

文章编号:1671-6833(2019)03-0019-07

基于自适应量化器选择的编码率失真优化判决算法

李娜娜¹, 黄琨强², 张秋闻¹, 刘宽¹

(1.郑州轻工业学院 计算机与通信工程学院,河南 郑州 450001; 2.郑州工商学院 机械与电信工程学院,河南 郑州 451400)

摘 要:针对高效率视频编码标准(high efficiency video coding, HEVC)编码复杂度高的问题,提出一种高效的自适应量化器选择的率失真优化量化判决算法.通过对变换系数量化水平是否相等以及量化水平和是否小于设定阈值来进行量化器判决.若量化水平相等或为零,则直接采用率失真优化量化;否则进行阈值判决,从而最终确定最佳量化器.结果表明,提出的算法能有效地对计算量小的均匀量化和比特率小的率失真优化量化这两种量化方法进行自适应选择,降低了编码器计算复杂度.采用该算法节省了大约 10.52% 的编码时间.

关键词: HEVC; 量化; 率失真; 复杂度

中图分类号: TN919.81 **文献标志码:** A **doi:**10.13705/j.issn.1671-6833.2019.03.001

0 引言

采用率失真(rate-distortion optimization, RDO)^[1]是 HEVC 编码复杂度高的一个重要因素之一,而如何有效对其进行优化来降低计算量成为难题.

针对上述问题,研究人员已经从率失真计算的预测过程出发,在率失真函数和编码器编码单元的层面进行了优化,通过降低函数本身的运算量来提升 HEVC 编码器的性能,并以此达到优化编码时间的目的.文献[2]提出了离散余弦变换系数和基于全零块率失真优化量化跳过算法,提升了编码效率.文献[3]通过训练传输集合后选择最合适的传输模式来分类传输变换系数,从而降低视频比特率.文献[4]提出了变换编码传输约束条件实现了简化率失真代价计算的效果.文献[5]提出了一种基于运动特性的编码块分割算法,有效加快了帧内编码的速度.文献[6]提出了主动选择变换编码块的率失真优化量化(rate-distortion optimized quantization, RDOQ)的决策算法,得到了较好的编码增益.文献[7]使率失真优化量化代价计算随着标准测试

模型中的量化值变化,实现了压缩率的提高.文献[8]采用一种基于自由量化框架的快速 RDO 算法,该算法在帧内、帧间预测过程都很有效,明显地降低了率失真计算复杂度.文献[9]利用感知特征引导率失真优化算法来改善视频编码中编码效率低的问题,提出通过空域中梯度幅值率特征和时域中梯度相似度偏差率特征来描述相关性,从而自适应地选择 RDO 编码过程中拉格朗日乘子来提升编码性能.文献[10]对编码块复杂度进行了分类,并根据分类情况对编码单元快速分割,有效地判决了编码块深度,提升了编码效率.文献[11]简化 35 种帧内编码模式到 11 种模式后,增加最有可能模式组成候选预测集,从而有效减少率失真优化过程中需计算代价值的模式数量,以此来降低计算复杂度.文献[12]介绍了对编码块和对应视频帧中已编码的编码块进行分类的压缩方法,改变了遍历计算的方式.但是,这些算法都是针对量化过程中的率失真计算进行的优化,忽略了应根据编码块特点来选择低计算复杂度量化器的方式.

基于此,笔者针对 HEVC 中可以使用不同的

收稿日期:2018-08-29;修订日期:2018-10-12
基金项目:国家自然科学基金项目(61771432, 61501407, 61572445);河南省高校科技创新人才项目(17HASTIT022);河南省科技攻关项目(182102210156);河南省教育厅科技攻关重点项目(17B510011)
作者简介:李娜娜(1980—),女,河南周口人,郑州轻工业学院讲师,主要从事信号处理研究.
通信作者:张秋闻(1982—),男,河南许昌人,郑州轻工业学院副教授,博士,主要从事视频信号处理研究,E-mail: zhylnew@163.com.

量化方法对变换系数进行量化的特点,提出了量化器判决条件,实现了标量量化和率失真优化量化的自适应选择,从而减少遍历计算量,缩短编码器编码时间.实验表明,笔者基于量化过程的自适应判决方法在全帧内(all intra, AI)实验条件下可以节省大约 10.52% 的编码时间,同时仅约有 0.04% 的码率上升和 0.0071 dB 的信噪比下降.

1 均匀标量量化与率失真优化量化技术特征分析

均匀标量量化(uniform scalar quantizer)的量化步长 Q_s 可以由输入信号变化区间和重建值数量决定:

$$Q_s = \frac{m - n}{M}, \quad (1)$$

式中: m 和 n 分别表示信号的最大值和最小值; M 表示重建值数量.则量化后输出:

$$y_i = \frac{x_i + x_{i+1}}{2}, \quad i = 0, 1, \dots, M - 1. \quad (2)$$

其中, x_i 和 x_{i+1} 分别是对应区间端点对应的映射值.假设输入值服从均匀分布,则以 E_{MS} 衡量的量化误差为:

$$E_{MS} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{1}{Q_s} \int_{y_i - Q_s/2}^{y_i + Q_s/2} (y_i - \hat{y}_i)^2 dy = \frac{Q_s^2}{12}, \quad (3)$$

式中: \hat{y}_i 为重建值; M 为重建个数.传统上 HEVC 使用的标量量化是

$$y'_i = \text{floor}\left(\frac{D_i}{Q_s} + f\right), \quad (4)$$

式中: y'_i 表示输入信号量化后的值; floor 表示向下取整; D_i 是 DCT 系数; Q_s 是量化步长; f 是偏移值控制舍入关系,根据 IPB 帧的分类原则取值为 1/3 或者 1/6^[13-14].均匀标量量化的特点在于失真小,量化过程简单,计算量低,尤其是对均匀变化范围的量化,能够在保证精度的情况下降低计算复杂度.

RDOQ 在 HEVC 编码器中的计算需要不断利用 RDO 准则.以官方测试平台 HM 为例分析.首先,需要确定候选的量化值,公式如下:

$$|l_i| = \text{round}\left(\frac{|c_i|}{Q_s}\right), \quad (5)$$

式中: c_i 为变换块系数; l_i 为系数量化后的值^[15-16]; round 为舍入关系.

首先,根据变换块系数及每个候选量化值计算所有候选量化值的代价,利用 RDO 遍历计算所有系数包含的所有候选值的代价值,并选取它

们较低代价值对应的量化值作为最优量化值.

然后,还需要利用 RDO 准则来遍历搜索每一个系数块组(coefficient group, CG)是否量化为全零组,以达到较好的量化效果.最后,量化过程还需要确定最后一个非零系数的位置,通过确定熵编码中的该位置信息来解决拖尾零系数造成的编码比特升高问题.因此,与标量量化相比,RDOQ 虽然提高了编码器的性能,但由于利用了 RDO 准则,需要遍历计算候选量化值以及全零组、最后一个非零系数位置等率失真代价值,因此,总的编码时间大约增加了 10%~15%.

2 高效的率失真优化量化判决算法

2.1 均匀标量量化和率失真量化判决

对于变换块,如何自适应地合理分配标量量化和率失真优化量化,对变换过程降低计算复杂度至关重要.量化是对变换系数进行量化,根据其量化水平可以对量化器合理有效地判决.然而在下列两个条件下,两种量化器都将无法有效提升编码性能.

(1)变换系数量化为零;

(2)变换系数 RDOQ 量化水平等于变换系数均匀标量量化水平.

为此,我们对同一帧图像变换块变换系数进行 RDOQ 量化和标量量化后量化水平相等的概率进行了分析,如表 1 所示.其中, G_0 表示量化水平为零; G_{SQ} 表示均匀量化水平; G_{RDOQ} 表示 RDOQ 量化水平.通过对不同尺寸编码块在两种量化模式下量化为零或有相同量化水平的可能性分析进行第一步的筛选.当量化水平为零或相同时不需要量化器选择,不同时则进行下一步的量化器选择判决.从表 1 可以看出,大约有 14% 的变换块系数在进行量化时,无论是使用标量量化还是率失真优化量化,量化水平都相同,两种方法编码效率也一样,不需进行量化模式选择.而在 $G_{SQ} = G_{RDOQ}$ 和 $G_{SQ} \neq G_{RDOQ}$ 两种情况下,又分别有 74.7% 和 21.3% 的变换块系数量化为零,零变换块不需进行量化.所以,在 $G_{SQ} = G_{RDOQ}$ 或量化水平为零或变换块变换系数近似为零时,两种量化方法对视频编码效率并没有较大的影响.此时,对变换块进行量化时,采用传统的标量量化或者 RDOQ 任一种即可.在进行视频编码时跳过笔者提出的量化器模式选择过程.但是,在 $G_{SQ} \neq G_{RDOQ}$ 且 RDOQ 量化水平不等于零时,大约 86% 中仍然有 78.7% 的变换块系数需要进一步判定量化方法.为此,继续

表 1 两种量化方法系数量化水平之间的关系

Tab.1 The corrlation of quantization level of coefficients between two quantization methods

编码尺寸	均匀量化水平和 RDOQ 量化 水平是否相同的概率		两种量化方法的量化水平相等及不相等时 RDOQ 量化水平为零的概率	
	$G_{SQ} = G_{RDOQ}$	$G_{SQ} \neq G_{RDOQ}$	$G_{RDOQ} = G_0 (G_{SQ} = G_{RDOQ})$	$G_{RDOQ} = G_0 (G_{SQ} \neq G_{RDOQ})$
4×4	0. 27	0. 73	0. 651	0. 235
8×8	0. 20	0. 80	0. 654	0. 215
16×16	0. 09	0. 91	0. 798	0. 232
32×32	0. 01	0. 99	0. 883	0. 172
平均值	0. 14	0. 86	0. 747	0. 213

分析了不同尺寸变换块变换系数进行 RDOQ 后量化水平的平均和,如表 2 所示.

表 2 系数量化水平不为零时 RDOQ 量化水平平均和
Tab.2 The mean sum of quantization level after RDOQ
when quantization level of coefficients not equal to zero

编码尺寸	量化水平平均和	
	$G_{SQ} = G_{RDOQ},$ $G_{RDOQ} \neq G_0$	$G_{SQ} \neq G_{RDOQ},$ $G_{RDOQ} \neq G_0$
4×4	1. 95	10. 11
8×8	1. 58	18. 38
16×16	1. 81	53. 43
32×32	3. 56	213. 43
平均值	2. 23	73. 84

表 2 中,在变换系数量化水平不为零,且量化水平和小于平均量化水平平均和(2.23)时,可以直接将变换系数量化为零,不再进行 RDOQ 量化.在变换系数量化水平不为零且 $G_{SQ} \neq G_{RDOQ}$ 情况下,若量化水平和小于最小尺寸 4×4 变换块对应的 10.11,则 RDOQ 量化相对于计算复杂度带来的编码时间增高并没有较大幅度的比特率节省,编码器将选择均匀标量量化方法.

为了进行以上量化方法的选择,需要计算变换系数量化水平和,如式(6)所示:

$$\sum_{m=0}^{N-1} l_m = \sum_{m=0}^{N-1} \left\lfloor \frac{|c_m|}{Q_s} + f \right\rfloor \cong \sum_{m=0}^{N-1} \frac{|c_m|}{Q_s} = \frac{1}{Q_s} \sum_{m=0}^{N-1} |c_m|,$$

(6)

式中: l_m 表示 m 级量化水平; c_m 表示未量化系数; N 表示系数总量; f 表示量化补偿.

所以,根据表 2 实验结果设定阈值 T 为 10.11,并进行以下判决:

$$\sum_{m=0}^{N-1} l_m < T \rightarrow \sum_{m=0}^{N-1} l_m \cong \frac{1}{Q_s} \sum_{m=0}^{N-1} |c_m| < T. \quad (7)$$

判断条件(7)可以进一步简化为:

$$\sum_{m=0}^{N-1} |c_m| < T \cdot Q_s. \quad (8)$$

即 $G_{SQ} \neq G_{RDOQ}$ 且量化水平不为零时,若 $\sum_{m=0}^{N-1} l_m$ 小于

阈值 T 时将不再进行 RDOQ 量化.

所以,在进行 HEVC 视频编码时,变换系数量化水平和若满足条件式(8),量化过程将跳过 RDOQ,直接进行均匀标量量化;否则,HEVC 进行 RDOQ 量化.HEVC 编码器通过笔者提出的判决条件进行量化器的选择,可以在保证在失真较低的条件下降大地降低量化过程中的计算复杂度.

2.2 算法流程

步骤 1 提取当前需编码变换块变换系数.

步骤 2 确定变换系数的 RDOQ 量化候选值,当 $G_{SQ} = G_{RDOQ}$ 或量化水平为零时,变换块变换系数选择标量量化或者 RDOQ 并无区别,此时跳出此量化器选择算法,直接采用标准的 RDOQ 方法进行量化过程.否则需要进行下一步的选择判决.

步骤 3 根据式(6)计算变换系数量化水平和.若量化水平和小于平均量化水平平均和 2.23 时,则直接将变换系数量化为零,不再进行 RDOQ 量化;否则需要进行下一步判断.

步骤 4 设定 10.11 为阈值 T ,根据判决条件式(8)进行量化模式判决.若量化水平和满足判决条件(8)则使用均匀标量量化;否则则使用 RDOQ,判决结束.

步骤 5 进行下一变换块的量化模式判决.

2.3 算法时间复杂度

从以上分析可知,采用了该选择判决算法后,由于大约有 14% 的变换块系数在进行量化时 $G_{SQ} = G_{RDOQ}$;有 86% 的变换块系数在进行量化时 $G_{SQ} \neq G_{RDOQ}$.而在 $G_{SQ} \neq G_{RDOQ}$ 条件下,21.3% 的变换块系数量化为零,所以大约有 $14\% + 86\% \times 21.3\% = 32.32\%$ 的变换块系数在步骤 2 后跳出量化器选择算法,直接采用标准的 RDOQ 方法进行量化过程,在此种情况下并没有减少时间复杂度;而大约有 $86\% \times (1 - 21.3\%) = 67.68\%$ 的变换块系数需要进行步骤 3 以下的判断.当其量

化水平和小于平均量化水平平均和(2.23)时,直接将变换系数量化为零,不再进行RDOQ量化.接下来当量化水平和小于10.11时,则判断需要使用均匀标量量化,不再进行RDOQ量化.该算法在这两种情况下均不再进行遍历计算候选量化值以及全零组、最后一个非零系数位置等率失真代价值,减少了编码时间.

3 实验结果

实验使用HEVC官方测试(HEVC Test Model, HM) 16.0平台,在AI、随机接入(random access, RA)、低延迟(low delay, LD)3种条件下分别对不同分辨率和纹理变化特性的视频测试序列进行测试.

笔者提出的算法较HEVC编码器的平均节省时间(average saving time, AST)的百分率 A_{ST} 计算如下:

$$A_{ST} = \frac{t_A - t_P}{t_A} \times 100\%.$$

(9)

式中: t_A 是HEVC编码时间; t_P 是本文算法的编码时间.所以, A_{ST} 值越高,性能较HEVC编码器越好.

3.1 与HEVC编码标准及其他改进算法的比较

试验在设定的标准测试条件下以峰值信噪比变化(bjontegaard delta peak signal-to-noise rate) R_{BDPSN} 和码率变化(bjontegaard delta bit rate) R_{BDB} 判定编码性能,以 A_{ST} 节省的时间多少表示编码复杂度降低程度,试验结果如表3所示.

表3 提出的算法与原始HEVC编码器的结果比较

Tab.3 Comparison results between the proposed algorithm and the original HEVC encoder

测试序列	AI-main			RA-main			LD-main		
	$R_{BDB}/\%$	R_{BDPSN}/dB	$A_{ST}/\%$	$R_{BDB}/\%$	R_{BDPSN}/dB	$A_{ST}/\%$	$R_{BDB}/\%$	R_{BDPSN}/dB	$A_{ST}/\%$
Traffic	0.0	0.000	10.5	0.0	0.002	9.1	—	—	—
PeopleOnStreet	0.0	0.000	9.8	0.0	0.000	10.2	—	—	—
ParkScene	0.0	0.000	11.1	0.0	0.001	9.4	0.0	0.001	9.0
BQTerrace	0.0	-0.001	10.7	0.1	-0.002	9.8	-0.1	0.001	8.9
BasketballDrive	0.0	0.000	8.9	-0.1	0.001	12.4	0.0	0.002	9.3
BasketballDrill	0.0	0.000	6.9	0.2	-0.008	11.2	0.0	0.000	8.7
BQMall	0.0	-0.001	10.0	0.1	-0.006	9.5	0.1	-0.005	8.0
PartyScene	0.1	-0.006	10.7	0.2	-0.011	8.9	0.2	-0.010	9.7
BasketballPass	0.0	0.002	12.4	0.2	-0.009	8.4	0.2	-0.009	8.4
RaceHorses	0.0	0.000	12.9	0.2	-0.011	9.4	0.2	-0.011	9.8
BlowingBubbles	0.0	-0.001	12.6	0.0	0.000	11.3	0.0	0.000	10.8
FourPeople	0.0	-0.001	10.9	0.0	0.002	11.3	-0.3	0.009	10.1
Johnny	0.0	0.000	8.5	0.1	0.000	9.6	-0.5	0.007	8.2
KristenAndSara	0.0	0.000	8.9	0.1	-0.003	10.5	-0.4	0.015	10.6
BasketballDrillText	0.0	-0.001	9.8	0.1	-0.002	8.7	0.2	-0.007	9.3
SlideShow	0.3	-0.025	25.2	0.4	-0.038	29.4	0.5	-0.034	26.4
SlideEditing	0.8	-0.119	9.7	0.9	-0.247	11.0	0.4	-0.064	12.7
平均值	0.07	-0.009	11.23	0.15	-0.019 5	11.19	0.04	-0.007 1	10.52

由表3可知,笔者提出的算法具有较好的量化效果,在3种配置条件下分别实现了11.23%、11.19%和10.52%的编码时间节省.其中,AI条件下SlideShow最高实现了25.2%的时间节省,BasketballDrill序列也降低了6.9%的编码时间;RA条件下SlideShow最高实现了29.4%的时间降低;BasketballPass也降低了8.4%的编码时间;

LD条件下SlideShow序列实现了26.4%的时间降低;BQMall序列实现大约8.0%的时间节省.同时,3种条件下分别平均有0.07%、0.15%、0.04%的码率上升和0.009、0.0195、0.0071 dB的峰值信噪比降低.实验结果中,SlideShow视频测试序列因为具有较为单调的背景和较为复杂前景的特点,在提出的判决条件下进行编码,量化过程更多

地选择了均匀标量量化,从而节省了大量的编码时间.与此同时,序列复杂也造成了较高的峰值信噪比 (peak signal-to-noise rate) R_{PSN} 下降,但是仍在可接受范围内;而且,不同分辨率和运动特性的测试序列几乎都保持了较好的编码质量, R_{PSN} 和比特率 (bit rate) R_{B} 在提出的算法中较 HEVC 编码器分别下降和升高得并不明显,如图 1 所示为测试视频序列率失真 (rate distortion, RD) 曲线图.可见,无论是 R_{BDPSN} 还是 R_{BDB} , 其变化都是非常微小的.在时间节省方面,文献[5]基于运动特性的编码块分割算法节省了 4.7% 的编码时间;文献[7]中基于代价值计算的 RDOQ 优化算法节省大约为 3.74% 编码时间;文献[10]基于编码块复杂度分类情况进行的编码单元快速分割算法节省了大约 9.11% 的编码时间,均低于本文算

法的 10.5% 的时间节省.

因此,基于实验分析,笔者提出的本文算法能够在保证视频质量的同时还能节省编码时间,具有良好的编码性能.

3.2 试验结果主观质量分析

图 2 显示了编码后图像及其红色矩形区域的局部放大图.对比可知,笔者提出的量化判决方法能有效地对均匀量化和率失真优化量化进行自适应选择,量化器选择更加合理.采用本文算法进行编码后,图像局部放大图仍然保留了图像结构信息以及细节,表明该算法在降低了编码器的计算复杂度的同时,仍然能保持图像质量;同时可以看出,虽然本文算法理论上会造成一定的失真(如图 1 所示,视频 R_{PSN} 值有轻微降低),但从主观上看,对视频质量的影响却是有限的.

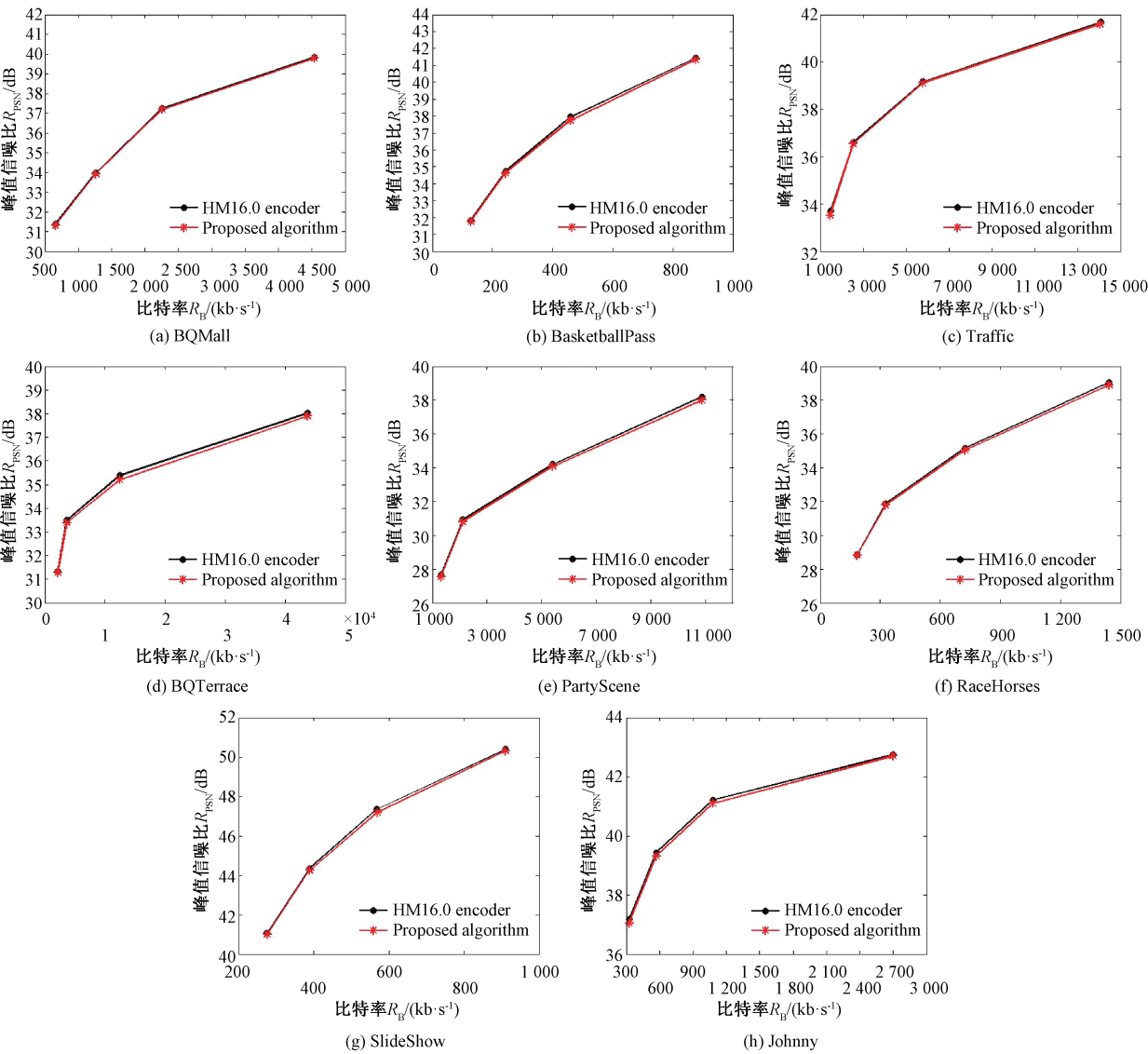


图 1 测试视频序列 RD 曲线图

Fig.1 The RD curve of test sequences

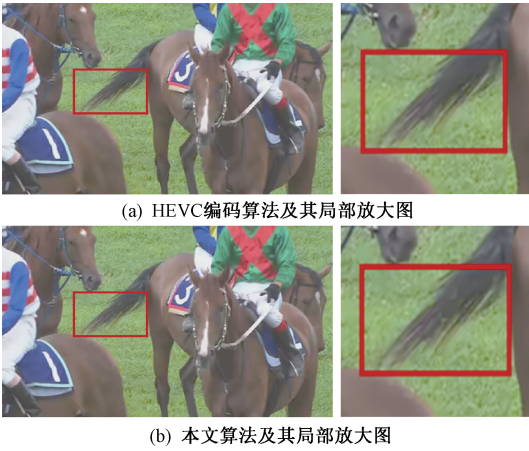


图 2 主观质量对比

Fig.2 The comparison of video subjective qualitys

4 总结

笔者对比分析了视频编码标准中均匀标准量化与率失真优化量化的不同特性,提出了一种基于量化水平的量化器自适应分配方法,通过对不同区域的特征分析自适应地选择合适的量化器.提出的算法不仅能降低 HEVC 编码复杂度,而且实现了较好的编码效果.实验表明,使用本文算法较 HEVC 编码器能节省大约 10.52%左右的编码时间,同时保持了较好的编码质量.

参考文献:

[1] TECH G, CHEN Y, MÜLLER K, et al. Overview of the multiview and 3D extensions of high efficiency video coding[J]. IEEE transactions on circuits and systems for video technology, 2016, 26(1):35-49.

[2] ZHANG Y F, TIAN R, LIU J G, et al. Fast rate distortion optimized quantization for HEVC[C]// Visual Communications and Image Processing. Singapore: IEEE,2015:1-4.

[3] ZOU F, AU O C, PANG C, et al. Rate-distortion optimized transforms based on the Lloyd-type algorithm for intra block coding[J]. IEEE journal of selected topics in signal processing,2013,7(6):1072-1083.

[4] ARRUFAT A, PHILIPPE P, DÉFORGES O. Rate-distortion optimised transform competition for intra coding in HEVC[C]//IEEE Visual Communications and Image Processing Conference. Valletta, Singapore: IEEE,2014:73-76.

[5] XU Z, MIN B, CHEUNG R C C, et al. A fast inter

CU decision algorithm for HEVC[J]. Signal processing image communication, 2018, 60:211-223.

[6] LEE H, YANG S, PARK Y, et al. Fast quantization method with simplified rate-distortion optimized quantization for an HEVC encoder[J]. IEEE transactions on circuits & systems for video technology, 2016, 26(1):107-116.

[7] STANKOWSKI J, KORZENIEWSKI C, DOMANSKI M, et al. Rate-distortion optimized quantization in HEVC: performance limitations[C]// Picture Coding Symposium. Cairns, Australia;IEEE, 2015:85-89.

[8] YANG A S, ZENG H Q, CHEN J, et al. Perceptual feature guided rate distortion optimization for high efficiency video coding[J]. Multidimensional systems and signal processing, 2017,28(4):1249-1266.

[9] ZHANG M M, ZHAI X J, LIU Z. Fast and adaptive mode decision and CU partition early termination algorithm for intra-prediction in HEVC[J]. Eurasip journal on image and video processing,2017(1):86.

[10] FERNÁNDEZ D G, BARRIO A A D, BOTELLA G, et al. Complexity reduction in the HEVC/H265 standard based on smooth region classification [J]. Digital signal processing, 2017, 73:24-39.

[11] ORTEGA A, RAMCHANDRAN K. Rate-distortion methods for image and video compression[J]. IEEE signal processing magazine, 1998, 15(6):23-50.

[12] SEZER O G, HARMANCI O, GULERYUZ O G. Sparse orthonormal transforms for image compression [C]//2008 15th IEEE International Conference on Image Processing. Sun Diego, CA:IEEE, 2008:149-152.

[13] RAMEZANPOUR M, ZARGARI F. Fast HEVC I-frame coding based on strength of dominant direction of CUs[J]. Journal of real-time image processing, 2016, 12(2):397-406.

[14] RAHMANI F, ZARGARI F. Compressed domain visual information retrieval based on I-frames in HEVC[J]. Multimedia tools & applications, 2017, 76(5):7283-7300.

[15] LI X, OERTEL N, HUTTER A, et al. Laplace distribution based lagrangian rate distortion optimization for hybrid video coding[J]. IEEE transactions on circuits & systems for video technology,2009,19(2):193-205.

[16] GONZÁLEZ-DE-SUSO J L, MARTÍNEZ-ENRÍQUEZ E, DÍAZ-DE-MARÍA F. Adaptive lagrange multiplier estimation algorithm in HEVC[J]. Signal processing: image communication, 2017, 56:40-51.

(上接第 18 页)

- [13] GUO Y N, CHENG J, CAO Y Y, et al. A novel multi-population cultural algorithm adopting knowledge migration[J]. Soft computing, 2011, 15(5): 897–905.
- [14] 曹奔, 袁忠于, 刘洪. 基于粒子群算法的烧结炉系

统辨识及神经网络控制[J]. 郑州大学学报(工学版), 2017, 38(5): 39–43.

- [15] 康红普, 王金华. 煤巷锚杆支护理论与成套技术[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 2007.

An Optimal Active-disturbance-rejection Controller for the Rotary Speed of An Anchor-hole Drill Based on Brain Storm Optimization Algorithm

GUO Yinan, CHENG Wei, YANG Huan, YANG Fan, LU Xiwang

(1.School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 2.Shanxi Luan Heshun Li Yang Coal Industry Co., Ltd, Changzhi 032701, China)

Abstract: As the key equipment of tunneling a roadway, controlling the anchor-hole drills mainly depends on the operator's rich controlling experience. Improper rotary speed of an anchor-hole drill generally resulted in sticking or breaking pipes, which would reduce the drilling efficiency. Especially, the nonlinearities and time-varying parameters, as well as the disturbances resulted from various factors in the anchor-hole drill rotary system should be taken into consideration. A novel optimal active-disturbance-rejection controller was proposed in the paper. The set value of the rotary speed was dynamically estimated in terms of the geological condition of surrounding rocks. Brain storm optimization algorithm was employed to find the optimal parameters of the controller, which could have the best dynamic and steady control performances. Based on the simulation platform composed of AMESim and Matlab, the experimental results for a single surrounding rock with or without the external disturbance showed that the proposed ADRC controller has better dynamic and steady performances and stronger robustness than the optimal PID controller.

Key words: brain storm optimization algorithm; active-disturbance-rejection control; the rotary speed of anchor-hole drills; geological condition of surrounding rocks; parameter tuning