

一种解码、编码方法、装置及其设备及介质

技术领域

[01]本申请涉及编解码技术领域，尤其是涉及一种解码、编码方法、装置及其设备及介质。

背景技术

[02]为了达到节约空间的目的，视频图像都是经过编码后才传输的，完整的视频编码可以包括预测、变换、量化、熵编码、滤波等过程。针对预测过程，预测过程可以包括帧内预测和帧间预测，帧间预测是指利用视频时间域的相关性，使用邻近已编码图像的像素预测当前像素，以达到有效去除视频时间域冗余的目的。帧内预测是指利用视频空间域的相关性，使用当前帧图像的已编码块的像素预测当前像素，以达到去除视频空间域冗余的目的。

[03]随着深度学习的迅速发展，深度学习在许多高层次的计算机视觉问题上取得成功，如图像分类、目标检测等，深度学习也逐渐在编解码领域开始应用，即可以采用神经网络对图像进行编码和解码。虽然基于神经网络的编解码方法展现出巨大性能潜力，但是，基于神经网络的编解码方法仍然存在编码性能较差、解码性能较差和复杂度较高等问题。

发明内容

[04]有鉴于此，本申请提供一种解码、编码方法、装置及其设备及介质，提高编码性能和解码性能。

[05]本申请提供一种解码方法，应用于解码端，所述方法包括：

[06]对当前图像块的第一码流进行解码，得到当前图像块的每个阶段子块的系数超参特征；

[07]针对每个阶段子块，基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数，基于所述概率分布参数对当前图像块的第二码流进行解码，得到该阶段子块的残差特征；

[08]基于该阶段子块的残差特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的重建特征；

[09]基于每个阶段子块的重建特征确定所述当前图像块对应的重建图像块。

[10]本申请提供一种编码方法，应用于编码端，所述方法包括：

[11]将当前图像块输入给分析变换网络，得到所述当前图像块对应的特征块；

[12]将所述特征块拆分为多个阶段子块的待编码特征；

[13]针对所述当前图像块对应的每个阶段子块，获取该阶段子块的系数超参特征，并将该阶段子块的系数超参特征编码到所述当前图像块的第一码流；

[14]基于该阶段子块的待编码特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的残差特征；

[15]基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数，并基于所述概率分布参数将该阶段子块的残差特征编码到所述当前图像块的第二码流。

[16]本申请提供一种解码方法，应用于解码端，所述方法包括：

[17]对当前图像块的第一码流进行解码，得到当前图像块的系数超参特征；

[18]基于所述系数超参特征确定概率分布参数，基于所述概率分布参数对当前图像块的第二码流进行解码，得到当前图像块的残差特征，基于所述残差特征确定当前图像块的重建特征；

[19]对当前图像块对应的辅助码流进行解码，得到当前图像块对应的码率控制参数，并将所述重建特征和所述码率控制参数输入给合成变换网络，得到当前图像块对应的重建图像块。

[20]本申请提供一种解码装置，应用于解码端，所述装置包括：

[21]解码模块，用于对当前图像块的第一码流进行解码，得到当前图像块的每个阶段子块的系数超参特征；针对每个阶段子块，基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数，基于所述概率分布参数对当前图像块的第二码流进行解码，得到该阶段子块的残差特征；

[22]确定模块，用于基于该阶段子块的残差特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的重建特征；基于每个阶段子块的重建特征确定所述当前图像块对应的重建图像块。

[23]本申请提供一种编码装置，应用于编码端，所述装置包括：

[24]获取模块，用于将当前图像块输入给分析变换网络，得到所述当前图像块对应的特征块；将所述特征块拆分为多个阶段子块的待编码特征；

[25]编码模块，用于针对所述当前图像块对应的每个阶段子块，获取该阶段子块的系数超参特征，并将该阶段子块的系数超参特征编码到所述当前图像块的第一码流；

[26]确定模块，用于基于该阶段子块的待编码特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的残差特征；

[27]所述编码模块，还用于基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数，并基于所述概率分布参数将该阶段子块的残差特征编码到所述当前图像块的第二码流。

[28]本申请提供一种解码端设备，包括：处理器和机器可读存储介质，所述机器可读存储介质存储有能够被所述处理器执行的机器可执行指令；

[29]所述处理器用于执行机器可执行指令，以实现上述的解码方法。

[30]本申请提供一种编码端设备，包括：处理器和机器可读存储介质，所述机器可读存储介质存储有能够被所述处理器执行的机器可执行指令；

[31]所述处理器用于执行机器可执行指令，以实现上述的编码方法。

[32]本申请提供一种电子设备，包括：处理器和机器可读存储介质，所述机器可读存储介质存储有能够被所述处理器执行的机器可执行指令；所述处理器用于执行机器可执行指令，以实现上述的解码方法；或者，所述处理器用于执行机器可执行指令，以实现上述的编码方法。

[33]本申请提供一种机器可读存储介质，所述机器可读存储介质上存储有若干计算机指令，所述计算机指令被处理器执行时，实现上述的解码方法；或者，实现上述的编码方法。

[34]本申请提供一种计算机应用程序，所述计算机应用程序被处理器执行时，实现上述的解码方法；或者，所述计算机应用程序被处理器执行时，实现上述的编码方法。

[35]由以上技术方案可见，本申请实施例中，针对基于神经网络的编解码技术，提出一种码率可变可调的编解码方案，提升并行度，有效节省特征存储缓存，达到更高的码率控制精度，编码性能损失更小，具有更好的编码性能及码率控制精度。通过采用分块编

解码,使得峰值内存占用更低,单个分块的解码时间更小,具备高速并行解码能力,使得神经网络在保持低复杂度的同时,有效保证重建图像块的质量,提升编码性能和解码性能,并降低复杂度。

附图说明

- [36]图 1 是本申请一种实施方式中的三维特征矩阵的示意图;
[37]图 2 是本申请一种实施方式中的解码方法的流程图;
[38]图 3 是本申请一种实施方式中的编码方法的流程图;
[39]图 4 是本申请一种实施方式中的编码端的处理过程的示意图;
[40]图 5 是本申请一种实施方式中的解码端的处理过程的示意图;
[41]图 6 是本申请一种实施方式中的编码端的处理过程的示意图;
[42]图 7 是本申请一种实施方式中的解码端的处理过程的示意图;
[43]图 8A-图 8H 是本申请一种实施方式中的均值预测网络的结构示意图;
[44]图 9A-图 9F 是本申请一种实施方式中的聚合和分块的示意图;
[45]图 10A-图 10C 是本申请一种实施方式中的合成变换网络的结构示意图;
[46]图 11A 和图 11B 是本申请一种实施方式中的卷积层的处理示意图;
[47]图 12 是本申请一种实施方式中的 λ 参数的决策示意图;
[48]图 13A 是本申请一种实施方式中的解码端设备的硬件结构图;
[49]图 13B 是本申请一种实施方式中的编码端设备的硬件结构图。

具体实施方式

[50]在本申请实施例中使用的术语仅仅是出于描述特定实施例的目的,而非用于限制本申请。本申请实施例和权利要求书中所使用的单数形式的“一种”、“所述”和“该”也旨在包括多数形式,除非上下文清楚地表示其它含义。还应当理解,本文中使用的术语“和/或”是指包含一个或多个相关联的列出项目的任何或所有可能组合。应当理解,尽管在本申请实施例中可能采用术语第一、第二、第三等来描述各种信息,但是,这些信息不应限于这些术语。这些术语仅用来将同一类型的信息彼此区分开。例如,在不脱离本申请实施例范围的情况下,第一信息也可以被称为第二信息,类似地,第二信息也可以被称为第一信息,取决于语境。此外,所使用的词语“如果”可以被解释成为“在……时”,或“当……时”,或“响应于确定”。

[51]本申请实施例中提出一种解码方法和编码方法,可以涉及如下概念:

[52]熵编码(Entropy Encoding):熵编码即编码过程中按照熵原理不丢失任何信息的编码,信息熵为信源的平均信息量(不确定性的度量)。熵编码的编码方式可以包括但不限于:香农(Shannon)编码、哈夫曼(Huffman)编码和算术编码(arithmetic coding)。

[53]神经网络(Neural Network, NN):神经网络是指人工神经网络,神经网络是一种运算模型,由大量节点(或称为神经元)之间相互连接构成。在神经网络中,神经元处理单元可表示不同的对象,如特征、字母、概念,或者一些有意义的抽象模式。神经网络中处理单元的类型可以分为三类:输入单元、输出单元和隐单元。输入单元接收外部世界的信号与数据;输出单元实现处理结果的输出;隐单元是处在输入和输出单元之间,

不能由系统外部观察的单元。神经元之间的连接权值反映了单元间的连接强度，信息的表示和处理体现在处理单元的连接关系中。神经网络是一种非程序化、类大脑风格的信息处理方式，神经网络的本质是通过神经网络的变换和动力学行为得到一种并行分布式的信息处理功能，并在不同程度和层次上模仿人脑神经网络的信息处理功能。在视频处理领域，常用的神经网络可以包括但不限于：卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)、全连接网络等。

[54]卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)：卷积神经网络是一种前馈神经网络，是深度学习技术中极具代表的网络结构之一，卷积神经网络的人工神经元可以响应一部分覆盖范围内的周围单元，对于大型图像处理有出色表现。卷积神经网络的基本结构包括两层，其一为特征提取层（也称卷积层），每个神经元的输入与前一层的局部接受域（receptive field）相连，并提取该局部的特征。一旦该局部特征被提取后，它与其它特征间的位置关系也随之确定下来。其二是特征映射层（也称激活层），神经网络的每个计算层由多个特征映射组成，每个特征映射是一个平面，平面上所有神经元的权值相等。特征映射结构可采用 Sigmoid 函数（S 型函数）、ReLU 函数（修正线性单元函数）、Leaky-ReLU 函数、PReLU 函数（带泄漏修正线性单元函数）、GDN（Generalized Difference Network，广义分裂标准化）函数等作为卷积网络的激活函数。此外，由于一个映射面上的神经元共享权值，因而减少了网络自由参数的个数。

[55]示例性的，卷积神经网络相较于图像处理算法的优点之一在于，避免了对图像复杂的前期预处理过程（提取人工特征等），可以直接输入原始图像，进行端到端的学习。卷积神经网络相较于普通神经网络的优点之一在于，普通神经网络都是采用全连接的方式，即输入层到隐藏层的神经元都是全部连接的，这样做将导致参数量巨大，使得网络训练耗时甚至难以训练，而卷积神经网络则通过局部连接、权值共享等方法降低了这一困难。

[56]反卷积层（Deconvolution）：反卷积层又称为转置卷积层，反卷积层和卷积层的工作过程很相似，主要区别在于，反卷积层会通过 padding（填充），使得输出大于输入（当然也可以保持相同）。若 stride（步长）为 1，则表示输出尺寸等于输入尺寸；若 stride 为 N，则表示输出特征的宽为输入特征的宽的 N 倍，输出特征的高为输入特征的高的 N 倍。

[57]泛化能力（Generalization Ability）：泛化能力可以是指机器学习算法对新鲜样本的适应能力，学习的目的是学到隐含在数据背后的规律，对具有同一规律的学习集以外的数据，经过训练的网络也能够给出合适的输出，该能力就可以称为泛化能力。

[58]特征(feature)：本申请中涉及的特征，是 $C \times W \times H$ 的三维特征矩阵或张量(tensor)，参见图 1 所示，是三维特征矩阵的示意图，在三维特征矩阵中，C 表示通道(channel)数，H 表示特征高度，W 表示特征宽度。三维特征矩阵可以是神经网络的输入，也可以是神经网络的输出。

[59]率失真原则(Rate-Distortion Optimized)：评价编码效率的有两大指标：码率和 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio, 峰值信噪比)，比特流越小，则压缩率越大，PSNR 越大，则重建图像质量越好，在模式选择时，判别公式实质上也就是对二者的综合评价。例如，模式对应的代价： $J(\text{mode}) = D + \lambda * R$ ，其中，D 表示 Distortion（失真），通常可以使用 SSE 指标来进行衡量，SSE 是指重建图像块与源图像的差值的均方和，为了实时代价考虑，也可以使用 SAD 指标，SAD 是指重建图像块与源图像的差值绝对值之和； λ 是拉格朗日乘子，R 就是该模式下图像块编码所需的实际比特数，包括编码模式信息、运动信息、残差等所需的比特总和。在模式选择时，若使用率失真原则去对编码模式做比较决策，通常可以保证编码性能最佳。

[60]针对编码端的各个模块,提出了非常多的编码工具,而每个工具往往又有多种模式。对于不同视频序列,能获得最优编码性能的编码工具往往不同。因此,在编码过程中,通常采用 RDO (Rate-Distortion Optimize) 比较不同工具或模式的编码性能,以选择最佳工具或模式。在确定最优工具或模式后,再通过比特流中编码标记信息的方法传递工具或模式的决策信息。这种方法虽然带来了较高的编码复杂度,但可以针对不同内容,自适应选择最优的工具或模式组合,获得最优的编码性能。解码端可通过直接解析标志信息获得相关工具或模式信息,复杂度影响较小。

[61]以下结合几个实施例,对本申请实施例中的解码方法和编码方法进行详细说明。

[62]实施例 1: 本申请实施例中提出一种解码方法,参见图 2 所示,为该解码方法的流程示意图,该方法可以应用于解码端(也称为视频解码器),该方法可以包括:

[63]步骤 201、对当前图像块的第一码流进行解码,得到当前图像块的每个阶段子块的系数超参特征。其中,当前图像块被划分为多个阶段子块,即当前图像块包括多个阶段子块。

[64]步骤 202、针对每个阶段子块,基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数,基于概率分布参数对当前图像块的第二码流进行解码,得到该阶段子块的残差特征。

[65]步骤 203、基于阶段子块的残差特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的重建特征。其中,该阶段子块的均值特征是基于该阶段子块的系数超参特征和/或该阶段子块的参考特征得到,如基于系数超参特征得到,或者,基于系数超参特征和参考特征得到。

[66]步骤 204、基于每个阶段子块的重建特征确定当前图像块对应的重建图像块。

[67]示例性的,针对第 1 个阶段子块,基于该阶段子块的系数超参特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征,或者,获取已配置的默认参考特征,基于该阶段子块的系数超参特征和默认参考特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征。

[68]针对第 i 个阶段子块, i 大于 1, 基于第 i 个阶段子块前面的 $i-1$ 个阶段子块的重建特征获取第 i 个阶段子块的参考特征; 基于该阶段子块的系数超参特征和参考特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征; 其中, 参考特征包括前面的 $i-1$ 个阶段子块的所有重建特征; 或, 前面的 $i-1$ 个阶段子块的部分重建特征; 或, 第 $i-1$ 个阶段子块的重建特征。

[69]示例性的, 均值预测网络可以包括第一预测网络、第二预测网络和预测融合网络, 基于该阶段子块的系数超参特征和参考特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征, 可以包括: 通过第一预测网络获取系数超参特征对应的第一预测特征; 通过第二预测网络获取参考特征对应的第二预测特征; 将第一预测特征和第二预测特征进行特征拼接得到拼接后特征, 将拼接后特征输入给预测融合网络, 通过预测融合网络对拼接后特征进行处理, 得到该阶段子块的均值特征。

[70]示例性的, 通过第一预测网络获取系数超参特征对应的第一预测特征, 可以包括: 通过第一预测网络对系数超参特征进行特征增强操作和上采样操作, 得到第一预测特征。其中, 特征增强操作可以包括: 卷积操作, 或者, 卷积操作和激活操作; 上采样操作可以包括: 反卷积操作、裁剪操作和激活操作, 或者包括, 反卷积操作、裁剪操作、激活操作和卷积操作。示例性的, 所述激活操作为 Relu 操作。

[71]示例性的, 通过第二预测网络获取参考特征对应的第二预测特征, 可以包括: 对参考特征中的所有重建特征按照通道维度进行特征拼接; 对拼接后的特征进行卷积操作, 得到第二预测特征; 或者, 对参考特征中的所有重建特征进行特征相加, 并对相加后的

特征进行卷积操作,得到第二预测特征。其中,参考特征包括前面的 $i-1$ 个阶段子块的所有重建特征;或,前面的 $i-1$ 个阶段子块的部分重建特征;或,第 $i-1$ 个阶段子块的重建特征。

[72]示例性的,通过预测融合网络对拼接后特征进行处理,得到该阶段子块的均值特征,可以包括但不限于:通过预测融合网络对拼接后特征进行卷积操作和至少一个融合操作,得到该阶段子块的均值特征;其中,融合操作包括激活操作和卷积操作。示例性的,所述激活操作为 Relu 操作。

[73]示例性的,基于该阶段子块的残差特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的重建特征之后,还可以对该阶段子块的重建特征进行特征增强,得到增强后的重建特征;其中,增强后的重建特征用于确定阶段子块的均值特征,增强后的重建特征用于确定重建图像块。

[74]示例性的,基于每个阶段子块的重建特征确定当前图像块对应的重建图像块,可以包括但不限于:可以对每个阶段子块的重建特征进行特征聚合,得到聚合后特征,并将该聚合后特征输入给合成变换网络,得到当前图像块对应的重建图像块。或者,可以对每个阶段子块的重建特征进行特征聚合,得到聚合后特征,并对该聚合后特征进行分块得到多个分块特征;可以将每个分块特征输入给合成变换网络得到该分块特征对应的分块重建图像块,并对多个分块特征对应的分块重建图像块进行合并,得到当前图像块对应的重建图像块。或者,可以将每个阶段子块的重建特征输入给合成变换网络,得到该阶段子块对应的分块重建图像块,并对所有阶段子块对应的分块重建图像块进行合并,得到当前图像块对应的重建图像块。

[75]示例性的,对每个阶段子块的重建特征进行特征聚合,得到聚合后特征,可以包括但不限于:可以对每个阶段子块的重建特征按照相位进行聚合,得到聚合后特征;或者,可以对每个阶段子块的重建特征按照相位进行聚合,得到多个相位聚合后的特征,然后,可以对多个相位聚合后的特征按照通道进行拼接,得到聚合后特征。

[76]示例性的,对聚合后特征进行分块得到多个分块特征,可以包括:确定分块特征的目标尺寸;基于目标尺寸将聚合后特征按照从上到下从左到右的顺序平均分成多个分块特征,且每个分块特征的目标尺寸为目标尺寸;或者,确定分块特征的实际分块尺寸和交叠尺寸,实际分块尺寸是分块特征中去除交叠部分的分块尺寸,交叠尺寸是相邻分块交叠部分的尺寸;基于实际分块尺寸和交叠尺寸将聚合后特征分成多个分块特征,且每个分块特征的目标尺寸为目标尺寸;其中,若实际分块尺寸是 $\text{tile_c} * \text{tile_w} * \text{tile_h}$, 交叠尺寸是 $\text{tile_c} * \text{padding_w} * \text{padding_h}$, 则目标尺寸是 $\text{tile_c} * (\text{tile_w} + 2 * \text{padding_w}) * (\text{tile_h} + 2 * \text{padding_h})$ 。

[77]示例性的,对多个分块特征对应的分块重建图像块进行合并,得到当前图像块对应的重建图像块,可以包括但不限于:按照从上到下从左到右的顺序对多个分块特征对应的分块重建图像块进行排序,对排序后的多个分块特征对应的分块重建图像块依次拼接,得到当前图像块对应的重建图像块。或者,确定每个分块重建图像块的实际分块尺寸和交叠尺寸;按照从上到下从左到右的顺序对多个分块特征对应的分块重建图像块进行排序;基于实际分块尺寸和交叠尺寸,对排序后的多个分块特征对应的分块重建图像块依次拼接,得到当前图像块对应的重建图像块。其中,重建图像块包括多个分块重建图像块,分块重建图像块的未交叠部分的尺寸为该分块重建图像块的实际分块尺寸,分块重建图像块与相邻分块重建图像块的交叠部分的尺寸为该分块重建图像块的交叠尺寸。其中,针对左右两个分块重建图像块的交叠部分,该交叠部分的值为左侧分块重建图像块的值,或者,该交叠部分的值为两个分块重建图像块的均值;针对上下两个分块重建图像块的交叠部分,该交叠部分的值为上侧分块重建图像块的值,或者,该交叠部分的值

为两个分块重建图像块的均值。

[78]示例性的,将聚合后特征输入给合成变换网络,得到当前图像块对应的重建图像块,可以包括:对当前图像块对应的辅助码流进行解码,得到当前图像块的码率控制参数,将码率控制参数和聚合后特征输入给合成变换网络,得到当前图像块对应的重建图像块。

[79]将每个分块特征输入给合成变换网络得到该分块特征对应的分块重建图像块,可以包括:对当前图像块对应的辅助码流进行解码,得到每个分块特征的码率控制参数,将分块特征和该分块特征的码率控制参数输入给合成变换网络,得到该分块特征对应的分块重建图像块。

[80]将每个阶段子块的重建特征输入给合成变换网络,得到该阶段子块对应的分块重建图像块,可以包括:对当前图像块对应的辅助码流进行解码,得到每个阶段子块的码率控制参数,将阶段子块的重建特征和该阶段子块的码率控制参数输入给合成变换网络,得到该阶段子块对应的分块重建图像块。

[81]示例性的,将码率控制参数和聚合后特征输入给合成变换网络,得到当前图像块对应的重建图像块,可以包括:通过合成变换网络对聚合后特征进行处理,得到第一特征;通过合成变换网络对码率控制参数进行处理,得到第二特征;基于第一特征和第二特征生成第三特征,并基于第三特征确定当前图像块对应的重建图像块。

[82]将分块特征和该分块特征的码率控制参数输入给合成变换网络,得到该分块特征对应的分块重建图像块,可以包括:通过合成变换网络对该分块特征进行处理,得到第一特征;通过合成变换网络对该分块特征的码率控制参数进行处理,得到第二特征;基于第一特征和第二特征生成第三特征,并基于第三特征确定该分块特征对应的分块重建图像块。

[83]将阶段子块的重建特征和该阶段子块的码率控制参数输入给合成变换网络,得到该阶段子块对应的分块重建图像块,可以包括:通过合成变换网络对该阶段子块的重建特征进行处理,得到第一特征;通过合成变换网络对该阶段子块的码率控制参数进行处理,得到第二特征;基于第一特征和第二特征生成第三特征,基于第三特征确定该阶段子块对应的分块重建图像块。

[84]示例性的,上述执行顺序只是为了方便描述给出的示例,在实际应用中,还可以改变步骤之间的执行顺序,对此执行顺序不做限制。而且,在其它实施例中,并不一定按照本说明书示出和描述的顺序来执行相应方法的步骤,其方法所包括的步骤可以比本说明书所描述的步骤更多或更少。此外,本说明书中所描述的单个步骤,在其它实施例中可能被分解为多个步骤进行描述;本说明书中所描述的多个步骤,在其它实施例中也可能被合并为单个步骤进行描述。

[85]由以上技术方案可见,本申请实施例中,针对基于神经网络的编解码技术,提出一种码率可变可调的编解码方案,提升并行度,有效节省特征存储缓存,达到更高的码率控制精度,编码性能损失更小,具有更好的编码性能及码率控制精度。通过采用分块编解码,使得峰值内存占用更低,单个分块的解码时间更小,具备高速并行解码能力,使得神经网络在保持低复杂度的同时,有效保证重建图像块的质量,提升编码性能和解码性能,并降低复杂度。

[86]实施例 2: 本申请实施例中提出一种编码方法,参见图 3 所示,为该编码方法的流程示意图,该方法可以应用于编码端(也称为视频编码器),该方法可以包括:

[87]步骤 301、将当前图像块输入给分析变换网络,得到当前图像块对应的特征块。

[88]步骤 302、将特征块拆分为多个阶段子块的待编码特征。

[89]步骤 303、针对当前图像块对应的每个阶段子块，获取该阶段子块的系数超参特征，并将该阶段子块的系数超参特征编码到当前图像块的第一码流。

[90]步骤 304、基于阶段子块的待编码特征和阶段子块的均值特征确定该阶段子块的残差特征。其中，该阶段子块的均值特征是基于该阶段子块的系数超参特征和/或该阶段子块的参考特征得到，如基于系数超参特征得到，或者，基于系数超参特征和参考特征得到。

[91]步骤 305、基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数，并基于概率分布参数将该阶段子块的残差特征编码到当前图像块的第二码流。

[92]示例性的，针对第 1 个阶段子块，基于该阶段子块的系数超参特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征，或者，获取已配置的默认参考特征，基于该阶段子块的系数超参特征和默认参考特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征。

[93]针对第 i 个阶段子块， i 大于 1，基于第 i 个阶段子块前面的 $i-1$ 个阶段子块的重建特征获取第 i 个阶段子块的参考特征；基于该阶段子块的系数超参特征和参考特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征；其中，参考特征包括前面的 $i-1$ 个阶段子块的所有重建特征；或，前面的 $i-1$ 个阶段子块的部分重建特征；或，第 $i-1$ 个阶段子块的重建特征。

[94]示例性的，编码端的处理过程与解码端的处理过程类似，相同之处不再重复赘述。

[95]示例性的，上述执行顺序只是为了方便描述给出的示例，在实际应用中，还可以改变步骤之间的执行顺序，对此执行顺序不做限制。而且，在其它实施例中，并不一定按照本说明书示出和描述的顺序来执行相应方法的步骤，其方法所包括的步骤可以比本说明书所描述的步骤更多或更少。此外，本说明书中所描述的单个步骤，在其它实施例中可能被分解为多个步骤进行描述；本说明书中所描述的多个步骤，在其它实施例中也可能被合并为单个步骤进行描述。

[96]由以上技术方案可见，本申请实施例中，针对基于神经网络的编解码技术，提出一种码率可变可调的编解码方案，提升并行度，有效节省特征存储缓存，达到更高的码率控制精度，编码性能损失更小，具有更好的编码性能及码率控制精度。通过采用分块编解码，使得峰值内存占用更低，单个分块的解码时间更小，具备高速并行解码能力，使得神经网络在保持低复杂度的同时，有效保证重建图像块的质量，提升编码性能和解码性能，并降低复杂度。

[97]实施例 3：针对实施例 1 和实施例 2，关于编码端的处理过程，可以参见图 4 所示，当然，图 4 只是编码端的处理过程的一个示例，对此编码端的处理过程不作限制。

[98]编码端在得到当前图像块 x （当前图像块 x 可以为原始图像块 x ，即输入的图像块）之后，可以通过分析变换网络（即神经网络）对当前图像块 x 进行分析变换，得到当前图像块 x 对应的图像特征 y 。其中，通过分析变换网络对当前图像块 x 进行特征变换是指：将当前图像块 x 变换到 latent（潜在）域的图像特征 y ，从而方便后续所有过程在 latent 域上进行操作。

[99]图像可以划分成 1 个图像块，也可以划分成多个图像块，若图像划分成 1 个图像块，则当前图像块 x 也可以为图像，即对于图像块的编解码过程也可以直接用于图像。

[100]编码端在得到图像特征 y 之后，对图像特征 y 进行系数超参特征变换，得到系数超参特征 z ，比如说，可以将图像特征 y 输入给超参编码网络（即神经网络），由超参编码网络对图像特征 y 进行系数超参特征变换，得到系数超参特征 z 。其中，超参编码网络可以是已训练的神经网络，对此超参编码网络的训练过程不作限制，能够对图像特征

y 进行系数超参特征变换即可。其中, latent 域的图像特征 y 经过超参编码网络之后得到超先验 latent 信息 z (即系数超参特征 z)。

[101]编码端在得到系数超参特征 z 之后,可以对系数超参特征 z 进行量化,得到系数超参特征 z 对应的超参量化特征,即图 4 中的 Q 操作为量化过程。在得到系数超参特征 z 对应的超参量化特征之后,对超参量化特征进行编码,得到当前图像块对应的 Bitstream#1 (即第一码流),即图 4 中的 AE 操作表示编码过程,如熵编码过程。或者,编码端也可以直接对系数超参特征 z 进行编码,得到当前图像块对应的 Bitstream#1。其中, Bitstream#1 中携带的超参量化特征或者系数超参特征 z 主要用于获取均值和概率分布模型的参数 (即概率分布参数)。

[102]在得到当前图像块对应的 Bitstream#1 之后,编码端可以将当前图像块对应的 Bitstream#1 发送给解码端,关于解码端针对当前图像块对应的 Bitstream#1 的处理过程,参见后续实施例。

[103]编码端在得到当前图像块对应的 Bitstream#1 之后,还可以对 Bitstream#1 进行解码,得到超参量化特征,即图 4 中的 AD 表示解码过程,然后,对超参量化特征进行反量化,得到系数超参特征 z_{hat} ,系数超参特征 z_{hat} 与系数超参特征 z 可以相同或者不同,图 4 中的 IQ 操作为反量化过程。或者,编码端在得到当前图像块对应的 Bitstream#1 之后,还可以对 Bitstream#1 进行解码,得到系数超参特征 z_{hat} ,而不涉及系数超参特征 z_{hat} 的反量化过程。

[104]针对 Bitstream#1 的编码过程,可以采用固定概率密度模型的编码方法,针对 Bitstream#1 的解码过程,可以采用固定概率密度模型的解码方法,对此编码和解码过程不做限制。

[105]编码端在得到系数超参特征 z_{hat} 之后,可以基于当前图像块的系数超参特征 z_{hat} 和前面图像块的图像特征 y_{hat} (图像特征 y_{hat} 的确定过程参见后续实施例),进行基于上下文的预测,得到当前图像块对应的预测值 μ (即均值 μ),比如说,将系数超参特征 z_{hat} 和图像特征 y_{hat} 输入给均值预测网络,由均值预测网络基于系数超参特征 z_{hat} 和图像特征 y_{hat} 确定预测值 μ ,对此预测过程不作限制。其中,针对基于上下文的预测过程,输入包括系数超参特征 z_{hat} 和已解码的图像特征 y_{hat} ,两者联合输入获取更精准的预测值 μ ,预测值 μ 用于与原始特征作差获得残差,和与解码的残差相加得到重建特征 y_{hat} 。

[106]需要注意的是,均值预测网络为可选的神经网络,即也可以没有均值预测网络,即不需要通过均值预测网络确定预测值 μ ,图 4 中的虚线框表示均值预测网络为可选。

[107]编码端在得到图像特征 y 之后,可以基于图像特征 y 和预测值 μ 确定残差特征 r,如将图像特征 y 与预测值 μ 的差值作为残差特征 r。然后,对残差特征 r 进行特征处理,得到图像特征 s,对此特征处理过程不做限制,可以是任意特征处理方式。在该情况下,需要部署均值预测网络,由均值预测网络提供预测值 μ 。或者,编码端在得到图像特征 y 之后,可以对图像特征 y 进行特征处理,得到图像特征 s,对此特征处理过程不做限制,可以是任意特征处理方式。在该情况下,不需要部署均值预测网络,通过虚线框表示残差过程为可选过程。

[108]编码端在得到图像特征 s 之后,可以对图像特征 s 进行量化,得到图像特征 s 对应的图像量化特征,即图 4 中的 Q 操作为量化过程。在得到图像特征 s 对应的图像量化特征之后,编码端可以对该图像量化特征进行编码,得到当前图像块对应的 Bitstream#2 (即第二码流),即图 4 中的 AE 操作表示编码过程,如熵编码过程。或者,编码端也可以直接对图像特征 s 进行编码,得到当前图像块对应的 Bitstream#2,而不涉及图像特

征 s 的量化过程。

[109]在得到当前图像块对应的 Bitstream#2 之后, 编码端可以将当前图像块对应的 Bitstream#2 发送给解码端, 关于解码端针对当前图像块对应的 Bitstream#2 的处理过程, 参见后续实施例。

[110]编码端在得到当前图像块对应的 Bitstream#2 之后, 还可以对 Bitstream#2 进行解码, 得到图像量化特征, 即图 4 中的 AD 表示解码过程, 然后, 编码端可以对图像量化特征进行反量化, 得到图像特征 s' , 图像特征 s' 与图像特征 s 可以相同或者不同, 图 4 中的 IQ 操作作为反量化过程。或者, 编码端在得到当前图像块对应的 Bitstream#2 之后, 还可以对 Bitstream#2 进行解码, 得到图像特征 s' , 而不涉及图像量化特征的反量化过程。

[111]编码端在得到图像特征 s' 之后, 可以对图像特征 s' 进行特征恢复 (即特征处理的逆过程), 对此特征恢复过程不做限制, 可以是任意特征恢复方式, 得到残差特征 r_{hat} , 残差特征 r_{hat} 与残差特征 r 可以相同或者不同。编码端得到残差特征 r_{hat} 后, 基于残差特征 r_{hat} 和预测值 μ 确定图像特征 y_{hat} , 图像特征 y_{hat} 与图像特征 y 可以相同或不同, 比如说, 将残差特征 r_{hat} 与预测值 μ 的和作为图像特征 y_{hat} 。在该情况下, 需要部署均值预测网络, 由均值预测网络提供预测值 μ 。或者, 编码端在得到图像特征 s' 之后, 可以对图像特征 s' 进行特征恢复 (即特征处理的逆过程), 得到图像特征 y_{hat} , 图像特征 y_{hat} 与图像特征 y 可以相同或不同。在该情况下, 不需要部署均值预测网络, 通过虚线框表示残差过程为可选过程。

[112]编码端在得到图像特征 y_{hat} 之后, 可以对图像特征 y_{hat} 进行合成变换, 得到当前图像块 x 对应的重建图像块 x_{hat} , 比如说, 将图像特征 y_{hat} 输入给合成变换网络, 由合成变换网络对图像特征 y_{hat} 进行合成变换, 得到重建图像块 x_{hat} , 至此, 完成图像重建过程。

[113]在一种可能的实施方式中, 编码端在对图像量化特征或者图像特征 s 进行编码, 得到当前图像块对应的 Bitstream#2 时, 编码端需要先确定概率分布模型, 然后基于该概率分布模型对图像量化特征或者图像特征 s 进行编码。此外, 编码端在对 Bitstream#2 进行解码时, 也需要先确定概率分布模型, 然后基于该概率分布模型对 Bitstream#2 进行解码。

[114]为了得到概率分布模型, 继续参见图 4 所示, 编码端在得到系数超参特征 z_{hat} 之后, 可以对系数超参特征 z_{hat} 进行系数超参特征反变换, 得到概率分布参数 p , 比如说, 将系数超参特征 z_{hat} 输入给概率超参解码网络, 由概率超参解码网络对系数超参特征 z_{hat} 进行系数超参特征反变换, 得到概率分布参数 p , 在得到概率分布参数 p 之后, 可以基于概率分布参数 p 生成概率分布模型。其中, 概率超参解码网络可以是已训练的神经网络, 对此概率超参解码网络的训练过程不作限制, 能够对系数超参特征 z_{hat} 进行系数超参特征反变换即可。

[115]在一种可能的实施方式中, 上述编码端的处理过程, 可以由深度学习模型或者神经网络模型执行, 从而实现端到端的图像压缩和编码过程, 对此编码过程不作限制。

[116]实施例 4: 针对实施例 1 和实施例 2, 关于解码端的处理过程, 可以参见图 5 所示, 当然, 图 5 只是解码端的处理过程的一个示例, 对此解码端的处理过程不作限制。

[117]解码端在得到当前图像块对应的 Bitstream#1 之后, 还可以对 Bitstream#1 进行解码, 得到超参量化特征, 即图 5 中的 AD 表示解码过程, 然后, 对超参量化特征进行反量化, 得到系数超参特征 z_{hat} , 系数超参特征 z_{hat} 与系数超参特征 z 可以相同或者不同, 图 5 中的 IQ 操作作为反量化过程。或者, 解码端在得到当前图像块对应的 Bitstream#1 之后, 还可以对 Bitstream#1 进行解码, 得到系数超参特征 z_{hat} , 而不涉及系数超参特征 z_{hat}

的反量化过程。

[118]针对 Bitstream#1 的解码过程,可以采用固定概率密度模型的解码方法,对此不做限制。

[119]图像可以划分成1个图像块,也可以划分成多个图像块,若图像划分成1个图像块,则当前图像块 x 也可以为图像,即对于图像块的解码过程也可以直接用于图像。

[120]解码端在得到系数超参特征 z_{hat} 之后,可以基于当前图像块的系数超参特征 z_{hat} 和前面图像块的图像特征 y_{hat} (图像特征 y_{hat} 的确定过程参见后续实施例),进行基于上下文的预测,得到当前图像块对应的预测值 μ (即均值 μ),比如说,将系数超参特征 z_{hat} 和图像特征 y_{hat} 输入给均值预测网络,由均值预测网络基于系数超参特征 z_{hat} 和图像特征 y_{hat} 确定预测值 μ ,对此预测过程不作限制。其中,针对基于上下文的预测过程,输入包括系数超参特征 z_{hat} 和已解码的图像特征 y_{hat} ,两者联合输入获取更精准的预测值 μ 。

[121]需要注意的是,均值预测网络为可选的神经网络,即也可以没有均值预测网络,即不需要通过均值预测网络确定预测值 μ ,图5中的虚线框表示均值预测网络为可选。

[122]解码端在得到当前图像块对应的 Bitstream#2 之后,还可以对 Bitstream#2 进行解码,得到图像量化特征,即图5中的 AD 表示解码过程,然后,解码端可以对图像量化特征进行反量化,得到图像特征 s' ,图像特征 s' 与图像特征 s 可以相同或者不同,图5中的 IQ 操作为反量化过程。或者,解码端在得到当前图像块对应的 Bitstream#2 之后,还可以对 Bitstream#2 进行解码,得到图像特征 s' ,而不涉及图像量化特征的反量化过程。

[123]解码端在得到图像特征 s' 之后,可以对图像特征 s' 进行特征恢复(即特征处理的逆过程),得到残差特征 r_{hat} ,残差特征 r_{hat} 与残差特征 r 相同或者不同。解码端在得到残差特征 r_{hat} 之后,基于残差特征 r_{hat} 和预测值 μ 确定图像特征 y_{hat} ,图像特征 y_{hat} 与图像特征 y 相同或不同,如将残差特征 r_{hat} 与预测值 μ 的和作为图像特征 y_{hat} 。在该情况下,需要部署均值预测网络,由均值预测网络提供预测值 μ 。或者,解码端在得到图像特征 s' 之后,可以对图像特征 s' 进行特征恢复,得到图像特征 y_{hat} ,图像特征 y_{hat} 与图像特征 y 可以相同或不同。在该情况下,不需要部署均值预测网络,通过虚线框表示残差过程为可选过程。

[124]解码端在得到图像特征 y_{hat} 之后,可以对图像特征 y_{hat} 进行合成变换,得到当前图像块 x 对应的重建图像块 x_{hat} ,比如说,将图像特征 y_{hat} 输入给合成变换网络,由合成变换网络对图像特征 y_{hat} 进行合成变换,得到重建图像块 x_{hat} ,至此,完成图像重建过程。

[125]在一种可能的实施方式中,解码端在对 Bitstream#2 进行解码时,需要先确定概率分布模型,然后基于该概率分布模型对 Bitstream#2 进行解码。为了得到概率分布模型,继续参见图5所示,解码端在得到系数超参特征 z_{hat} 之后,可以对系数超参特征 z_{hat} 进行系数超参特征反变换,得到概率分布参数 p ,比如说,将系数超参特征 z_{hat} 输入给概率超参解码网络,由概率超参解码网络对系数超参特征 z_{hat} 进行系数超参特征反变换,得到概率分布参数 p ,在得到概率分布参数 p 之后,可以基于概率分布参数 p 生成概率分布模型。其中,概率超参解码网络可以是已训练的神经网络,对此概率超参解码网络的训练过程不作限制,能够对系数超参特征 z_{hat} 进行系数超参特征反变换,得到概率分布参数 p 即可。

[126]在一种可能的实施方式中,上述解码端的处理过程,可以由深度学习模型或者神经网络模型执行,从而实现端到端的图像压缩和编码过程,对此解码过程不作限制。

[127]实施例 5: 针对实施例 1、实施例 2、实施例 3 和实施例 4, 可以部署均值预测网络, 也可以不部署均值预测网络, 为了提升特征编码性能, 以部署均值预测网络为例。在部署均值预测网络时, 为了获得图像特征的准确预测值, 需要使用相邻特征的重建值 (即基于当前图像块的系数超参特征 $\hat{z}$ 和前面图像块的图像特征 $\hat{y}$, 进行基于上下文的预测, 得到当前图像块对应的预测值 μ), 因此, 右侧的特征值 (利用左侧或左上侧的特征的重建值作为参考) 只有等左侧或左上侧的特征值完成编码重建后, 才能进行当前特征的编码过程, 这种依赖关系使得特征间的编码只能串行执行, 而无法并行执行, 从而导致复杂度较高。

[128]针对上述发现, 本实施例中, 通过采用分块编解码, 能够提升并行度, 有效节省特征存储缓存, 达到更高的码率控制精度, 编码性能损失更小, 具有更好的编码性能及码率控制精度, 使得峰值内存占用更低, 单个分块的解码时间更小, 具备高速并行解码能力。

[129]关于编码端的处理过程, 可以参见图 6 所示, 对此编码端的处理过程不作限制。

[130]1、在得到原始图像 x 之后, 分块单元基于图像分辨率确定是否对原始图像 x 进行分块, 比如说, 若图像分辨率大于阈值, 则对原始图像 x 进行分块, 否则, 不对原始图像 x 进行分块。若是, 则将原始图像 x 分成若干个图像块 x_p , 相邻图像块之间存在交叠部分, 若否, 则图像块 x_p 为原始图像 x , 即原始图像 x 只有 1 个图像块, 可以将每个图像块 x_p 记为当前图像块。为了方便描述, 后续以一个当前图像块 x_p 的处理过程为例进行说明。

[131]2、在得到当前图像块 x_p 之后, 通过分析变换网络对当前图像块 x_p 进行分析变换, 得到当前图像块 x_p 对应的图像特征 y_p (特征块 y_p)。比如说, 通过分析变换网络将当前图像块 x_p 变换到 latent 域的图像特征 y_p , 从而方便后续所有过程在 latent 域上进行操作。

[132]3、合并分类单元对图像特征 y_p 进行合并分类, 得到 N 个阶段子块的待编码特征 y_i ($i=1\dots N$), 即将图像特征 y_p 拆分为 N 个阶段子块的待编码特征 y_i 。

[133]4、针对当前图像块对应的每个阶段子块, 获取该阶段子块对应的系数超参特征。比如说, 对阶段子块 i 的待编码特征 y_i 进行系数超参特征变换, 得到阶段子块 i 对应的系数超参特征 z_i 。比如说, 可以将待编码特征 y_i 输入给超参编码网络 (即神经网络), 由超参编码网络对待编码特征 y_i 进行系数超参特征变换, 得到系数超参特征 z_i 。

[134]5、针对当前图像块对应的每个阶段子块, 将该阶段子块的系数超参特征编码到当前图像块的第一码流 (Bitstream#1)。比如说, 对阶段子块 i 对应的系数超参特征 z_i 进行量化, 得到系数超参特征 z_i 对应的超参量化特征, 并对该超参量化特征进行编码, 得到当前图像块对应的第一码流。或者, 直接对阶段子块 i 对应的系数超参特征 z_i 进行编码, 得到当前图像块对应的第一码流。在得到当前图像块对应的第一码流之后, 将当前图像块对应的第一码流发送给解码端, 关于解码端针对当前图像块对应的第一码流的处理过程, 参见后续实施例。

[135]6、在得到当前图像块对应的第一码流之后, 还可以对第一码流进行解码, 得到当前图像块的每个阶段子块的系数超参特征, 如阶段子块 i ($i=1\dots N$) 对应的系数超参特征 $\hat{z}_i$ 。

[136]比如说, 可以对第一码流进行解码, 得到阶段子块 i 的超参量化特征, 然后, 对超参量化特征进行反量化, 得到阶段子块 i 对应的系数超参特征 $\hat{z}_i$ 。或者, 可以对第一码流进行解码, 得到阶段子块 i 对应的系数超参特征 $\hat{z}_i$, 而不涉及反量化过程。

[137]针对第一码流的编码过程,可以采用固定概率密度模型的编码方法,针对第一码流的解码过程,可以采用固定概率密度模型的解码方法,对此编码和解码过程不做限制。

[138]7、针对当前图像块对应的每个阶段子块,基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数。比如说,可以对阶段子块 i 对应的系数超参特征 z_hat_i 进行系数超参特征反变换,得到阶段子块 i 对应的概率分布参数 p_i ,比如说,将系数超参特征 z_hat_i 输入给概率超参解码网络,由概率超参解码网络对系数超参特征 z_hat_i 进行系数超参特征反变换,得到概率分布参数 p_i ,在得到概率分布参数 p_i 之后,可以基于概率分布参数 p_i 生成概率分布模型。

[139]8、在得到 N 个阶段子块的待编码特征之后,针对第1个阶段子块的待编码特征 y_1 ,将该阶段子块的系数超参特征 z_hat_1 输入给均值预测网络,得到该阶段子块的均值特征(即预测值 μ_1 、均值 μ_1)。或者,获取已配置的默认参考特征,并将该阶段子块的系数超参特征 z_hat_1 和默认参考特征输入给均值预测网络,得到该阶段子块的均值特征。

[140]基于第1个阶段子块的待编码特征 y_1 和均值特征 μ_1 确定残差特征 r_1 ,如将待编码特征 y_1 与均值特征 μ_1 的差值作为残差特征 r_1 。然后,对残差特征 r_1 进行特征处理,得到特征处理后的残差特征 r_1 ,对此特征处理过程不做限制,可以是任意特征处理方式。当然,特征处理是可选步骤,也可以不对残差特征 r_1 进行特征处理。

[141]对残差特征 r_1 (或特征处理后的残差特征 r_1)进行量化,得到图像量化特征,并对该图像量化特征进行编码,得到当前图像块对应的第二码流(Bitstream#2)。或者,也可以直接对残差特征 r_1 (或特征处理后的残差特征 r_1)进行编码,得到当前图像块对应的第二码流。在得到当前图像块对应的第二码流之后,将当前图像块对应的第二码流发送给解码端,关于解码端针对当前图像块对应的第二码流的处理过程,参见后续实施例。其中,在对图像量化特征或者残差特征 r_1 进行编码时,可以采用第1个阶段子块的概率分布参数 p_1 对应的概率分布模型对图像量化特征或者残差特征 r_1 进行编码,得到第二码流。

[142]在得到第二码流之后,可以采用第1个阶段子块的概率分布参数 p_1 对应的概率分布模型对第二码流进行解码得到图像量化特征,对图像量化特征进行反量化,对反量化后的特征进行特征恢复,得到残差特征 r_hat_1 ,或,对图像量化特征进行反量化后直接得到残差特征 r_hat_1 ,而不涉及特征恢复过程。或者,对第二码流进行解码之后,对解码后的特征进行特征恢复,得到残差特征 r_hat_1 ,或者,对第二码流进行解码后直接得到残差特征 r_hat_1 。

[143]在得到残差特征 r_hat_1 之后,基于残差特征 r_hat_1 和均值特征 μ_1 确定第1个阶段子块的重建特征 y_hat_1 ,如将残差特征 r_hat_1 与均值特征 μ_1 之和作为重建特征 y_hat_1 。

[144]9、在得到 N 个阶段子块的待编码特征之后,针对第 i ($i>1$,且 i 小于或等于 N)个阶段子块的待编码特征 y_i ,将阶段子块 i 的系数超参特征 z_hat_i 和阶段子块 i 的参考特征输入给均值预测网络,得到阶段子块 i 的均值特征(即预测值 μ_i 、均值 μ_i)。

[145]其中,针对阶段子块 i (即第 i 个阶段子块)的参考特征,可以是基于阶段子块 i 前面的 $i-1$ 个阶段子块的重建特征获取,即基于已重建特征 y_hat_1 到 y_hat_i-1 获取。比如说,基于 y_hat_1 到 y_hat_i-1 中的所有已重建特征获取阶段子块 i 的参考特征,即参考特征包括 y_hat_1 到 y_hat_i-1 。或者,基于 y_hat_1 到 y_hat_i-1 中的部分已重建特征获取阶段子块 i 的参考特征,即参考特征包括 y_hat_1 到 y_hat_i-1 中的部分已重建特征。或者,基于第 $i-1$ 个阶段子块的重建特征获取阶段子块 i 的参考特征,即阶段子块 i

的参考特征为 $y_{\hat{i}-1}$ 。

[146]基于第 i 个阶段子块的待编码特征 y_i 和均值特征 μ_i 确定残差特征 r_i ，如将待编码特征 y_i 与均值特征 μ_i 的差值作为残差特征 r_i 。对残差特征 r_i 进行特征处理，得到特征处理后的残差特征 r_i 。当然，也可以不对残差特征 r_i 进行特征处理。

[147]对残差特征 r_i （或特征处理后的残差特征 r_i ）进行量化，得到图像量化特征，对图像量化特征进行编码，得到当前图像块对应的第二码流。或者，直接对残差特征 r_i （或特征处理后的残差特征 r_i ）进行编码，得到当前图像块对应的第二码流。将当前图像块对应的第二码流发送给解码端，关于解码端针对当前图像块对应的第二码流的处理过程，参见后续实施例。其中，在对图像量化特征或者残差特征 r_i 进行编码时，可以采用第 i 个阶段子块的概率分布参数 p_i 对应的概率分布模型对图像量化特征或者残差特征 r_i 进行编码，得到第二码流。

[148]在得到第二码流之后，可以采用第 i 个阶段子块的概率分布参数 p_i 对应的概率分布模型对第二码流进行解码得到图像量化特征，对图像量化特征进行反量化，对反量化后的特征进行特征恢复，得到残差特征 $r_{\hat{i}}$ ，或，对图像量化特征进行反量化后直接得到残差特征 $r_{\hat{i}}$ 。或者，对第二码流进行解码之后，对解码后的特征进行特征恢复，得到残差特征 $r_{\hat{i}}$ ，或者，对第二码流进行解码后直接得到残差特征 $r_{\hat{i}}$ 。

[149]在得到残差特征 $r_{\hat{i}}$ 之后，基于残差特征 $r_{\hat{i}}$ 和均值特征 μ_i 确定第 i 个阶段子块的重建特征 $y_{\hat{i}}$ ，如将残差特征 $r_{\hat{i}}$ 与均值特征 μ_i 之和作为重建特征 $y_{\hat{i}}$ 。

[150]10、聚类分块单元可以得到 N 个阶段子块的重建特征 $y_{\hat{i}}$ ($i=1\dots N$)，并对 N 个阶段子块的重建特征 $y_{\hat{i}}$ 进行特征聚合，得到聚合后特征。然后，聚类分块单元对该聚合后特征进行分块，得到至少一个分块特征 $y_{\hat{p}}$ ，即特征块 $y_{\hat{p}}$ 。

[151]11、针对每个分块特征 $y_{\hat{p}}$ ，聚类分块单元将分块特征 $y_{\hat{p}}$ 输入给合成变换网络，由合成变换网络输出分块特征 $y_{\hat{p}}$ 对应的分块重建图像块 $x_{\hat{p}}$ 。

[152]12、合并单元可以得到多个分块特征 $y_{\hat{p}}$ 对应的分块重建图像块 $x_{\hat{p}}$ ，并对这些分块重建图像块 $x_{\hat{p}}$ 进行合并，得到当前图像块对应的重建图像块 $x_{\hat{}}$ 。显然，若原始图像 x 分成多个当前图像块 x_p ，则所有当前图像块 x_p 对应的重建图像块 $x_{\hat{}}$ 可以组成重建图像。若原始图像 x 对应一个当前图像块 x_p ，则重建图像块 $x_{\hat{}}$ 为重建图像。

[153]在上述过程中，编码端还可以基于感兴趣区域或码率信息，给不同图像块的不同阶段子块分配不同的码率控制参数，使得不同图像块的不同阶段子块消耗不同的码率。

[154]示例性的，若需要对感兴趣区域做特殊处理（如非均匀处理，保证该感兴趣区域的质量更高），避免每个图像块的量化失真都是均匀的，则码率控制参数可以为量化参数（码率控制参数需要通过码流传输给解码端），参见图 6 所示，码率控制参数影响第一码流的量化过程（ Q ）和反量化过程（ IQ ），并影响第二码流的量化过程（ Q ）和反量化过程（ IQ ）。

[155]比如说，在对阶段子块 i 对应的系数超参特征 z_i 进行量化时，若阶段子块 i 位于感兴趣区域内，则采用该码率控制参数对阶段子块 i 对应的系数超参特征 z_i 进行量化，该码率控制参数用于保证阶段子块 i 对应的图像质量更高。在对阶段子块 i 对应的超参量化特征进行反量化时，也需要采用该码率控制参数对阶段子块 i 对应的超参量化特征进行反量化。

[156]在对阶段子块 i 对应的残差特征 r_i （或特征处理后的残差特征 r_i ）进行量化时，

若阶段子块 i 位于感兴趣区域内, 则采用该码率控制参数对阶段子块 i 对应的残差特征 r_i 进行量化, 该码率控制参数用于保证阶段子块 i 对应的图像质量更高。在对阶段子块 i 对应的图像量化特征进行反量化时, 也需要采用该码率控制参数对阶段子块 i 对应的图像量化特征进行反量化。

[157]示例性的, 为了进行精确码率调控, 则码率控制参数可以为合成变换网络的控制参数 (码率控制参数需要通过码流传输给解码端), 参见图 6 所示, 码率控制参数影响分析变换网络和合成变换网络。例如, 通过分析变换网络对当前图像块 x_p 进行分析变换时, 将码率控制参数和当前图像块 x_p 输入给分析变换网络, 分析变换网络输出当前图像块 x_p 对应的图像特征 y_p 。在将分块特征 y_{hat_p} 输入给合成变换网络时, 将分块特征 y_{hat_p} 和码率控制参数输入给合成变换网络, 合成变换网络输出分块特征 y_{hat_p} 对应的分块重建图像块 x_{hat_p} 。

[158]基于已配置的目标码率 (每个图像块对应一个目标码率, 或者, 每个图像对应一个目标码率, 或者, 多个图像对应一个目标码率), 编码端可以尝试采用不同的码率控制参数, 在采用某个码率控制参数之后, 若针对当前图像块的码流 (如第一码流和第二码流) 对应的码率为目标码率或者接近目标码率 (即二者的差值小于阈值), 则这个码率控制参数就是最终采用的码率控制参数, 编码端可以将这个码率控制参数发送给解码端。

[159]实施例 6: 解码端的处理过程可以参见图 7 所示, 对此解码端的处理过程不作限制。

[160]1、在得到当前图像块对应的第一码流 (Bitstream#1) 后, 对第一码流进行解码, 得到当前图像块的每个阶段子块的系数超参特征, 如阶段子块 i ($i=1\dots N$) 对应的系数超参特征 z_{hat_i} 。

[161]比如说, 可以对第一码流进行解码, 得到阶段子块 i 的超参量化特征, 然后, 对超参量化特征进行反量化, 得到阶段子块 i 对应的系数超参特征 z_{hat_i} 。或者, 可以对第一码流进行解码, 得到阶段子块 i 对应的系数超参特征 z_{hat_i} , 而不涉及反量化过程。针对第一码流的解码过程, 可以采用固定概率密度模型的解码方法, 对此解码过程不做限制。

[162]2、针对当前图像块对应的每个阶段子块, 基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数。比如说, 可以对阶段子块 i 对应的系数超参特征 z_{hat_i} 进行系数超参特征反变换, 得到阶段子块 i 对应的概率分布参数 p_i , 比如说, 将系数超参特征 z_{hat_i} 输入给概率超参解码网络, 由概率超参解码网络对系数超参特征 z_{hat_i} 进行系数超参特征反变换, 得到概率分布参数 p_i , 在得到概率分布参数 p_i 之后, 可以基于概率分布参数 p_i 生成概率分布模型。

[163]3、针对当前图像块对应的每个阶段子块, 基于该阶段子块的概率分布参数 (概率分布模型) 对当前图像块的第二码流 (Bitstream#2) 进行解码, 得到该阶段子块的残差特征。

[164]比如说, 可以采用第 i ($i=1\dots N$) 个阶段子块的概率分布参数 p_i 对应的概率分布模型对第二码流进行解码得到图像量化特征, 对图像量化特征进行反量化, 对反量化后的特征进行特征恢复, 得到残差特征 r_{hat_i} , 或, 对图像量化特征进行反量化后直接得到残差特征 r_{hat_i} 。或者, 对第二码流进行解码之后, 对解码后的特征进行特征恢复, 得到残差特征 r_{hat_i} , 或者, 对第二码流进行解码之后, 直接得到残差特征 r_{hat_i} 。

[165]4、在得到 N 个阶段子块的残差特征之后, 针对第 1 个阶段子块的残差特征 r_{hat_1} , 将该阶段子块的系数超参特征 z_{hat_1} 输入给均值预测网络, 得到该阶段子块的均值特征 (即预测值 μ_1 、均值 μ_1)。或者, 获取已配置的默认参考特征, 并将该阶段子块的系数超参特征 z_{hat_1} 和默认参考特征输入给均值预测网络, 得到该阶段子块的均

值特征。

[166]然后,基于残差特征 r_hat_1 和均值特征 μ_1 确定第 1 个阶段子块的重建特征 y_hat_1 ,例如,可以将残差特征 r_hat_1 与均值特征 μ_1 之和作为重建特征 y_hat_1 。

[167]5、在得到 N 个阶段子块的残差特征之后,针对第 i ($i > 1$, 且 i 小于或等于 N) 个阶段子块的残差特征 r_hat_i ,将阶段子块 i 的系数超参特征 z_hat_i 和阶段子块 i 的参考特征输入给均值预测网络,得到阶段子块 i 的均值特征 (即预测值 μ_i 、均值 μ_i)。

[168]其中,针对阶段子块 i (即第 i 个阶段子块) 的参考特征,可以是基于阶段子块 i 前面的 i-1 个阶段子块的重建特征获取,即基于已重建特征 y_hat_1 到 y_hat_i-1 获取。比如说,基于 y_hat_1 到 y_hat_i-1 中的所有已重建特征获取阶段子块 i 的参考特征,即参考特征包括 y_hat_1 到 y_hat_i-1 。或者,基于 y_hat_1 到 y_hat_i-1 中的部分已重建特征获取阶段子块 i 的参考特征,即参考特征包括 y_hat_1 到 y_hat_i-1 中的部分已重建特征。或者,基于第 i-1 个阶段子块的重建特征获取阶段子块 i 的参考特征,即阶段子块 i 的参考特征为 y_hat_i-1 。

[169]其中,为了控制缓存大小,参考特征包括的已重建特征的数量不能超过预设数量,假设预设数量为 M,那么,若已重建特征的数量小于或等于 M,则参考特征包括 y_hat_1 到 y_hat_i-1 中的所有已重建特征,若已重建特征的数量大于 M,则参考特征包括 y_hat_1 到 y_hat_i-1 中的 M 个已重建特征 (即部分已重建特征)。为了从 y_hat_1 到 y_hat_i-1 中选取 M 个已重建特征,可以基于默认策略选取 M 个已重建特征,如选取解码顺序离当前阶段子块最近的 M 个已重建特征,如 y_hat_i-1 、 y_hat_i-2 、 y_hat_i-3 等,一直到选取出 M 个已重建特征,当然,也可以采用其它方式选取 M 个已重建特征,对此不作限制。或者,也可以通过解码流进行解码获得 M 个已重建特征的索引值,基于解码得到的索引值选取 M 个已重建特征。

[170]然后,基于残差特征 r_hat_i 和均值特征 μ_i 确定第 i 个阶段子块的重建特征 y_hat_i ,例如,可以将残差特征 r_hat_i 与均值特征 μ_i 之和作为重建特征 y_hat_i 。

[171]6、聚类分块单元可以得到 N 个阶段子块的重建特征 y_hat_i ($i=1\dots N$),并对 N 个阶段子块的重建特征 y_hat_i 进行特征聚合,得到聚合后特征。然后,聚类分块单元对该聚合后特征进行分块,得到至少一个分块特征 y_hat_p ,即特征块 y_hat_p 。

[172]7、针对每个分块特征 y_hat_p ,聚类分块单元将分块特征 y_hat_p 输入给合成变换网络,由合成变换网络输出分块特征 y_hat_p 对应的分块重建图像块 x_hat_p 。

[173]8、合并单元可以得到多个分块特征 y_hat_p 对应的分块重建图像块 x_hat_p ,并对这些分块重建图像块 x_hat_p 进行合并,得到当前图像块对应的重建图像块 x_hat 。显然,若原始图像 x 分成多个当前图像块 x_p ,则所有当前图像块 x_p 对应的重建图像块 x_hat 可以组成重建图像。若原始图像 x 对应一个当前图像块 x_p ,则重建图像块 x_hat 为重建图像。

[174]在上述过程中,还可以基于感兴趣区域或码率信息,给不同图像块的不同阶段子块分配不同的码率控制参数,使得不同图像块的不同阶段子块消耗不同的码率。

[175]示例性的,若需要对感兴趣区域做特殊处理 (如非均匀处理,保证该感兴趣区域的质量更高),则码率控制参数可以为量化参数 (码率控制参数需要通过码流传输给解码端),参见图 7 所示,码率控制参数影响第一码流的反量化过程 (IQ) 和第二码流的反量化过程 (IQ)。

[176]比如说,在对阶段子块 i 对应的超参量化特征进行反量化时,若已从码流中解码出阶段子块 i 对应的码率控制参数,该码率控制参数用于保证阶段子块 i 对应的图像质量

更高, 则可以采用该码率控制参数对阶段子块 i 对应的超参量化特征进行反量化。

[177]又例如, 在对阶段子块 i 对应的图像量化特征进行反量化时, 若已从码流中解码出阶段子块 i 对应的码率控制参数, 该码率控制参数用于保证阶段子块 i 对应的图像质量更高, 则可以采用该码率控制参数对阶段子块 i 对应的图像量化特征进行反量化。

[178]示例性的, 为了进行精确码率调控, 则码率控制参数可以为合成变换网络的控制参数 (码率控制参数需要通过码流传输给解码端, 合成变换网络的控制参数是指, 可以基于码率控制参数确定合成变换网络), 参见图 7 所示, 码率控制参数影响合成变换网络。例如, 在将分块特征 y_hat_p 输入给合成变换网络时, 将分块特征 y_hat_p 和码率控制参数输入给合成变换网络, 合成变换网络输出分块特征 y_hat_p 对应的分块重建图像块 x_hat_p 。

[179]实施例 7: 在实施例 5 和实施例 6 中, 针对第 i ($i=1\dots N$) 个阶段子块, 得到第 i 个阶段子块的重建特征 y_hat_i (即残差特征 r_hat_i 与均值特征 μ_i 之和), 重建特征 y_hat_i 用于确定后续阶段子块的均值特征, 和/或, 重建特征 y_hat_i 用于确定重建图像块。其中, 重建特征 y_hat_i 用于确定后续阶段子块的均值特征是指: 重建特征 y_hat_i 作为后续阶段子块的参考特征, 从而确定后续阶段子块的均值特征。重建特征 y_hat_i 用于确定重建图像块是指: 将重建特征 y_hat_i 输入给聚类分块单元, 从而确定当前图像块对应的重建图像块。

[180]针对第 i ($i=1\dots N$) 个阶段子块, 在得到第 i 个阶段子块的重建特征 y_hat_i 之后, 还可以对重建特征 y_hat_i 进行特征增强, 得到增强后的重建特征 y_hat_i' , 增强后的重建特征 y_hat_i' 用于确定后续阶段子块的均值特征, 和/或, 增强后的重建特征 y_hat_i' 用于确定重建图像块。其中, 增强后的重建特征 y_hat_i' 用于确定后续阶段子块的均值特征是指: 增强后的重建特征 y_hat_i' 作为后续阶段子块的参考特征, 从而确定后续阶段子块的均值特征。增强后的重建特征 y_hat_i' 用于确定重建图像块是指: 将增强后的重建特征 y_hat_i' 输入给聚类分块单元, 从而确定当前图像块对应的重建图像块。比如说, 可以对码流进行解码得到增强信息, 基于增强信息对重建特征 y_hat_i 进行增强得到新的重建特征 y_hat_i' , 新的重建特征 y_hat_i' 可用于后续 y_hat_{i+1} 到 y_hat_N 的预测, 也可以用于后续聚类分块过程。

[181]在一种可能的实施方式中, 针对重建特征 y_hat 的增强过程, 可以采用如下方式:

[182]方式 1、输入是增强前的重建特征 y_hat 、Threshold[idx]、GreaterFlag[idx]、Scale1[idx] 和 Scale2[idx], 输出是增强后的重建特征 y_hat_en 。其中, Threshold 表示阈值, 不同 idx 可能对应相同或者不同的阈值, idx 表示索引, 如 0、1、2、3 等。GreaterFlag 表示标记位, 不同 idx 可能对应相同或者不同的标记位。Scale1 表示缩放因子, 不同 idx 可能对应相同或者不同的 Scale1。Scale2 表示缩放因子, 不同 idx 可能对应相同或者不同的 Scale2。

[183]第一步: 确定每套 filter (滤波器, 索引为 idx) 下的 mask[c,i,j] (掩码)。比如说, 可以采用如下表达式确定 mask[c,i,j], 当然, 如下表达式只是一个示例, 对此不作限制。

$$\text{mask}[\text{idx}, c, i, j] = \begin{cases} 1 & \text{if } \sigma[c, i, j] > \text{Threshold}[\text{idx}] \text{ AND GreaterFlag}[\text{idx}] \text{ to True} \\ 1 & \text{if } \sigma[c, i, j] < \text{Threshold}[\text{idx}] \text{ AND GreaterFlag}[\text{idx}] \text{ to False} \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases}$$

[184] $\sigma[c, i, j]$ 表示 $[c, i, j]$ 的概率分布参数值, c 表示通道, i 表示横坐标, j 表示纵坐标, 若概率分布参数值大于 Threshold[idx], GreaterFlag[idx] 为真, mask[idx, c, i, j] 为 1, 若概率分布参数值小于 Threshold[idx], GreaterFlag[idx] 为假, mask[idx, c, i, j] 为 1, 否则 mask[idx, c, i, j] 为 0。

[185]第二步：依次执行每套 filter（索引为 idx），若 mask[idx,c,i,j] 为 1，则 $y_hat_en[c,i,j]=y_hat[c,i,j]+mean_hat[c,i,j]*Scale2[idx]+residual_hat[c,i,j]*Scale1[idx]$ ； $y_hat[c,i,j]=y_hat_en[c,i,j]$ 。若有多套 filter，y_hat 被补偿多次。其中，mean_hat 表示均值特征，即前述 mu_i；residual_hat 表示残差特征，即前述 r_hat。

[186]方式 2、在方式 1 中，每个通道 c 的缩放因子相同，在方式 2 中，不同通道 c 允许不同的缩放因子，即缩放因子为 Scale1[c,idx]和 Scale2[c,idx]，可通过控制开关控制当前特征是否缩放，也可以将通道的缩放因子改成 0 来关闭缩放。方式 2 与方式 1 相比，不同之处在于增强方法： $y_hat_en[c,i,j]=y_hat[c,i,j]+mean_hat[c,i,j]*Scale2[c,idx]+residual_hat[c,i,j]*Scale1[c,idx]$ 。

[187]方式 3、方式 3 与方式 1 相比，二者的实现方式类似，不同之处在于，增强方法如下所示： $y_hat_en[c,i,j]=y_hat[c,i,j]*Scale1[idx]+mean_hat[c,i,j]*Scale2[idx]$ 。

[188]方式 4、方式 4 与方式 1 相比，二者的实现方式类似，不同之处在于，增强方法如下所示： $y_hat_en[c,i,j]=y_hat[c,i,j]*Scale1[idx]+residual_hat[c,i,j]*Scale2[idx]$ 。在方式 4 中，Scale1[idx]也可以默认为 1，只通过变化 Scale2[idx]值影响调整方式。

[189]实施例 8：在实施例 5 和实施例 6 中，可以将第 1 个阶段子块的系数超参特征 z_hat_1 输入给均值预测网络，由均值预测网络输出第 1 个阶段子块的均值特征，对此均值预测网络的预测过程不作限制。针对第 i（i=1...N）个阶段子块，可以将第 i 个阶段子块的系数超参特征 z_hat_i 和第 i 个阶段子块的参考特征（可能是默认参考特征）输入给均值预测网络，由均值预测网络输出第 i 个阶段子块的均值特征，以下对均值预测网络的预测过程进行说明。

[190]参见图 8A 所示，为均值预测网络的结构示意图，均值预测网络可以包括第一预测网络、第二预测网络和预测融合网络，当然，这里只是示例，对此均值预测网络的结构不作限制。

[191]可以将第 i 个阶段子块的系数超参特征 z_hat_i 输入给第一预测网络，通过第一预测网络获取系数超参特征 z_hat_i 对应的第一预测特征。可以将第 i 个阶段子块的参考特征（如已重建特征 y_hat_1 到 y_hat_{i-1}）输入给第二预测网络，通过第二预测网络获取参考特征对应的第二预测特征。然后，将第一预测特征和第二预测特征进行特征拼接得到拼接后特征，将拼接后特征输入给预测融合网络，通过预测融合网络对拼接后特征进行处理，得到第 i 个阶段子块的均值特征 mu_i。

[192]针对第一预测网络：通过第一预测网络对系数超参特征 z_hat_i 进行特征增强操作和上采样操作，得到第一预测特征。其中，特征增强操作可以包括但不限于：卷积操作，或者，卷积操作和激活操作，当然，上述只是特征增强操作的示例，对此特征增强操作不作限制。上采样操作可以包括但不限于：反卷积操作、裁剪操作和激活操作，或者，反卷积操作、裁剪操作、激活操作和卷积操作，当然，上述只是上采样操作的示例，对此上采样操作不作限制。示例性的，所述激活操作为 Relu 操作。

[193]比如说，参见图 8B 所示，为第一预测网络的结构示意图，第一预测网络由 3 个增强网络和 2 个 2 倍上采样网络组成，当然，增强网络的数量可以更多或者更少，2 倍上采样网络的数量可以更多或者更少，2 倍上采样网络也可以替换为其它倍数的上采样网络。

[194]系数超参特征 z_hat_i 经过增强网络 1 和 2 倍上采样网络 1 后得到增强大尺寸特征 1，增强大尺寸特征 1 的空间尺寸（宽高）为系数超参特征 z_hat_i 的两倍。增强大尺寸特征 1 经过增强网络 2 和 2 倍上采样网络 2 后得到增强大尺寸特征 2，增强大尺寸特征 2 的空间尺寸（宽高）为增强大尺寸特征 1 的两倍。增强大尺寸特征 2 经过增强网络 3

后得到第一预测特征。

[195]示例性的，增强网络 1 与增强网络 2 可以相同，也可以不同，增强网络 1 与增强网络 3 可以相同，也可以不同，增强网络 2 与增强网络 3 可以相同，也可以不同。

[196]比如说，增强网络（如增强网络 1、和/或增强网络 2、和/或增强网络 3）的一个实施方式可以参见图 8C 所示，即增强网络由一个卷积层组成，该卷积层可以为 1x1 的卷积层、或 3x3 的卷积层、或 5x5 的卷积层，对此不作限制，如可以选取 3x3 的卷积层。

[197]又例如，增强网络（如增强网络 1、和/或增强网络 2、和/或增强网络 3）的一个实施方式可以参见图 8D 所示，即增强网络可以由卷积层 1、激活层 1、卷积层 2、激活层 2、卷积层 3 组成。其中，该卷积层（如卷积层 1、和/或卷积层 2、和/或卷积层 3）可以为 1x1 的卷积层、或 3x3 的卷积层、或 5x5 的卷积层，对此不作限制，如可以选取 3x3 的卷积层。

[198]该激活层（如激活层 1、和/或激活层 2）可以为 relu 层、或 leaky relu 层、或 sigmoid 层、或 tanh（双曲正切）层、或 Gelu（Gaussian Error Linear Units，高斯误差线性单元）层，对此激活层的类型不作限制，如可以选取 relu 层。

[199]当然，上述只是增强网络的两个示例，对此不作限制，能够实现增强功能即可。

[200]示例性的，2 倍上采样网络 1 与 2 倍上采样网络 2 可以相同，也可以不同。

[201]比如说，2 倍上采样网络（如 2 倍上采样网络 1 和/或 2 倍上采样网络 2）的一个实施方式可以参见图 8E 所示，即 2 倍上采样网络可以由 2 倍反卷积层、Crop（剪切）层、激活层组成。其中，该反卷积层可以是 2x2 的反卷积层、或 3x3 的反卷积层、或 4x4 的反卷积层、或 5x5 的反卷积层，对此不作限制，如可以选取 4x4 的反卷积层。该激活层可以为 relu 层、或 leaky relu 层、或 sigmoid 层、或 tanh 层、或 Gelu 层，对此激活层的类型不作限制，如可以选取 relu 层。此外，Crop 层用于裁剪特征，使得特征的空间分辨率变小，通道数不变。

[202]又例如，2 倍上采样网络（如 2 倍上采样网络 1 和/或 2 倍上采样网络 2）的一个实施方式可以参见图 8F 所示，即 2 倍上采样网络可以由 2 倍反卷积层、Crop 层、激活层、卷积层组成。其中，该反卷积层可以是 2x2 的反卷积层、或 3x3 的反卷积层、或 4x4 的反卷积层、或 5x5 的反卷积层。该激活层可以为 relu 层、或 leaky relu 层、或 sigmoid 层、或 tanh 层、或 Gelu 层。Crop 层用于裁剪特征，使得特征的空间分辨率变小，通道数不变。该卷积层可以为 1x1 的卷积层、或 3x3 的卷积层、或 5x5 的卷积层，对此不作限制，如选取 3x3 的卷积层。

[203]当然，上述只是 2 倍上采样网络的两个示例，对此不作限制，能够实现上采样功能即可。

[204]示例性的，针对第一预测网络中的卷积层，可以是普通的 2D 卷积，也可以是分组卷积，如 2 倍分组卷积，分组卷积的实现方式可以参见后续实施例，在此不再赘述。

[205]针对第二预测网络：通过第二预测网络对第 i 个阶段子块的参考特征中的所有重建特征按照通道维度进行特征拼接，并对拼接后的特征进行卷积操作得到第二预测特征。或者，通过第二预测网络对第 i 个阶段子块的参考特征中的所有重建特征进行特征相加，并对相加后的特征进行卷积操作得到第二预测特征。其中，参考特征包括前面的 i-1 个阶段子块的所有重建特征；或，前面的 i-1 个阶段子块的部分重建特征；或，第 i-1 个阶段子块的重建特征。

[206]比如说，参见图 8G 所示，为第二预测网络的结构示意图，第二预测网络可以由特征拼接层和卷积层组成，对此第二预测网络的结构不作限制。若参考特征包括前面的 i-1

个阶段子块的所有重建特征（如 y_{hat}_1 到 y_{hat}_{i-1} ），则特征拼接层可以按照通道维度对这些重建特征进行特征拼接（concat），得到拼接后的特征。或者，若参考特征包括前面的 $i-1$ 个阶段子块的部分重建特征（如 y_{hat}_1 到 y_{hat}_{i-1} 的部分），则特征拼接层可以按照通道维度对这些重建特征进行特征拼接，得到拼接后的特征。或者，若参考特征包括第 $i-1$ 个阶段子块的重建特征，则特征拼接层可以直接将第 $i-1$ 个阶段子块的重建特征作为拼接后的特征。

[207]特征拼接层可以将拼接后的特征输入给卷积层，由卷积层对拼接后的特征进行卷积操作得到第二预测特征。其中，该卷积层可以为 1×1 的卷积层、或 3×3 的卷积层、或 5×5 的卷积层，对此不作限制，如可以选取 3×3 的卷积层。针对第二预测网络中的卷积层，可以是普通的 2D 卷积，也可以是分组卷积，如 2 倍分组卷积，分组卷积的实现方式参见后续实施例。

[208]又例如，第二预测网络可以由特征相加层和卷积层组成，若参考特征包括前面的 $i-1$ 个阶段子块的所有重建特征，则特征相加层对这些重建特征进行特征相加（sum），得到相加后的特征。或者，若参考特征包括前面的 $i-1$ 个阶段子块的部分重建特征，则特征相加层对这些重建特征进行特征相加，得到相加后的特征。或者，若参考特征包括第 $i-1$ 个阶段子块的重建特征，则特征相加层可以直接将第 $i-1$ 个阶段子块的重建特征作为相加后的特征。特征相加层将相加后的特征输入给卷积层，由卷积层对相加后的特征进行卷积操作得到第二预测特征。

[209]其中，为了控制缓存大小，参考特征包括的已重建特征的数量不能超过预设数量，假设预设数量为 M ，那么，若已重建特征的数量小于或等于 M ，则参考特征包括 y_{hat}_1 到 y_{hat}_{i-1} 中的所有已重建特征。或者，若已重建特征的数量大于 M ，则参考特征包括 y_{hat}_1 到 y_{hat}_{i-1} 中的 M 个已重建特征，比如说，可以基于默认策略选取 M 个已重建特征，例如，可以选取解码顺序离当前阶段子块最近的 M 个已重建特征。或者，也可以通过对码流进行解码获得 M 个已重建特征的索引值，基于解码得到的索引值选取 M 个已重建特征。

[210]针对预测融合网络：通过预测融合网络对拼接后特征（即第一预测特征与第二预测特征的拼接后特征）进行卷积操作和至少一个融合操作，以得到第 i 个阶段子块的均值特征 μ_i ；其中，针对每个融合操作，该融合操作可以包括激活操作和卷积操作。示例性的，所述激活操作为 Relu 操作。

[211]比如说，参见图 8H 所示，为预测融合网络的结构示意图，预测融合网络可以由卷积层和 N 个融合层组成， N 为正整数，如 N 为 1 或 2 等，每个融合层可以由激活层和卷积层组成，对此预测融合网络的结构不作限制。显然，输入特征（即拼接后特征）在经过卷积层和 N 个“激活层+卷积层”之后，可以得到输出特征，即第 i 个阶段子块的均值特征 μ_i 。

[212]其中，该卷积层可以为 1×1 的卷积层、或 3×3 的卷积层、或 5×5 的卷积层，对此不作限制，如可以选取 1×1 的卷积层。针对预测融合网络中的卷积层，可以是普通的 2D 卷积，也可以是分组卷积，如 2 倍分组卷积，分组卷积的实现方式参见后续实施例。该激活层可以为 relu 层、或 leaky relu 层、或 sigmoid 层、或 tanh 层、或 Gelu 层，如可以选取 relu 层。

[213]实施例 9：针对编码端和解码端，需要基于每个阶段子块的重建特征确定当前图像块对应的重建图像块。比如说，在实施例 5 和实施例 6 中，聚类分块单元可以对 N 个阶段子块的重建特征（ y_{hat}_1 到 y_{hat}_N ）进行特征聚合，得到聚合后特征（也可以称为全尺寸的聚合特征 $y_{\text{hat_all}}$ ），并对聚合后特征 $y_{\text{hat_all}}$ 进行分块，得到至少一个分块特征 $y_{\text{hat_p}}$ ，如分块特征 $y_{\text{hat_p}_1}$ 到分块特征 $y_{\text{hat_p}_K}$ 。针对每个分块特征 $y_{\text{hat_p}}$ ，

聚类分块单元将分块特征 y_hat_p 输入给合成变换网络, 由合成变换网络输出分块特征 y_hat_p 对应的分块重建图像块 x_hat_p 。合并单元可以得到多个分块特征 y_hat_p 对应的分块重建图像块 x_hat_p , 并对这些分块重建图像块 x_hat_p 进行合并, 得到当前图像块对应的重建图像块 x_hat 。

[214]第一, 聚类分块单元对 N 个阶段子块的重建特征进行特征聚合, 得到聚合后特征。

[215]示例性的, 参见图 9A 所示, N 个阶段子块的重建特征 (y_hat_1 到 y_hat_N) 可以按照相位进行聚合, 得到聚合后特征 y_hat_all 。在图 9A 中以 $N=4$ 为例进行说明。比如说, 按照相位进行聚合的一个示例可以如下所示, 在得到 y_hat_group1 之后, 可以将 y_hat_group1 作为聚合后特征 y_hat_all 。

$$y_hat_group1(c, w, h) = \begin{cases} y_hat_1(c, w/2, h/2), & \text{若 } w\%2 \text{ 等于 } 0, \text{ 且 } h\%2 \text{ 等于 } 0 \\ y_hat_2(c, w/2, h/2), & \text{若 } w\%2 \text{ 等于 } 1, \text{ 且 } h\%2 \text{ 等于 } 0 \\ y_hat_3(c, w/2, h/2), & \text{若 } w\%2 \text{ 等于 } 0, \text{ 且 } h\%2 \text{ 等于 } 1 \\ y_hat_4(c, w/2, h/2), & \text{若 } w\%2 \text{ 等于 } 1, \text{ 且 } h\%2 \text{ 等于 } 1 \end{cases}$$

[216]示例性的, 参见图 9B 所示, N 个阶段子块的重建特征 (y_hat_1 到 y_hat_N) 可以按照相位进行聚合, 得到多个相位聚合后的特征, 对多个相位聚合后的特征按照通道进行拼接, 得到聚合后特征 y_hat_all 。比如说, 按照相位进行聚合的示例参见上述表达式, 按照相位聚合得到 y_hat_group1 和 y_hat_group2 , 若重建特征较多, 在得到 y_hat_group1 和 y_hat_group2 之后, 基于聚合后的多个 y_hat_group , 可以再按照通道进行拼接得到聚合后特征 y_hat_all 。

[217]示例性的, 在 N 个阶段子块的重建特征聚合之前, 还可以去除无用的特征值, 比如说, 由于全尺寸特征的高或宽为奇数, 因此, 编码侧一分为四时, 为了保证每个阶段子块的重建特征尺寸相同, 需要对某些阶段子块的重建特征进行填充, 填充方案可以采用对全尺寸特征增加右侧一列或下侧一行, 基于此, 在对 N 个阶段子块的重建特征进行聚合后, 需要移除无用的特征。参见图 9C 所示, 给出了一个宽为奇数的例子, 若高为奇数, 则移除最下侧的一行。当然, 上面是一分为四的情况, 若存在一分为 16, 则移除的特征可能不止 1 行或 1 列。

[218]第二, 聚类分块单元对聚合后特征 y_hat_all 进行分块, 得到 K 个分块特征 y_hat_p 。

[219]示例性的, 聚合后特征 y_hat_all 还可以进行分块, 来减少后续内存开销 (合成变换操作需要对特征进行多次上采样, 使得特征数据大小超出内存允许的大小)。当然, 该特征分块过程非必需过程, 若当前特征尺寸较小, 或基于码流信息确定当前特征无需进行分块, 则将直接跳过下面的分块过程, y_hat_p 等于 y_hat_all , 即只有一个分块特征。

[220]为了对聚合后特征 y_hat_all 进行分块, 可以采用不存在交叠部分的特征分块方式, 参见图 9D 所示, 为将聚合后特征 y_hat_all 划分为 4 个分块特征 y_hat_p 的示例。

[221]在不存在交叠部分的特征分块方式中, 可以确定分块特征的目标尺寸, 并基于目标尺寸将聚合后特征 y_hat_all 按照从上到下从左到右的顺序平均分成多个分块特征, 且每个分块特征的目标尺寸为 $tile_c$, 宽是 $tile_w$, 高是 $tile_h$, 则将聚合后特征 y_hat_all 按照从上到下从左到右的顺序平均分成多个 $tile_c*tile_w*tile_h$ 的分块特征, 如分块特征 $y_hat_p_1$ 、 $y_hat_p_2$ 、 $y_hat_p_3$ 、 $y_hat_p_4$ 。

[222]比如说, 目标尺寸是每个分块特征的目标尺寸, 目标尺寸可以从码流中读取的尺寸, 也可以是基于当前待分块的特征尺寸确定的, 对此不作限制, 若每个分块特征的通道数是 $tile_c$, 宽是 $tile_w$, 高是 $tile_h$, 则将聚合后特征 y_hat_all 按照从上到下从左到右的顺序平均分成多个 $tile_c*tile_w*tile_h$ 的分块特征, 如分块特征 $y_hat_p_1$ 、 $y_hat_p_2$ 、

y_hat_p_3、y_hat_p_4。

[223]为了对聚合后特征 y_hat_all 进行分块，可以采用存在交叠部分的特征分块方式，参见图 9E 所示，为将聚合后特征 y_hat_all 划分为 4 个分块特征 y_hat_p 的示例。

[224]在存在交叠部分的特征分块方式中，可以确定分块特征的实际分块尺寸和交叠尺寸，实际分块尺寸可以是分块特征中去除交叠部分的分块尺寸，交叠尺寸可以是相邻分块交叠部分的尺寸；基于实际分块尺寸和交叠尺寸将聚合后特征分成多个分块特征，且每个分块特征的目标尺寸为尺寸，如成分块特征 y_hat_p_1、y_hat_p_2、y_hat_p_3、y_hat_p_4。

[225]比如说，确定实际分块尺寸和交叠尺寸，实际分块尺寸是去除交叠部分的分块尺寸，交叠尺寸是相邻分块交叠部分的尺寸，这些尺寸信息可以从码流中读取的，也可以是基于当前待分块的特征尺寸确定的，对此不作限制。参见图 9E 所示，若实际分块尺寸是 tile_c * tile_w * tile_h，交叠尺寸是 tile_c * padding_w * padding_h，则上下左右交叠时，每个分块特征的目标尺寸（即目标尺寸）是 tile_c * (tile_w + 2 * padding_w) * (tile_h + 2 * padding_h)。基于此，对于聚合后特征 y_hat_all，第 1 到 (tile_w + 2 * padding_w) 列的第 1 到 (tile_h + 2 * padding_h) 行特征，划分到第 1 个分块特征。第 tile_w + padding_w + 1 到 2 * tile_w + 3 * padding_w 列的第 tile_h + padding_h + 1 到 (2 * tile_h + 3 * padding_h) 行特征，划分到第 2 个分块特征，依次类推。

[226]参见图 9E 所示，可以将 4x4x4 的聚合后特征 y_hat_all 划分成 4 个 4x3x3 的分块特征，在分块特征中，tile_c 为 4，padding_w 和 padding_h 为 1，tile_w 和 tile_h 为 1。

[227]示例性的，对于最后一行或一列的分块，若数量不够，则可以增加交叠区域，使得最终的分块尺寸满足需求。参见图 9F 所示，给出了一个例子，y_hat_all 的尺寸为 11x13，padding_w 和 padding_h 为 1，tile_w 和 tile_h 为 3。第一行的第一个分块和第二个分块的尺寸为 5x5，而第三个分块，如为了保证该分块的尺寸也为 5x5，则向左侧扩充了 2 列交叠区域。

[228]第三，聚类分块单元将每个分块特征 y_hat_p（如 K 个分块特征 y_hat_p）输入给合成变换网络，由合成变换网络输出每个分块特征 y_hat_p 对应的分块重建图像块 x_hat_p。

[229]针对每个分块特征 y_hat_p，在将分块特征 y_hat_p 输入给合成变换网络之后，通过合成变换网络对分块特征 y_hat_p 进行合成变换，得到分块重建图像块 x_hat_p，对此不作限制。

[230]第四，合并单元对多个分块重建图像块 x_hat_p 进行合并，得到重建图像块 x_hat。

[231]示例性的，合并单元可以得到 K 个分块特征 y_hat_p 对应的 K 个分块重建图像块 x_hat_p，并对 K 个分块重建图像块 x_hat_p 进行合并，从而得到重建图像块 x_hat。

[232]示例性的，若采用不存在交叠部分的特征分块方式对聚合后特征 y_hat_all 进行分块，那么，合并单元采用不存在交叠部分的特征合并方式对 K 个分块重建图像块 x_hat_p 进行合并。比如说，按照从上到下从左到右的顺序对 K 个分块特征对应的分块重建图像块 x_hat_p 进行排序，对排序后的 K 个分块特征对应的分块重建图像块 x_hat_p 依次拼接，得到当前图像块对应的重建图像块 x_hat。其中，拼接过程可以是图 9D 的逆过程，在此不再赘述。

[233]示例性的，若采用存在交叠部分的特征分块方式对聚合后特征 y_hat_all 进行分块，那么，合并单元采用存在交叠部分的特征合并方式对 K 个分块重建图像块 x_hat_p 进行合并。比如说，合并单元可以确定每个分块重建图像块 x_hat_p 的实际分块尺寸和交叠

尺寸。合并单元可以按照从上到下从左到右的顺序对 K 个分块特征 y_{hat_p} 对应的分块重建图像块 x_{hat_p} 进行排序；基于实际分块尺寸和交叠尺寸，对排序后的 K 个分块特征 y_{hat_p} 对应的分块重建图像块 x_{hat_p} 依次拼接，得到当前图像块对应的重建图像块 x_{hat} 。其中，重建图像块可以包括 K 个分块重建图像块，分块重建图像块的未交叠部分的尺寸可以为该分块重建图像块的实际分块尺寸，分块重建图像块与相邻分块重建图像块的交叠部分的尺寸可以为该分块重建图像块的交叠尺寸。其中，拼接过程可以是图 9E 的逆过程，在此不再赘述。

[234]比如说，确定实际分块尺寸和交叠尺寸，实际分块尺寸是去除交叠部分的分块尺寸，交叠尺寸是相邻分块交叠部分的尺寸，这些尺寸信息可以从码流中读取的，也可以是基于当前待分块的特征尺寸确定的，对此不作限制。假设实际分块尺寸是 $x_c * \text{xtile}_w * \text{xtile}_h$ ，交叠尺寸中的交叠宽度为 xpadding_w ，交叠尺寸中的交叠高度为 xpadding_h ，那么，按照多个分块重建图像块 x_{hat_p} 的接收顺序，依次拼接多个分块重建图像块 x_{hat_p} 。

[235]针对左右两个分块重建图像块的交叠部分，该交叠部分的值为左侧分块重建图像块的值，丢弃右侧分块重建图像块的值，即采用最早（左侧）的分块重建图像块的值，后续子块交叠部分，则直接丢弃交叠部分的值。或者，该交叠部分的值为两个分块重建图像块的均值。

[236]针对上下两个分块重建图像块的交叠部分，该交叠部分的值为上侧分块重建图像块的值，丢弃下侧分块重建图像块的值，即采用最早（上侧）的分块重建图像块的值，后续子块交叠部分，则直接丢弃交叠部分的值。或者，该交叠部分的值为两个分块重建图像块的均值。

[237]实施例 10：针对编码端和解码端，需要基于每个阶段子块的重建特征确定当前图像块对应的重建图像块。比如说，聚类分块单元可以对 N 个阶段子块的重建特征 (y_{hat_1} 到 y_{hat_N}) 进行特征聚合，得到聚合后特征（也可以称为全尺寸的聚合特征 $y_{\text{hat}_{\text{all}}}$ ），聚类分块单元将聚合特征 $y_{\text{hat}_{\text{all}}}$ 输入给合成变换网络，由合成变换网络输出聚合特征 $y_{\text{hat}_{\text{all}}}$ 对应的重建图像块，该重建图像块也就是当前图像块对应的重建图像块 x_{hat} 。与实施例 9 相比，不涉及对聚合后特征 $y_{\text{hat}_{\text{all}}}$ 进行分块，也不涉及对多个分块重建图像块 x_{hat_p} 进行合并。

[238]第一，聚类分块单元对 N 个阶段子块的重建特征进行特征聚合，得到聚合后特征。

[239]示例性的， N 个阶段子块的重建特征 (y_{hat_1} 到 y_{hat_N}) 可以按照相位进行聚合，得到聚合后特征 $y_{\text{hat}_{\text{all}}}$ 。或者， N 个阶段子块的重建特征 (y_{hat_1} 到 y_{hat_N}) 可以按照相位进行聚合，得到多个相位聚合后的特征，对多个相位聚合后的特征按照通道进行拼接，得到聚合后特征 $y_{\text{hat}_{\text{all}}}$ 。其中，特征聚合可以参见实施例 9，在此不再重复赘述。

[240]第二，聚类分块单元将聚合后特征 $y_{\text{hat}_{\text{all}}}$ 输入给合成变换网络，通过合成变换网络对聚合后特征 $y_{\text{hat}_{\text{all}}}$ 进行合成变换，对此合成变换方式不作限制，由合成变换网络输出聚合后特征 $y_{\text{hat}_{\text{all}}}$ 对应的重建图像块，即当前图像块对应的重建图像块 x_{hat} 。

[241]实施例 11：针对编码端和解码端，需要基于每个阶段子块的重建特征确定当前图像块对应的重建图像块。比如说，聚类分块单元在得到 N 个阶段子块的重建特征 (y_{hat_1} 到 y_{hat_N}) 之后，不对重建特征进行特征聚合，也不对聚合后特征进行分块，而是直接将每个阶段子块的重建特征输入给合成变换网络，由合成变换网络输出每个阶段子块对应的分块重建图像块 x_{hat_p} 。合并单元可以得到多个阶段子块对应的分块重建图像块 x_{hat_p} ，并对这些分块重建图像块 x_{hat_p} 进行合并，得到当前图像块对应的重建图

像块 x_{hat} 。

[242]第一，聚类分块单元在得到 N 个阶段子块的重建特征之后，将每个阶段子块的重建特征输入给合成变换网络，通过合成变换网络对重建特征进行合成变换，对此合成变换方式不作限制，由合成变换网络输出每个阶段子块对应的分块重建图像块 x_{hat_p} 。

[243]第二，合并单元对多个分块重建图像块 x_{hat_p} 进行合并，得到重建图像块 x_{hat} 。

[244]示例性的，合并单元可以得到 N 个阶段子块对应的 N 个分块重建图像块 x_{hat_p} ，并对 N 个分块重建图像块 x_{hat_p} 进行合并，从而得到重建图像块 x_{hat} 。

[245]示例性的，合并单元采用不存在交叠部分的特征合并方式对 N 个分块重建图像块 x_{hat_p} 进行合并。比如说，按照从上到下从左到右的顺序对 N 个分块重建图像块 x_{hat_p} 进行排序，对排序后的 N 个分块重建图像块 x_{hat_p} 依次拼接，得到当前图像块对应的重建图像块 x_{hat} 。或者，合并单元采用存在交叠部分的特征合并方式对 N 个分块重建图像块 x_{hat_p} 进行合并。比如说，确定每个分块重建图像块 x_{hat_p} 的实际分块尺寸和交叠尺寸，按照从上到下从左到右的顺序对 N 个分块重建图像块 x_{hat_p} 进行排序；基于实际分块尺寸和交叠尺寸，对排序后的 N 个分块重建图像块 x_{hat_p} 依次拼接，得到当前图像块对应的重建图像块 x_{hat} 。重建图像块包括 N 个分块重建图像块，分块重建图像块的未交叠部分的尺寸为该分块重建图像块的实际分块尺寸，分块重建图像块与相邻分块重建图像块的交叠部分的尺寸为该分块重建图像块的交叠尺寸。针对左右两个分块重建图像块的交叠部分，该交叠部分的值为左侧分块重建图像块的值，丢弃右侧分块重建图像块的值。或该交叠部分的值为两个分块重建图像块的均值。针对上下两个分块重建图像块的交叠部分，该交叠部分的值为上侧分块重建图像块的值，丢弃下侧分块重建图像块的值。或该交叠部分的值为两个分块重建图像块的均值。

[246]实施例 12：在实施例 1-实施例 11 中，涉及合成变换网络，为了进行精确码率调控，编码端可以向解码端发送针对合成变换网络的码率控制参数，比如说，编码端可以在当前图像块对应的辅助码流中编码码率控制参数，解码端可以对当前图像块对应的辅助码流进行解码，得到码率控制参数，并基于码率控制参数确定合成变换网络，即基于码流信息，特别是码率相关信息，确定合成变换网络。其中，合成变换网络可以由至少一个 2 倍反卷积层（如 2×2 、 3×3 、 4×4 或 5×5 的 2 倍反卷积层，如可以选取 4×4 的 2 倍反卷积层，当然，也可以是其它倍数的反卷积层）、至少一个激活层（如 relu 层、或 leaky relu 层、或 sigmoid 层、或 tanh 层、或 Gelu 层，如可以选取 relu 层）、至少一个卷积层（如 1×1 、 3×3 或 5×5 的卷积层，如可以选取 3×3 的卷积层，对合成变换网络中的卷积层，可以是普通的 2D 卷积，也可以是分组卷积，如 2 倍分组卷积）组成，合成变换网络的输出特征空间分辨率是输入特征空间分辨率的正整数倍，如 16 倍（长宽均为 16 倍）等，输出特征通道数为 1 或 3。在合成变换网络的基础上，可以基于码率控制参数控制合成变换网络，即码率控制参数作为合成变换网络的输入。

[247]在一种可能的实施方式中，针对实施例 9，聚类分块单元会将 K 个分块特征 y_{hat_p} 输入给合成变换网络，因此，编码端在当前图像块对应的辅助码流中编码 K 个分块特征 y_{hat_p} 分别对应的 K 个码率控制参数，对于 K 个码率控制参数的来源不做限制，编码端在采用这 K 个码率控制参数控制分析变换网络和合成变换网络（即 K 个码率控制参数作为分析变换网络和合成变换网络的输入，如分块特征 y_{hat_p} 与分块特征 y_{hat_p} 对应的码率控制参数一起输入至合成变换网络，作为输入特征）时，能够使得当前图像块的码流对应的码率为目标码率或者接近目标码率（即二者的差值小于阈值）。解码端可以对当前图像块对应的辅助码流进行解码，得到 K 个分块特征 y_{hat_p} 对应的 K 个码率控制参数。

[248]基于此，聚类分块单元可以得到 K 个分块特征 y_{hat_p} 和 K 个分块特征 y_{hat_p} 对

应的 K 个码率控制参数, 针对每个分块特征 y_hat_p , 将该分块特征 y_hat_p 和该分块特征 y_hat_p 对应的码率控制参数一起输入给合成变换网络, 由合成变换网络基于分块特征 y_hat_p 和该分块特征 y_hat_p 对应的码率控制参数生成分块特征 y_hat_p 对应的分块重建图像块 x_hat_p 。

[249]示例性的, 合成变换网络基于分块特征 y_hat_p 和该分块特征 y_hat_p 对应的码率控制参数生成分块特征 y_hat_p 对应的分块重建图像块 x_hat_p , 可以包括但不限于: 通过合成变换网络对分块特征 y_hat_p 进行处理, 得到第一特征; 通过合成变换网络对该分块特征 y_hat_p 对应的码率控制参数进行处理, 得到第二特征; 基于第一特征和第二特征生成第三特征, 并基于第三特征确定分块特征 y_hat_p 对应的分块重建图像块 x_hat_p 。

[250]在一种可能的实施方式中, 针对实施例 10, 聚类分块单元会将聚合后特征 y_hat_all 输入给合成变换网络, 因此, 编码端在当前图像块对应的辅助码流中编码聚合后特征 y_hat_all 对应的一个码率控制参数, 即当前图像块对应的码率控制参数, 对于该码率控制参数的来源不做限制, 编码端在采用该码率控制参数控制分析变换网络和合成变换网络 (即该码率控制参数作为分析变换网络和合成变换网络的输入, 如聚合后特征 y_hat_all 与该码率控制参数一起输入至合成变换网络, 当前图像块与该码率控制参数一起输入至分析变换网络, 作为输入特征) 时, 能够使得当前图像块的码流对应的码率为目标码率或者接近目标码率。解码端可以对当前图像块对应的辅助码流进行解码, 得到当前图像块对应的码率控制参数。

[251]基于此, 聚类分块单元可以得到聚合后特征 y_hat_all 和码率控制参数, 并将聚合后特征 y_hat_all 和码率控制参数一起输入给合成变换网络, 由合成变换网络基于聚合后特征 y_hat_all 和码率控制参数生成聚合后特征 y_hat_all 对应的重建图像块 x_hat 。

[252]合成变换网络基于聚合后特征 y_hat_all 和码率控制参数生成聚合后特征 y_hat_all 对应的重建图像块 x_hat , 可以包括: 通过合成变换网络对聚合后特征 y_hat_all 进行处理, 得到第一特征; 通过合成变换网络对码率控制参数进行处理, 得到第二特征; 基于第一特征和第二特征生成第三特征, 并基于第三特征确定聚合后特征 y_hat_all 对应的重建图像块 x_hat 。

[253]在一种可能的实施方式中, 针对实施例 11, 聚类分块单元会将 N 个阶段子块的重建特征输入给合成变换网络, 因此, 编码端在当前图像块对应的辅助码流中编码 N 个阶段子块分别对应的 N 个码率控制参数, 对于 N 个码率控制参数的来源不做限制, 编码端在采用这 N 个码率控制参数控制分析变换网络和合成变换网络 (即 N 个码率控制参数作为分析变换网络和合成变换网络的输入, 如阶段子块的重建特征与该阶段子块对应的码率控制参数一起输入至合成变换网络) 时, 能够使得当前图像块的码流对应的码率为目标码率或者接近目标码率。解码端对当前图像块对应的辅助码流进行解码, 得到 N 个阶段子块对应的 N 个码率控制参数。

[254]基于此, 聚类分块单元可以得到 N 个阶段子块的重建特征和 N 个阶段子块对应的 N 个码率控制参数, 针对每个阶段子块, 将该阶段子块的重建特征和该阶段子块对应的码率控制参数一起输入给合成变换网络, 由合成变换网络基于该阶段子块的重建特征和该阶段子块对应的码率控制参数生成该阶段子块对应的分块重建图像块 x_hat_p 。

[255]示例性的, 合成变换网络基于该阶段子块的重建特征和该阶段子块对应的码率控制参数生成该阶段子块对应的分块重建图像块 x_hat_p , 可以包括但不限于: 通过合成变换网络对该阶段子块的重建特征进行处理, 得到第一特征; 通过合成变换网络对该阶段子块对应的码率控制参数进行处理, 得到第二特征; 基于该第一特征和该第二特征生成第三特征, 并基于该第三特征确定该阶段子块对应的分块重建图像块 x_hat_p 。

[256]实施例 13: 在实施例 12 的基础上, 可以将合成变换网络称为由码率控制参数控制的合成变换网络, 码率控制参数可以记为 λ 参数, λ 参数是从当前图像块对应的辅助码流中解码得到, 参见图 10A 所示, 为 λ 参数控制的合成变换网络的结构示意图, 该合成变换网络为可变码率的合成变换网络, 基于该合成变换网络可以得到通道数为 1 或 3 的输出特征。当然, 图 10A 只是合成变换网络的一个示例, 对此合成变换网络的结构不做限制。

[257]参见图 10A 所示, λ 参数控制的合成变换网络可以包括至少一个 Conv (卷积层) 和至少一个 λ -RSTB (Residual Swin Transformer Block, 残差斯温转换器块), 图 10A 中以 4 个卷积层和 4 个 λ -RSTB 为例, 卷积层的数量可以更多或者更少, λ -RSTB 的数量可以更多或者更少。卷积层可以如 1x1、3x3 或 5x5 的卷积层, 如可以选取 3x3 的卷积层, 对合成变换网络中的卷积层, 可以是普通的 2D 卷积, 也可以是分组卷积, 如 2 倍分组卷积, 对此卷积层的结构不做限制。 λ -RSTB 表示由 λ 参数控制的 RSTB 网络层, 由 λ 参数控制的 RSTB 网络层的结构参见图 10B 所示。

[258]参见图 10B 所示, λ -RSTB 可以包括但不限于 FE (Feature Embedding, 特征嵌入)、 λ -STB (Swin Transformer Block, 斯温转换器块)、FU (Feature Un-embedding, 特征反嵌入) 等网络层, 当然, 这里只是示例, 对此 λ -RSTB 的结构不做限制。FE 为特征嵌入层, 用于实现特征嵌入处理, FU 为特征反嵌入层, 用于实现特征反嵌入处理。

[259] λ -STB 表示由 λ 参数控制的 STB 网络层, 由 λ 参数控制的 STB 网络层的结构参见图 10B 所示, λ -STB 可以包括但不限于 LN (Linear, 线性)、 λ -WA (Weight Averaging, 加权平均)、 λ -SWA (Stochastic Weight Averaging, 随机加权平均)、MLP (Multilayer Perceptron, 多层感知机) 等, 当然, 这里只是示例, 对此 λ -STB 的结构不做限制。LN 为线性层, λ -STB 可以包括至少一个 LN, 对此 LN 的数量不做限制, 这里以 4 个 LN 为例。MLP 为多层感知机, λ -STB 可以包括至少一个 MLP, 对此 MLP 的数量不做限制, 这里以 2 个 MLP 为例。

[260] λ -SWA 的结构与 λ -WA 的结构相同, 这里以 λ -WA 为例, λ -WA 表示由 λ 参数控制的 WA 网络层, 由 λ 参数控制的 WA 网络层的结构可以参见图 10C 所示, λ -WA 可以包括但不限于 FC (Full Connection, 全连接) 层、MatMul (矩阵乘法)、Scale (缩放)、SoftMax (逻辑回归, 又称为归一化)、MatMul 等, 当然, 这里只是示例, 对此 λ -WA 的结构不做限制。

[261]可以通过 FC 层将参数 λ 映射成一个缩放系数, 也就是说, 通过合成变换网络的 FC 层对码率控制参数进行处理, 得到第二特征, 该第二特征可以为缩放系数。

[262]可以通过 transformer 网络对输入特征 (如分块特征 y_hat_p 、或聚合后特征 y_hat_all 、或阶段子块的重建特征) 进行处理, 得到 Q 特征、K 特征、V 特征, Q 特征、K 特征、V 特征都源于输入特征本身, 是根据输入特征与相应权重相乘产生的特征向量, 对此过程不做限制, 也就是说, 合成变换网络可以包括 transformer 网络, 通过合成变换网络的 transformer 网络对输入特征 (如分块特征、或聚合后特征、或重建特征) 进行处理, 得到第一特征。

[263]在得到 Q 特征、K 特征、V 特征之后, 可以基于 Q 特征和 K 特征依次进行矩阵乘法操作、缩放操作和逻辑回归操作, 得到中间特征 1。可以将缩放系数 (FC 层对参数 λ 映射得到) 与 V 特征相乘, 得到中间特征 2。将中间特征 1 与中间特征 2 矩阵乘法, 得到 λ -WA 的输出特征。综上所述, 缩放系数为第二特征, Q 特征、K 特征和 V 特征为第一特征, 因此, 可以基于第一特征和第二特征生成第三特征, 第三特征是 λ -WA 的输出特征。

[264]在得到 λ -WA的输出特征之后,结合图10A和图10B,就可以基于 λ -WA的输出特征(即第三特征)确定合成变换网络的输出特征,如分块特征 y_hat_p 对应的分块重建图像块 x_hat_p 、聚合后特征 y_hat_all 对应的重建图像块 x_hat 、阶段子块对应的分块重建图像块 x_hat_p 。

[265]参见图10C所示的 λ -WA, λ -WA的计算方式可以如下所示,通过这种方法,能够采用 λ 参数控制图像编解码器的输出,以此得到不同大小的码流和不同质量的重构图像。

$$\text{Attention}(\vec{Q}, \vec{K}, \vec{V}, \lambda) = \text{softmax}\left(\frac{\vec{Q}\vec{K}^T}{\sqrt{d_k}}\right) \vec{V} \cdot \text{Fc}(\lambda)$$

[266]实施例14:在实施例1-实施例13中,可以涉及卷积层,该卷积层可以是普通的2D卷积,也可以是分组卷积,如2倍分组卷积。比如说,普通的2D卷积的步骤可以参见图11A所示,输入特征为 $(H \times W \times C)$,然后,应用 C' 个filters(每个filter的大小为 $(h \times w \times C)$,filter的大小的 C 与输入特征的 C 相同),输入层被转换为大小为 $(H' \times W' \times C')$ 的输出特征。

[267]分组卷积的步骤可以参见图11B所示,针对每个filters组,可以包含 C'/g (如 g 为2)个数量的filter,每个filter的通道数为普通2D卷积filter的一半。每个filters组作用于原来 $W \times H \times C$ 对应通道数的 $1/g$,也就是 $W \times H \times C/g$ 。这样,每个filters组对应输出为 C'/g 个通道的特征。最后,可以将通道堆叠得到了最终的 C' 个通道,从而实现了和上述普通2D卷积一样的效果。显然,通过分组卷积,可以有效减少参数数量和计算量。

[268]实施例15:在实施例1-实施例14中,为了进行精确码率调控,则编码端需要向解码端发送码率控制参数,如码率控制参数通过当前图像块对应的辅助码流携带被发送,在编码端,码率控制参数影响分析变换网络和合成变换网络。为了使当前图像块的码流对应的码率为目标码率或者接近目标码率(预先配置的码率),编码端可以尝试不同的码率控制参数,以找到目标码率控制参数,在目标码率控制参数下,当前图像块的码流对应的码率为目标码率或者接近目标码率,且编码端在当前图像块对应的辅助码流中编码目标码率控制参数。

[269]若当前图像块只对应一个码率控制参数,如聚合后特征 y_hat_all 对应一个码率控制参数,则可以从多个码率控制参数中依次尝试每个码率控制参数,一直到当前图像块的码流对应的码率为目标码率或者接近目标码率,从而得到目标码率控制参数。

[270]若当前图像块对应多个码率控制参数,如 K 个分块特征对应的 K 个码率控制参数、 N 个阶段子块对应 N 个码率控制参数,则先设定多个码率控制参数的初始值,若当前图像块的码流对应的码率不满足要求,则从多个码率控制参数中选取一个候选码率控制参数,降低候选码率控制参数的值,若当前图像块的码流对应的码率不满足要求,则继续从多个码率控制参数中选取一个候选码率控制参数(与上次的候选码率控制参数相同或不同),降低候选码率控制参数的值,以此类推,一直到当前图像块的码流对应的码率满足要求(即当前图像块的码流对应的码率为目标码率或者接近目标码率),得到多个码率控制参数的目标值。

[271]在从多个码率控制参数中选取一个候选码率控制参数时,可以随机选取一个码率控制参数作为候选码率控制参数,也可以选取最大的码率控制参数作为候选码率控制参数,还可以基于码率与失真关系选取候选码率控制参数。比如说,码率控制参数A从当前级别降低到下一个级别时,失真为 $A1$,码率控制参数B从当前级别降低到下一个级别时,失真为 $B1$,若失真 $A1$ 小于失真 $B1$,即失真 $A1$ 为最小失真,则将码率控制参数A作为候选码率控制参数。

[272]在一种可能的实施方式中，编码端如何设置每个（特征或图像）块的 λ_i 参数的一个实施方式如下：对于每个块 x_i' （如分块特征或者阶段子块），采用不同的 λ_i 进行编码。在编码之前，首先对于每个块取数个离散的 λ ，将这些离散的 λ 定义为质量等级，并在编码前统计每个块、每个质量等级的码率和失真。对于每帧图像，此过程只需要在第一次编码前进行一次。

[273]在编码过程中，对于每个块选取质量等级中的 λ 进行编码。在编码过程中，首先，对于所有块采用相同的质量等级进行编码，该质量等级为使总码率大于目标码率的最小质量等级，即满足下式， R_t 为目标码率， $\sum_i R_{B_i}(q)$ 表示在质量等级 q 下，所有块的码率之和。

$$\sum_i R_{B_i}(q-1) < R_t \leq \sum_i R_{B_i}(q)$$

[274]随后，逐步减小每个块的质量等级，直到总码率小于目标码率。对于每个块，可以计算率失真曲线上当前质量等级和前一个质量等级的梯度，即采用如下公式计算梯度：

$$C_{B_i}(q) = -\frac{D_{B_i}(q) - D_{B_i}(q-1)}{R_{B_i}(q) - R_{B_i}(q-1)}$$

[275]其中， $D_{B_i}(q)$ 是块 i 在质量等级 q 下的重构损失，当使用随码率递减的损失函数（例如均方误差）作为度量时，选择具有最小 C_{B_i} 的块 i （即最小失真的候选码率控制参数），并将其下降一个质量等级。以此类推，一直到总码率小于目标码率。

[276]参见图 12 所示，为 λ 参数的决策示意图，在率失真曲线上设计 7 个质量等级（即 7 种 λ 参数的取值），在质量等级 3，可以计算出 $C_{B_1}(3) < C_{B_2}(3)$ ，也就是说，在质量等级 3，减少块 2 的质量等级会导致更大的编码性能损失，因此，减少块 1 的质量等级。

[277]由以上各实施例的技术方案可见，本实施例中，针对基于神经网络的编解码技术，提出一种码率可变可调的编解码方案，提升并行度，有效节省特征存储缓存，达到更高的码率控制精度，编码性能损失更小，具有更好的编码性能及码率控制精度。通过采用分块编解码，使得峰值内存占用更低，单个分块的解码时间更小，具备高速并行解码能力，使得神经网络在保持低复杂度的同时，有效保证重建图像块的质量，提升编码性能和解码性能，并降低复杂度。比如说，本方案的码率控制算法可以达到 99% 左右的码率控制精度，同时与无码率控制相比，编码性能损失仅在 1% 左右。以在 256*256 的块尺寸下解码一张 2k 分辨率的图像为例，通过采用分块编解码，峰值内存占用降低为整图解码的 1/10，同时单个块的解码时间小于 0.1s，具备高速并行解码的能力。在增加更少参数量的情况下，拥有更好的编解码性能。

[278]实施例 16：本申请实施例中提出一种解码方法，该方法可以应用于解码端（也称为视频解码器），该方法可以包括：对当前图像块的第一码流进行解码，得到当前图像块的系数超参特征；基于系数超参特征确定概率分布参数，基于概率分布参数对当前图像块的第二码流进行解码，得到当前图像块的残差特征，基于残差特征确定当前图像块的重建特征；对当前图像块对应的辅助码流进行解码，得到当前图像块对应的码率控制参数，并将重建特征和码率控制参数输入给合成变换网络，得到当前图像块对应的重建图像块。

[279]示例性的，将重建特征和码率控制参数输入给合成变换网络，得到当前图像块对应的重建图像块，可以包括但不限于：通过合成变换网络对重建特征进行处理，得到第一特征；通过合成变换网络对码率控制参数进行处理，得到第二特征；基于第一特征和第二特征生成第三特征，并基于第三特征确定当前图像块对应的重建图像块。

[280]示例性的，在实施例 3 和实施例 4 的基础上，可以对合成变换网络进行调整，实施例 16 中，只对合成变换网络的调整过程进行说明，关于其它过程可以参见实施例 3 和实施例 4。

[281]示例性的，可以通过码率控制参数进行精确码率调控，码率控制参数影响分析变换网络和合成变换网络。例如，编码端通过分析变换网络对当前图像块进行分析变换时，将码率控制参数和当前图像块输入给分析变换网络，分析变换网络输出当前图像块对应的图像特征。编码端或解码端在将图像特征 y_{hat} 输入给合成变换网络时，将图像特征 y_{hat} 和码率控制参数输入给合成变换网络，合成变换网络输出当前图像块对应的重建图像块。

[282]基于已配置的目标码率，编码端可以尝试采用不同的码率控制参数，在采用某个码率控制参数之后，若针对当前图像块的码流对应的码率为目标码率或者接近目标码率，则这个码率控制参数就是最终采用的码率控制参数，编码端可以将这个码率控制参数发送给解码端。

[283]示例性的，编码端可以向解码端发送针对合成变换网络的码率控制参数，比如说，编码端可以在当前图像块对应的辅助码流中编码当前图像块对应的码率控制参数，解码端可以对当前图像块对应的辅助码流进行解码，得到当前图像块对应的码率控制参数，并基于码率控制参数确定合成变换网络。其中，合成变换网络可以由至少一个 2 倍反卷积层（如 2×2 、 3×3 、 4×4 或 5×5 的 2 倍反卷积层，如可以选取 4×4 的 2 倍反卷积层，当然，也可以是其它倍数的反卷积层）、至少一个激活层（如 relu 层、或 leaky relu 层、或 sigmoid 层、或 tanh 层、或 Gelu 层，如可以选取 relu 层）、至少一个卷积层（如 1×1 、 3×3 或 5×5 的卷积层，如可以选取 3×3 的卷积层，对合成变换网络中的卷积层，可以是普通的 2D 卷积，也可以是分组卷积，如 2 倍分组卷积）组成，合成变换网络的输出特征空间分辨率是输入特征空间分辨率的正整数倍，如 16 倍（长宽均为 16 倍）等，输出特征通道数为 1 或 3。在合成变换网络的基础上，可以基于码率控制参数控制合成变换网络，即码率控制参数作为合成变换网络的输入。

[284]示例性的，编码端在当前图像块对应的辅助码流中编码当前图像块对应的码率控制参数，对于该码率控制参数的来源不做限制，编码端在采用该码率控制参数控制分析变换网络和合成变换网络（即该码率控制参数作为分析变换网络和合成变换网络的输入）时，能够使得当前图像块的码流对应的码率为目标码率或者接近目标码率。解码端可以对当前图像块对应的辅助码流进行解码，得到当前图像块对应的码率控制参数。基于此，解码端可以将图像特征 y_{hat} 和码率控制参数一起输入给合成变换网络，由合成变换网络基于图像特征 y_{hat} 和码率控制参数生成当前图像块对应的重建图像块，并输出该重建图像块。

[285]其中，合成变换网络基于图像特征 y_{hat} 和码率控制参数生成当前图像块对应的重建图像块，可以包括：通过合成变换网络对图像特征 y_{hat} （即重建特征 y_{hat} ）进行处理，得到第一特征；通过合成变换网络对码率控制参数进行处理，得到第二特征；基于第一特征和第二特征生成第三特征，并基于第三特征确定当前图像块对应的重建图像块。

[286]比如说，参见图 10A、图 10B 和图 10C 所示，合成变换网络可以包括至少一个 Conv（卷积层）和至少一个 λ -RSTB， λ -RSTB 可以包括但不限于 FE、 λ -STB、FU 等网络层， λ -STB 可以包括但不限于 LN、 λ -WA、 λ -SWA、MLP 等， λ -SWA 的结构与 λ -WA 的结构相同， λ -WA 可以包括但不限于 FC 层、MatMul、Scale、SoftMax、MatMul 等，在此基础上，可以通过 FC 层将参数 λ （即码率控制参数）映射成一个缩放系数，即通过合成变换网络的 FC 层对码率控制参数进行处理，得到第二特征。可以通过 transformer 网络对图像特征 y_{hat} 进行处理，得到 Q 特征、K 特征、V 特征，即通过合

成变换网络的 transformer 网络对图像特征 y_hat 进行处理, 得到第一特征。在得到 Q 特征、K 特征、V 特征之后, 可以基于 Q 特征和 K 特征依次进行矩阵乘法操作、缩放操作和逻辑回归操作, 得到中间特征 1; 可以将缩放系数与 V 特征相乘, 得到中间特征 2; 将中间特征 1 与中间特征 2 矩阵乘法, 得到 λ -WA 的输出特征, 即基于第一特征和第二特征生成第三特征, 第三特征是 λ -WA 的输出特征。在得到 λ -WA 的输出特征之后, 结合图 10A 和图 10B, 就可以基于 λ -WA 的输出特征 (即第三特征) 确定合成变换网络的输出特征, 如输出特征可以是当前图像块对应的重建图像块。

[287]示例性的, 上述各实施例可以单独实现, 也可以组合实现, 比如说, 实施例 1-实施例 16 中的每个实施例, 可以单独实现, 实施例 1-实施例 16 中的至少两个实施例, 可以组合实现。

[288]示例性的, 上述各实施例中, 编码端的内容也可以应用到解码端, 即解码端可以采用相同方式处理, 解码端的内容也可以应用到编码端, 即编码端可以采用相同方式处理。

[289]示例性的, 上述各实施例中, 不同实施例之间的内容可以互相借用, 如实施例 3 的内容可以应用到实施例 16, 实施例 4 的内容可以应用到实施例 16, 实施例 5-实施例 15 的内容可以应用到实施例 16, 实施例 5-实施例 15 之间的内容可以互相借用, 对此不做限制。

[290]基于与上述方法同样的申请构思, 本申请实施例中还提出一种解码装置, 所述装置应用于解码端, 所述装置包括: 存储器, 其经配置以存储视频数据; 解码器, 其经配置以实现上述实施例 1-实施例 16 中的解码方法, 即解码端的处理流程。

[291]比如说, 在一种可能的实施方式中, 解码器, 其经配置以实现:

[292]对当前图像块的第一码流进行解码, 得到当前图像块的每个阶段子块的系数超参特征;

[293]针对每个阶段子块, 基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数, 基于所述概率分布参数对当前图像块的第二码流进行解码, 得到该阶段子块的残差特征;

[294]基于该阶段子块的残差特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的重建特征;

[295]基于每个阶段子块的重建特征确定所述当前图像块对应的重建图像块。

[296]基于与上述方法同样的申请构思, 本申请实施例中还提出一种编码装置, 所述装置应用于编码端, 所述装置包括: 存储器, 其经配置以存储视频数据; 编码器, 其经配置以实现上述实施例 1-实施例 16 中的编码方法, 即编码端的处理流程。

[297]比如说, 在一种可能的实施方式中, 编码器, 其经配置以实现:

[298]将当前图像块输入给分析变换网络, 得到所述当前图像块对应的特征块;

[299]将所述特征块拆分为多个阶段子块的待编码特征;

[300]针对所述当前图像块对应的每个阶段子块, 获取该阶段子块的系数超参特征, 并将该阶段子块的系数超参特征编码到所述当前图像块的第一码流;

[301]基于该阶段子块的待编码特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的残差特征;

[302]基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数, 并基于所述概率分布参数将该阶段子块的残差特征编码到所述当前图像块的第二码流。

[303]基于与上述方法同样的申请构思, 本申请实施例提供的解码端设备 (也可以称为视频解码器), 从硬件层面而言, 其硬件架构示意图具体可以参见图 13A 所示。该解码端

设备包括：处理器 1301 和机器可读存储介质 1302，机器可读存储介质 1302 存储有能够被处理器 1301 执行的机器可执行指令；处理器 1301 用于执行机器可执行指令，以实现本申请上述实施例 1-16 的解码方法。比如说，在一种可能的实施方式中，处理器 1301 执行机器可执行指令时执行以下步骤：

[304]对当前图像块的第一码流进行解码，得到当前图像块的每个阶段子块的系数超参特征；

[305]针对每个阶段子块，基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数，基于所述概率分布参数对当前图像块的第二码流进行解码，得到该阶段子块的残差特征；

[306]基于该阶段子块的残差特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的重建特征；

[307]基于每个阶段子块的重建特征确定所述当前图像块对应的重建图像块。

[308]基于与上述方法同样的申请构思，本申请实施例提供的编码端设备（也可以称为视频编码器），从硬件层面而言，其硬件架构示意图具体可以参见图 13B 所示。该编码端设备包括：处理器 1311 和机器可读存储介质 1312，机器可读存储介质 1312 存储有能够被处理器 1311 执行的机器可执行指令；处理器 1311 用于执行机器可执行指令，以实现本申请上述实施例 1-16 的编码方法。比如说，在一种可能的实施方式中，处理器 1311 执行机器可执行指令时执行以下步骤：

[309]将当前图像块输入给分析变换网络，得到所述当前图像块对应的特征块；

[310]将所述特征块拆分为多个阶段子块的待编码特征；

[311]针对所述当前图像块对应的每个阶段子块，获取该阶段子块的系数超参特征，并将该阶段子块的系数超参特征编码到所述当前图像块的第一码流；

[312]基于该阶段子块的待编码特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的残差特征；

[313]基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数，并基于所述概率分布参数将该阶段子块的残差特征编码到所述当前图像块的第二码流。

[314]基于与上述方法同样的申请构思，本申请实施例提供一种电子设备。该电子设备包括：处理器和机器可读存储介质，机器可读存储介质存储有能够被处理器执行的机器可执行指令；处理器用于执行机器可执行指令，以实现本申请上述实施例 1-16 的解码方法或编码方法。

[315]基于与上述方法同样的申请构思，本申请实施例还提供一种机器可读存储介质，所述机器可读存储介质上存储有若干计算机指令，所述计算机指令被处理器执行时，能够实现本申请上述示例公开的方法，如上述各实施例中的解码方法或者编码方法。

[316]基于与上述方法同样的申请构思，本申请实施例还提供一种计算机应用程序，所述计算机应用程序令被处理器执行时，能够实现本申请上述示例公开的解码方法或者编码方法。

[317]基于与上述方法同样的申请构思，本申请实施例中还提出一种解码装置，可以应用于解码端，解码装置包括：解码模块，用于对当前图像块的第一码流进行解码，得到当前图像块的每个阶段子块的系数超参特征；针对每个阶段子块，基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数，基于所述概率分布参数对当前图像块的第二码流进行解码，得到该阶段子块的残差特征；确定模块，用于基于该阶段子块的残差特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的重建特征；基于每个阶段子块的重建特征确定所述当前图像块对应的重建图像块。

[318]示例性的,所述确定模块,还用于针对第1个阶段子块,基于该阶段子块的系数超参特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征,或者,获取已配置的默认参考特征,基于该阶段子块的系数超参特征和所述默认参考特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征;或,针对第*i*个阶段子块,*i*大于1,基于第*i*个阶段子块前面的*i*-1个阶段子块的重建特征获取第*i*个阶段子块的参考特征;基于该阶段子块的系数超参特征和所述参考特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征;其中,所述参考特征包括前面的*i*-1个阶段子块的所有重建特征;或,前面的*i*-1个阶段子块的部分重建特征;或,第*i*-1个阶段子块的重建特征。

[319]示例性的,所述均值预测网络包括第一预测网络、第二预测网络和预测融合网络,所述确定模块基于该阶段子块的系数超参特征和所述参考特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征时具体用于:通过第一预测网络获取所述系数超参特征对应的第一预测特征;通过第二预测网络获取所述参考特征对应的第二预测特征;将所述第一预测特征和所述第二预测特征进行特征拼接得到拼接后特征,将拼接后特征输入给预测融合网络,通过所述预测融合网络对拼接后特征进行处理,得到该阶段子块的均值特征。

[320]示例性的,所述确定模块通过第一预测网络获取所述系数超参特征对应的第一预测特征时具体用于:通过第一预测网络对所述系数超参特征进行特征增强操作和上采样操作,得到所述第一预测特征;所述特征增强操作包括:卷积操作,或者,卷积操作和激活操作;所述上采样操作包括:反卷积操作、裁剪操作和激活操作,或者,反卷积操作、裁剪操作、激活操作和卷积操作。所述确定模块通过第二预测网络获取所述参考特征对应的第二预测特征时具体用于:对所述参考特征中的所有重建特征按照通道维度进行特征拼接;对拼接后的特征进行卷积操作,得到所述第二预测特征;或者,对所述参考特征中的所有重建特征进行特征相加,并对相加后的特征进行卷积操作,得到所述第二预测特征。所述确定模块通过所述预测融合网络对拼接后特征进行处理,得到该阶段子块的均值特征时具体用于:通过所述预测融合网络对所述拼接后特征进行卷积操作和至少一个融合操作,得到该阶段子块的均值特征;其中,所述融合操作包括激活操作和卷积操作。

[321]示例性的,所述确定模块,还用于对该阶段子块的重建特征进行特征增强,得到增强后的重建特征;其中,所述增强后的重建特征用于确定阶段子块的均值特征,所述增强后的重建特征用于确定重建图像块。

[322]示例性的,所述确定模块基于每个阶段子块的重建特征确定所述当前图像块对应的重建图像块时具体用于:对每个阶段子块的重建特征进行特征聚合,得到聚合后特征;将所述聚合后特征输入给合成变换网络,得到所述当前图像块对应的重建图像块;或者,对每个阶段子块的重建特征进行特征聚合,得到聚合后特征;对所述聚合后特征进行分块得到多个分块特征;将每个分块特征输入给合成变换网络得到分块重建图像块;对多个分块特征对应的分块重建图像块进行合并,得到当前图像块对应的重建图像块;或者,将每个阶段子块的重建特征输入给合成变换网络,得到分块重建图像块;对所有阶段子块对应的分块重建图像块进行合并,得到当前图像块对应的重建图像块。

[323]示例性的,所述确定模块对每个阶段子块的重建特征进行特征聚合,得到聚合后特征时具体用于:对每个阶段子块的重建特征按照相位进行聚合,得到所述聚合后特征;或者,对每个阶段子块的重建特征按照相位进行聚合,得到多个相位聚合后的特征,并对所述多个相位聚合后的特征按照通道进行拼接,得到所述聚合后特征。

[324]示例性的,所述确定模块对所述聚合后特征进行分块得到多个分块特征时具体用于:确定分块特征的目标尺寸;基于所述目标尺寸将所述聚合后特征按照从上到下从左到右的顺序平均分成多个分块特征,且每个分块特征的尺寸为所述目标尺寸;或者,确定分

块特征的实际分块尺寸和交叠尺寸,所述实际分块尺寸是分块特征中去除交叠部分的分块尺寸,所述交叠尺寸是相邻分块交叠部分的尺寸;基于所述实际分块尺寸和所述交叠尺寸将所述聚合后特征分成多个分块特征,且每个分块特征的尺寸为目标尺寸。

[325]示例性的,所述确定模块对多个分块特征对应的分块重建图像块进行合并,得到当前图像块对应的重建图像块时具体用于:按照从上到下从左到右的顺序对多个分块特征对应的多个分块重建图像块进行排序,对排序后的多个分块重建图像块依次拼接,得到当前图像块对应的重建图像块;或者,确定每个分块重建图像块的实际分块尺寸和交叠尺寸;按照从上到下从左到右的顺序对多个分块特征对应的多个分块重建图像块进行排序;基于所述实际分块尺寸和所述交叠尺寸,对排序后的多个分块重建图像块依次拼接,得到当前图像块对应的重建图像块;其中,分块重建图像块的未交叠部分的尺寸为该分块重建图像块的实际分块尺寸,分块重建图像块与相邻分块重建图像块的交叠部分的尺寸为该分块重建图像块的交叠尺寸;针对左右两个分块重建图像块的交叠部分,该交叠部分的值为左侧分块重建图像块的值,或者,该交叠部分的值为两个分块重建图像块的均值;针对上下两个分块重建图像块的交叠部分,该交叠部分的值为上侧分块重建图像块的值,或,该交叠部分的值为两个分块重建图像块的均值。

[326]示例性的,所述确定模块将所述聚合后特征输入给合成变换网络,得到所述当前图像块对应的重建图像块时具体用于:对当前图像块对应的辅助码流进行解码,得到当前图像块的码率控制参数,将码率控制参数和所述聚合后特征输入给合成变换网络,得到当前图像块对应的重建图像块;或者,所述确定模块将每个分块特征输入给合成变换网络得到分块重建图像块时具体用于:对当前图像块对应的辅助码流进行解码,得到每个分块特征的码率控制参数,将分块特征和该分块特征的码率控制参数输入给合成变换网络,得到该分块特征对应的分块重建图像块;或者,所述确定模块将每个阶段子块的重建特征输入给合成变换网络,得到分块重建图像块时具体用于:对当前图像块对应的辅助码流进行解码,得到每个阶段子块的码率控制参数,将阶段子块的重建特征和该阶段子块的码率控制参数输入给合成变换网络,得到分块重建图像块。

[327]示例性的,所述确定模块将码率控制参数和所述聚合后特征输入给合成变换网络,得到当前图像块对应的重建图像块时具体用于:通过所述合成变换网络对所述聚合后特征进行处理,得到第一特征;通过所述合成变换网络对所述码率控制参数进行处理,得到第二特征;基于第一特征和第二特征生成第三特征,并基于所述第三特征确定当前图像块对应的重建图像块;或者,所述确定模块将分块特征和该分块特征的码率控制参数输入给合成变换网络,得到分块重建图像块时具体用于:通过所述合成变换网络对该分块特征进行处理,得到第一特征;通过所述合成变换网络对该分块特征的码率控制参数进行处理,得到第二特征;基于第一特征和第二特征生成第三特征,并基于所述第三特征确定该分块特征对应的分块重建图像块;或者,所述确定模块将阶段子块的重建特征和该阶段子块的码率控制参数输入给合成变换网络,得到分块重建图像块时具体用于:通过所述合成变换网络对该阶段子块的重建特征进行处理,得到第一特征;通过所述合成变换网络对该阶段子块的码率控制参数进行处理,得到第二特征;基于第一特征和第二特征生成第三特征,基于第三特征确定该阶段子块对应的分块重建图像块。

[328]基于与上述方法同样的申请构思,本申请实施例中还提出一种编码装置,所述装置应用于编码端,所述装置包括:获取模块,用于将当前图像块输入给分析变换网络,得到所述当前图像块对应的特征块;将所述特征块拆分为多个阶段子块的待编码特征;编码模块,用于针对所述当前图像块对应的每个阶段子块,获取该阶段子块的系数超参特征,并将该阶段子块的系数超参特征编码到所述当前图像块的第一码流;确定模块,用于基于该阶段子块的待编码特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的残差特征;所述编码模块,还用于基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数,并基于所述

概率分布参数将该阶段子块的残差特征编码到所述当前图像块的第二码流。

[329]示例性的，所述确定模块，还用于针对第 1 个阶段子块，基于该阶段子块的系数超参特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征，或者，获取已配置的默认参考特征，基于该阶段子块的系数超参特征和所述默认参考特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征；或，针对第 i 个阶段子块， i 大于 1，基于第 i 个阶段子块前面的 $i-1$ 个阶段子块的重建特征获取第 i 个阶段子块的参考特征；基于该阶段子块的系数超参特征和所述参考特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征；其中，所述参考特征包括前面的 $i-1$ 个阶段子块的所有重建特征；或，前面的 $i-1$ 个阶段子块的部分重建特征；或，第 $i-1$ 个阶段子块的重建特征。

[330]本领域技术人员应明白，本申请实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。本申请可采用完全硬件实施例、完全软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。本申请实施例可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质（包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等）上实施的计算机程序产品的形式。以上所述仅为本申请的实施例而已，并不用于限制本申请。

[331]对于本领域技术人员来说，本申请可以有各种更改和变化。凡在本申请的精神和原理之内所作的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本申请的权利要求范围之内。

权利要求书

1、一种解码方法，其特征在于，所述方法包括：

对当前图像块的第一码流进行解码，得到所述当前图像块的每个阶段子块的系数超参特征；

针对每个阶段子块，基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数，基于所述概率分布参数对所述当前图像块的第二码流进行解码，得到该阶段子块的残差特征；

基于该阶段子块的残差特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的重建特征；

基于每个阶段子块的重建特征确定所述当前图像块对应的重建图像块。

2、根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述基于该阶段子块的残差特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的重建特征之前，所述方法还包括：

针对第1个阶段子块，基于该阶段子块的系数超参特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征，或者，获取已配置的默认参考特征，基于该阶段子块的系数超参特征和所述默认参考特征通过所述均值预测网络得到该阶段子块的均值特征。

3、根据权利要求1或2所述的方法，其特征在于，所述基于该阶段子块的残差特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的重建特征之前，所述方法还包括：

针对第*i*个阶段子块，*i*大于1，基于第*i*个阶段子块前面的*i*-1个阶段子块的重建特征获取第*i*个阶段子块的参考特征；基于该阶段子块的系数超参特征和所述参考特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征；其中，所述参考特征包括前面的*i*-1个阶段子块的所有重建特征；或，前面的*i*-1个阶段子块的部分重建特征；或，第*i*-1个阶段子块的重建特征。

4、根据权利要求2或3所述的方法，其特征在于，所述均值预测网络包括第一预测网络、第二预测网络和预测融合网络，所述基于该阶段子块的系数超参特征和所述参考特征通过所述均值预测网络得到该阶段子块的均值特征，包括：

通过所述第一预测网络获取所述系数超参特征对应的第一预测特征；

通过所述第二预测网络获取所述参考特征对应的第二预测特征；

将所述第一预测特征和所述第二预测特征进行特征拼接得到拼接后特征，将所述拼接后特征输入给所述预测融合网络，通过所述预测融合网络对所述拼接后特征进行处理，得到该阶段子块的均值特征。

5、根据权利要求4所述的方法，其特征在于，

所述通过所述第一预测网络获取所述系数超参特征对应的第一预测特征，包括：通过所述第一预测网络对所述系数超参特征进行特征增强操作和上采样操作，得到所述第一预测特征；

所述特征增强操作包括：卷积操作，或者，卷积操作和激活操作；所述上采样操作包括：反卷积操作、裁剪操作和激活操作，或者，反卷积操作、裁剪操作、激活操作和卷积操作。

6、根据权利要求5所述的方法，其特征在于，所述激活操作为Relu操作。

7、根据权利要求4所述的方法，其特征在于，所述通过所述第二预测网络获取所述参考特征对应的第二预测特征，包括：

对所述参考特征中的所有重建特征按照通道维度进行特征拼接；对拼接后的特征进行卷积操作，得到所述第二预测特征；或者，对所述参考特征中的所有重建特征进行特征相加，并对相加后的特征进行卷积操作，得到所述第二预测特征。

8、根据权利要求4所述的方法，其特征在于，所述通过所述预测融合网络对所述拼接后特征进行处理，得到该阶段子块的均值特征，包括：

通过所述预测融合网络对所述拼接后特征进行卷积操作和至少一个融合操作，得到该阶段子块的均值特征；其中，所述融合操作包括激活操作和卷积操作。

9、根据权利要求8所述的方法，其特征在于，所述激活操作为Relu操作。

10、根据权利要求 1-9 中任一项所述的方法，其特征在于，所述基于该阶段子块的残差特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的重建特征之后，所述方法包括：

对该阶段子块的重建特征进行特征增强，得到增强后的重建特征；其中，所述增强后的重建特征用于确定阶段子块的均值特征，所述增强后的重建特征用于确定重建图像块。

11、根据权利要求 1-9 中任一项所述的方法，其特征在于，

所述基于每个阶段子块的重建特征确定所述当前图像块对应的重建图像块，包括：

对每个阶段子块的重建特征进行特征聚合，得到聚合后特征；将所述聚合后特征输入给合成变换网络，得到所述当前图像块对应的重建图像块；

或者，对每个阶段子块的重建特征进行特征聚合，得到聚合后特征；对所述聚合后特征进行分块得到多个分块特征；将每个分块特征输入给所述合成变换网络得到分块重建图像块；对多个分块特征对应的分块重建图像块进行合并，得到所述当前图像块对应的重建图像块；

或者，将每个阶段子块的重建特征输入给所述合成变换网络，得到分块重建图像块；对所有阶段子块对应的分块重建图像块进行合并，得到所述当前图像块对应的重建图像块。

12、根据权利要求 11 所述的方法，其特征在于，所述对每个阶段子块的重建特征进行特征聚合，得到聚合后特征，包括：

对每个阶段子块的重建特征按照相位进行聚合，得到所述聚合后特征；或者，

对每个阶段子块的重建特征按照相位进行聚合，得到多个相位聚合后的特征，并对所述多个相位聚合后的特征按照通道进行拼接，得到所述聚合后特征。

13、根据权利要求 11 所述的方法，其特征在于，所述对所述聚合后特征进行分块得到多个分块特征，包括：

确定分块特征的目标尺寸；基于所述目标尺寸将所述聚合后特征按照从上到下从左到右的顺序平均分成多个分块特征，且每个分块特征的尺寸为所述目标尺寸；或者，

确定分块特征的实际分块尺寸和交叠尺寸，所述实际分块尺寸是分块特征中去除交叠部分的分块尺寸，所述交叠尺寸是相邻分块交叠部分的尺寸；基于所述实际分块尺寸和所述交叠尺寸将所述聚合后特征分成多个分块特征，且每个分块特征的目标尺寸。

14、根据权利要求 13 所述的方法，其特征在于，所述对多个分块特征对应的分块重建图像块进行合并，得到所述当前图像块对应的重建图像块，包括：

按照从上到下从左到右的顺序对所述多个分块特征对应的多个分块重建图像块进行排序，对排序后的所述多个分块重建图像块依次拼接，得到所述当前图像块对应的重建图像块；或者，

确定每个分块重建图像块的实际分块尺寸和交叠尺寸；按照从上到下从左到右的顺序对所述多个分块特征对应的多个分块重建图像块进行排序；基于所述实际分块尺寸和所述交叠尺寸，对排序后的多个分块重建图像块依次拼接，得到所述当前图像块对应的重建图像块；其中，分块重建图像块的未交叠部分的尺寸为该分块重建图像块的实际分块尺寸，分块重建图像块与相邻分块重建图像块的交叠部分的尺寸为该分块重建图像块的交叠尺寸；

针对左右两个分块重建图像块的交叠部分，该交叠部分的值为左侧分块重建图像块的值，或者，该交叠部分的值为两个分块重建图像块的均值；

针对上下两个分块重建图像块的交叠部分，该交叠部分的值为上侧分块重建图像块的值，或者，该交叠部分的值为两个分块重建图像块的均值。

15、根据权利要求 11-14 中任一项所述的方法，其特征在于，

所述将所述聚合后特征输入给合成变换网络，得到所述当前图像块对应的重建图像

块,包括:对所述当前图像块对应的辅助码流进行解码,得到所述当前图像块的码率控制参数,将所述码率控制参数和所述聚合后特征输入给所述合成变换网络,得到所述当前图像块对应的重建图像块;或者,

所述将每个分块特征输入给所述合成变换网络得到分块重建图像块,包括:对所述当前图像块对应的辅助码流进行解码,得到每个分块特征的码率控制参数,将分块特征和该分块特征的码率控制参数输入给所述合成变换网络,得到该分块特征对应的分块重建图像块;或者,

所述将每个阶段子块的重建特征输入给所述合成变换网络,得到分块重建图像块,包括:对所述当前图像块对应的辅助码流进行解码,得到每个阶段子块的码率控制参数,将阶段子块的重建特征和该阶段子块的码率控制参数输入给所述合成变换网络,得到所述分块重建图像块。

16、根据权利要求 15 所述的方法,其特征在于,

所述将码率控制参数和所述聚合后特征输入给所述合成变换网络,得到所述当前图像块对应的重建图像块,包括:通过所述合成变换网络对所述聚合后特征进行处理,得到第一特征;通过所述合成变换网络对所述码率控制参数进行处理,得到第二特征;基于所述第一特征和所述第二特征生成第三特征,并基于所述第三特征确定所述当前图像块对应的重建图像块;或者,

所述将分块特征和该分块特征的码率控制参数输入给所述合成变换网络,得到该分块特征对应的分块重建图像块,包括:通过所述合成变换网络对该分块特征进行处理,得到第一特征;通过所述合成变换网络对该分块特征的码率控制参数进行处理,得到第二特征;基于所述第一特征和所述第二特征生成第三特征,并基于所述第三特征确定该分块特征对应的分块重建图像块;或者,

所述将阶段子块的重建特征和该阶段子块的码率控制参数输入给所述合成变换网络,得到所述分块重建图像块,包括:通过所述合成变换网络对该阶段子块的重建特征进行处理,得到第一特征;通过所述合成变换网络对该阶段子块的码率控制参数进行处理,得到第二特征;基于所述第一特征和所述第二特征生成第三特征,基于所述第三特征确定该阶段子块对应的分块重建图像块。

17、一种编码方法,其特征在于,所述方法包括:

将当前图像块输入给分析变换网络,得到所述当前图像块对应的特征块;

将所述特征块拆分为多个阶段子块的待编码特征;

针对所述当前图像块对应的每个阶段子块,获取该阶段子块的系数超参特征,并将该阶段子块的系数超参特征编码到所述当前图像块的第一码流;

基于该阶段子块的待编码特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的残差特征;

基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数,并基于所述概率分布参数将该阶段子块的残差特征编码到所述当前图像块的第二码流。

18、根据权利要求 17 所述的方法,其特征在于,所述基于该阶段子块的待编码特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的残差特征之前,所述方法还包括:

针对第 1 个阶段子块,基于该阶段子块的系数超参特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征,或者,获取已配置的默认参考特征,基于该阶段子块的系数超参特征和所述默认参考特征通过所述均值预测网络得到该阶段子块的均值特征。

19、根据权利要求 17 或 18 所述的方法,其特征在于,所述基于该阶段子块的待编码特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的残差特征之前,所述方法还包括:

针对第 i 个阶段子块, i 大于 1, 基于第 i 个阶段子块前面的 $i-1$ 个阶段子块的重建特征获取第 i 个阶段子块的参考特征;基于该阶段子块的系数超参特征和所述参考特征通过均值预测网络得到该阶段子块的均值特征;其中,所述参考特征包括前面的 $i-1$ 个

阶段子块的所有重建特征；或，前面的 $i-1$ 个阶段子块的部分重建特征；或，第 $i-1$ 个阶段子块的重建特征。

20、一种解码方法，其特征在于，所述方法包括：

对当前图像块的第一码流进行解码，得到所述当前图像块的系数超参特征；

基于所述系数超参特征确定概率分布参数，基于所述概率分布参数对所述当前图像块的第二码流进行解码，得到所述当前图像块的残差特征，基于所述残差特征确定所述当前图像块的重建特征；

对所述当前图像块对应的辅助码流进行解码，得到所述当前图像块对应的码率控制参数，并将所述重建特征和所述码率控制参数输入给合成变换网络，得到所述当前图像块对应的重建图像块。

21、根据权利要求 20 所述的方法，其特征在于，所述将所述重建特征和所述码率控制参数输入给合成变换网络，得到当前图像块对应的重建图像块，包括：

通过所述合成变换网络对所述重建特征进行处理，得到第一特征；

通过所述合成变换网络对所述码率控制参数进行处理，得到第二特征；

基于所述第一特征和所述第二特征生成第三特征；

基于所述第三特征确定所述当前图像块对应的重建图像块。

22、一种解码装置，其特征在于，所述装置包括：

解码模块，用于对当前图像块的第一码流进行解码，得到所述当前图像块的每个阶段子块的系数超参特征；针对每个阶段子块，基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数，基于所述概率分布参数对所述当前图像块的第二码流进行解码，得到该阶段子块的残差特征；

确定模块，用于基于该阶段子块的残差特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的重建特征；基于每个阶段子块的重建特征确定所述当前图像块对应的重建图像块。

23、一种编码装置，其特征在于，所述装置包括：

获取模块，用于将当前图像块输入给分析变换网络，得到所述当前图像块对应的特征块；将所述特征块拆分为多个阶段子块的待编码特征；

编码模块，用于针对所述当前图像块对应的每个阶段子块，获取该阶段子块的系数超参特征，并将该阶段子块的系数超参特征编码到所述当前图像块的第一码流；

确定模块，用于基于该阶段子块的待编码特征和该阶段子块的均值特征确定该阶段子块的残差特征；

所述编码模块，还用于基于该阶段子块的系数超参特征确定概率分布参数，并基于所述概率分布参数将该阶段子块的残差特征编码到所述当前图像块的第二码流。

24、一种解码端设备，其特征在于，包括：处理器和机器可读存储介质，所述机器可读存储介质存储有能够被所述处理器执行的机器可执行指令；

所述处理器用于执行机器可执行指令，以实现权利要求 1-16 中任一项所述的方法。

25、一种编码端设备，其特征在于，包括：处理器和机器可读存储介质，所述机器可读存储介质存储有能够被所述处理器执行的机器可执行指令；

所述处理器用于执行机器可执行指令，以实现权利要求 17-19 中任一项所述的方法。

26、一种机器可读存储介质，其特征在于，所述机器可读存储介质上存储有若干计算机指令，所述计算机指令被处理器执行时，实现权利要求 1-16 中任一项所述的方法，或者，所述计算机指令被处理器执行时，实现权利要求 17-19 中任一项所述的方法。

27、一种计算机应用程序，其特征在于，所述计算机应用程序被处理器执行时，实现权利要求 1-16 中任一项所述的方法，或者，所述计算机应用程序被处理器执行时，实现权利要求 17-19 中任一项所述的方法。