



## 基于深度学习的 HEVC SCC 帧内编码快速算法

黄 胜<sup>1,2</sup>, 张倩云<sup>1,2</sup>, 李萌芳<sup>1,2</sup>, 郑秀凤<sup>1,2</sup>

(1. 重庆邮电大学 通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 光通信与网络重点实验室, 重庆 400065)

**摘 要:** 为降低屏幕内容编码的计算复杂度, 提出一种基于深度学习的屏幕内容编码帧内 CTU 深度范围预测快速算法。将编码足够数量的屏幕内容视频帧序列作为训练数据, 通过大量的训练数据统计 CTU 深度范围的分布, 根据分布占比设置 CTU 类别标签。设计并训练卷积神经网络 (CNN) 架构以预测 CTU 深度范围, 考虑 CTU 分割特性, 设计的 CNN 架构运用三层不同大小的卷积核提取与 CTU 深度相关的特征, 为 CNN 模型提供训练参数。在编码时调用训练后的 CNN 模型预测 CTU 深度范围, 以减少不必要的深度遍历。实验结果表明, 与 SCM-8.0 相比, 该算法平均节省 48.34% 的编码时间, 码率上升 2.59%, 有效降低了编码的计算复杂度。

**关键词:** 屏幕内容编码; 帧内快速算法; 深度学习; 编码单元; CTU 深度范围预测

开放科学 (资源服务) 标志码 (OSID):



**中文引用格式:** 黄胜, 张倩云, 李萌芳, 等. 基于深度学习的 HEVC SCC 帧内编码快速算法 [J]. 计算机工程, 2020, 46(11): 42-47.

**英文引用格式:** HUANG Sheng, ZHANG Qianyun, LI Mengfang, et al. Fast algorithm for HEVC SCC intra-frame coding based on deep learning [J]. Computer Engineering, 2020, 46(11): 42-47.

### Fast Algorithm for HEVC SCC Intra-frame Coding Based on Deep Learning

HUANG Sheng<sup>1,2</sup>, ZHANG Qianyun<sup>1,2</sup>, LI Mengfang<sup>1,2</sup>, ZHENG Xiufeng<sup>1,2</sup>

(1. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

2. Key Laboratory of Optical Communication and Network, Chongqing 400065, China)

**[Abstract]** In order to reduce the computational complexity of Screen Content Coding (SCC), this paper proposes a fast algorithm for SCC intra-frame CTU depth range prediction based on deep learning. A sufficient number of screen content video frame sequences are encoded as training data, and the distribution of CTU depth range is counted through a large amount of training data. The CTU category label is set according to the distribution ratio. Convolutional Neural Networks (CNN) architecture is designed and trained to predict the CTU depth range. Considering the CTU segmentation characteristics, the designed CNN architecture uses three different layers of convolution kernels to extract CTU depth-related features and provide training parameters for the CNN model. The trained CNN model is called at the time of encoding to predict the CTU depth range and reduce unnecessary depth traversal. Experimental results show that compared with SCM-8.0, the proposed algorithm saves an average of 48.34% coding time and increases the code rate by 2.59%, which effectively reduces the computational complexity of coding.

**[Key words]** Screen Content Coding (SCC); intra-frame fast algorithm; deep learning; Coding Unit (CU); CTU depth range prediction

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0056282

## 0 概述

目前随着共享屏幕协作、远程桌面接口、云游戏、无线显示、在线教育等移动技术和云应用的发展, 屏幕内容视频越来越受到人们的关注。2014 年

1 月, MPEG 小组发布一套扩展 HEVC 以满足屏幕内容编码的要求<sup>[1]</sup>, 基于早期公布的这些草案, VCEG 和 MPEG 发布了联合征集建议书来编码屏幕内容<sup>[2]</sup>, 屏幕内容编码 (SCC) 扩展于 2016 年 2 月发布<sup>[3]</sup>。HEVC-SCC 开发并采用了一些新的编码工

**基金项目:** 国家自然科学基金 (61571072)。

**作者简介:** 黄 胜 (1974—), 男, 教授, 主研方向为视频编码、视频传输、人工智能; 张倩云、李萌芳、郑秀凤, 硕士研究生。

**收稿日期:** 2019-10-14      **修回日期:** 2019-11-20      **E-mail:** qianyun.z@foxmail.com

具,包括自适应颜色变换 (ACT)<sup>[4]</sup>、调色板模式 (PLT)<sup>[5]</sup> 和帧内块复制 (IBC)<sup>[6]</sup>。与 H. 264/AVC 相比,HEVC 的比特率降低了 50%<sup>[7]</sup>,复杂度提高了 5 倍以上。因此,有必要研究快速算法以加速 SCC 编码器的实时应用。

目前研究人员提出了一些用于 SCC 的帧内编码的快速算法。文献[8]提出一种基于纹理主方向强度的快速帧内预测算法,根据每一深度层编码单元(CU)分布特点和每 CU 纹理主方向强度判断 CU 是否需要分割处理。文献[9]提出基于统计特征和编码信息设计 2 个分类树,包括早期编码单元 (CU)分区树 (EPT)和 CU 内容分类树 (CCT)。文献[10]根据 CU 的纹理复杂度,对平滑简单的 CU 自适应地终止划分,对纹理复杂的 CU 跳过编码提前进行划分,减少 CU 深度遍历的时间。文献[11]提出一种在线学习方法,使用在线学习的贝叶斯决策模型来跳过不必要的模式以及进行快速 CU 大小决策。文献[12]根据相邻帧数据的时间相关性和帧内数据空间相关性初步确定当前 CTU 形状,利用前一帧同位 CTU 平均深度、当前帧已编码 CTU 深度以及对应的速率失真代价决定 CTU 的最终形状。文献[13]将分区深度范围建模为一个多类分类问题,并尝试直接预测 32×32 块的深度范围。由于屏幕内容不包含传感器噪声,使其具有沿水平和垂直方向的像素精确度的特征,根据此特征,文献[14]基于速率失真成本提出 CU 早期分割和提前终止,以进一步降低编码器复杂度。文献[15]用图像梯度信息来粗略估计编码单元的纹理方向和纹理复杂度,其中纹理复杂度用来判断是否跳过当前划分深度的预测编码过程。文献[16]提出一种基于神经网络 (NN)的 CU 快速分区决策方案,使用 CU 低级统计特征 (如子 CU 一致性、CU 方差、CU 颜色数等)作为 NN 输入来计算 CU 分区软判决。文献[17]根据当前编码单元下层的 4 个子编码单元的平均结构相似程度,来确定当前编码单元是否进行更深层次的划分。文献[18]提出一种快速模式决策算法,通过 CU 中的不同颜色数作为模式分类的特征。文献[19]根据当前 CU 与周围相邻 CU 和参考帧中当前位置 CU 的深度相关性,预测当前 CU 的最优深度。文献[20]提出一种基于深度学习的快速预测网络 DeepSCC。其中 DeepSCC-I 将原始样本值作为输入进行快速预测,DeepSCC-II 进一步利用固定 CTU 的最佳模式图来进一步降低计算复杂度。文献[21]结合屏幕视频的特征和帧内编码模式的空间相关性,有效地减少了帧内编码单元的模式搜索范围。以上方法大致可以分为两类:启发式方法和基于学习方法。对启发式方法可以根据一些中间特征简化 CU 分区的 RDO 搜索,基于学习方法利用机器学习来概括 HEVC 编码 CU 的分区规则,而不是对这些编码 CU 进行暴力 RDO 搜索。

但是以上基于学习的方法都是基于人工提取特征,所以本文考虑将深度学习用于 CTU 深度范围预测,利用大规模数据自动挖掘与 CTU 深度范围相关的大量特征,而不是有限的手工提取的特征。首先根据 CU 分区特性设计 CNN 架构,并编码足够数量的屏幕内容视频帧序列作为训练数据,然后训练 CNN 模型,对当前 CTU 的深度范围进行预测,减少不必要的深度遍历,降低编码的复杂性。

## 1 基于深度学习的 SCC 帧内编码快速算法

### 1.1 数据集准备

在屏幕内容标准测试序列中,所有测试序列被分为有运动的文本图表类 (TGM)、动画内容类 (An)和混合视频内容类 (Mc)3 类。不同类型的测试序列具有不同的内容特性,如运动文字图表类 (TGM)的测试序列的帧以文字图表内容为主,而混合视频内容类 (Mc)的测试序列的帧包含文字图表内容和自然视频内容。因此,本文挑选了不同分辨率内容特性的屏幕内容标准序列,在 22、27、32、37 这 4 个不同 QP 值条件下进行编码。将编码后的 CTU 深度信息保存并设置每个 CTU 的标签。训练数据帧的选取如表 1 所示。其中,训练集用来训练模型,验证集用来调节参数选择算法,测试集则用来在最后整体评估模型的性能。

表 1 训练数据帧选取  
Table 1 Selection of training data frames

数据类型	标准测试序列	范围
训练集	Basketball_Screen (2 560 × 1 440)	1 ~ 500
	MissionControlClip3 (1 920 × 1 080)	1 ~ 500
	sc_programming (1 280 × 720)	1 ~ 500
	ChinaSpeed (1 024 × 768)	1 ~ 500
	sc_web_browsing (1 280 × 720)	1 ~ 25
测试集	SlideShow (1 280 × 720)	1 ~ 25
	Kimono1 (1 920 × 1 080)	1 ~ 25
	sc_flyingGraphics (1 920 × 1 080)	1 ~ 25
	sc_console (1 920 × 1 080)	1 ~ 25
验证集	sc_desktop (1 920 × 1 080)	1 ~ 25
	SlideEditing (1 280 × 720)	1 ~ 25
	Robot (1 280 × 720)	1 ~ 25

### 1.2 CTU 深度范围统计和标签设置

在现有的 SCM 软件中,采用穷举搜索方法通过检查当前 CU 的每种可能模式,并使用最佳模式比较当前 CU 的 RD 成本以及所有其递归子 CU 的 RD 成本之和来解决 CU 分区问题,导致了整个 CU 的划分过程存在大量计算冗余。本文考虑通过深度学习代替原有递归算法来确定 CU 分区,但由于 IBC/PLT 模式的存在,使得屏幕内容 CU 的划分不仅依赖于 CU 本身的特性,即使在纹理复杂区域可能不进行划分,这也成为有效确定 CU 分区的一个难点。

为在降低计算复杂度的同时保证减少视频质量的损失,本文考虑利用深度学习预测 CTU 深度范围,而不是直接确定最终 CU 划分结果,然后根据预测范围跳过和终止某些深度的 RD 代价值检查。这样使得在较高深度范围内,能够通过检查 IBC/PLT 模式后再确定最终划分,而不是直接确定 CU 分区而忽略这 2 种模式的影响。

本文研究屏幕内容标准序列中 CTU 深度范围的分布,根据所选训练数据帧编码后的结果进行 CTU 深度范围的统计,结果如表 2 所示。

表 2 CTU 深度范围统计  
Table 2 Statistics of CTU depth range %

深度范围	QP 值为 22	QP 值为 27	QP 值为 32	QP 值为 37	平均
0	20.83	22.65	22.65	24.91	22.76
1	5.99	5.71	7.68	7.55	6.73
2	0.26	0.32	0.46	0.47	0.38
3	4.70	3.80	2.42	1.88	3.20
(1,2)	10.15	11.46	12.17	11.97	11.44
(1,3)	1.09	1.56	0.81	1.02	1.12
(2,3)	33.88	30.00	28.80	27.29	29.99
(1,2,3)	23.10	24.50	25.01	24.91	24.38

在表 2 中,0、1、2、3 表示只包含深度为 0、1、2、3 之一的 CU 的 CTU,(1,2)表示只包含深度为 1 和 2 的 CU 的 CTU,(1,3)和(2,3)同理,(1,2,3)表示包含深度为 1、2 和 3 的 CU 的 CTU。从表 2 可以看出,对于屏幕内容视频来说,CTU 深度范围主要集中在深度 0、(1,2)、(2,3)、(1,2,3)这 4 个范围内,其中,深度范围 0、(2,3)、(1,2,3)占比都在 20% 以上,而深度范围 1、2、3、(1,3)占比都在 10% 以下,特别是对于纯文本类视频,因为有大量文字内容及空白平滑区域,其 CTU 范围主要集中在低的深度 0 和较高的深度(2,3)。考虑到屏幕内容视频编码特性,由于屏幕内容视频编码中增加了 IBC/PLT 模式,根据预测分类标签跳过的深度越多,受 IBC/PLT 模式影响越大,并且深度范围 2、3 和(1,3)的占比较低,因此不考虑将这几类单独作为分类类型。而深度为 1 的占比虽然达到 6.73%,但和深度范围 0、(2,3)、(1,2,3)占比相比也较少。因此,为使预测分类更加准确,本文将 CTU 分为 4 类,如表 3 所示。

表 3 CTU 分类结果

Table 3 Results of CTU classification

分类标签	深度范围
P1	0
P2	1,2 or (1,2)
P3	3 or (2,3)
P4	(1,3) or (1,2,3)

### 1.3 用于 CTU 深度范围预测的 CNN 架构

用于预测 CTU 深度范围的 CNN 架构由输入层、2 个卷积层、1 个最大池化层、1 个连接层和 2 个完全连接的层组成。每层具体结构如下:

输入层:提取屏幕内容 CTU 的亮度信息,因为它包含大多数视觉信息。此外,为加快梯度下降求最优解的速度,所有输入像素矩阵的所有元素值都归一化为[0,1]。

卷积层和最大池化层:对于第 1 卷积层,并行应用内核大小为  $8 \times 8$ 、 $4 \times 4$  和  $2 \times 2$  的卷积核在 3 个分支上提取 CTU 深度信息的低级特征。本文将步幅(stride)设置为与卷积核的大小相同。上述第 1 卷积层的设计符合 CTU 分区的不同大小的所有可能非重叠 CU。在第 1 卷积层后进行最大池化,保留显著特征,大小为  $4 \times 4$  步长等核。然后并行使用 3 个内核大小为  $2 \times 2$  的卷积核在 3 个分支上提取 CTU 分割的高级特征。

连接层:从最后一个卷积层产生的所有特征图被连接在一起,然后通过连接层转换为矢量。

完全连接层:连接层向量中的所有特性都流经 2 个完全连接的层,包括 1 个隐藏层和 1 个输出层。其中,最后一层为输出层,输出 CTU 分类标签 P1、P2、P3 和 P4 的概率,其中,概率最大的标签为最终分类标签。所有卷积层和隐藏的全连接层均由整流线性单元(ReLU)激活,最后输出用 softmax 函数激活。此外,在连接层和全连接层将 QP 值作为外部特征输入用于最终分类。应用具有动量的随机梯度下降算法来训练 CNN 模型。其中,损失函数调用 TensorFlow 中的 softmax\_cross\_entropy\_with\_logits 进行计算。CNN 架构如图 1 所示。

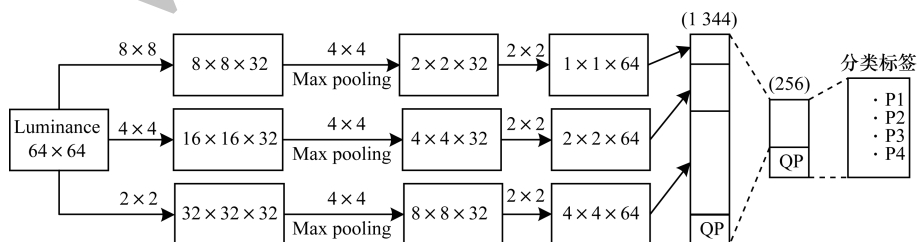


图 1 用于预测 CTU 深度范围的 CNN 架构

Fig. 1 CNN architecture used to predict the depth range of CTU

在编码 CTU 时,首先根据 CNN 预测输出来进行 CTU 深度范围预测。当预测输出 P1 概率最大时,CTU 深度为 0;当预测输出 P2 概率最大时,CTU 将深度限制在范围(1,2);当预测输出 P3 概率最大时,CTU 将深度限制在范围(2,3);当预测输出 P4 概率最大时,CTU 将深度限制在范围(1,3)。不同 QP 值下 CNN 模型准确率如表 4 所示。

表 4 不同 QP 值下 CNN 模型准确率  
Table 4 Accuracy of CNN model under different QP values

QP 值	准确率
22	83.443
27	85.228
32	84.679
37	81.543

从表 4 可以看出,在 QP = 27 时,与文献[13]的准确率 84.505% 相比,本文所提模型准确率有所

提高。

## 2 屏幕内容 CTU 深度预测快速算法流程

基于深度学习的 SCC 帧内编码快速算法流程如图 2 所示。

CTU 深度预测快速算法具体描述如下:

1) 读取屏幕内容 CTU,提取 CTU 的亮度像素信息作为 CNN 模型的输入信息。

2) 调用 CNN 模型,输入 CTU 亮度像素信息,其中,输入像素矩阵的所有元素值都归一化为[0,1],加快梯度下降求最优解的速度。

3) CNN 模型输出 CTU 各个类别标签的概率,其中概率最大的标签为 CTU 的最终类型标签,并根据该标签预测 CTU 深度范围。

4) 在编码过程中,根据预测的 CTU 深度范围,跳过和终止某些深度的 RD 代价值计算,加快编码速度。

5) 确定整个 CTU 最终深度。

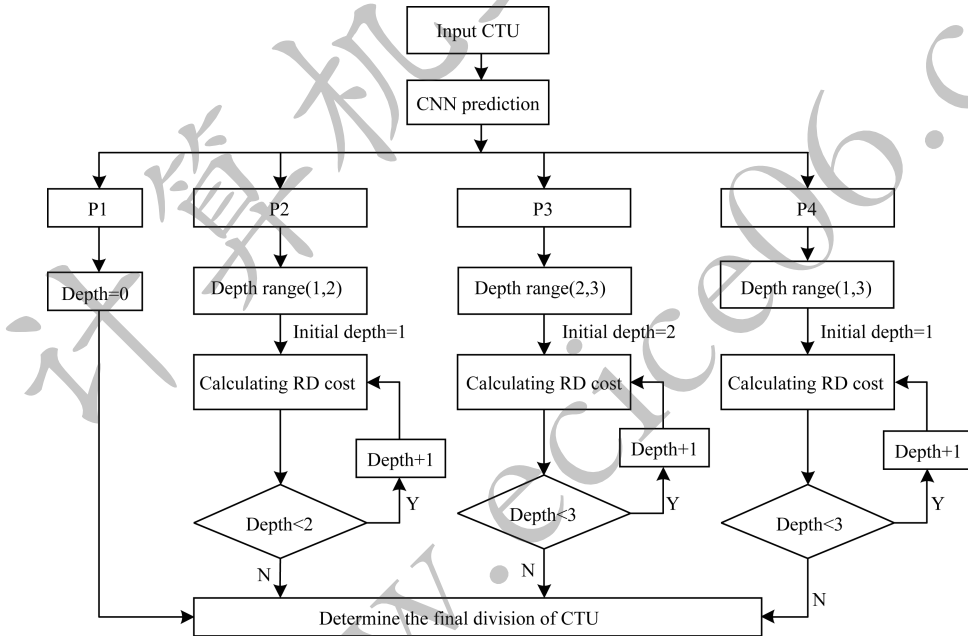


图 2 CTU 深度预测快速算法总体流程

Fig. 2 Overall procedure of CTU depth prediction fast algorithm

## 3 实验结果与分析

为评估本文提出算法性能,将本文算法在 HEVC 参考软件 HM-16.10 + SCM-8.0 中进行实现。对 11 个选定的标准测试序列进行编码(测试序列中选为训练帧的帧不在性能评估范围内)并进行性能评估。测试环境配置为: Intel® Core™ i5-4590 CPU @ 3.30 GHz,内存为 8.00 GB,操作系统为 Windows 10 64 位,实验工具为 Microsoft Visual Studio 2010。QPs = {22, 27, 32, 37},在通用测试条件下,实验采用全 I 帧编码。运用 BDBR<sup>[22]</sup>、BDPSNR 和时间节省百分比  $\Delta T$  来对算法性能进行评估。 $\Delta T$  的计算公式如下:

$$\Delta T = \frac{T_{\text{ref}} - T_{\text{pro}}}{T_{\text{ref}}} \times 100\%$$

其中,  $T_{\text{ref}}$  和  $T_{\text{pro}}$  分别表示 SCM-8.0 的编码时间和本文算法的编码时间。不同 QP 值下本文算法性能如表 5 所示。与 SCM-8.0 相比,在全 I 帧编码后,本文算法总时长平均减少了 48.34%, BDBR 上升了 2.59%,同时 BDPSNR 仅下降了 0.14 dB。其中,序列 slideshow 编码时长减少达到了 67.03%,这是因为该序列中包含大量的 PPT 演示内容,并且纹理简单,存在大量平滑区域,在调用 CNN 模型进行 CTU 深度预测时,预测的深度范围中有大量集中在较低的深度,因此在进

行 CU 划分时,减少了较高深度的遍历,跳过了大量 RD 代价值的计算,所以时间减少最多。而对于纹理复杂的序列,如 `sc_web_browsing`、`ChineseEditing` 等,由于在序列中包含大量的文本内容,在调用 CNN 模型进行 CTU 深度预测时,预测的深度范围中有大量文本内容集中在较高的深度,因此跳过了较低深度的遍历,但是由于较高深度的计算复杂度更高,因此时

间节省没有纹理简单的序列多。在全 I 帧条件下,本文算法与文献[16,18,21]的性能对比如表 6 所示。与文献[16]相比,本文在 BDBR 和时间节省方面都有了一定程度的降低。与文献[18,21]相比,本文算法减少了更多的时间,BDBR 也仅分别增加了 1.66% 和 1.9%。从编码时间角度来看,本文算法优于文献[18,21]算法。

表 5 不同 QP 值下本文算法性能

Table 5 Performance of this algorithm under different QP values

序列	类别	BDBR/%	BDPSNR /dB	$\Delta T$ /%				平均值 /%
				QP 值为 22	QP 值为 27	QP 值为 32	QP 值为 37	
map	TGM	1.88	-0.05	-32.29	-33.74	-39.27	-44.80	-37.52
robot	A	2.22	-0.14	-47.88	-55.70	-58.44	-63.37	-56.35
SlideEditing	TGM	2.58	-0.12	-46.28	-44.37	-43.01	-40.79	-43.61
flyingGraphics	TGM	3.18	-0.26	-51.40	-47.80	-48.07	-40.23	-46.87
Basketball_Screen	M	2.65	-0.15	-44.69	-41.69	-43.56	-42.40	-43.08
ChineseEditing	TGM	2.76	-0.12	-43.21	-43.88	-40.46	-43.05	-42.65
desktop	TGM	2.44	-0.13	-54.22	-49.34	-48.45	-43.21	-48.80
programming	TGM	3.08	-0.20	-47.53	-45.03	-44.16	-43.63	-45.08
web	TGM	2.89	-0.18	-57.86	-51.98	-54.67	-56.32	-55.21
slideshow	TGM	2.56	-0.13	-64.90	-65.33	-67.03	-57.86	-63.78
ChinaSpeed	A	2.26	-0.10	-48.01	-48.36	-50.33	-48.48	-48.79
平均值		2.59	-0.14	-48.93	-47.92	-48.85	-47.64	-48.34

表 6 不同算法性能对比

Table 6 Performance comparison of different algorithms

类别	本文算法		文献[16]算法		文献[18]算法		文献[21]算法	
	BDBR	$\Delta T$	BDBR	$\Delta T$	BDBR	$\Delta T$	BDBR	$\Delta T$
TGM	2.67	-47.94	3.84	-38.88	0.68	-21.40	0.93	-20.59
A	2.22	-56.35	1.86	-32.76	0.50	-16.30	—	—
M	2.65	-43.08	2.97	-35.16	0.90	-29.40	—	—
平均值	2.59	-48.34	2.89	-35.60	0.69	-22.36	0.93	-20.59

## 4 结束语

本文提出一种基于深度学习的屏幕内容编码帧内 CTU 深度范围预测算法。首先对标准屏幕内容测试序列进行编码,收集大量的训练样本,然后设计与 CU 分区相适应的 CNN 架构,训练用于预测 CTU 深度范围的 CNN 模型,最后在 SCM8.0 中调用训练好的 CNN 模型预测 CTU 深度范围,根据预测出的深度范围,跳过和终止某些深度的 RD 代价值的计算,以降低编码复杂度。实验结果表明,在图像质量几乎保持不变的情况下,与 SCM-8.0 相比,本文算法编码时间减少 48.34%,加快屏幕内容编码。下一步将在本文研究的基础上对 CNN 模型进行训练,增加对 CTU 深度有影响的时间和空间因素的考虑,以

降低 BDBR 来保证 SCC 的高实时性。

## 参考文献

- [1] YU H, MCCANN K, COHEN R, et al. Requirements for an extension of HEVC for coding of screen content: MPEG-H [EB/OL]. [2019-09-10]. <https://mpeg.chiariglione.org>.
- [2] Moving Picture Experts Group. Joint call for proposals for coding of screen content: MPEG-H [EB/OL]. [2019-09-10]. <https://mpeg.chiariglione.org>.
- [3] XU J, JOSHI R, COHEN R A. Overview of the emerging HEVC screen content coding extension [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2016, 26(1): 50-62.
- [4] ZHANG L, CHEN J, SOLE J, et al. Adaptive color-space transform for HEVC screen content coding [C]//Proceedings of Data Compression Conference. Snowbird, USA: IEEE Press, 2015: 233-242.

- [5] PU W, KARCZEWICZ M, JOSHI R, et al. Palette mode coding in HEVC screen content coding extension[J]. IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems, 2016, 6(4): 420-432.
- [6] XU X, LIU S, CHUANG T, et al. Block vector prediction for intra block copying in HEVC screen content coding[EB/OL]. [2019-09-10]. <http://dx.doi.org/10.1109/DCC.2015.22>.
- [7] SULLIVAN G J, OOHM J R, HAN W, et al. Overview of the high efficiency video coding standard[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2013, 22(12): 1649-1668.
- [8] GUO Lei, WANG Xiaodong, WANG Jian, et al. Fast intraframe hierarchical algorithm for HEVC based on intensity of texture dominant orientation[J]. Computer Engineering, 2018, 44(3): 307-314. (in Chinese)  
郭磊, 王晓东, 王健, 等. 基于纹理主方向强度的 HEVC 帧内快速分层算法[J]. 计算机工程, 2018, 44(3): 307-314.
- [9] YANG Hao, SHEN Lihuan, AN Ping. An efficient intra coding algorithm based on statistical learning for screen content coding[EB/OL]. [2015-09-10]. <http://dx.doi.org/10.1109/ICIP.2017.8296726>.
- [10] YI Mingqing, XIE Zhihuang, SHI Min. Fast decision scheme algorithm for HEVC intra coding[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2019, 40(1): 199-204. (in Chinese)  
易清明, 谢志煌, 石敏. 一种 HEVC 帧内编码快速决策组合算法[J]. 小型微型计算机系统, 2019, 40(1): 199-204.
- [11] WEI K, CHAN Y L, TSANG S H, et al. Online-learning-based Bayesian decision rule for fast intra mode and CU partitioning algorithm in HEVC screen content coding[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 29(1): 170-185.
- [12] ZHONG Weibo, CHEN Dong, YAO Xuyang, et al. Fast intra-coding unit splitting algorithm based on spatial-temporal correlation in HEVC[J]. Journal of Image and Graphics, 2018, 23(2): 155-162. (in Chinese)  
仲伟波, 陈东, 姚旭洋, 等. 利用时空相关性的 HEVC 帧内编码块快速划分[J]. 中国图象图形学报, 2018, 23(2): 155-162.
- [13] JIN Zhipeng, AN Ping, SHEN Lihuan. CNN oriented fast QTBT partition algorithm for JVET intra coding[EB/OL]. [2019-09-10]. <http://dx.doi.org/10.1109/ICIP.2017.8296726>.
- [14] TSANG S H, CHAN Y L, WEI K, et al. Reduced-complexity Intra Block Copy (IntraBC) mode with early CU splitting and pruning for HEVC screen content coding[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2018, 21(2): 269-283.
- [15] LI Wenwu, SUN Shuwei, GUO Yang. A gradient-based H. 265/HEVC intra prediction hardware acceleration algorithm[J]. Computer Engineering and Science, 2019, 41(4): 575-582. (in Chinese)  
李文武, 孙书为, 郭阳. 基于梯度的 H. 265/HEVC 帧内预测硬件加速算法研究[J]. 计算机工程与科学, 2019, 41(4): 575-582.
- [16] DUANMU Fangyi, MA Zhan, WANG Yao. Fast CU partition decision using machine learning for screen content compression[C]//Proceedings of International Conference on Image Processing. Quebec City, Canada: [s.n.], 2015: 352-368.
- [17] JIANG Wenhui, HE Xiaohai, QING Linbo, et al. Fast partitioning algorithm for HEVC intra coding unit based on gradient structural similarity[J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2015, 47(S1): 105-111. (in Chinese)  
敬文慧, 何小海, 卿鄰波, 等. 基于梯度结构相似度的 HEVC 帧内编码单元快速划分算法[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2015, 47(S1): 105-111.
- [18] KUANG W, TSANG S H, CHAN Y L, et al. Fast mode decision algorithm for HEVC screen content intra coding[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2018: 2381-8549.
- [19] ZHAO Hong, JIANG Yucheng, LI Jingbo. Fast partitioning algorithm for HEVC coding unit based on depth prediction[J]. Computer Applications and Software, 2017, 34(5): 229-233. (in Chinese)  
赵宏, 蒋雨晨, 李靖波. 基于深度预测的 HEVC 编码单元快速划分算法[J]. 计算机应用与软件, 2017, 34(5): 229-233.
- [20] WEI K, CHAN Y L, TSANG S H, et al. DeepSCC: deep learning based fast prediction network for screen content coding[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2019, 30(7): 1-15.
- [21] WANG Fei. Fast intra algorithm of screen content coding based on palette mode[J]. Microcomputer and Its Applications, 2017, 36(2): 34-36. (in Chinese)  
王菲. 基于调色板模式的屏幕视频帧内编码快速算法[J]. 微型机与应用, 2017, 36(2): 34-36.
- [22] BJONTEGAARD G. Calculation of average PSNR differences between RD-curves[C]//Proceedings of the 13th IEEE International Conference on ITU-T SG-16 Video Coding Experts Group. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2001: 269-283.