

# 基于非局部低秩和自适应量化约束先验的 HEVC 后处理算法

## 徐艺菲 熊淑华 孙伟恒 何小海 陈洪刚

四川大学电子信息学院 成都 610065 (xyf103553@163.com)



摘要 经高效视频编解码标准 HEVC 压缩后的视频在高压缩比、低码率的情况下存在明显的压缩效应。针对该问题,提出 了一种基于非局部低秩(Non-local Low-rank, NLLR)和自适应量化约束(Adaptive Quantization Constraint, AQC)先验的 HEVC 后处理算法。该算法首先构造在最大后验概率框架下的优化问题,然后利用解码后的压缩视频和量化参数 QP 获取非 局部低秩和自适应量化约束先验信息,最后利用 split-Bregman 迭代算法来解决所提的优化问题,从而有效去除压缩效应,提升 重建视频质量。其中,非局部低秩先验通过构建基于相似块聚类的非局部低秩模型来获得;自适应量化约束先验通过联合不同 量化参数 QP 下的约束特性与视频的 DCT 域块活动性来获得。实验结果表明,在同等码率的情况下,与 HEVC 标准相比,所 提算法在帧内编码模式下可以达到平均 0.2597 dB 的 PSNR 提升,在帧间编码模式下可以达到平均 0.2828 dB 的 PSNR 提升。 关键词:HEVC 后处理;非局部低秩先验;自适应量化约束;split-Bregman 迭代算法 中图法分类号 TN919.8

# HEVC Post-processing Algorithm Based on Non-local Low-rank and Adaptive Quantization Constraint Prior

XU Yi-fei, XIONG Shu-hua, SUN Wei-heng, HE Xiao-hai and CHEN Hong-gang School of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China

**Abstract** Video compressed by HEVC has an obvious compression effect under the condition of a high compression ratio and a low bit rate. To solve this problem, a post-processing algorithm of HEVC based on non-local low-rank (NLLR) and adaptive quantization constraint (AQC) prior is proposed. This algorithm firstly constructs the optimization problem within the maximum priori probability framework. Then, the decoded compressed video and quantization parameters QP are used to obtain the NLLR and AQC prior information. Finally, the split-Bregman iterative algorithm is used to solve the optimization problem, so as to effectively remove the compression effect and improve the quality of reconstructed video. Among them, the NLLR prior is obtained by constructing the non-local low-rank model based on similar-block clustering. The AQC prior is obtained by combining the constraint characteristics under different quantization parameters QP and the DCT domain block activity of video. Experimental results show that the proposed algorithm can achieve an average PSNR improvement of 0. 2597 dB in intra-frame coding mode and an average PSNR improvement of 0. 2828 dB in inter-frame coding mode compared with HEVC standard at the same bit rate. **Keywords** HEVC post-processing, Non-local low-rank prior, Adaptive quantization constraint, Split-Bregman iteration algorithm

## 1 引言

近年来,高清视频的快速增长带来了更多的视觉体验,但同时也对海量视频数据的传输和存储提出了挑战。随着移动数字设备的快速发展,越来越多的视频通过互联网和移动网络进行传输。在此背景下,国际电信联盟(International Telecommunication Union,ITU)与国际标准化组织(International Organization for Standardization,ISO)合作发布了高效视频编码标准(High Efficiency Video Coding, HEVC/H. 265)。相 比高级视频编码(Advanced Video Coding, AVC/H. 264), HEVC标准在同等编码质量下能节省 50%左右的码率<sup>[1]</sup>。 但由于压缩编码中基于块的变换编码和粗量化过程,视频在 编码过程中会出现压缩效应,导致其出现压缩伪影、方块效应 等现象<sup>[2-3]</sup>。

为了抑制压缩效应,进一步提升图像及视频的质量,目前 研究者们提出了很多方法。其中,基于恢复的方法将图像及 视频恢复问题看作病态逆问题,充分利用图像及视频的先验 信息来恢复其质量。由于先验信息起着至关重要的作用,设

到稿日期:2020-08-13 返修日期:2020-09-17 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金(61871279);成都市产业集群协同创新项目(2016-XT00-00015-GX)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61871279) and Chengdu Industrial Cluster Collaborative Innovation Project(2016-XT00-00015-GX).

计有效的正则化项来反映更准确的先验信息成为图像及视频 质量恢复的关键。经典的正则化项有半正交公式<sup>[4]</sup>、MumfordShah 模型<sup>[5]</sup>等。然而,它们没有充分利用图像或视频的 非局部相似性,因此通常会导致纹理细节模糊。近年来,一系 列通过相似块聚类获得非局部先验信息的算法被提出。文献 「6-7]提出利用相似块组作为稀疏表示的基本单元来去除图 像方块效应的算法;文献[2,8]提出利用相似块聚类的非局部 相似性构建低秩模型的算法。但仅仅利用非局部先验信息还 不够,在低码率情况下,经 HEVC 压缩后的视频受压缩效应 的影响,可提供的先验信息随着量化参数 QP 的增大而越来 越小,这导致算法性能不能达到更优。传统的 POCS 方法利 用量化约束作为约束凸集,以迭代更新的方式去除块效 应<sup>[9-10]</sup>。因此,文献[11-12]引入量化约束,联合非局部先验 和量化约束先验,得到了更可靠的估计结果;文献[11]同时利 用结构性稀疏先验和量化约束先验来去除图像的压缩效应; 文献「12]联合利用非凸低秩模型和量化约束先验来去除图像 的方块效应。但这些文献均采用传统的量化约束方法,没有 进一步利用不同 QP 下的约束特性及视频内容特性对量化约 束解空间进行动态自适应地收缩,因此不能更进一步地保证 估计结果的可靠性和鲁棒性。

本文提出一种基于非局部低秩先验和自适应量化约束先 验的 HEVC 后处理算法。首先,构造在最大后验概率框架下 联合 NLLR 先验和 AQC 先验的优化问题。然后,针对 NLLR 先验,通过对视频帧分块聚类得到的相似块组进行奇 异值分解,建立非局部低秩模型,获得视频帧的非局部低秩先 验信息;针对 AQC 先验,通过联合不同 QP 下的约束特性以 及视频的 DCT 域块活动性来收缩量化约束解空间,获得自适 应量化约束 先验信息。最后,利用 split-Bregman 迭代算 法<sup>[13]</sup>来解决所提的优化问题,从而有效去除压缩效应,提升 重建视频质量。

## 2 基于 NLLR 和 AQC 先验的优化问题

本节将详细说明所提优化问题,并将重点分析所提的 AQC 先验联合不同 QP 下的约束特性和视频的 DCT 域块活 动性来收缩量化约束解空间的过程。

### 2.1 基于最大后验概率框架的优化问题

本文将视频去压缩效应的过程看作一个逆问题,并基于 最大后验概率框架来构建优化问题。具体来说,在已知经 HEVC压缩后的视频帧 y,的情况下,基于最大后验概率框 架,重建视频估计帧 x,可由下列公式获得:

$$\widetilde{\mathbf{x}}_t = \arg\max p(\mathbf{x}_t \,|\, \mathbf{y}_t) \tag{1}$$

根据贝叶斯定理,可以将其转化为:

$$\widetilde{\boldsymbol{x}}_{t} = \arg\max\log(p(\boldsymbol{y}_{t} | \boldsymbol{x}_{t})) + \log(p(\boldsymbol{x}_{t}))$$
(2)

其中, $\tilde{x}_i$ 表示数据保真度,描述的是  $y_i$ 和未知的原始视频帧  $x_i$ 之间的保真度,对应的量化噪声模型为<sup>[14]</sup>:

$$\log(p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t)) = -\frac{1}{2\sigma_{\rm e}^2} \|\mathbf{x}_t - \mathbf{y}_t\|_2^2$$
(3)

本文通过对视频的真实量化噪声进行函数拟合,同时考虑到算法时间复杂度和重建视频质量提升程度的平衡,选取

线性模型来表征噪声标准差,即:

$$\sigma_{e} = 0.13 \times Q_{step} + 0.17, Q_{step} = 2^{\frac{(Q_{step} - 1)}{6}}$$
(4)

其中,式(2)右侧第二项代表视频先验信息的正则化项。 受低秩模型在图像恢复<sup>[15]</sup>、抑制视频压缩效应<sup>[2]</sup>中取得重大 作用的启发,以及受量化约束在提高算法稳定性和鲁棒性方 面取得明显效果<sup>[11-12]</sup>的启发,将 $p(\mathbf{x}_t)$ 表述为同时利用了非 局部低秩先验 $p_{NLLR}(\mathbf{x}_t)$ 和自适应量化约束先验 $p_{AQC}(\mathbf{x}_t)$ 的 正则化项,即:

$$p(\mathbf{x}_t) = p_{NLLR}(\mathbf{x}_t) \cdot p_{AQC}(\mathbf{x}_t)$$
(5)

因此,所提的基于最大后验概率框架的优化问题可以表述为:

$$\widetilde{\mathbf{x}}_{t} = \arg \max_{x_{t}} \log(p(\mathbf{y}_{t} | \mathbf{x}_{t})) + \log(p_{NLLR}(\mathbf{x}_{t})) + \log(p_{AQC}(\mathbf{x}_{t}))$$
(6)

接下来本文将介绍  $p_{NLLR}(\mathbf{x}_t)$ 和  $p_{AQC}(\mathbf{x}_t)$ 的实现细节。

#### 2.2 NLLR 先验

NLLR 先验的主要思想是以相似块组为基本单位对视频 帧进行低秩表示。经分块聚类后的相似块组包含视频空域的 非局部相似性,能够更加准确地表述视频帧的先验信息。构 造 NLLR 先验主要分两步进行,首先是如何构建相似块组, 然后是如何对每一个相似块组进行低秩表示。

针对如何构建相似块组,首先将尺寸为  $H \times W$  的视频帧  $\mathbf{x}_{t} \in \mathbb{R}^{H \times W}$  分成 n 个大小为  $\sqrt{B_{s}} \times \sqrt{B_{s}}$  的重叠块,每个小块 被表示成向量 $\mathbf{x}_{t}^{t} \in \mathbb{R}^{B_{s}}$ ,其中  $k=1,2,3,\cdots,n_{o}$  将每个小块 $\mathbf{x}_{t}^{t}$ 作为目标块,在尺寸为  $D \times D$  的搜索窗内,以欧氏距离作为衡 量不同小块相似度的评价标准,选取 c 个最相似块聚类组成 相似块组矩阵 $\mathbf{X}_{t,G_{s}} \in \mathbb{R}^{B_{s} \times c}$ ,并表示为:

 $\boldsymbol{X}_{t,G_{k}} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{X}_{t,G_{k}}^{(1)}, \boldsymbol{X}_{t,G_{k}}^{(2)}, \cdots, \boldsymbol{X}_{t,G_{k}}^{(c)} \end{bmatrix}$ (7)

其中,相似块组的每一个小块被表示为矩阵中的一列向量 X<sup>(i)</sup><sub>t-G<sub>t</sub></sub>。经聚类后的相似块组不仅利用了目标块内的局部相似 性,还充分利用了搜索窗内其他相似块的非局部相似性。

由于采用了基于重叠块的聚类方法,在估计 $\tilde{x}_{t}$ 时,需要对 其进行去重叠性处理。将从 $x_{t}$ 中获取 $X_{t,G_{k}}$ 的过程表示为  $X_{t,G_{k}} = R_{G_{k}}(x_{t})$ ,相应地, $R_{G_{k}}^{T}(X_{t,G_{k}})$ 表示将 $X_{t,G_{k}}$ 还原为重建视 频估计帧 $\tilde{x}_{t}$ 中第k个位置的估计目标块 $\tilde{x}_{t}^{k}$ 。因此, $\tilde{x}_{t}$ 可以表 示为:

$$\widetilde{\boldsymbol{x}}_{t} = \sum_{k=1}^{n} R_{G_{k}} \left( \boldsymbol{X}_{t,G_{k}} \right) \cdot / \sum_{k=1}^{n} R_{G_{k}}^{T} \left( \boldsymbol{1}_{B_{S} \times \epsilon} \right)$$
(8)

其中,./为矩阵元素或者向量元素之间的除法, $\mathbf{1}_{B_s \times c}$ 表示矩 阵大小为 $B_s \times c$ 的单位矩阵。

针对如何对 $X_{\iota,G_k}$ 进行低秩表示的问题,定义低秩基矩阵  $B_{G_k} = [b_{G_k \otimes 1}, b_{G_k \otimes 2}, \dots, b_{G_k \otimes m}]$ 和低秩向量 $a_{G_k} = [a_{G_k \otimes 1}, a_{G_k \otimes 2}, \dots, a_{G_k \otimes m}]$ 。其中, $B_{G_k} \in \mathbb{R}^{(B_S \times c) \times m}$ 中的列向量 $b_{G_k \otimes i} \in \mathbb{R}^{B_S \times c}$ ,与 $X_{\iota,G_k}$ 的尺寸一样; $a_{G_k}$ 中的元素 $a_{G_k \otimes i}$ 相当于权重系数。NLLR先验假设 $X_{\iota,G_k}$ 可由 $B_{G_k}$ 和 $a_{G_k}$ 近似低秩表示,即:

$$\mathbf{X}_{i,G_k} \approx \sum_{i=1}^{m} \boldsymbol{a}_{G_k \otimes i} \boldsymbol{b}_{G_k \otimes i}$$
(9)

为了简公化式,用 $B_{G_k} \boldsymbol{\alpha}_{G_k}$ 来代表 $\sum_{i=1}^{m} \boldsymbol{\alpha}_{G_k \otimes i} \boldsymbol{b}_{G_k \otimes i}$ 。在对所有 相似块组进行低秩表示之后, $\tilde{\boldsymbol{x}}_i$ 就可以表示为:

$$\widetilde{\boldsymbol{x}}_{t} = \boldsymbol{B}_{G} \circ \boldsymbol{\alpha}_{G} = \sum_{k=1}^{n} R_{G_{k}}^{T} \left( \boldsymbol{B}_{G_{k}} \boldsymbol{\alpha}_{G_{k}} \right) \cdot / \sum_{k=1}^{n} R_{G_{k}}^{T} \left( \boldsymbol{1}_{B_{S} \times \epsilon} \right)$$
(10)

其中, $B_G$ 表示所有相似块组对应的低秩基矩阵 $B_{G_k}$ 的集合, $a_G$ 表示所有相似块组对应的低秩向量 $a_{G_k}$ 的集合。在 $B_{G_k}$ 确定的 情况下,将 NLLR 先验表示为:

$$\log(p_{NLLR}(\boldsymbol{x}_{t})) = -\lambda \| \boldsymbol{\alpha}_{G} \|_{0}$$
(11)

因此,对 x<sub>i</sub>进行低秩表示的过程就转化为寻找尽量稀疏 的α<sub>i</sub>的过程。其中,λ 是 NLLR 先验的固定系数。

针对如何获得 $B_{G_k}$ 的问题,由于在实际中,原始视频帧 $x_t$ 是无法获取的,我们使用 $x_t$ 的估计帧 $r_t$ 来获取 $B_{G_k}$ 。由 $x_t$ 构造的 $X_{t,G_k}$ 相应地被替换为 $r_t$ 的相似块组矩阵 $S_{t,G_k}$ 。其中, $r_t$ 将在优化问题迭代求解过程中获得。通过对 $S_{t,G_k}$ 进行奇异值分解,可得到:

$$\boldsymbol{S}_{t,G_k} = \boldsymbol{U}_{G_k} \boldsymbol{\Sigma}_{G_k} \boldsymbol{S}_{G_k}^{\mathrm{T}} = \sum_{i=1}^{m} \boldsymbol{\gamma}_{\boldsymbol{S}_{t,G_k \otimes i}} (\boldsymbol{u}_{G_k \otimes i} \boldsymbol{v}_{G_k \otimes i}^{\mathrm{T}})$$
(12)

其中, $\gamma_{S_{i,G_{k}}} = [\gamma_{S_{i,G_{k}\otimes i}}; \gamma_{S_{i,G_{k}\otimes i}}; \cdots; \gamma_{S_{i,G_{k}\otimes m}}]$ 是奇异值构成的列向 量, $\Sigma_{G_{k}} = \operatorname{diag}(\gamma_{S_{i,G_{k}}})$ 是以 $\gamma_{S_{i,G_{k}}}$ 中的元素为对角线元素的奇异 值对角矩阵, $u_{G_{k}\otimes i}$ 和 $v_{G_{k}\otimes i}$ 是单位正交矩阵 $U_{G_{k}}$ 和 $V_{G_{k}}$ 的列向量。 因此, $B_{G_{k}}$ 中的列向量 $b_{G_{k}\otimes i}$ 被定义为:

$$\boldsymbol{b}_{G_{k}\otimes i} = \boldsymbol{u}_{G_{k}\otimes i}\boldsymbol{v}_{G_{k}\otimes i}^{\mathrm{T}}, i = 1, 2, \cdots, m$$
(13)

综上,本文通过对估计帧 $r_t$ 分块聚类后的相似块组做奇异值分解来获得低秩基矩阵 $B_{G_k}$ ,进而获得NLLR非局部低秩先验。

#### 2.3 AQC 先验

本节首先对 HEVC 标准的量化过程进行简要说明,分析 x,和 y,在频域中具有的约束关系。

HEVC 编码器可采用标量量化方法对预测残差变换系数进行量化取整来获得对应的量化值,表示如下:

$$m_i = floor(\frac{c_i}{Q_{++}} + f) \tag{14}$$

其中,c<sub>i</sub>为预测残差的 DCT 变换系数,Q<sub>uep</sub> 是量化步长,f 表示控制舍入关系的参数,floor(•)为向下取整函数,m<sub>i</sub>为量 化值。一般情况下,对采用帧内编码模式的 I 帧,f 取值为 1/3,对采用帧间编码模式的 P 帧或 B 帧,f 取值为 1/6。相 比量化过程,HEVC 标准也规定了反量化的实现方法,其反 量化公式可以表示为:

$$\hat{c}_{i} = m_{i} \times Q_{sep} \tag{15}$$

其中, $\hat{c}_i$ 为反量化后得到的 DCT 系数。因为舍入取整产生的误差,通常情况下, $\hat{c}_i \neq c_i$ ,且两者之间的误差绝对值理论上不超过 0.5 $Q_{sep}$ ,所以  $x_i$ 与  $y_i$ 之间存在约束关系,它们的DCT 系数差值的绝对值理论上不超过 0.5 $Q_{sep}$ 。

所提 AQC 先验利用该约束关系,以及 HEVC 压缩码流 中的 QP 信息和视频内容,获得自适应的量化约束解空间。 将尺寸为  $H \times W$  的视频帧  $x_i$ ,  $y_i$  分为  $8 \times 8$  的非重叠块并做 DCT 变换。联合所有的 DCT 系数块,得到尺寸为  $H \times W$  的 DCT 系数矩阵 $x_{i,D}$ ,  $y_{i,D}$ , 表示为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}_{t,D} = A \, \boldsymbol{x}_t \,, \quad \boldsymbol{y}_{t,D} = A \, \boldsymbol{y}_t \\ \boldsymbol{x}_{t,D} \,, \qquad \boldsymbol{y}_{t,D} \in R^{H \times W} \end{cases}$$
(16)

其中,A 代表对视频帧进行分块、变换的操作。矩阵中的每一 个元素 $\mathbf{x}_{t,D[k,l]}$ , $\mathbf{y}_{t,D[k,l]}$ 为视频帧经变换后对应位置的 DCT 系 数值。其中,1 $\leq k \leq H$ ,1 $\leq l \leq W$ 。定义自适应量化约束解空 间的上下限矩阵  $\hat{\mathbf{u}}$  和  $\hat{\mathbf{l}}$ ,并由公式表示为:

$$\overset{\wedge}{\boldsymbol{u}}_{[k,l]} = \boldsymbol{y}_{\iota,D[k,l]} + \eta \bar{\alpha} \boldsymbol{Q}_{step}$$

$$\overset{\wedge}{\boldsymbol{l}}_{[k,l]} = \boldsymbol{y}_{\iota,D[k,l]} + \eta \underline{\alpha} \boldsymbol{Q}_{step}$$

$$(17)$$

其中, $\bar{\alpha}$ 和<u>a</u>是假设约束特征系数 a 为标准正态分布下置信概 率为 90%的置信区间上下限,两者互为相反数。约束特征系 数 a 用于表示视频帧  $x_i$ 和  $y_i$ 的 DCT 系数差值  $aQ_{sep}$ ,其分布 情况反映不同 QP 下的约束特性; $\eta$ 为缩放系数,由视频的 DCT 域块活动性来确定。

相比本文所提的  $\eta \bar{a}Q_{sep}$ 和  $\eta \underline{a}Q_{sep}$ ,传统的量化约束先验 采用固定的±0.5 $Q_{sep}$ 。文献[12,15]为了收缩量化约束解空 间,也仅仅是采用固定的经验值 0.4 $Q_{sep}$ 或者 0.35 $Q_{sep}$ ,没有 考虑到码流中的 QP 信息和视频 DCT 域内容特性对量化约 束的影响。因此,所提 AQC 先验联合不同 QP 下的约束特性 和 DCT 域块活动性进一步收缩量化约束解空间,从而对估计 结果进行更加动态自适应的修正约束。

首先通过统计约束特征系数  $\alpha$  真实的分布情况来分析不同 QP下的约束特性,进而利用该特性获得与 QP 相关的上下限a和 $\alpha$ 。图 1 给出了不同 QP下约束特征系数  $\alpha$  的分布情况。从上到下依次为视频序列 BasketballPass416×240,BasketballDrill832×480,FourPeople1 280×720,BQTerrace1 920×1080,从左到右为 QP等于 22,27,32,37 时分别对应的  $\alpha$ 分布情况。由图 1 可知, $\alpha$  的分布符合正态分布特征,且 QP 越大,分布就越集中。这是因为  $\alpha$  的值与 HEVC 量化时的舍入取整有关。DCT 系数块中,左上角的低频信息幅值较大,右下角的高频信息幅值较小。当进行量化时,大多数幅值较小的高频系数将被量化为 0。此时, $Q_{sep}$ 越大,对应的 QP 就越大,与舍入取整有关的约束特征系数  $\alpha$ 也就越小。因此,QP 越大, $\alpha$ 的分布就越集中。



图 1 不同 QP 下的约束特征系数分布



进一步地,根据约束特征系数α的真实分布情况,在帧内 (Intra)和帧间(Inter)两种编码模式下对不同视频的α分布进 行拟合。拟合结果作为文章的支撑材料已放入题目下方的 OSID码中,若读者感兴趣可以扫码了解。

约束特征系数 α的分布特性反映了不同 QP 下的约束特 性,QP 越大,量化约束范围就越窄。利用该约束特性,拟合 不同 QP 和上下限α及α的函数关系,即:

$$\overline{\alpha} = -\underline{\alpha} = -0.0076 \times QP + 0.41 \tag{18}$$

由此得到了与 QP 相关的ā和α。

针对缩放系数 η,本文利用视频的 DCT 块活动性,通过

统计当前块的相邻块活动性来预测当前块对应的缩放系数  $\eta$ 。相邻 DCT 系数块的活动性可以反映当前块的纹理特征, 而块活动性大小可通过统计周围 4 个相邻块是否落入当前块 的量化约束范围[ $\underline{a}Q_{sep}, \overline{a}Q_{sep}$ ]中来确定。定义 K(i,j)为周 围 4 个相邻块中对应位置的 DCT 低频系数落在量化约束范 围[ $\underline{a}Q_{sep}, \overline{a}Q_{sep}$ ]中的块数,  $i \pi j$  分别代表周边块位置的横 坐标和纵坐标。缩放系数  $\eta \pi K(i,j)$ 的关系可以表示为:

$$\eta = \frac{M}{M + K(i,j)}, M = 4 \tag{19}$$

其中,K(i,j)由周围4个相邻块的活动性决定。如图2所示, 统计每个周边块左上角4×4区域的低频系数是否落入当前 块对应位置的量化约束范围内。



图 2 DCT 域的块活动性统计区域

Fig. 2 Statistical area of block activity in DCT domain

相邻块的活动性越大,K(i,j)越小,对应的缩放系数  $\eta \in$ [0.5,1]就越大,这表明当前区域为纹理细节丰富的区域,不 需要再进一步限制当前块的量化约束解空间;而相邻块的活 动性越小,对应的缩放系数  $\eta$ 就较小,说明当前区域为较平坦 区域,可以进一步限制当前块的量化约束解空间。

得到上下限 $\bar{\alpha}$ 和 $\underline{\alpha}$ 以及缩放系数 $\eta$ 之后,就可以得到 式(17)中的上下限矩阵 $\hat{u}$ 和 $\hat{l}$ ,且 $x_i$ 应该被限制约束在该上 下限矩阵规定的量化约束解空间 $\Omega$ 内,并将其表示为:

$$\mathbf{\Omega} = \{ \mathbf{x}_t \mid \stackrel{\circ}{\mathbf{l}} \leqslant A \, \mathbf{x}_t \leqslant \stackrel{\circ}{\mathbf{u}} \} \tag{20}$$

**Ω**可以直接由经 HEVC 压缩后的相关码流信息获得,并 将由 **Ω**决定的约束函数表示为:

$$\Psi(\mathbf{x}_t) = \begin{cases} 0, & \mathbf{x}_t \in \mathbf{\Omega} \\ +\infty & \mathbf{x}_t \notin \mathbf{\Omega} \end{cases}$$
(21)

因此,自适应量化约束先验被表示为:

$$\log(p_{AQC}(\boldsymbol{x}_t)) = -\boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{x}_t)$$
(22)

综合以上分析,将式(4)中的量化噪声模型、NLLR 先验, 以及所提的 AQC 先验合并到式(6)中,得到如下的最优化问题,即:

$$(\widetilde{\boldsymbol{B}}_{G}, \widetilde{\boldsymbol{\alpha}}_{G}) = \arg \min_{B_{G}, s_{o}} \frac{1}{2\sigma_{e}^{2}} \|\boldsymbol{B}_{G} \circ \boldsymbol{\alpha}_{G} - \boldsymbol{y}_{t}\|_{2}^{2} + \lambda \|\boldsymbol{\alpha}_{G}\|_{0} + \psi(\boldsymbol{B}_{G} \circ \boldsymbol{\alpha}_{G})$$
(23)

利用 split-Bregman 迭代算法对最优化问题求解,在获得  $\tilde{a}_G \pi \tilde{B}_G 之后, 就可以得到重建视频估计帧 \tilde{x}_t = \tilde{B}_G \cdot \tilde{a}_G$ 。同时, 相比文献[16-17]仅仅将量化约束作为最终步骤,只对算法得 到的估计结果进行一次约束,本文将自适应量化约束先验加 入到优化问题求解的每一次迭代中,从而提供更可靠、更稳健 的估计。具体求解过程将会在下一节进行说明。

## 3 基于 NLLR 和 AQC 先验的优化问题求解

本文利用文献[13]中的 split-Bregman 迭代算法来解决

所提最优化问题,即式(23)。

 $\lambda \| \boldsymbol{\alpha}_G \|_0 + \phi(\boldsymbol{B}_G \circ \boldsymbol{\alpha}_G)$ 。那么,所提的最优化问题等价于如下 最小化约束问题,即:

$$\min \frac{1}{2\sigma_{\rm e}^2} \| \boldsymbol{x}_t - \boldsymbol{y}_t \|_2^2 + \lambda \| \boldsymbol{\alpha}_G \|_0 + \psi(\boldsymbol{B}_G \circ \boldsymbol{\alpha}_G)$$
(24)

s.t.  $\boldsymbol{x}_t = \boldsymbol{B}_G \circ \boldsymbol{\alpha}_G$ 

根据 split-Bregman 迭代算法,转化为分步迭代过程,即:

$$\mathbf{x}_{t}^{(l+1)} = \arg\min_{\mathbf{x}_{t}} \frac{1}{2\sigma_{e}^{2}} \| \mathbf{x}_{t} - \mathbf{y}_{t} \|_{2}^{2} + \frac{1}{2\beta^{(l)}} \| \mathbf{x}_{t} - \mathbf{B}_{G}^{(l)} \circ \mathbf{a}_{G}^{(l)} - \mathbf{b}^{(l)} \|_{2}^{2}$$

$$(25)$$

$$(\boldsymbol{B}_{G}^{(l+1)},\boldsymbol{\alpha}_{G}^{(l+1)}) = \arg \min_{\boldsymbol{B}_{G},\boldsymbol{\alpha}_{G}} \|\boldsymbol{\alpha}_{G}\|_{0} + \psi(\boldsymbol{B}_{G} \circ \boldsymbol{\alpha}_{G}) + \frac{1}{2\beta^{(l)}}$$

$$\|\boldsymbol{x}_{t}^{(l+1)} - \boldsymbol{B}_{G} \circ \boldsymbol{\alpha}_{G} - \boldsymbol{b}^{(l)}\|_{2}^{2}$$
(26)

$$\boldsymbol{b}^{(l+1)} = \boldsymbol{b}^{(l)} - (\boldsymbol{x}_{l}^{(l+1)} - \boldsymbol{B}_{G}^{(l+1)} \circ \boldsymbol{\alpha}_{G}^{(l+1)})$$

$$(27)$$

其中,l代表迭代次数,系数 $\beta^{(1)}$ 将在迭代过程中确定。因此, 算法最小化问题可以被分为两个子问题,本文将其命名为 $x_t$ 子问题和( $B_G, \alpha_G$ )子问题。下面将给出子问题的解决过程。

## 3.1 关于x<sub>t</sub>子问题

当(**B**<sup>(Φ)</sup><sub>G</sub>,**α**<sup>(Φ)</sup>)已知时,**x**<sub>t</sub>子问题最小化是一个严格的凸二 次函数,导数为0时即可得到最优近似解,即:

$$\mathbf{x}_{t}^{(l+1)} = \frac{\beta^{(l)} \mathbf{y}_{t} + \sigma_{\mathrm{e}}^{2} (\mathbf{B}_{G}^{(l)} \circ \boldsymbol{\alpha}_{G}^{(l)} + \boldsymbol{b}^{(l)})}{\beta^{(l)} + \sigma_{\mathrm{e}}^{2}}$$
(28)

其中, $\sigma_{e}^{\circ}$ 由式(4)确定。针对系数 $\beta^{(1)}$ ,将 $B_{G}^{(1)}\circ \alpha_{G}^{(1)}+b^{(1)}$ 表示为  $\omega^{(1)}$ ,可以将其看作迭代过程中的中间值。而 $\beta^{(1)}$ 相当于 $\mathbf{x}_{t}$ 和 中间值 $\omega^{(1)}$ 之间的噪声方差。通过统计它们之间的真实噪 声,对 $\beta^{(1)}$ 与 $\sigma_{e}^{\circ}$ 之间的对应关系进行函数拟合,即:

$$\beta^{(l)} = 0.002(\sigma_{\rm e}^2 - \| \boldsymbol{\omega}^{(l)} - \boldsymbol{y}_t \|_2^2)$$
(29)

3.2 关于( $B_G$ , $\alpha_G$ )子问题

当 $x_t^{(l+1)}$ 确定后,将( $B_G$ , $\alpha_G$ )子问题表示为:

$$\min_{B_G, \mathbf{a}_G} \frac{1}{2\beta^{(l)}} \| \mathbf{r}_t^{(l+1)} - \mathbf{B}_G \circ \mathbf{\alpha}_G \|_2^2 + \lambda \| \mathbf{\alpha}_G \|_0 + \psi(\mathbf{B}_G \circ \mathbf{\alpha}_G) \quad (30)$$

其中, $\mathbf{r}_{t}^{(t+1)} = \mathbf{x}_{t}^{(t+1)} - \mathbf{b}^{(t)}$ 。该子问题的解决将转化为两个部分,前两项对应 NLLR 先验,最后一项对应 AQC 先验。

根据 2.2 小节的 NLLR 先验,对估计帧 $r_t^{(l+1)}$ 构造的相似 块组 $S_{t,G_k}^{(l+1)}$ 进行奇异值分解后,可以将其表示为 $S_{t,G_k}^{(l+1)} = B_{G_k}^{(l+1)}$  $\gamma_{s_{t,G_k}}^{(l+1)}$ ,并且可以将式(30)中在帧级的低秩表示部分转化到块 组级<sup>[6]</sup>,即:

$$\min_{\boldsymbol{a}_{G_{k}}} \frac{1}{2} \| \boldsymbol{\gamma}_{\boldsymbol{\delta}_{t}, G_{k}}^{(l+1)} - \boldsymbol{\alpha}_{G_{k}} \|_{2}^{2} + \boldsymbol{\tau}^{(l)} \| \boldsymbol{\alpha}_{G_{k}} \|_{0}$$
(31)

其中, $\tau^{(t)} = \lambda \beta^{(t)} K/(H \times W), K$ 代表所有块组的尺寸之和, ( $H \times W$ )代表视频帧的尺寸。因此,对 $\alpha_{G_k}^{(l+1)}$ 的近似求解可以 表示为:

$$\boldsymbol{\alpha}_{G_k}^{(l+1)} = hard(\boldsymbol{\gamma}_{G_k}^{(l+1)}, \sqrt{2\tau^{(l)}})$$
(32)

其中,hard(•)函数对输入向量进行硬阈值操作以实现低秩 约束。因此,联合所有 $a_{\ell_{k}}^{(l+1)}$ 和 $B_{\ell_{k}}^{(l+1)}$ ,将还没有经过自适应量 化约束的求解中间结果表示为 $\dot{x}_{t} = B_{C}^{(l+1)} \circ a_{C}^{(l+1)}$ 。根据 2.3 节的 AQC 先验, $\dot{x}_{t}$ 应该被限制在由量化参数 QP 和频域视频 特性共同决定的量化约束解空间  $\Omega$ 中。对 $\dot{x}_{t}$ 进行本次迭代 中最后的约束调整,即:

$$B_{G}^{(l+1)} \circ \alpha_{G}^{(l+1)} = A^{-1} E(A(B_{G}^{(l+1)} \circ \alpha_{G}^{(l+1)}), \overset{\wedge}{l}, \overset{\wedge}{u})$$
(33)  
其中, A 是 2.3 小节中提到的对视频帧进行非重叠分块变换  
的操作, 而  $E(\dot{x}, p, \overset{\wedge}{l}, \overset{\wedge}{u})$ 是投影运算, 即.

$$\widetilde{\mathbf{x}}_{t,D[k,l]} = \begin{cases} \overset{\wedge}{\mathbf{l}}_{[k,l]}, & \text{if } \dot{\mathbf{x}}_{t,D[k,l]} < \overset{\wedge}{\mathbf{l}}_{[k,l]} \\ \dot{\mathbf{x}}_{t,D[k,l]}, & \text{if } \overset{\wedge}{\mathbf{l}}_{[k,l]} < \dot{\mathbf{x}}_{t,D[k,l]} < \overset{\wedge}{\mathbf{u}}_{[k,l]} \\ \overset{\wedge}{\mathbf{u}}_{[k,l]}, & \text{if } \dot{\mathbf{x}}_{t,D[k,l]} > \overset{\wedge}{\mathbf{u}}_{[k,l]} \end{cases}$$
(34)

其中,1 $\leq k \leq H$ ,1 $\leq l \leq W$ 。经过式(33)在频域对求解的中间 结果 $\dot{x}_{t}^{(t+1)}$ 进行约束调整,得到本次迭代更为可靠准确的视频 估计帧 $\tilde{x}_{t}^{(t+1)}$ 。

#### 3.3 算法流程

至此,利用 split-Bregman 迭代算法完成了对式(23)中优 化问题的求解推导。基于 NLLR 和 AQC 先验的 HEVC 后 处理算法流程如算法 1 所示。

算法 1 基于 NLLR 和 AQC 先验的后处理算法

输入:( $y_t$ ,QP,B<sub>s</sub>,c, $\lambda$ ,D,L)

输出: x̃t

 由式(18)获得与 QP 相关的上下限 α 和 α,由式(19)获得缩放系数 η,由式(20)得到自适应的量化约束解空间 Ω;

输入参数

PSNR/dB

2. 初始化: $\mathbf{x}_{t}^{(0)} = \mathbf{y}_{t}$ , $\mathbf{b}^{(0)} = 0$ ;

3. for l←1 to L do

4. 由式(4)计算量化噪声方差 σ<sub>e</sub><sup>2</sup>;

5. 由式(29)更新 β<sup>(1)</sup>,由式(28)更新**x**<sub>t</sub><sup>(1+1)</sup>;

6. 由式(12)、式(13)获得低秩基矩阵 $B_{G_k}^{(l+1)}$ ,由式(32)获得 $\alpha_{G_k}^{(l+1)}$ ; 7. 通过联合所有的 $B_{G_k}^{(l+1)}$ 更新 $B_G^{(l+1)}$ ,通过联合所有的 $\alpha_{G_k}^{(l+1)}$ 更新 $\alpha_{G_c}^{(l+1)}$ ;

8.由式(33)更新B<sub>G</sub><sup>(1+1)</sup>。α<sub>G</sub><sup>(1+1)</sup>; 9.由式(27)更新b<sup>(1+1)</sup>; 10.End for

输出: $\tilde{\mathbf{x}}_{t} = \mathbf{B}_{G}^{(l+1)} \circ \boldsymbol{\alpha}_{G}^{(l+1)}$ 。

## 4 实验结果与分析

为了验证所提算法的有效性,将所提算法应用于经过 HEVC标准 HM16.0测试模型压缩后的视频。本文实验选 择基于 AI的标准帧内编码配置文件 encoder\_intra\_main.cfg 和基于 LDP 的 IPPP标准帧间编码配置文件 encoder\_lowdelay\_P\_main.cfg。量化参数 QP 分别为 22,27,32,37。通过 大量的实验,对输入参数进行如下设置:小块边长  $\sqrt{B_s}$  设为 6,搜索窗宽度 D 设为 20,块组中小块个数 c 设为 30,低秩表 示的系数  $\lambda$  设为 5.8,迭代次数上限 L 设为 10。本文所有实 验均使用 MATLAB R2016a 和 Visual Studio 2012 工具在 CPU 为 i5-3470 @3.20 GHz 上运行。

#### 4.1 参数设置

本文首先通过控制变量对照实验来验证输入参数 $\sqrt{B_s}$ , c,D, $\lambda$ 的有效性。在改变1个参数和固定其他3个参数的情况下,对不同视频序列进行了4组实验。以上4个参数对平 均计算复杂度和算法平均性能的影响如表1所列。

Time/s

表1 4个参数对平均计算复杂度和平均算法性能的影响

Table 1 Effect of 4 parameters on average computational complexity and average algorithm performance

Time/s

输入参数

PSNR/dB

144 7	/ // -			1144 2	- / ///	,	
	4	39.9648	1494.0170		10	40.0123	1634.0811
	5	40.0957	1937.5533		20	40.1271	2147.6494
	6	40.1588	2334.4016		30	40.1588	2334.4016
$\sqrt{B_S}$	7	40.1670	2903.9956	с	40	40.1634	2595.8545
	8	40.1647	3268.1622		50	40.1548	2908.6644
	9	40.1499	3842.8919		60	40.1479	3258.8246
	10	40.1328	4216.3961		70	40.1416	3477.7915
	5	39.9203	1937.5533		1	39.9572	2333.1752
	10	39.9857	1 984.241 3		3	40.0518	2329.6200
	15	40.1069	2100.9614		5	40.1055	2333.8552
D	20	40.1588	2334.4016	λ	5.5	40.1463	2335.7264
	25	40.1613	2684.5618		5.8	40.1588	2334.4016
	30	40.1631	3151.4421		6	40.1555	2335.2867
	35	40.1646	4038.5147		8	40.1481	2333.7314

由表 1 可知,相关参数的最优范围如下: $\sqrt{B_s}$ 为 6~8,c 为 30~50,D为 20~35。考虑到计算复杂度和算法性能的平 衡,最终将 $\sqrt{B_s}$ 设为 6,c 设为 30,D 设为 20, $\lambda$  设为 5.8。

## 4.2 AQC 先验的有效性

为了验证 AQC 先验对算法性能的影响,本文进行了所 提算法有无 AQC 先验的对比实验。以 Flowervase 视频序列 为例,图 3 给出了当 QP=27 时两种情况下的 PSNR 随迭代 次数的变化。其中,NLLR+AQC 表示所提的完整算法, NLLR 表示只使用了非局部低秩先验,不包含 AQC 先验。 由图 3 可知,当迭代次数为 10 时,PSNR 的变化曲线接近水 平,因此本文将迭代次数上限 L 设为 10。同时可得,相比 只使用 NLLR 先验,所提的完整算法经过 10 次迭代后的 PSNR 可以提升约 0.14 dB。这说明了本文所提的 AQC 先验的有效性。



图 3 有无 AQC 先验的实验对比

Fig. 3 Experimental comparison with or without AQC prior

## 4.3 不同算法的实验结果对比

将所提算法用于经 HEVC 标准编解码后的压缩视频,不改变编码器,不改变编码码率,在解码端对视频进行处理。实验效果选取 5 个不同分辨率大小的标准视频序列,通过客观评价标准 Bjøntegaard Delta Bit Rate(BDBR,其单位为%)和Bjøntegaard Delta PSNR(BDPSNR,其单位为 dB)<sup>[18]</sup>进行验证。

BDBR 表示在同样的客观质量下,所提算法相比 HEVC 标准的码率节省情况; BDPSNR 表示在给定的同等码率下, 所提算法相比 HEVC 标准的 PSNR 差异。选择基于 AI 的标 准帧内编码模式,所提方法与 HEVC 标准实验结果如表 2 所 列;选择基于 LDP 的 IPPP 标准帧间编码模式,所提方法与 HEVC 标准实验结果如表 3 所列。

表 2 本	文算法与	HM 16.0	标准在帧内	模式下的实验结果
-------	------	---------	-------	----------

Table 2	Experimental	results of	proposed	algorithm	and	ΗМ	16.	0	standard	in	intra	mod	le
---------	--------------	------------	----------	-----------	-----	----	-----	---	----------	----	-------	-----	----

油虾运到	OD	HM 16.0 标准		本文算法	本文算法 vs	HM 16.0 标准	
恍观序列	QP	码 率/Kbps	PSNR/dB	PSNR/dB	BDBR/%	BDPSNR/dB	
	22	5380.0000	42.5918	42.8891			
BasketballPass	27	3183.4400	39.0575	39.2788	2 5055	0.010.0	
$416 \times 240$	32	1777.0400	35.5997	35.8055	-3.5955	0.2196	
	37	968.9600	32.3929	32.5806			
	22	3581.3760	47.3031	47.7327			
Flowervase	27	2266.8480	44.2700	44.6303	4 0000	0.3296	
$832 \times 480$	32	1376.3520	40.9112	41.2228	-4.9889		
	37	785.5200	37.6018	37.8262			
	22	19309.3440	44.0491	44.2518			
Johnny	27	10654.2720	41.9156	42.2359	-8.1162	0.244.9	
$1280 \times 720$	32	6112.3200	39.6478	40.0616		0.3442	
	37	3562.7520	37.1127	37.4885			
	22	18341.0688	43.0448	43.2285			
Kimono1	27	10569.4080	41.6780	41.8565	2 0 2 1 7	0 146.9	
$1920\! imes\!1080$	32	6380.3136	39.8144	39.9426	- 5. 9517	0.1408	
	37	3787.4688	37.3638	37.4277			
	22	103735.9200	43.2602	43.4776			
PeopleOnStreet	27	60187.8240	39.8259	40.0331	4 462.0	0.0505	
$2560 \times 1600$	32	34229.3760	36.7009	36.9922	-4.4038	0.2080	
	37	19925.7600	33.8561	34.2144			
		平均			-5.0192	0.2597	

表 3 本文算法与 HM 16.0 标准在帧间模式下的实验结果

Table 3 Experimental results of proposed algorithm and HM 16.0 standard in inter mode

油虾运到	OD	HM 16.	0标准	本文算法	本文算法 vs	HM 16.0 标准	
化频序列	QP	码 率/Kbps	PSNR/dB	PSNR/dB	BDBR/%	BDPSNR/dB	
	22	2608.9600	41.8074	42.0710			
BasketballPass	27	247.0667	38.2017	38.4377	5 0050	0.2301	
$416 \times 240$	32	800.0000	34.8252	35.0453	-5.3059		
	37	438.3200	31.8333	32.0459			
	22	1678.9440	46.0595	46.4375			
Flowervase	27	979.4880	43.2446	43.5877	-5.7383	0.3198	
$832 \times 480$	32	584.6880	40.3522	40.6647			
	37	338.3040	37.4493	37.6664			
	22	8972.5440	43.1186	43.3775		0.3746	
Johnny	27	4650.5280	41.3393	41.6995	-10.3957		
$1280 \times 720$	32	2650.9440	39.4069	39.8423			
	37	1553.6640	37.0899	37.4905			
	22	11 366.8992	42.3617	42.6332			
Kimono1	27	6021.1584	40.5493	40.7958	5 0044		
$1.920 \times 1.080$	32	3323.8272	38.0946	38.3085	-5.8944	0.2295	
	37	1863.9744	35.4876	35.6615			
	22	62651.8560	41.4424	41.7019			
PeopleOnStreet	27	32968.4640	38.1308	38.3905	-5.6054		
$2560 \times 1600$	32	18007.1040	35.0626	35.3790		0.2585	
	37	10334.4480	32.2501	32.6182			
		平均			-6.5879	0.2828	

由表 2 可知,在帧内编码模式下,与 HEVC 标准相比,本 文算法最高可以达到 8.1162%的 BDDR 节省或者0.3442dB的 BDPSNR 提升,平均 BDBR 减少 5.0192%或者平均 BDPSNR 提高 0.2597dB;由表 3 可知,在帧间编码模式下,本文所提算 法最高可以达到 10.3957%的 BDDR 节省或者 0.3746dB 的 BDPSNR 提升,平均 BDBR 减少 6.5879%或者平均 BDPSNR 提高 0.2828dB。这说明不论针对帧内编码模式还是帧间编 码模式,所提算法都能达到一定程度的码率节省和 BDPSNR 提升,能达到去除压缩效应的目的。

同时,将本文算法与文献[19]中的算法进行对比。该文 献通过对视频的运动补偿块进行平均来降低压缩噪声,并利 用去噪后的视频序列进行视频编码模式选择来保障解码视频 的质量。算法的编码性能仍然用 BDBR 作为衡量标准,实验 结果如表 4 所列。

#### 表 4 本文算法与文献[19]中算法的性能对比

Table 4 Performance comparison between proposed algorithm and algorithm of literature [19]

分辨家	初版序列	文 献[19]	本文算法
<i>∑</i> / <i>m</i> =+	176 990 717 91	BDBR/ %	BDBR/ %
$416 \times 240$	RaceHorses	-0.3000	-2.9538
$416 \times 240$	BQSquare	-1.8800	-2.0239
$416 \times 240$	BlowingBubbles	-1.7000	-1.6006
$416 \times 240$	BasketballPass	-1.2100	-3.5955
$832 \times 480$	RaceHorses	-1.4400	-2.1497
$832 \times 480$	BQMall	-1.4300	-3.0749
$832 \times 480$	PartyScene	-1.6100	-1.8320
$832 \times 480$	BasketballDrill	-1.8800	-4.7711
$1280\! imes\!720$	FourPeople	-1.8800	-6.9306
$1280\! imes\!720$	Johnny	-2.5000	-8.1162
$1280\! imes\!720$	KristenAndSara	-2.0300	-7.1189
$1280\! imes\!720$	SlideEditing	-0.3500	-3.8713
$1920\! imes\!1080$	Kimono1	-1.0100	-3.9317
$1920\! imes\!1080$	Cactus	-1.8000	-3.7938
$1920\! imes\!1080$	BQTerrace	-2.4000	-2.4970
$1920\! imes\!1080$	BasketballDrive	-1.7400	-4.8029
$2560 \times 1600$	Traffic	-1.7700	-4.3457
$2560 \times 1600$	PeopleOnStreet	-1.4400	-4.4638
	平均	-1.5761	-3.9930

由表4可知,本文算法几乎在所有序列中都优于文献 [19]中的算法。在重建视频具有同等质量的情况下,本文算 法在 HEVC 标准的基础上平均达到 3.9930%的码率节省, 而文献[19]中的算法仅达到 1.5761%的码率节省。

为了进一步说明本文算法的时间性能,本节还给出了本 文所提算法和文献[12]所提算法相比 HM 16.0 标准的时间 复杂度对比。这里我们采用相对编码时间来衡量时间复杂 度。其计算公式如下:

$$T = \frac{T_{Praposed}}{T_{HEVC}} \times 100 \,\% \tag{35}$$

将文献[12]中所提去压缩效应算法应用到 HEVC 后处 理中,算法源码从作者的主页获得。为保障公平性,设置文献 [12]中所提算法的迭代次数为 10,相关参数设置为最优。 表 5列出了关于BDBR和算法时间复杂度对比的实验结果。 由表 5 可知,文献[12]中所提算法的时间复杂度约是本文所 提算法的 4 倍。相比该算法,本文算法在同等客观质量下不 仅能达到更多的码率节省,还具有更低的时间复杂度。

表 5 本文算法与文献[12]中算法的性能对比

Table 5 Performance comparison between proposed algorithm and algorithm of literature [12] (单位,%)

分辨率	海东市过	时	间复杂度比较	BDBR		
	176 990 777 94	HM16.0 标准	文 献[12]	本文算法	文献[12]	本文算法
$416 \times 240$	BasketballPass	100	13416	2858	-2.2123	-3.5955
$832 \times 480$	Flowervase	100	13243	3248	-2.0410	-4.7711
$1280\! imes\!720$	Johnny	100	14585	3049	-3.4736	-3.8713
$1920\! imes\!1080$	Kimono1	100	15204	3694	-3.9050	-4.8029
$2560\! imes\!1600$	PeopleOnStreet	100	13869	3544	-3.6371	-4.3457
平均		100	14063	3 4 8 3	-3.0538	-4.2773

结束语 为了有效降低视频压缩效应,本文提出了基于 非局部低秩和自适应量化约束先验的 HEVC 后处理算法。 该算法首先利用视频空域的非局部相似性,通过对相似块组 进行奇异值分解来构建非局部低秩模型,从而获得更准确的 低秩先验信息。然后根据不同量化参数 QP 的约束特性和视 频的 DCT 域块活动性收缩量化约束解空间,从而获得自适应 的量化约束先验信息。最后利用 split-Bregman 迭代算法解 决基于最大后验概率框架下的优化问题,并将自适应量化约 束先验加入每一次迭代中,从而保障更可靠、更稳健的估计结 果。实验结果表明,与 HM 16.0 标准和相关文献相比,本文 算法均能在同等客观质量下获得更多的码率节省,重建视频 的质量也有一定的提高。尽管本文算法的时间复杂度优于文 献[12]中的算法,但还有优化的可能。所提算法的时间复杂 度一方面表现在求解( $B_G$ , $\alpha_G$ )子问题过程中的相似块聚类以 及奇异值分解等操作;另一方面表现在迭代收敛速度。因此, 在今后的工作中,考虑引入非凸低秩残差估计模型以及自适 应迭代算法,以便在保证重建视频质量的同时进一步降低时 间代价。

## 参考文献

[1] WAN S, YANG F Z. New Generation of High Efficiency Video Coding H. 265/HEVC: Principles, Standards and Implementation[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2014:IV.

- [2] ZHANG X,XIONG R,LIN W,et al. Low-Rank based Nonlocal Adaptive Loop Filter for High-Efficiency Video Compression [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology,2017,27(10):2177-2188.
- [3] HE X Y,DUAN L Y,LIN W Y. Deep Residual Network Based HEVC Compressed Videos Enhancement[J]. Computer Science, 2019,46(3):88-91.
- [4] GEMAN D, REYNOLDS G. Constrained Restoration and the Recovery of Discontinuities [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 14(3): 367-383.
- [5] MUMFORD D.SHAH J. Optimal Approximations by Piecewise Smooth Functions and Associated Variational Problems [J]. Communications on Pure & Applied Mathematics, 1989, 42(5): 577-685.
- [6] ZHANG J,ZHAO D B,GAO W. Group-Based Sparse Representation for Image Restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(8):3336-3351.
- [7] LI A, CHEN D Y, SUN G L, et al. Sparse Representation-Based Image Restoration via Nonlocal Supervised Coding[J]. Optical Review, 2016, 23(5):776-783.
- [8] LIU H F,XIONG R Q,LIU D, et al. Image Denoising via Low Rank Regularization Exploiting Intra and Inter Patch Correlation[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2018, 28(12): 3321-3332.
- [9] PARK S H, KIM D S. Theory of Projection onto the Narrow Quantization Constraint Set and Its Application [J]. IEEE

Transactions on Image Processing, 1999, 8(10): 1361-1373.

- [10] YANG Y Y,GALATSANOS N P. Removal of Compression Artifacts Using Projections onto Convex Sets and Line Process Modeling[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(10):1345-1357.
- [11] ZHAO C, ZHANG J, MA S W, et al. Reducing Image Compression Artifacts by Structural Sparse Representation and Quantization Constraint Prior[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2017, 27(10):2057-2071.
- [12] ZHANG J,XIONG R Q,ZHAO C,et al. CON-COLOR: Constrained Non-Convex Low-Rank Model for Image Deblocking [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(3):1246-1259.
- [13] ZHANG J,ZHAO D B,XIONG R Q, et al. Image Restoration Using Joint Statistical Modeling in a Space-Transform Domain
   [J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology,2014,24(6):915-928.
- [14] TIRER T,GIRYES R. Image Restoration by Iterative Denoising and Backward Projections[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019,28(3):1220-1234.
- [15] ZHANG X F,LIN W S,XIONG R Q, et al. Low-Rank Decomposition Based Restoration of Com-pressed Images via Adaptive Noise Estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016,25(9):4158-4171.
- [16] JUNG C K, JIAO L C, QI H T, et al. Image De-blocking via Sparse Representation [J]. Signal Processing Image Communica-

tion,2012,27(6):663-677.

- [17] ZHANG X F.XIONG R Q.FAN X P.et al. Compression Artifact Reduction by Overlapped-Block Transform Coefficient Estimation with Block Similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(12):4613-4626.
- [18] BJONTEGARD G. Calculation of Average PS-NR Differences between RD-curves [C] // 13th Video Coding Experts Group Meeting. Austin: ITU-T VCEG-M33,2001:2-4.
- [19] STANKIEWICZ O,WEGNER K,KARWOW-SKI D,et al. HEVC Encoding Assisted with Noise Reduction [J]. International Journal of Electronics and Telecommunications, 2018, 64(3):285-292.



**XU Yi-fei**, born in 1996, postgraduate. Her main research interests include image/video coding and so on.



**HE Xiao-hai**, born in 1964, Ph. D, professor, Ph. D supervisor. His main research interests include image processing, pattern recognition and image communication.