10.1109/49.139000

[15] TAI Shenchuan, LIN Yihchuan, LIN Jungfeng. Single bitmap block truncation coding of color images using a Hop-field neural network [J]. Information Sciences, 1997, 103(1-4): 211. DOI: 10.1016/S0020-0255(97)00054-6

[16] TAI Shenchuan, CHEN Wenjian, CHENG Pojen. Genetic algorithm for single bitmap absolute moment block truncation coding of color images [J]. Optical Engineering, 1998, 37(9): 2483. DOI: 10.1117/1.601772

[17] CHANG Chinchun, WU Mingni. An algorithm for color image compression base on common bitmap block truncation coding [C]//Proceedings of the 6th Joint Conference on Information Science. North Carolina: Association for Intelligent Machinery (AIM), 2002: 964

[18] CUI Shiyu, WANG Zhihui, TSAI Peiwei, et al. Single bitmap block truncation coding of color images using cat swarm optimization [M]. Berlin: Springer, 2013: 119

[19] LI Zhihong, JIN Qiang, CHANG Chinchun, et al. A common bitmap block truncation coding for color images based on binary ant colony optimization [J]. KSII Transactions on Internet and Information Systems (TIIS), 2016, 10(5): 2326. DOI: 10.3837/tiis.2016.05.020

[20] TAN Ying, ZHU Yuanchun. Fireworks algorithm for optimization [C]//Proceedings of International Conference in Swarm Intelligence. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010: 355

[21] LI Junzhi, TAN Ying. Loser-out tournament-based fireworks algorithm for multimodal function optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2017, 22(5): 679. DOI: 10.1109/TEVC.2017.2787042

[22] GUENDOUZ M, AMINE A, HAMOU R M. A discrete modified fireworks algorithm for community detection in complex networks [J]. Applied Intelligence, 2017, 46(2): 373. DOI: 10.1007/s10489-016-0840-9

[23] 薛俊杰, 王瑛, 孟祥飞, 等. 二进制反向学习烟花算法求解多维背包问题 [J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(2): 451

XUE Junjie, WANG Ying, MENG Xiangfei, et al. Binary opposite backward learning fireworks algorithm for multidimensional knapsack problem [J]. Systems Engineering and Electronics, 2017, 39(2): 451. DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2017.02.33