

基于内容自适应分块的眼底图像无损压缩算法

郭亚楠^{1,2}, 陈燕^{1,2}, 王康谊³, 张权^{1,2}

(1. 中北大学 信息与通信工程学院, 山西 太原 030051;

2. 中北大学 生物医学成像与影像大数据山西省重点实验室, 山西 太原 030051;

3. 中北大学 创新与创业学院, 山西 太原 030051)

摘要: 图像的稀疏性以及纹理分布等内容特征对图像的压缩性能有着重要的影响。为实现眼底图像的有效压缩, 本文在软压缩算法的基础上, 提出了一种内容自适应分块的无损压缩算法(Adaptive Block-Based Soft Compression, ABSC), 并对梯度自适应预测器进行了改进。首先, 将图像进行可逆颜色分量变换得到YUV分量, 然后对不同分量进行自适应预测编码。其次, 对Y分量采用方差来区分不同特征的子块, 选择合适的预测器, 并对连续预测模式相同的子块进行拼接合并, 形成新的子块集合。最后, 依次对集合的子块根据预测模式选择对应的预测器进行编码, 从而实现自适应分块编码。实验结果表明, 相比软压缩算法, 本文算法在DRIVE数据集、CHASEDB1数据集以及课题组采集的数据集上的压缩比分别提高了6.8%, 4.3%以及4.1%, 优于典型的传统无损压缩算法, 验证了新算法在眼底图像无损压缩中的良好效果。

关键词: 图像无损压缩; 预测器; 内容自适应分块; 可逆颜色分量变换; 方差

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.62756/jnuc.issn.1673-3193.2024.08.0022

引用格式: 郭亚楠, 陈燕, 王康谊, 等. 基于内容自适应分块的眼底图像无损压缩算法[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2025, 46(4): 430-437.

GUO Yanan, CHEN Yan, WANG Kangyi, et al. Lossless fundus image compression algorithm based on content adaptive blocking[J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2025, 46(4): 430-437.

Lossless Fundus Image Compression Algorithm Based on Content Adaptive Blocking

GUO Yanan^{1,2}, CHEN Yan^{1,2}, WANG Kangyi³, ZHANG Quan^{1,2}

(1. School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Shanxi Provincial Key Laboratory for Biomedical Imaging and Big Data, North University of China, Taiyuan 030051, China;

3. School of Innovation and Entrepreneurship, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: The sparsity and texture distribution of an image have a significant impact on its compression performance. To achieve effective compression of fundus images, this paper proposes a content adaptive block based soft compression algorithm (ABSC) based on soft compression algorithm, and improves the gradient adaptive predictor. Firstly, the image is subjected to reversible color component transformation to obtain YUV components, and then adaptive predictive encoding is applied to different components. Secondly, the Y

收稿日期: 2024-08-27

基金项目: 山西省基础研究计划项目(202103021224204)

作者简介: 郭亚楠(2000—), 女, 硕士生, 主要从事图像压缩的研究。

通信作者: 张权(1974—), 男, 副教授, 博士, 主要从事图像处理、科学可视化的研究。E-mail: zhangibmet@nuc.edu.cn.

component is differentiated into subblocks with different features based on variance, appropriate predictors are selected, and subblocks with the same continuous prediction mode are concatenated and merged to form a new set of subblocks. Finally, the corresponding predictors are selected for encoding the subblocks of the set according to the prediction mode, thus achieving adaptive block coding. The experimental results show that compared with the soft compression algorithm, the compression ratio of our algorithm on DRIVE dataset, CHASEDB1 dataset and the dataset collected by the research group is improved by 6.8%, 4.3%, and 4.1%, respectively, and is superior to typical traditional lossless compression algorithms, verifying the good performance of the new algorithm in lossless compression of fundus images.

Key words: image lossless compression; predictor; content adaptive partitioning; reversible color component transformation; variance

0 引言

视网膜眼底图像广泛用于临床筛查和眼科疾病的诊断^[1],特别是在糖尿病视网膜病变、黄斑变性等疾病的早期筛查中,作为诊断这类疾病的重要依据,眼底图像在传输过程中需要确保其高效性和完整性。无损压缩算法在保证原始图像质量不受损害的同时实现了图像的有效压缩,这对于眼底图像的高效传输和存储具有重要意义。

在图像无损压缩领域中,预测编码是去除图像空间冗余的重要手段。林敏等^[2]针对 H.26x 压缩方法中帧内预测得到的预测误差仍存在较强的边缘特征情况,提出了一种残差预测器(Residual Median Edge Detection, RMED),即对预测误差使用中值边缘预测器进行二次预测,在一定程度上提升预测质量。黄胜等^[3]为了优化 HEVC 帧内预测模式,提出了扩展角度预测模式,提高了图像空间的冗余消除率。近年来,在无损压缩预测编码的研究中也引入了深度学习。Zhu 等^[4]构建了一个基于注意机制和 LSTM 模型的预测器来代替传统的预测器,压缩效果也得到了显著提高。

目前,已有很多学者在彩色图像无损压缩的研究中提出了许多可逆颜色分量变换(Reversible Color Transform, RCT)方法,可以去除分量间的冗余而不损失精度。Starosolski^[5]对 R、B 分量进行减法运算,使 RGB 分量转换为 $RDgDb$ 分量,针对 Dg 和 Db 分量的动态范围扩展问题,提出了带模运算的可逆颜色分量变换。在此基础上,Luo 等^[6]发现了 Dg 和 Db 分量出现的负值情况,为了将分量的像素值范围控制在 $[0, 255]$,对 Dg 和 Db 分量带模运算前,分别加上 128 的偏移,新的可逆颜色分量变换显著提高了去冗余效果。

此外,图像的不同区域和分量往往拥有不同的视觉特性,比如某些区域可能非常复杂(高纹理、密集细节),而其他区域则可能是均匀的背景或较为简单的纹理。结合图像特性,可以根据图像的实际应用需求来定制压缩方案。Pathak 等^[7]在图像转换为 YUV 颜色空间后,对亮度分量采用 CALIC 算法的梯度自适应预测器(Gradient Adjusted Prediction, GAP),对色度分采用行的奇偶分为两个子图,进行层次预测。孙绪龙^[8]提出了一种分块分类图像压缩算法,根据不同块图像的信息熵进行分类,不同类别结合目前已有的 JPEG 和 JPEG2000 压缩标准,最终效果比单独使用 JPEG 和 JPEG2000 更好。Xin 等^[9]利用图像的稀疏度提出了一种软压缩(Soft Compression, SC)算法,将经过预测的差值图像分为纹理丰富的细节层和稀疏度高的形状层,对细节层和形状层进行不同的熵编码。这种方法通过对不同层的特性进行优化,进一步提高了图像压缩的效果。

为了实现高效的眼底图像无损压缩,基于眼底图像的内容特征,在 SC 算法的基础上,本文提出了内容自适应分块的无损压缩算法(Adaptive Block-Based Soft Compression, ABSC),主要贡献为:

- 1) 结合 MED 预测器和 GAP 预测器,对边界区域预测进行优化,以提升整体图像的压缩效果;
- 2) 提出内容自适应分块编码。利用方差划分不同的子块,进而动态调整每个子块的编码方式;
- 3) 采用更精准的可逆颜色分量变换后,对不同分量进行分量区分并预测编码。

1 本文方法

本文所提算法步骤包括生成形状码本、设计

预测器以及内容自适应分块(Content Adaptive Block Partitioning, CABP)编码,算法整体框架如图1所示。首先,对待压缩图像使用可逆颜色分量变换将RGB图像转换为Y、U、V三个单通道图像。其次,对UV分量应用不同的预测器,选择差值图像信息熵最小的预测器;对Y分量根据内

容特征,通过方差划分复杂区域和稀疏区域的子块,实现自适应分块,对不同子块选择相应的预测器。经过预测后,由预测图像与原图像的差得到差值图像,并将差值图像分为形状层和基本层。最后,利用形状码本对形状层进行编码,并结合算术编码和Huffman编码对基本层进行编码。

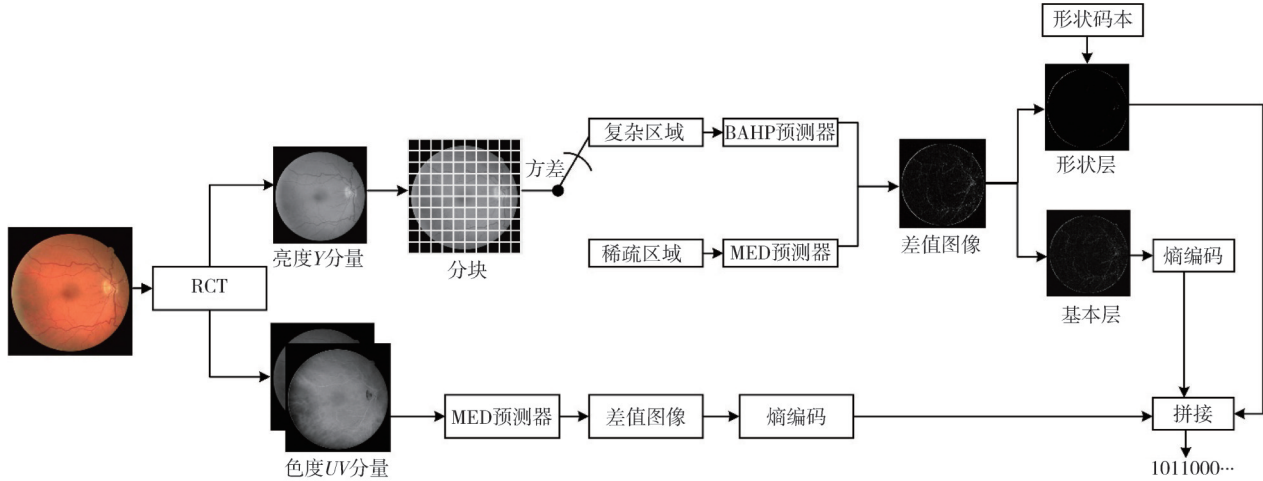


图1 算法整体框架图

Fig. 1 Algorithm overall frame diagram

可逆颜色分量变换^[10]的正变换和逆变换分别如式(1)和式(2)所示。其中,round表示浮点数四舍五入到最接近的整数;Y为亮度分量;U和V为色度分量。

$$\begin{cases} U = B - \text{round}\left(\frac{87}{256}R + \frac{169}{256}G\right), \\ V = R - G, \\ Y = G + \text{round}\left(\frac{86}{256}V + \frac{29}{256}U\right). \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} G = Y - \text{round}\left(\frac{86}{256}V + \frac{29}{256}U\right), \\ R = V + G, \\ B = U + \text{round}\left(\frac{87}{256}R + \frac{169}{256}G\right). \end{cases} \quad (2)$$

差值图像通过式(3)和式(4)分为基本层和形状层。其中,%表示取余,//表示整除; img_{shape} 为形状层图像, img_{base} 为基础层图像, $img_{\text{difference}}$ 为差值图像,即预测图像与原图像的差值。

$$img_{\text{shape}} = img_{\text{difference}} \% 2^4, \quad (3)$$

$$img_{\text{base}} = img_{\text{difference}} // 2^4. \quad (4)$$

1.1 形状码本的生成

对于眼底图像来说,图像之间存在着大量的

重复信息,将不同的基本形状作为基准块,代替单个像素进行编码,这有助于减小压缩文件的大小,进而提高图像压缩的效果。本文所用到的形状码本由基本形状和其对应的二进制码字组成。生成形状码本是为了对具有较高稀疏度的形状层,利用形状码本以及基本形状在图像中的位置,有效地进行图像编解码。生成形状码本的框架如图2所示,主要分为4个步骤:

1) 基本形状预设条件:设一个 $r \times c$ 的矩阵M。若矩阵符合式(5),则只保留矩形中的非零元素,并将其设置为基本形状。

$$h_i \geq \frac{r}{2}, w_j \geq \frac{c}{2}, \quad (5)$$

式中: h_i 和 w_j 表示矩阵某行和某列的非零值个数; $1 \leq r, c \leq 4$ 。

2) 生成形状库:根据预设条件,遍历训练集,搜索含像素强度值的基本形状,将其动态保存至形状库。

3) 更新形状库:遍历训练集后,通过统计形状库中的不同基本形状的频率,删除频率过低的基本形状,进行形状库的更新。

4) 生成形状码本:统计基本形状出现的频率,通过Huffman编码生成对应的形状码本。

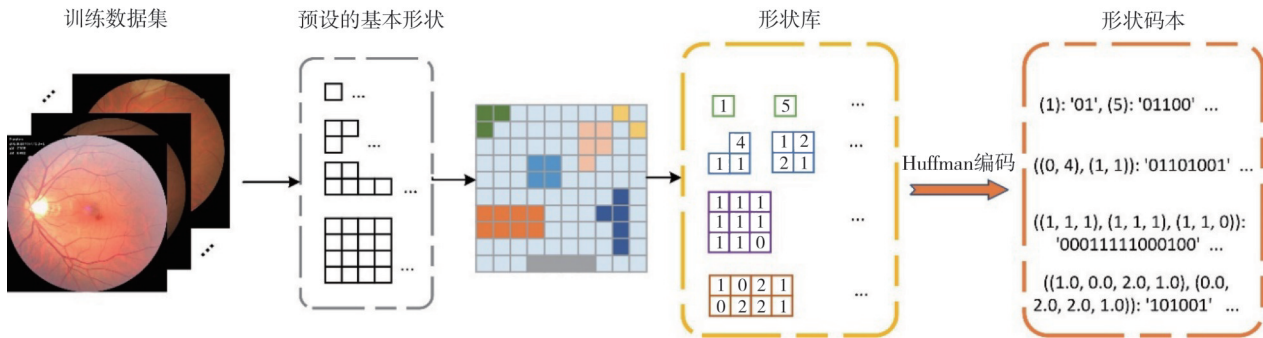


图2 生成形状码本的框架图

Fig. 2 Frame diagram in generating the shape codebook

1.2 预测器的设计

预测编码根据图像的空间相关性进行编码^[11],可以更好地去除图像的空间冗余。预测编码的流程如图3所示。预测器使用已编码的像素点预测当前像素,预测图像越接近原图,则两者的差值越小。通过用差值图像代替原图像进行编码,可以进一步降低所需比特数,从而提高图像的压缩比。由此看来,预测器的设计对于提高图像的压缩比至关重要。

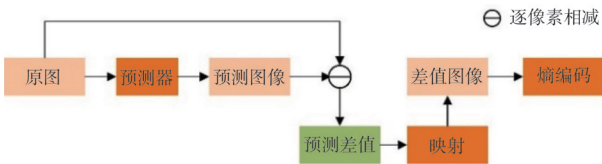


图3 预测编码流程图

Fig. 3 Flowchart of predictive coding

中值边缘检测预测器(Median Edge Detector, MED)被应用于低复杂度图像的无损压缩LOCO-I算法^[12]中。预测模板如图4中模板a所示,预测值的计算方式如式(6)所示,其中 P_{x_i} 是待预测像素的预测值。

$$P_{x_i} = \begin{cases} \min(x_a, x_b), & x_c \geq \max(x_a, x_b), \\ \max(x_a, x_b), & x_c < \min(x_a, x_b), \\ x_a + x_b - x_c, & \text{else.} \end{cases} \quad (6)$$

GAP^[13]根据不同程度的局部水平、垂直梯度变换对待预测像素进行预测。GAP的预测模板如图4中的模板b所示,其中,局部水平梯度 d_h 、垂直梯度 d_v 分别如式(7)和式(8)所示。若 $d_h > d_v$,则说明局部区域水平方向的像素值变化较明显;反之,说明局部垂直方向的像素值变化较明显。GAP预测器根据其局部区域水平或者垂直方向像素值的变化程度,将预测像素周边像素乘以不同大小的预测权重,以获取预测像素值。

$$d_h = |x_4 - x_1| + |x_3 - x_2| + |x_2 - x_7|, \quad (7)$$

$$d_v = |x_3 - x_1| + |x_5 - x_2| + |x_6 - x_7|. \quad (8)$$

GAP预测时参考的像素有7个, MED预测时参考的像素有3个。在图像边界区域,由于可供参考的像素数目有限。因此,本文结合MED预测器和GAP预测器来优化边界区域预测,提出了边界关注混合预测器(Boundary-Aware Hybrid Prediction, BAHP),如图4所示。该预测器对距离上边界和左边界两个单位以内的区域,以及距离有边界一个单位以内的区域使用MED预测器,对图像主体部分使用GAP预测器。

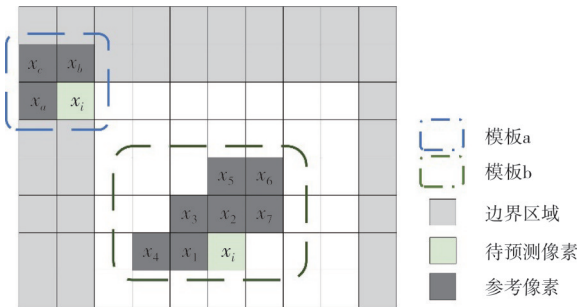


图4 边界关注混合预测器模板

Fig. 4 Boundary-aware hybrid predictor template

1.3 内容自适应分块编码

图像预测编码中,若对一幅图像所有区域均采用相同的预测方式,那么无法充分利用图像不同区域的特征来达到最优压缩效果。因此,本文基于图像内容特征并采用分块策略对不同特征子块选取合适的预测器,以提升预测的精度,这样可以充分利用数据的多样性来提高压缩性能。

本文选用方差作为区分不同特征区域的指标。方差往往用来衡量一组数据的离散程度,图像方差越大表示图像复杂度越高。方差的计算如式(9)所示。

$$D(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2, \quad (9)$$

式中: \bar{x} 表示该图像像素值的平均值; x_i 表示当前像素值; n 表示图像像素总数。

内容自适应分块编码通过图像预处理、区域分块、子块合并、预测编码四个步骤实现。

首先, 使用 Canny 边缘检测^[14] 提取眼底图像的圆形边缘轮廓的外接矩阵。

其次, 结合眼底图像的特点, 将外接矩阵区域分为5个子区域, 如图5所示, 分别为中间大区域 A_e 与其上下左右四个不重叠的邻近区域 A_a 、 A_b 、 A_c 、 A_d 。对于 A_a 、 A_b 区域从垂直方向均匀分为3个子块, A_c 、 A_d 区域从水平方向均匀分为3个子块; 而对于细节丰富的中间区域 A_e , 则分别从垂直和水平方向均匀分为9个子块。随后, 对每个区域的子块集合依次通过方差进行判断。若方差小于阈值 T , 则表示该子块稀疏度高, 适合 MED 预测器进行预测, 此时不再分块, 并记录该子块以及预测模式为 'i', 将子块和预测模式一起编码, 以便解码时无损恢复图像。若局部区域方差大于阈值 T , 说明该区域像素值变化程度较大, 则继续分块, 细化寻找细节丰富区域, 直到子块的任意宽高小于且等于参考边长度后, 则不再分块。对于细节丰富区域, BHP 预测器可以根据水平或垂直梯度的变化实现更高效的预测, 此时记录该子块并将预测模式记为 'ii'。其中邻近区域设置区域的短边为参考边, 通过分析, 中间区域参考边长度设置为 60。

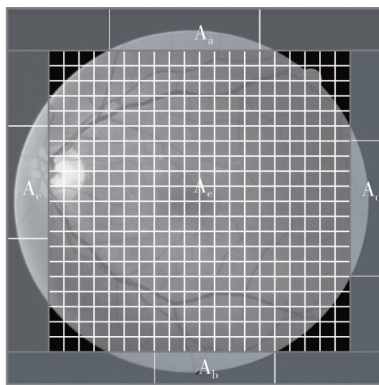


图5 内容自适应分块图

Fig. 5 Content adaptive block graph

接着, 得到每个区域的子块集合以及其对应的预测模式后, 对连续预测模式相同的子块进行合并, A_a 、 A_b 区域进行水平合并, A_c 、 A_d 区域进行垂直合并, A_e 区域按照水平方向将大小相同的

连续子块进行合并, 分别得到5个区域的子块集合。内容自适应分块可视化图样例如图5所示。

最终, 依次对每个区域的最终子块集合逐子块进行预测编码。将编码后的码流逐块相加, 得到最终的压缩码流。

2 实验结果与分析

本文在 Intel(R) Core(TM) i7-9700K CPU @ 3.60 GHz 的 Windows10 系统的 Pycharm 软件上进行实验。为验证本文算法的压缩性能, 选取了 DRIVE、CHASEDB1 以及课题组采集的数据集等三种数据集进行测试。其中, DRIVE 数据集为来自荷兰的像素分辨率大小为 565×584 的糖尿病视网膜彩色图像集^[15], 共包含 40 张图片, 选取 20 张作为训练集生成形状码本, 剩余 20 张作为测试集用于压缩测试; CHASEDB1 数据集^[1], 包含 28 张像素分辨率大小为 990×960 的视网膜原始图像, 全部用于压缩测试; 课题组采集的数据集为招募的志愿者通过实验室研发的眼底相机采集的眼底图像集, 其像素分辨率大小为 1900×1900 。实验所用的部分测试图像如图6所示。

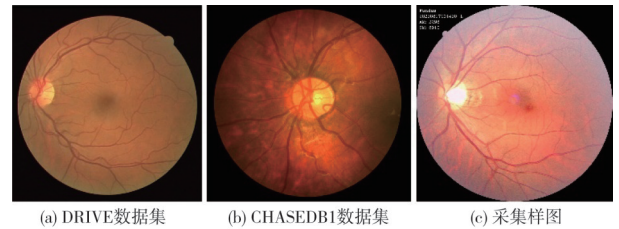


图6 部分测试图像

Fig. 6 Partial test images

本文通过压缩比、均方根误差来验证算法的性能, 分别如式(10)和式(11)所示。

$$R_c = \frac{H \times W \times 8 \times 3}{filesize_{compress}}, \quad (10)$$

式中: H 为原图像的高; W 为原图像的宽; $filesize_{compress}$ 为压缩文件的大小。

$$E_{RMS} =$$

$$\left[\frac{1}{H \times W} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [\hat{f}(x, y) - f(x, y)]^2 \right]^{1/2}, \quad (11)$$

式中: $\hat{f}(x, y)$ 为重构图像的像素值; $f(x, y)$ 为原像素值; W 和 H 分别为图像的宽和高。

压缩比(Compression Ratio, CR)作为压缩性能的评价指标, 原图像与重建图像之间的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)作为压缩

算法是否无损的评价指标。若CR越大,则压缩效率越高;若RMSE为0,说明本文的提出的图像压缩算法为无损。

本文实验分为3组。首先,采用DRIVE数据集在Y分量上分别测试改进预测器的预测性能以及内容自适应分块方法的压缩性能。其次,在DRIVE数据集的彩色图像上验证本文算法中的YUV分量自适应预测、可逆颜色分量变换以及内容自适应分块对最终压缩性能的影响。最后,在3个不同分辨率的数据集中将本文算法与SC算法、JPEG2000^[16]无损压缩算法和PNG无损压缩算法进行对比,从而验证本文方法的有效性。

2.1 预测器效果

预测器预测效果的好坏由信息熵来判断。对于同一张图片,经预测器得到的预测差值的熵值越小,预测性能越好。图像信息熵如式(12)所示。

$$H = - \sum p(x) \log_2 p(x), \quad (12)$$

式中: $p(x)$ 为像素值 x 在差值图像中出现的概率。

为了比较不同预测器的预测效果,实验中遍历DRIVE数据集,选取图像 A_a 、 A_b 、 A_c 、 A_d 、 A_e 五个区域来验证本文改进的BAHP预测器的预测效果,实验结果如表1所示。其中, A_e 为眼底图像的中间区域, A_a 、 A_b 、 A_c 、 A_d 为 A_e 区域上下左右四个不重叠的邻近区域。表中数据表示区域整体数据经过预测器得到的差值图像的信息熵的平均值。

表1 不同预测器下差值图像的信息熵对比

Tab. 1 Information entropy comparison of difference images under different predictors

区域	信息熵/bit		
	GAP	BAHP	降低率/%
A_a	2.81	2.79	0.7
A_b	2.70	2.68	0.7
A_c	3.22	3.09	4.2
A_d	3.09	2.99	3.3
A_e	3.25	3.21	1.2

由表1可以发现,在 A_a 、 A_b 、 A_c 、 A_d 、 A_e 五个区域中,BAHP相较于GAP预测生成的差值图像的信息熵平均值分别减少了0.7%,0.7%,4.2%,3.3%和1.2%。上述结果表明,BAHP预测器在这些区域中有效减少了差值图像所含的信息量,预测效果得到了提升。

为了进一步体现本文改进的预测器的效果,随机挑选了两个子块,对本文改进的BAHP预测器与

GAP预测器进行可视化结果对比,结果如图7所示。其中,图7(b)是原图经过本文预测方法的效果图,图7(c)和图7(d)是将差值图像所有像素值扩大4倍的效果图,以便更加清晰地展示不同预测器的效果。由于改进的预测器主要针对边界区域进行优化,故在图中用红色框突出边界区域预测效果,如白色箭头所指区域。

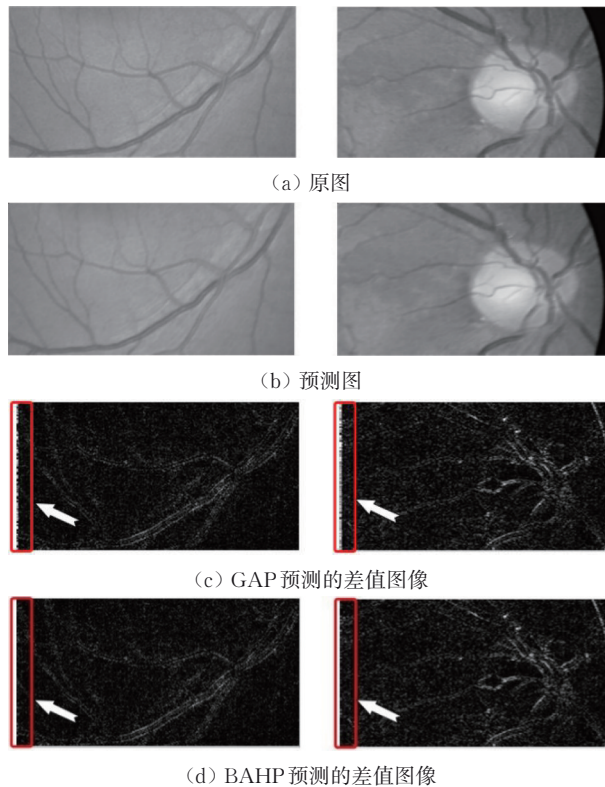


图7 差值图像

Fig. 7 Difference image

由图7(c)可以发现,经过GAP预测器的差值图像左边区域的白色像素很多,说明该区域的预测图与原图的差值接近255。由图7(d)可以发现,相较于图7(c),差值图像左边界区域的黑色像素明显增加,说明预测值与原始像素的差值接近0。上述结果说明本文改进的BAHP预测器对于图像左边界区域的预测效果有明显提升。

2.2 内容自适应分块编码效果

经过实验分析,本文将DRIVE数据集方差阈值 T 设置为20,将CHASEDB1数据集的 T 设置为40,将课题组采集的数据集的 T 设置为60。此外,将邻近区域 A_a 、 A_b 、 A_c 、 A_d 的参考边长度 l 设置为30,60,100和140,在3种数据集中分别测试不同参数的压缩效果,用压缩比(CR)评估其压缩结果,结果如表2所示。经过测试,对于DRIVE数据集,设置

$l=60$; 对于CHASEDB1数据集, 设置 $l=100$; 对于课题组采集的数据集, 设置 $l=140$ 。

表2 不同分块参数下的压缩效果

Tab. 2 Compression effect under different partitioning parameters

数据集	CR			
	30	60	100	140
DRIVE (565×584)	3.410	3.417	3.414	3.406
CHASEDB1 (999×960)	5.441	5.474	5.479	5.451
课题组采集 (1 900×1 900)	3.757	3.772	3.775	3.788

由于Y通道的数据量通常大于色差数据, 对Y通道进行压缩可以减少总的比特率, 同时能保留主要的颜色信息。因此, 本文对Y分量进行内容自适应分块编码, 在DRIVE数据集的Y分量图像中进行验证, 实验结果如表3所示。其中, 表3中的图像1, 2, 3为数据集中随机挑选的3张图像, 表中的平均值则代表数据集中所有图像的平均值。

表3 内容自适应分块方法在Y分量的压缩比

Tab. 3 Content adaptive partitioning method for compression ratio of Y component

方法	Y分量压缩比			
	图像1	图像2	图像3	平均值
未分块	3.117	2.679	2.697	2.671
内容自适应分块	3.176	2.782	2.750	2.735
提高率/%	1.9	3.8	2.0	2.4

由表3可知, 内容自适应分块方法在DRIVE数据集上Y分量的平均压缩比相较于未分块时提高了2.4%, 说明内容自适应分块编码可以获得更好的压缩性能。

表5 不同压缩算法在不同数据集上的压缩效果

Tab. 5 The compression effect of different compression algorithms on different datasets

算法	DRIVE数据集		CHASEDB1数据集		课题组采集数据集	
	CR	RMSE	CR	RMSE	CR	RMSE
JPEG2000算法	2.973	0	5.078	0	3.590	0
PNG算法	2.434	0	3.532	0	2.130	0
SC算法	3.200	0	5.196	0	3.640	0
ABSC算法	3.417	0	5.479	0	3.788	0

由表5可知, 本文改进的无损压缩算法在DRIVE数据集、CHASEDB1数据集以及采集的眼底图像上的压缩效果均优于SC算法, 相比SC算法的平均压缩比分别提高了6.8%, 4.3%和4.1%, 且RMSE均为0, 属于无损压缩; 相比JPEG2000无损压缩算法的平均压缩比分别提高了14.9%, 8.0%和5.5%, 并且压缩效果远优于PNG无损压缩算法。由此看来, 本文所提的算法对不同分辨率的眼底图像具有较好的压缩性能。

2.3 彩色图像压缩效果

为验证分量自适应预测、可逆颜色分量变换、内容自适应分块方法在DRIVE数据集中彩色图像无损压缩的效果, 进行了一系列消融实验, 结果如表4所示。其中, 分量自适应预测是Y、U、V分量分别根据不同预测器下差值图像的信息熵来选择信息熵最小的预测器; RCT是本文使用的可逆颜色分量变换; CABP是本文提出的内容自适应分块编码, 包括了改进的边界关注混合预测器。

表4 本文算法在DRIVE数据集上的消融实验

Tab. 4 The ablation experiment of this algorithm on the DRIVE dataset

分量自适应预测	RCT	CABP	CR
✓			3.251
✓	✓		3.387
✓	✓	✓	3.417

由表4可以看出, 使用更精准的RCT变换后, 进一步提高了图像的压缩比, 证明了可逆颜色分量变换在提升图像压缩比方面的有效性; 使用CABP方法后, 压缩比从3.387提高到3.417, 证明了内容自适应分块能够利用局部区域特征在彩色图像上有效提升图像压缩性能。

为了更全面地验证本文算法的压缩性能, 在3种不同分辨率的数据集上进行了本文ABSC算法、典型的传统无损压缩方法和SC算法压缩性能的对比如实验, 结果如表5所示。

本文算法在DRIVE数据集上的平均压缩时间(83 s)相较于SC算法的平均压缩时间(75 s)略有增加, 这是由于引入了分块策略, 该方法显著提升了压缩效率, 但是增加了计算的复杂度。为了实现算法压缩性能与速度之间的最佳平衡, 未来将尝试采取一系列优化措施, 如提升分块处理的效率、精简计算步骤等方式, 在保持高压压缩效率的同时, 达到更快的压缩速度。

3 结 论

本文结合眼底图像的特征,提出了一种基于内容自适应分块的眼底图像无损压缩算法。首先,采用了更精准的可逆颜色分量变换,有效减少了UV分量的数据,且增大了Y分量的数据量。为了充分利用这一特点,本文对Y分量进行了重点压缩,在预测编码中,结合局部特性进行区域自适应分块以选取最佳预测模式,以进一步提升整体压缩效果。其次,为了优化图像边界处参考像素不足的问题,提出了一种BAHP预测器,该方法利用不同区域的局部特征提升了预测效果的稳定性。实验结果表明,本文算法在3种不同分辨率的眼底图像数据集上具有较优的压缩性能。

参考文献:

- [1] 王珍, 霍光磊, 兰海, 等. 基于卷积字典扩散模型的眼底图像增强算法[J]. 中国图象图形学报, 2024, 29(8): 2426-2438.
- WANG Zhen, HUO Guanglei, LAN Hai, et al. Fundus image enhancement algorithm based on convolutional dictionary diffusion model[J]. Journal of Image and Graphics, 2024, 29(8): 2426-2438. (in Chinese)
- [2] 林敏, 林庆毫, 翁晓雨, 等. 应用于H. 26X的通用无损帧内编码优化算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2021, 53(8): 125-131.
- LIN Min, LIN Qinghao, WENG Xiaoyu, et al. Improved universal lossless intra-frame coding algorithm for H. 26X[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2021, 53(8): 125-131. (in Chinese)
- [3] 黄胜, 向思皓, 胡峰, 等. 自适应不规则纹理的胶囊内镜图像无损压缩[J]. 计算机工程, 2022, 48(10): 21-27.
- HUANG Sheng, XIANG Sihao, HU Feng, et al. Adaptive lossless compression of capsule endoscopy image with irregular texture[J]. Computer Engineering, 2022, 48(10): 21-27. (in Chinese)
- [4] ZHU C, ZHANG H, TANG Y. Lossless image compression algorithm based on long short-term memory neural network[C]//2020 5th international conference on computational intelligence and applications (ICCIA). IEEE, 2020: 82-88.
- [5] STAROSOLSKI R. New simple and efficient color space transformations for lossless image compression[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2014, 25(5): 1056-1063.
- [6] LUO Z, WAN Y. An efficient framework for lossless color image compression[C]//2016 International Conference on Audio, Language and Image Processing (ICALIP). IEEE, 2016: 380-384.
- [7] PATHAK K C, SARVAIYA J N, DARJI A D. Enhanced hierarchical prediction for lossless medical image compression in the field of telemedicine application[M]. Cham: Springer International Publishing, 2023: 207-229.
- [8] 孙绪龙. 分块分类图像压缩算法的研究[C]//吉林省电机工程学会. 吉林省电机工程学会2023年学术年会获奖论文集. 松原: 国网松原供电公司, 2023: 321-326.
- [9] XIN G, FAN P. Soft compression for lossless image coding based on shape recognition[J]. Entropy, 2021, 23(12): 1680.
- [10] KOC B, ARNAVUT Z, SARKAR D, et al. A new technique for lossless compression of color images based on hierarchical prediction, inversion, and context adaptive coding[J]. Journal of Electronic Imaging, 2019, 28(5): 053007-053007.
- [11] 马智忠. 基于位图的彩色图像无损压缩算法研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2017.
- [12] WEINBERGER M J, SEROUSSI G, SAPIRO G. The LOCO-I lossless image compression algorithm: Principles and standardization into JPEG-LS[J]. IEEE Transactions on Image processing, 2000, 9(8): 1309-1324.
- [13] WU X, MEMON N. CALIC—a context based adaptive lossless image codec[C]//1996 IEEE international conference on acoustics, speech, and signal processing conference proceedings. IEEE, 1996: 1890-1893.
- [14] 张航, 余粟. 基于Canny边缘检测的银行卡号识别研究[J]. 计算机与数字工程, 2024, 52(6): 1837-1841.
- ZHANG Hang, YU Su. Research on bank card number recognition based on Canny edge detection[J]. Computer & Digital Engineering, 2024, 52(6): 1837-1841. (in Chinese)
- [15] 高颖琪, 郭松, 李宁, 等. 语义融合眼底图像动静脉分类方法[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(10): 2259-2270.
- GAO Yingqi, GUO Song, LI Ning, et al. Arteriovenous classification method in fundus images based on semantic fusion[J]. Journal of Image and Graphics, 2020, 25(10): 2259-2270. (in Chinese)
- [16] CHRISTOPOULOS C, SKODRAS A, EBRAHIMI T. The JPEG2000 still image coding system: an overview[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2000, 46(4): 1103-1127.