

一种解码、编码方法、装置及其设备

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。

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。完整的视频编码方法可以包括预测、变换、量化、熵编码、滤波等过程。其中，预测过程可以包括帧内预测和帧间预测。帧间预测是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帧图像的当前像素，以达到有效去除视频时域冗余（temporal redundancy）的目的。帧内预测是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，以达到有效去除视频空域冗余（spatial redundancy）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]本申请提供一种解码、编码方法、装置及其设备。

[05]本申请提供一种解码方法，应用于解码端，所述方法包括：对当前图像块对应的码流进行解码，得到所述当前图像块对应的系数超参特征；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对应的码流进行解码，得到所述当前图像块对应的初始重建特征；以及基于所述初始重建特征确定所述当前图像块对应的目标重建图像块。

[06]本申请提供一种编码方法，应用于编码端，所述方法包括：对当前图像块对应的系数超参特征进行编码，得到所述当前图像块对应的第一码流；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对应的初始图像特征进行编码，得到所述当前图像块对应的第二码流；对重要通道标识进行编码，得到当前图像块对应的第三码流。

[07]本申请提供一种解码装置，应用于解码端，所述装置包括：解码模块，用于对当前图像块对应的码流进行解码，得到所述当前图像块对应的系数超参特征；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对应的码流进行解码，得到所述当前图像块对应的初始重建特征；以及确定模块，用于基于所述初始重建特征确定所述当前图像块对应的目标重建图像块。

[08]本申请提供一种编码装置，应用于编码端，所述装置包括：编码模块，用于对当前图像块对应的系数超参特征进行编码，得到所述当前图像块对应的第一码流；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对应的初始图像特征进行编码，得到所述当前图像块对应的第二码流；对重要通道标识进行编码，得到当前图像块对应的第三码流。

[09]本申请提供一种解码端设备，所述解码端设备包括：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；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。

[10]本申请提供一种编码端设备，所述编码端设备包括：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；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。

[11]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。

[12]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。

[13]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，能够实现上述的解码方法；或者，实现上述的编码方法。

附图说明

[14]图 1 是本申请一种实施方式中的三维特征矩阵的示意图。

[15]图 2 是本申请一种实施方式中的解码方法的流程示意图。

[16]图 3 是本申请一种实施方式中的编码方法的流程示意图。

[17]图 4 是本申请一种实施方式中的编码端的处理过程示意图。

[18]图 5 是本申请一种实施方式中的解码端的处理过程示意图。

[19]图 6A 是本申请一种实施方式中的特征域增强模块的位置示意图。

[20]图 6B 是本申请一种实施方式中的特征域增强模块和图像域增强模块的位置示意图。

[21]图 6C 是本申请一种实施方式中的图像域增强模块的位置示意图。

[22]图 7A 是本申请一种实施方式中的解码端设备的硬件结构图。

[23]图 7B 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

[24]在本申请实施例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。此外，取决于语境，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”。

[25]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：熵编码(Entropy Encoding)、神经网络(Neural Network, NN)、卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)、反卷积层(Deconvolution)、泛化能力(Generalization Ability)、特征(feature)、率失真优化(Rate-Distortion Optimized, RDO)原则。

[26]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)。

[27]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；隐单元是处在输入单元和输出单元之间，不能由系统外部观察的单元。神经元之间的连接权值（connection weight）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系统的信息处理功能。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。

[28]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：特征提取层（也称卷积层）和特征映射层（也称激活层）。其中，针对特征提取层，每个神经元的输入与前一层的局部接受域相连，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。针对特征映射层，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、ReLU 函数、Leaky-ReLU 函数、PReLU 函数、GDN 函数等作为卷积神经网络的激活函数。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。

[29]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、权值共享等方法避免了这一困难。

[30]反卷积层又称为转置卷积层（Transposed Convolution），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。

[31]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。

[32]本申请涉及的特征是 $C*W*H$ 的三维特征矩阵或张量（tensor）。参见图 1 所示，图 1 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，或神经网络的输出。

[33]评价编码效率有两大指标：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（cost）：

$$J(\text{mode}) = D + \lambda * R.$$

[34]其中, D 表示 Distortion (失真), 通常可以使用 SSE (Sum of Squared Errors, 误差平方和) 指标来进行衡量, SSE 是指重建图像块与源图像之间的差值的均方和, 为了实现代价考虑, 也可以使用 SAD (Sum of Absolute Differences) 指标, SAD 是指重建图像块与源图像之间的差值的绝对值之和; 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, 若使用率失真优化原则对编码模式做比较决策, 通常可以保证编码性能最佳。

[35]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 原则比较不同工具或模式的编码性能, 以选择最优工具或模式。在确定最优工具或模式后, 再通过比特流中编码标志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模式信息, 对解码复杂度影响较小。

[36]在端到端的图像编码通用框架中, 主要包括特征主信息部分与超先验边信息部分。特征主信息部分包括了分析网络、量化、正态熵编码、正态熵解码与合成网络, 超先验边信息部分包括了超先验分析网络、量化、因子化熵编码、因子化熵解码、超先验合成网络。图像分量分别在特征主信息部分的分析网络与合成网络进行压缩编码与重建恢复; 超先验边信息部分主要用于建模特征主信息的概率, 指导进行特征主信息的熵编解码。在端到端的图像编码通用框架中, 存在没有充分利用超先验边信息的问题, 图像重建质量未得到充分提升。

[37]有鉴于此, 本申请实施例中, 利用端到端的图像编码框架的特点, 解码端利用概率分布参数对特征进行质量增强, 提高重建图像的质量。编码端不直接改变主信息, 而是编码增强参数进入头信息码流 (第三码流), 解码端通过增强参数对主信息特征进行增强。

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

[39]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。该解码方法可以应用于解码端 (也称为视频解码器), 该方法可以包括步骤 201-204。

[40]在步骤 201、对当前图像块对应的第一码流进行解码, 得到当前图像块对应的系数超参特征。

[41]在步骤 202、基于该系数超参特征确定概率分布参数, 并基于该概率分布参数对当前图像块对应的第二码流进行解码, 得到当前图像块对应的初始重建特征。

[42]在步骤 203、对当前图像块对应的第三码流进行解码, 得到当前图像块对应的增强参数, 其中, 第三码流也可以称为当前图像块对应的头信息码流。

[43]在步骤 204、基于增强参数和概率分布参数对初始重建特征进行增强, 得到增强重建特征, 并基于增强重建特征确定当前图像块对应的目标重建图像块。

[44]示例性的, 增强参数包括重要通道标识。初始重建特征包括 C 个特征通道图。概率分布参数包括 C 个概率分布通道图, C 个概率分布通道图与 C 个特征通道图一一对应。从 C 个特征通道图中选取重要通道标识对应的特征通道图作为重要特征通道图, 并将剩余的特征通道图选取为非重要特征通道图; 将重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为重要概率分布通道图, 并将非重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为非重要

概率分布通道图。

[45]示例性的，初始重建特征可以包括C个特征通道图，概率分布参数可以包括C个概率分布通道图，C个概率分布通道图与C个特征通道图一一对应。基于此，针对每个特征通道图来说，可以基于该特征通道图中的特征值和该特征通道图对应的概率分布通道图中的概率分布值，确定该特征通道图对应的消耗比特数量；基于每个特征通道图对应的消耗比特数量，从C个特征通道图中选取重要特征通道图，并将剩余的特征通道图选取为非重要特征通道图；然后，将重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为重要概率分布通道图，并将非重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为非重要概率分布通道图。

[46]示例性的，初始重建特征可以包括重要特征通道图和非重要特征通道图，概率分布参数可以包括重要特征通道图对应的重要概率分布通道图和非重要特征通道图对应的非重要概率分布通道图。基于增强参数和概率分布参数对初始重建特征进行增强，得到增强重建特征，可以包括但不限于：基于特征域增强参数和重要概率分布通道图对重要特征通道图进行特征自适应边缘增强，得到特征自适应边缘增强后的第一重建特征；基于特征域增强参数和非重要概率分布通道图对非重要特征通道图进行特征自适应拉伸，得到特征自适应拉伸后的第二重建特征；基于第一重建特征和第二重建特征生成增强重建特征。

[47]示例性的，特征域增强参数可以包括多个边缘增强分段强度值和多个边缘增强分段阈值，多个边缘增强分段阈值可以组成多个边缘增强阈值区间，且多个边缘增强阈值区间与多个边缘增强分段强度值一一对应。在此基础上，基于特征域增强参数和重要概率分布通道图对重要特征通道图进行特征自适应边缘增强，得到特征自适应边缘增强后的第一重建特征，可以包括但不限于：若该重要概率分布通道图包括多个概率分布值，那么，针对每个概率分布值，可以基于该概率分布值对应的边缘增强阈值区间确定该概率分布值对应的边缘增强分段强度值；然后，基于每个概率分布值对应的边缘增强分段强度值对重要特征通道图进行特征自适应边缘增强，得到特征自适应边缘增强后的第一重建特征。

[48]示例性的，基于每个概率分布值对应的边缘增强分段强度值对重要特征通道图进行特征自适应边缘增强，得到特征自适应边缘增强后的第一重建特征，可以包括但不限于：对重要特征通道图进行归一化，得到归一化特征图；基于重要特征通道图和归一化特征图生成高频细节图像；针对高频细节图像中的每个特征值，基于该特征值对应的概率分布值对应的边缘增强分段强度值对该特征值进行边缘增强，得到边缘增强特征值；基于每个特征值对应的边缘增强特征值确定边缘增强特征图；对边缘增强特征图进行反归一化，得到第一重建特征。

[49]示例性的，特征域增强参数可以包括拉伸参数值，基于特征域增强参数和非重要概率分布通道图对非重要特征通道图进行特征自适应拉伸，得到特征自适应拉伸后的第二重建特征，可以包括但不限于：若非重要特征通道图包括多个特征值，且非重要概率分布通道图包括多个概率分布值，那么，针对非重要特征通道图中的每个特征值，可以基于该特征值、该拉伸参数值和该特征值对应的概率分布值，确定该特征值对应的拉伸后特征值；然后，基于非重要特征通道图中每个特征值对应的拉伸后特征值确定第二重建特征。

[50]示例性的，基于增强重建特征确定当前图像块对应的目标重建图像块，可以包括但不限于：将增强重建特征输入给合成变换网络，得到当前图像块对应的目标重建图像块；或者，将增强重建特征输入给合成变换网络，得到当前图像块对应的初始重建图像块；基于当前图像块对应的图像域增强参数和概率分布参数对初始重建图像块进行图像自

适应边缘增强,得到当前图像块对应的目标重建图像块;其中,图像域增强参数是对当前图像块对应的第三码流解码得到,即对第三码流进行解码,得到当前图像块对应的图像域增强参数。

[51]示例性的,图像域增强参数可以包括多个图像增强分段强度值和多个图像增强分段阈值,多个图像增强分段阈值可以组成多个图像增强阈值区间,且多个图像增强阈值区间与多个图像增强分段强度值一一对应。基于此,基于当前图像块对应的图像域增强参数和概率分布参数对初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到当前图像块对应的目标重建图像块,可以包括但不限于:基于概率分布参数获取目标概率分布通道图;若目标概率分布通道图包括多个概率分布值,那么,针对每个概率分布值,基于该概率分布值对应的图像增强阈值区间确定该概率分布值对应的图像增强分段强度值;基于每个概率分布值对应的图像增强分段强度值对初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到当前图像块对应的目标重建图像块。

[52]示例性的,基于概率分布参数获取目标概率分布通道图,可以包括但不限于:若概率分布参数包括重要概率分布通道图和非重要概率分布通道图,则对重要概率分布通道图进行上采样,得到目标概率分布通道图;目标概率分布通道图的尺寸与初始重建图像块的尺寸相同。

[53]示例性的,基于每个概率分布值对应的图像增强分段强度值对初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到当前图像块对应的目标重建图像块,可以包括但不限于:基于初始重建图像块生成高频细节图像;针对高频细节图像中的每个特征值,基于该特征值对应的概率分布值对应的图像增强分段强度值对该特征值进行边缘增强,得到图像增强特征值;基于高频细节图像中的每个特征值对应的图像增强特征值确定目标重建图像块。

[54]示例性的,基于增强参数和概率分布参数对初始重建特征进行增强,得到增强重建特征,可以包括但不限于:基于特征域增强参数和概率分布参数对当前图像块的亮度分量对应的初始重建特征进行特征域增强,得到亮度分量对应的增强重建特征。基于当前图像块对应的图像域增强参数和概率分布参数对初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到当前图像块对应的目标重建图像块,可以包括但不限于:基于图像域增强参数和概率分布参数对当前图像块的亮度分量对应的初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到亮度分量对应的目标重建图像块;基于图像域增强参数和概率分布参数对当前图像块的色度分量对应的初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到色度分量对应的目标重建图像块。

[55]示例性的,所述初始重建特征包括多个特征通道图,所述概率分布参数包括多个概率分布通道图,所述多个概率分布通道图与所述多个特征通道图一一对应,所述方法还包括:对所述当前图像块对应的码流进行解码,得到重要通道标识;根据所述重要通道标识,从所述多个特征通道图中选取所述重要通道标识对应的特征通道图作为重要特征通道图,并将剩余的特征通道图选取为非重要特征通道图;将所述重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为所述重要概率分布通道图,并将所述非重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为所述非重要概率分布通道图。

[56]示例性的,所述初始重建特征包括多个特征通道图,所述概率分布参数包括多个概率分布通道图,所述多个概率分布通道图与所述多个特征通道图一一对应,所述方法还包括:针对每个特征通道图,基于所述特征通道图中的特征值和所述特征通道图对应的概率分布通道图中的概率分布值,确定所述特征通道图对应的消耗比特数量;基于每个特征通道图对应的消耗比特数量,从所述多个特征通道图中选取重要特征通道图,并将剩余的特征通道图选取为非重要特征通道图;将所述重要特征通道图对应的概率分布通

道图选取为所述重要概率分布通道图，并将所述非重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为所述非重要概率分布通道图。

[57]示例性的，通过对所述当前图像块相关的第一码流进行解码，获取所述当前图像块对应的系数超参特征和所述概率分布参数；通过对所述当前图像块相关的第二码流进行解码，获取所述当前图像块对应的初始重建特征；通过对所述当前图像块相关的第三码流进行解码，获取所述重要通道标识；其中，所述第一码流、所述第二码流和所述第三码流为编码了不同信息的码流。

[58]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。

[59]由以上技术方案可见，本申请实施例中，在得到当前图像块对应的初始重建特征之后，可以基于增强参数和概率分布参数对初始重建特征进行增强，得到增强重建特征，并基于增强重建特征确定当前图像块对应的目标重建图像块，从而提出一种端到端的视频图像压缩方法，能够基于神经网络实现视频图像的编码和解码，通过结合增强参数和概率分布参数达到提升编码效率和解码效率的目的。结合网络结构设计和头信息码流（如第三码流），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，达到提升编码性能和解码性能的目的，并降低复杂度。利用增强参数和概率分布参数对特征进行质量增强，编码端不直接改变特征信息，而是编码增强参数（如重要通道标识）进入头信息码流，解码端通过增强参数对特征进行增强，提高编码性能，提高重建图像质量。

[60]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。该编码方法可以应用于编码端（也称为视频编码器），该方法可以包括步骤 301-304。

[61]在步骤 301、对当前图像块对应的系数超参特征进行编码，得到当前图像块对应的第一码流。

[62]在步骤 302、基于系数超参特征确定概率分布参数，并基于该概率分布参数对当前图像块对应的初始图像特征进行编码，得到当前图像块对应的第二码流。

[63]在步骤 303、针对每个候选增强参数，基于该候选增强参数和概率分布参数对初始重建特征进行增强，得到增强重建特征，基于增强重建特征确定目标重建图像块，并基于目标重建图像块确定该候选增强参数对应的代价值。

[64]在步骤 304、基于每个候选增强参数对应的代价值从所有候选增强参数中选取当前图像块对应的增强参数，对该增强参数进行编码，得到当前图像块对应的第三码流，第三码流也可以称为当前图像块对应的头信息码流。

[65]示例性的，初始重建特征包括重要特征通道图和非重要特征通道图，且概率分布参数包括重要特征通道图对应的重要概率分布通道图和非重要特征通道图对应的非重要概率分布通道图。基于该候选增强参数和概率分布参数对初始重建特征进行增强，得到增强重建特征，可以包括但不限于：基于候选特征域增强参数和重要概率分布通道图对重要特征通道图进行特征自适应边缘增强，得到特征自适应边缘增强后的第一重建特征；基于该候选特征域增强参数和非重要概率分布通道图对非重要特征通道图进行特征自适应拉伸，得到特征自适应拉伸后的第二重建特征；基于第一重建特征和第二重建特征

生成增强重建特征。

[66]示例性的，基于增强重建特征确定目标重建图像块，可以包括但不限于：将增强重建特征输入给合成变换网络，得到当前图像块对应的初始重建图像块；针对每个候选图像域增强参数，基于该候选图像域增强参数和概率分布参数对初始重建图像块进行图像自适应边缘增强，得到当前图像块对应的目标重建图像块。在此基础上，针对每个候选图像域增强参数，还可以基于目标重建图像块确定该候选图像域增强参数对应的代价值；基于每个候选图像域增强参数对应的代价值从所有候选图像域增强参数中选取当前图像块对应的图像域增强参数，对该图像域增强参数进行编码，得到当前图像块对应的第三码流。

[67]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，可以将解码端的处理过程应用到编码端，即编码端采用相同的处理方式。

[68]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。

[69]由以上技术方案可见，本申请实施例中，在得到当前图像块对应的初始重建特征之后，可以基于增强参数和概率分布参数对初始重建特征进行增强，得到增强重建特征，并基于增强重建特征确定当前图像块对应的目标重建图像块，从而提出一种端到端的视频图像压缩方法，能够基于神经网络实现视频图像的编码和解码，通过结合增强参数和概率分布参数达到提升编码效率和解码效率的目的。结合网络结构设计和头信息码流（如第三码流），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，达到提升编码性能和解码性能的目的，并降低复杂度。利用增强参数和概率分布参数对特征进行质量增强，编码端不直接改变特征信息，而是编码增强参数（如重要通道标识）进入头信息码流，解码端通过增强参数对特征进行增强，提高编码性能，提高重建图像质量。

[70]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。

[71]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 进行分析变换是指：将当前图像块 x 变换到 latent 域（latent domain）的图像特征 y ，从而方便后续所有过程在 latent 域上进行操作。

[72]其中，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。

[73]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 。

[74]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 表示量化过程。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 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。

[75]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。

[76]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,编码端可以对超参量化特征进行反量化,得到系数超参特征 $\hat{z}$,系数超参特征 $\hat{z}$ 与系数超参特征 z 可以相同或者不同,图 4 中的 IQ 表示反量化过程。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 $\hat{z}$,而不涉及系数超参特征 $\hat{z}$ 的反量化过程。

[77]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。

[78]编码端在得到系数超参特征 $\hat{z}$ 之后,可以基于当前图像块的系数超参特征 $\hat{z}$ 和前面图像块的重建特征 $\hat{y}$ (重建特征 $\hat{y}$ 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 $\hat{z}$ 和重建特征 $\hat{y}$ 输入给均值预测网络,由均值预测网络基于系数超参特征 $\hat{z}$ 和重建特征 $\hat{y}$ 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 $\hat{z}$ 和已解码的重建特征 $\hat{y}$,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特征 r 和与已解码的残差特征 $\hat{r}$ 相加得到重建特征 $\hat{y}$ 。

[79]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。

[80]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。

[81]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 表示量化过程。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 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。

[82]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。

[83]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 表示反量化过程。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。

[84]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),得到残差特征 r_{hat} ,对此特征恢复过程不做限制,可以是任意特征恢复方式,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} 之后,基于残差特征 r_{hat} 和预测值 μ 确定图像特征 y_{hat} (即重建特征),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} ,图像特征 y_{hat} 与图像特征 y 可以相同或不同。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,编码端得到图像特征 s' 之后,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。

[85]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。

[86]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。

[87]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。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 σ 。在得到概率分布参数之后,可以基于概率分布参数生成概率分布模型。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,得到概率分布参数即可。

[88]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,对此不作限制。

[89]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。

[90]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,解码端可以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 表示反量化过程。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。

[91]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。

[92]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。

[93]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} 和前面图像块的重建特征 y_{hat} (重建特征 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} 和重建特征 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} 和重建特征 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} 和已解码的重建特征 y_{hat} ,两者联合输入获取更精准的预测值 μ 。

[94]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。

[95]解码端在得到当前图像块对应的 Bitstream#2 之后,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 表示反量化过程。或者,解码端在得到当前图像块对应的 Bitstream#2 之后,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。

[96]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 可以相同或者不同。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} (即重建特征),如将残差特征 r_{hat} 与预测值 μ 的和作为图像特征 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,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,解码端得到图像特征 s' 之后,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。

[97]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。

[98]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 σ 。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。在得到概率分布参数之后,可以基于概率分布参数生成概率分布模型。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,得到概率分布参数即可。

[99]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解码过程,对此不作限制。

[100]实施例5:在实施例3和实施例4的基础上,可以在合成变换网络之前增加特征域增强模块,参见图6A所示。特征域增强模块的输入特征可以为图像特征 y_{hat} (后续记为初始重建特征 y_{hat}),特征域增强模块的输出特征可以是增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 。增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 输入给合成变换网络,由合成变换网络

对增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 进行合成变换, 得到当前图像块 x 对应的目标重建图像块 $x_{\text{hat_enhanced}}$ 。

[101]针对编码端: 在得到当前图像块 x 之后, 通过分析变换网络对当前图像块 x 进行分析变换, 得到当前图像块 x 对应的图像特征 y 。通过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 。对当前图像块对应的系数超参特征 (可以是系数超参特征 z 本身, 也可以是系数超参特征 z 的超参量化特征) 进行编码得到当前图像块对应的第一码流。

[102]对当前图像块对应的第一码流进行解码得到当前图像块对应的系数超参特征 z_{hat} (如从第一码流中解码出系数超参特征 z_{hat} 本身, 或者, 从第一码流中解码出超参量化特征, 并对超参量化特征进行反量化得到系数超参特征 z_{hat})。然后, 通过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 σ 。

[103]基于概率分布参数 σ 对当前图像块对应的初始图像特征进行编码, 得到当前图像块对应的第二码流。其中, 初始图像特征可以是图像特征 y , 也可以是图像特征 y 对应的残差特征 r , 还可以是对图像特征 y 或残差特征 r 进行特征处理后的图像特征 s , 还可以是图像特征 y 、或残差特征 r 、或图像特征 s 对应的图像量化特征, 对此初始图像特征不做限制。

[104]基于概率分布参数 σ 对当前图像块对应的第二码流进行解码, 得到当前图像块对应的初始重建特征 y_{hat} 。比如说, 若初始图像特征是图像特征 y , 则从第二码流中解码出初始重建特征 y_{hat} 。若初始图像特征是图像特征 y 对应的图像量化特征, 则从第二码流中解码出图像量化特征, 并对图像量化特征进行反量化得到初始重建特征 y_{hat} 。又例如, 若初始图像特征是图像特征 y 对应的残差特征 r , 则从第二码流中解码出残差特征 r_{hat} , 基于残差特征 r_{hat} 和预测值 μ 确定初始重建特征 y_{hat} 。若初始图像特征是残差特征 r 对应的图像量化特征, 则从第二码流中解码出图像量化特征, 并对图像量化特征进行反量化得到残差特征 r_{hat} , 基于残差特征 r_{hat} 和预测值 μ 确定初始重建特征 y_{hat} 。若初始图像特征是图像特征 y 或残差特征 r 对应的图像特征 s , 则从第二码流中解码出图像特征 s' , 对图像特征 s' 进行特征恢复得到初始重建特征 y_{hat} 或残差特征 r_{hat} , 若得到的是残差特征 r_{hat} , 还可以基于残差特征 r_{hat} 和预测值 μ 确定初始重建特征 y_{hat} 。若初始图像特征是图像特征 s 对应的图像量化特征, 则从第二码流中解码出图像量化特征, 并对图像量化特征进行反量化得到图像特征 s' , 对图像特征 s' 进行特征恢复得到初始重建特征 y_{hat} 或残差特征 r_{hat} , 若得到的是残差特征 r_{hat} , 还可以基于残差特征 r_{hat} 和预测值 μ 确定初始重建特征 y_{hat} 。

[105]在得到初始重建特征 y_{hat} 之后, 可以将初始重建特征 y_{hat} 输入给特征域增强模块, 由特征域增强模块对初始重建特征 y_{hat} 进行特征域增强, 得到增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$, 并将增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 输入给合成变换网络, 由合成变换网络对增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 进行合成变换, 得到当前图像块 x 对应的目标重建图像块 $x_{\text{hat_enhanced}}$ 。

[106]针对解码端: 对当前图像块对应的第一码流进行解码得到当前图像块对应的系数超参特征 z_{hat} (如从第一码流中解码出系数超参特征 z_{hat} 本身, 或者, 从第一码流中解码出超参量化特征, 并对超参量化特征进行反量化得到系数超参特征 z_{hat})。然后, 通过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 σ 。

[107]基于概率分布参数 σ 对当前图像块对应的第二码流进行解码, 得到当前图像块对应的初始重建特征 y_{hat} 。比如说, 从第二码流中解码出初始重建特征 y_{hat} 。或者, 从第二码流中解码出图像量化特征, 并对图像量化特征进行反量化得到初始重建特征

y_{hat} 。又例如,从第二码流中解码出残差特征 r_{hat} ,基于残差特征 r_{hat} 和预测值 μ 确定初始重建特征 y_{hat} 。或者,从第二码流中解码出图像量化特征,并对图像量化特征进行反量化得到残差特征 r_{hat} ,基于残差特征 r_{hat} 和预测值 μ 确定初始重建特征 y_{hat} 。又例如,从第二码流中解码出图像特征 s' ,对图像特征 s' 进行特征恢复得到初始重建特征 y_{hat} 或残差特征 r_{hat} ,若得到的是残差特征 r_{hat} ,还可以基于残差特征 r_{hat} 和预测值 μ 确定初始重建特征 y_{hat} 。或者,从第二码流中解码出图像量化特征,并对图像量化特征进行反量化得到图像特征 s' ,对图像特征 s' 进行特征恢复得到初始重建特征 y_{hat} 或残差特征 r_{hat} ,若得到的是残差特征 r_{hat} ,还可以基于残差特征 r_{hat} 和预测值 μ 确定初始重建特征 y_{hat} 。

[108]在得到初始重建特征 y_{hat} 之后,可以将初始重建特征 y_{hat} 输入给特征域增强模块,由特征域增强模块对初始重建特征 y_{hat} 进行特征域增强,得到增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$,并将增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 输入给合成变换网络,由合成变换网络对增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 进行合成变换,得到当前图像块 x 对应的目标重建图像块 $x_{\text{hat_enhanced}}$ 。

[109]实施例 6: 在实施例 3 和实施例 4 的基础上,可以在合成变换网络之前增加特征域增强模块,在合成变换网络之后增加图像域增强模块,参见图 6B 所示。特征域增强模块的输入特征为初始重建特征 y_{hat} ,特征域增强模块的输出特征可以是增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 。增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 可以输入给合成变换网络,由合成变换网络对该增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 进行合成变换,得到当前图像块 x 对应的初始重建图像块 x_{hat} 。图像域增强模块的输入特征可以为初始重建图像块 x_{hat} ,图像域增强模块的输出特征可以是目标重建图像块 $x_{\text{hat_enhanced}}$ 。也就是说,图像域增强模块可以对初始重建图像块 x_{hat} 进行图像域增强,从而得到当前图像块 x 对应的目标重建图像块 $x_{\text{hat_enhanced}}$ 。

[110]针对编码端:通过分析变换网络对当前图像块 x 进行分析变换,得到当前图像块 x 对应的图像特征 y 。通过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 。对当前图像块对应的系数超参特征进行编码得到当前图像块对应的第一码流。对当前图像块对应的第一码流进行解码得到当前图像块对应的系数超参特征 z_{hat} ,通过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 σ 。基于概率分布参数 σ 对当前图像块对应的初始图像特征进行编码,得到当前图像块对应的第二码流。基于概率分布参数 σ 对当前图像块对应的第二码流进行解码,得到当前图像块对应的初始重建特征 y_{hat} 。其中,上述过程可以参见实施例 5,在此不再重复赘述。

[111]在得到初始重建特征 y_{hat} 之后,可以将初始重建特征 y_{hat} 输入给特征域增强模块,由特征域增强模块对初始重建特征 y_{hat} 进行特征域增强,得到增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$,并将增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 输入给合成变换网络,由合成变换网络对增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 进行合成变换,得到当前图像块 x 对应的初始重建图像块 x_{hat} 。

[112]在得到当前图像块 x 对应的初始重建图像块 x_{hat} 之后,图像域增强模块可以对初始重建图像块 x_{hat} 进行图像域增强,得到当前图像块 x 对应的目标重建图像块 $x_{\text{hat_enhanced}}$ 。

[113]针对解码端:对当前图像块对应的第一码流进行解码得到当前图像块对应的系数超参特征 z_{hat} ,通过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 σ 。基于概率分布参数 σ 对当前图像块对应的第二码流进行解码,得到当前图像块对应的初始重建特征 y_{hat} 。其中,上述过程可以参见实施例 5,

在此不再重复赘述。

[114]在得到初始重建特征 y_{hat} 之后, 可以将初始重建特征 y_{hat} 输入给特征域增强模块, 由特征域增强模块对初始重建特征 y_{hat} 进行特征域增强, 得到增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$, 并将增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 输入给合成变换网络, 由合成变换网络对增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 进行合成变换, 得到当前图像块 x 对应的初始重建图像块 x_{hat} 。

[115]在得到当前图像块 x 对应的初始重建图像块 x_{hat} 之后, 图像域增强模块可以对初始重建图像块 x_{hat} 进行图像域增强, 得到当前图像块 x 对应的目标重建图像块 $x_{\text{hat_enhanced}}$ 。

[116]实施例 7: 在实施例 3 和实施例 4 的基础上, 可以在合成变换网络之后增加图像域增强模块, 参见图 6C 所示。图像域增强模块的输入特征为初始重建图像块 x_{hat} , 图像域增强模块的输出特征是目标重建图像块 $x_{\text{hat_enhanced}}$ 。也就是说, 图像域增强模块可以对初始重建图像块 x_{hat} 进行图像域增强, 得到当前图像块 x 对应的目标重建图像块 $x_{\text{hat_enhanced}}$ 。

[117]针对编码端: 通过分析变换网络对当前图像块 x 进行分析变换, 得到当前图像块 x 对应的图像特征 y 。通过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 。对当前图像块对应的系数超参特征进行编码得到当前图像块对应的第一码流。对当前图像块对应的第一码流进行解码得到当前图像块对应的系数超参特征 z_{hat} , 通过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 σ 。基于概率分布参数 σ 对当前图像块对应的初始图像特征进行编码, 得到当前图像块对应的第二码流。基于概率分布参数 σ 对当前图像块对应的第二码流进行解码, 得到当前图像块对应的初始重建特征 y_{hat} 。其中, 上述过程可以参见实施例 5, 在此不再重复赘述。

[118]在得到初始重建特征 y_{hat} 之后, 可以将初始重建特征 y_{hat} 输入给合成变换网络, 由合成变换网络对初始重建特征 y_{hat} 进行合成变换, 得到当前图像块 x 对应的初始重建图像块 x_{hat} 。在得到当前图像块 x 对应的初始重建图像块 x_{hat} 之后, 图像域增强模块可以对初始重建图像块 x_{hat} 进行图像域增强, 得到当前图像块 x 对应的目标重建图像块 $x_{\text{hat_enhanced}}$ 。

[119]针对解码端: 对当前图像块对应的第一码流进行解码得到当前图像块对应的系数超参特征 z_{hat} , 通过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 σ 。基于概率分布参数 σ 对当前图像块对应的第二码流进行解码, 得到当前图像块对应的初始重建特征 y_{hat} 。其中, 上述过程可以参见实施例 5, 在此不再重复赘述。

[120]在得到初始重建特征 y_{hat} 之后, 可以将初始重建特征 y_{hat} 输入给合成变换网络, 由合成变换网络对初始重建特征 y_{hat} 进行合成变换, 得到当前图像块 x 对应的初始重建图像块 x_{hat} 。在得到当前图像块 x 对应的初始重建图像块 x_{hat} 之后, 图像域增强模块可以对初始重建图像块 x_{hat} 进行图像域增强, 得到当前图像块 x 对应的目标重建图像块 $x_{\text{hat_enhanced}}$ 。

[121]实施例 8: 在实施例 5 和实施例 6 中, 涉及将初始重建特征 y_{hat} 输入给特征域增强模块, 由特征域增强模块对初始重建特征 y_{hat} 进行特征域增强, 得到增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 。比如说, 可以基于当前图像块对应的特征域增强参数和概率分布参数 σ 对初始重建特征 y_{hat} 进行特征域增强, 得到增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 。特征域增强可以包括特征自适应边缘增强和特征自适应拉伸, 概率分布参数 σ 用于辅助

计算, 决定需要特征自适应边缘增强的通道与特征自适应拉伸的通道, 并且决定拉伸的强度, 以下对该过程进行说明。

[122]初始重建特征 y_{hat} 为 $C_L \times H_L \times W_L$ 的三维张量, C_L 为初始重建特征 y_{hat} 的通道数 (即特征域的通道数或 Latent 域的通道数), H_L 为初始重建特征 y_{hat} 的特征高度 (即特征域的特征高度或 Latent 域的特征高度), W_L 为初始重建特征 y_{hat} 的特征宽度 (即特征域的特征宽度或 Latent 域的特征宽度)。针对初始重建特征 y_{hat} 的每个通道, 以通道 ch 为例进行说明, ch 可以为 $[1, 2, \dots, C_L]$ 中的任意一个值, 则通道 ch 对应的形状为 $H_L \times W_L$ 的二维张量 $y_{\text{hat_ch}}$ 称为特征通道图。因此, 初始重建特征 y_{hat} 可以包括 C_L 个特征通道图。

[123]概率分布参数 σ 同样为 $C_L \times H_L \times W_L$ 的三维张量, C_L 为概率分布参数 σ 的通道数, H_L 为概率分布参数 σ 的特征高度, W_L 为概率分布参数 σ 的特征宽度。针对概率分布参数 σ 的每个通道, 以通道 ch 为例进行说明, ch 可以为 $[1, 2, \dots, C_L]$ 中的任意一个值, 则通道 ch 对应的形状为 $H_L \times W_L$ 的二维张量 σ_{ch} 称为概率分布通道图。因此, 概率分布参数 σ 可以包括 C_L 个概率分布通道图, 且 C_L 个概率分布通道图与 C_L 个特征通道图一一对应, 如第 1 个概率分布通道图与第 1 个特征通道图对应, 第 2 个概率分布通道图与第 2 个特征通道图对应, 以此类推, 第 C_L 个概率分布通道图与第 C_L 个特征通道图对应。

[124]针对 C_L 个特征通道图, 可以将 C_L 个特征通道图划分为重要特征通道图和非重要特征通道图, 重要特征通道图可以为至少一个, 非重要特征通道图可以为多个。比如说, 可以从 C_L 个特征通道图中选取至少一个特征通道图作为重要特征通道图, 并将剩余的特征通道图选取为非重要特征通道图。由于 C_L 个概率分布通道图与 C_L 个特征通道图一一对应, 因此, 可以将重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为重要概率分布通道图, 并将非重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为非重要概率分布通道图。比如说, 若第 1 个特征通道图为主要特征通道图, 则将第 1 个特征通道图对应的第 1 个概率分布通道图选取为重要概率分布通道图。

[125]综上所述, 初始重建特征 y_{hat} 可以包括重要特征通道图和非重要特征通道图, 概率分布参数 σ 可以包括重要特征通道图对应的重要概率分布通道图和非重要特征通道图对应的非重要概率分布通道图。针对重要特征通道图, 可以基于特征域增强参数和重要概率分布通道图对重要特征通道图进行特征自适应边缘增强, 得到特征自适应边缘增强后的第一重建特征。针对非重要特征通道图, 可以基于特征域增强参数和非重要概率分布通道图对非重要特征通道图进行特征自适应拉伸, 得到特征自适应拉伸后的第二重建特征。在此基础上, 可以基于第一重建特征和第二重建特征生成增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 。

[126]比如说, 假设特征通道图 1 为重要特征通道图, 特征通道图 2 至特征通道图 4 为非重要特征通道图, 概率分布通道图 1 为重要概率分布通道图, 概率分布通道图 2 至概率分布通道图 4 为非重要概率分布通道图, 那么: 可以基于特征域增强参数和概率分布通道图 1 对特征通道图 1 进行特征自适应边缘增强, 得到特征自适应边缘增强后的第一重建特征 1 (即第 1 个通道的重建特征)。可以基于特征域增强参数和概率分布通道图 2 对特征通道图 2 进行特征自适应拉伸, 得到特征自适应拉伸后的第二重建特征 2 (即第 2 个通道的重建特征)。可以基于特征域增强参数和概率分布通道图 3 对特征通道图 3 进行特征自适应拉伸, 得到特征自适应拉伸后的第二重建特征 3 (即第 3 个通道的重建特征)。可以基于特征域增强参数和概率分布通道图 4 对特征通道图 4 进行特征自适应拉伸, 得到特征自适应拉伸后的第二重建特征 4 (即第 4 个通道的重建特征)。然后, 可以将第一重建特征 1、第二重建特征 2、第二重建特征 3 和第二重建特征 4 按照通道

组合起来（如按照通道拼接），即将四个通道的重建特征组合起来，得到增强重建特征 $y_{\text{hat_enhanced}}$ 。

[127] 实施例 9：在实施例 8 中，需要将 C_L 个特征通道图划分为重要特征通道图和非重要特征通道图。例如，采用如下方式将 C_L 个特征通道图划分为重要特征通道图和非重要特征通道图。

[128] 方式 1、编码端在当前图像块对应的第三码流中编码重要通道标识，解码端从当前图像块对应的第三码流中解码重要通道标识。

[129] 比如说，编码端将 C_L 个特征通道图划分为重要特征通道图和非重要特征通道图，对此过程不做限制，并在当前图像块对应的第三码流中编码重要通道标识（也称为重要通道编号，记为 `important_channel`）。解码端在接收到第三码流之后，从第三码流中解码重要通道标识，从 C_L 个特征通道图中选取重要通道标识对应的特征通道图作为重要特征通道图，并将剩余特征通道图选取为非重要特征通道图，将重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为重要概率分布通道图，并将非重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为非重要概率分布通道图。

[130] 其中，编码端在将 C_L 个特征通道图划分为重要特征通道图和非重要特征通道图时，可以基于每个特征通道图中的特征值和每个概率分布通道图中的概率分布值，从 C_L 个特征通道图中选取出重要特征通道图，并将剩余特征通道图选取为非重要特征通道图。

[131] 方式 2、针对编码端和解码端，均基于每个特征通道图中的特征值和每个概率分布通道图中的概率分布值，从 C_L 个特征通道图中选取出重要特征通道图。

[132] 比如说，针对每个特征通道图，可以基于该特征通道图中的特征值和该特征通道图对应的概率分布通道图中的概率分布值，确定该特征通道图对应的消耗比特数量。比如说，可以采用如下表达式确定该特征通道图对应的消耗比特数量，当然，如下表达式只是示例。

$$\text{bits_per_ch} = \sum_{1 \leq j \leq HL} \sum_{1 \leq i \leq WL} -\log_2 \left(\Phi \left(\frac{y_{\text{hat_ch}}(i,j) + 0.5}{\text{sigma_ch}(i,j)} \right) - \Phi \left(\frac{y_{\text{hat_ch}}(i,j) - 0.5}{\text{sigma_ch}(i,j)} \right) \right)$$

[133] 在上述表达式中，`bits_per_ch` 用于表示特征通道图 `ch` 对应的消耗比特数量， $y_{\text{hat_ch}}(i,j)$ 用于表示特征通道图 `ch` 中的特征点 (i,j) 的特征值， $\text{sigma_ch}(i,j)$ 用于表示概率分布通道图 `ch` 中的特征点 (i,j) 的概率分布值， $\Phi(\cdot)$ 为标准正态分布函数。

[134] 在对每个特征通道图进行上述处理之后，可以得到每个特征通道图对应的消耗比特数量。基于每个特征通道图对应的消耗比特数量，可以从 C_L 个特征通道图中选取出重要特征通道图。例如，将消耗比特数量最大的特征通道图作为重要特征通道图，或者，将消耗比特数量大的 K 个特征通道图作为重要特征通道图， K 可以为大于 1 的正整数。

[135] 在从 C_L 个特征通道图中选取出重要特征通道图之后，可以将剩余的特征通道图选取为非重要特征通道图，将重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为重要概率分布通道图，并将非重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为非重要概率分布通道图。

[136] 方式 3、针对编码端和解码端，均基于每个特征通道图对应的消耗码率，从 C_L 个特征通道图中选取出重要特征通道图。比如说，基于每个特征通道图对应的消耗码率，可以按照消耗码率从大到小的顺序对 C_L 个特征通道图进行排序，并选取排序靠前的 K 个特征通道图作为重要特征通道图。或者，基于每个特征通道图对应的消耗码率，可以按照消耗码率从小到大的顺序对 C_L 个特征通道图进行排序，并选取排序靠后的 K 个特征通道图作为重要特征通道图。

[137]在从 C_L 个特征通道图中选取出重要特征通道图之后,可以将剩余的特征通道图选取为非重要特征通道图,将重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为重要概率分布通道图,并将非重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为非重要概率分布通道图。

[138]方式 4、针对编码端和解码端,均将默认特征通道图(即固定特征通道图)作为重要特征通道图。比如说,预先约定第 1 个特征通道图作为重要特征通道图,或预先约定第 6 个特征通道图作为重要特征通道图,或预先约定第 10 个特征通道图作为重要特征通道图。当然,可以将任意特征通道图作为重要特征通道图,对此不做限制。

[139]实施例 10: 在实施例 8 中,基于特征域增强参数和重要概率分布通道图对重要特征通道图进行特征自适应边缘增强,得到第一重建特征,以下对特征自适应边缘增强过程进行说明。

[140]示例性的,特征域增强参数可以包括多个边缘增强分段强度值和多个边缘增强分段阈值。比如说,编码端在当前图像块对应的第三码流中编码多个边缘增强分段强度值和多个边缘增强分段阈值,解码端从当前图像块对应的第三码流中解码多个边缘增强分段强度值和多个边缘增强分段阈值,且多个边缘增强分段强度值和多个边缘增强分段阈值作为特征域增强参数。

[141]边缘增强分段强度值的数量与边缘增强分段阈值的数量可以相同,也可以不同。以二者相同为例,编码端还可以在在当前图像块对应的第三码流中编码边缘增强分段强度值(或边缘增强分段阈值)的数量,且解码端从当前图像块对应的第三码流中解码边缘增强分段强度值的数量。以边缘增强分段强度值的数量是 n 为例,可以将 n 个边缘增强分段强度值记为 $\text{magl-1}, \text{magl-2}, \dots, \text{magl-n}$,将 n 个边缘增强分段阈值记为 $\text{thrl-1}, \text{thrl-2}, \dots, \text{thrl-n}$ 。

[142]示例性的,多个边缘增强分段阈值可以组成多个边缘增强阈值区间,且多个边缘增强阈值区间与多个边缘增强分段强度值一一对应,参见表 1 所示,为该对应关系的示例。

表 1

边缘增强阈值区间	边缘增强分段强度值
小于 thrl-1	1 (即不边缘增强)
$[\text{thrl-1}, \text{thrl-2})$	magl-1
$[\text{thrl-2}, \text{thrl-3})$	magl-2
$[\text{thrl-3}, \text{thrl-4})$	magl-3
...	...
$[\text{thrl-(n-1)}, \text{thrl-n})$	magl-(n-1)
大于等于 thrl-n	magl-n

[143]示例性的,重要概率分布通道图可以包括多个概率分布值,针对每个概率分布值,先确定该概率分布值对应的边缘增强阈值区间,并基于该边缘增强阈值区间确定该概率分布值对应的边缘增强分段强度值。比如说,若概率分布值位于 $[\text{thrl-2}, \text{thrl-3})$ 内,则该概率分布值对应的边缘增强分段强度值为 magl-2 ,若概率分布值位于 $[\text{thrl-3}, \text{thrl-4})$ 内,则该概率分布值对应的边缘增强分段强度值为 magl-3 ,以此类推。在得到每个概率分布值对应的边缘增强分段强度值之后,可以基于每个概率分布值对应的边缘增强分段强度值对重要特征通道图进行特征自适应边缘增强,得到特征自适应边缘增强后的第一重建特征。

[144]比如说,可以采用如下步骤 S11-S15 对重要特征通道图进行特征自适应边缘增强。

[145]在步骤 S11、对重要特征通道图进行归一化,得到归一化特征图。

[146]示例性的,可以基于重要特征通道图、重要特征通道图对应的均值特征、重要特征通道图对应的方差特征进行归一化,得到归一化特征图。比如说,可以将重要特征通道图减去均值特征,然后除以方差特征,得到归一化特征图。又例如,可以将重要特征通道图减去均值特征,然后除以方差特征,得到中间特征,然后,对中间特征进行转换从而得到归一化特征图,如将中间特征乘以 0.1 并加上 0.5 (0.1 和 0.5 均是示例),再将特征值限制在 0 到 1 之间。当然,上述只是对重要特征通道图进行归一化的几个示例,对此归一化方式不做限制。

[147]在步骤 S12、基于重要特征通道图和归一化特征图生成高频细节图像。

[148]示例性的,可以对归一化特征图与高斯模糊卷积核(可以为 3*3 的卷积核,也可以为其它尺寸的卷积核,对此卷积核不做限制)进行卷积操作(如二维卷积操作),得到高斯模糊图像,然后,将重要特征通道图减去高斯模糊图像,得到高频细节图像。当然,上述只是生成高频细节图像的示例,只要能够得到重要特征通道图的高频细节即可,对此不做限制。

[149]在步骤 S13、针对高频细节图像中的每个特征值,基于该特征值对应的概率分布值对应的边缘增强分段强度值对该特征值进行边缘增强,得到边缘增强特征值。

[150]示例性的,重要特征通道图包括多个特征值,重要概率分布通道图包括多个概率分布值,且多个概率分布值与多个特征值一一对应,又由于高频细节图像包括多个特征值(与重要特征通道图的多个特征值一一对应),因此,重要概率分布通道图的多个概率分布值与高频细节图像的多个特征值一一对应。基于此,针对高频细节图像中的每个特征值,可以从重要概率分布通道图中确定该特征值对应的概率分布值,并确定该概率分布值对应的边缘增强阈值区间,基于该边缘增强阈值区间确定该概率分布值对应的边缘增强分段强度值。

[151]在得到该概率分布值对应的边缘增强分段强度值之后,可以基于该边缘增强分段强度值对该特征值进行边缘增强,得到边缘增强特征值。如将该特征值乘以该边缘增强分段强度值(如 magl-1 、 magl-2 等),得到边缘增强特征值。显然,若边缘增强阈值区间为“小于 thrl-1 ”,则将该特征值乘以 1,即特征值保持不变,不对该特征值进行边缘增强。若边缘增强阈值区间为 $[\text{thrl-1}, \text{thrl-2})$,则将该特征值乘以 magl-1 , magl-1 为大于 1 的数值,从而对该特征值进行边缘增强。同理, magl-2 等其它边缘增强分段强度值大于 1,能够实现边缘增强。

[152]针对高频细节图像中的每个特征值,可以采用上述方式得到该特征值对应的边缘增强分段强度值,继而基于该边缘增强分段强度值对该特征值进行边缘增强,得到边缘增强特征值。

[153]在步骤 S14、基于每个特征值对应的边缘增强特征值确定边缘增强特征图。比如说,可以将所有特征值对应的边缘增强特征值组合起来,得到边缘增强特征图。

[154]在步骤 S15、对边缘增强特征图进行反归一化,得到第一重建特征(即第一重建特征图),第一重建特征(图)是对重要特征通道图进行特征自适应边缘增强后的重建特征(图)。

[155]在得到边缘增强特征图之后,可以直接对边缘增强特征图进行反归一化,得到第一重建特征图。或者,在得到边缘增强特征图之后,可以将边缘增强特征图与归一化特征图相加,得到修正后的边缘增强特征图,对修正后的边缘增强特征图进行反归一化,得到第一重建特征图。

[156]示例性的,可以基于边缘增强特征图确定边缘增强后归一化特征图,并基于边缘增

强后归一化特征图、边缘增强后归一化特征图对应的均值特征、边缘增强后归一化特征图对应的方差特征，确定第一重建特征图。第一重建特征也可以称为 y_hat_sharp 。

[157]比如说，可以对边缘增强特征图进行转换，得到边缘增强后归一化特征图。例如，先将边缘增强特征图中的特征值限制在 0 到 1 之间，然后，将边缘增强特征图中的特征值减去 0.5 并除以 0.1（0.5 和 0.1 均是示例），得到边缘增强后归一化特征图。

[158]将边缘增强后归一化特征图乘以方差特征，然后加上均值特征，得到重要特征通道图对应的边缘增强后的特征图，将边缘增强后的特征图记为第一重建特征 y_hat_sharp 。

[159]当然，上述只是对边缘增强特征图进行反归一化的示例，对此反归一化方式不做限制。

[160]在一种可能的实施方式中，编码端需要在当前图像块对应的第三码流中编码多个边缘增强分段强度值和多个边缘增强分段阈值，针对该过程，编码端可以采用如下方式。

[161]编码端可以配置多个候选特征域增强参数，针对每个候选特征域增强参数，该候选特征域增强参数可以包括多个边缘增强分段强度值和多个边缘增强分段阈值，可以确定每个候选特征域增强参数对应的代价值，基于每个候选特征域增强参数对应的代价值，可以从所有候选特征域增强参数中选取当前图像块对应的特征域增强参数，即代价值最小的候选特征域增强参数，编码端可以对该特征域增强参数进行编码，得到当前图像块对应的第三码流。

[162]比如说，针对每个候选特征域增强参数，可以基于该候选特征域增强参数和概率分布参数对初始重建特征进行特征域增强，得到增强重建特征，特征域增强过程参见上述实施例。基于增强重建特征确定目标重建图像块 $x_hat_enhanced$ ，基于目标重建图像块 $x_hat_enhanced$ 确定该候选特征域增强参数对应的代价值，对此代价值的确定方式不做限制。

[163]比如说，针对每个候选特征域增强参数，该候选特征域增强参数包括 $magl-1$ 、 $magl-2$ 、...、 $magl-n$ ， $thrl-1$ 、 $thrl-2$ 、...、 $thrl-n$ 。基于该候选特征域增强参数可以得到增强重建特征，继而得到目标重建图像块 $x_hat_enhanced$ 。使用失真指标计算目标重建图像块 $x_hat_enhanced$ 和当前图像块 x 的失真指标值。在得到每个候选特征域增强参数对应的失真指标值之后，可以选取最小的失真指标值对应的候选特征域增强参数作为当前图像块对应的特征域增强参数，即最佳的特征域增强参数，这样，编码端在第三码流中编码该特征域增强参数。

[164]实施例 11：在实施例 8 中，需要基于特征域增强参数和非重要概率分布通道图（即非重要特征通道图对应的非重要概率分布通道图）对该非重要特征通道图进行特征自适应拉伸，得到特征自适应拉伸后的第二重建特征，以下对特征自适应拉伸过程进行说明。

[165]示例性的，特征域增强参数可以包括拉伸参数值。比如说，编码端可以在当前图像块对应的第三码流中编码拉伸参数值，解码端可以从当前图像块对应的第三码流中解码拉伸参数值，且该拉伸参数值作为特征域增强参数，可以将拉伸参数值记为 ρ 。

[166]示例性的，非重要特征通道图可以包括多个特征值，且非重要特征通道图对应的非重要概率分布通道图可以包括多个概率分布值，且多个概率分布值与多个特征值一一对应。基于此，针对非重要特征通道图中的每个特征值，可以基于该特征值、该拉伸参数值和该特征值对应的概率分布值，确定该特征值对应的拉伸后特征值。比如说，可以采用如下表达式确定该特征值对应的拉伸后特征值，当然，如下表达式只是一个示例，对此不做限制。

$$y_hat_scale = y_hat + \rho * clip3(\sigma * y_hat, -0.5, 0.5)$$

[167]在上述表达式中, y_hat_scale 表示拉伸后特征值, y_hat 表示非重要特征通道图中的特征值, ρ 表示拉伸参数值, σ 表示非重要概率分布通道图中的概率分布值, 且概率分布值 σ 与特征值 y_hat 对应, $clip3$ 为限值操作, 用于将 $\sigma * y_hat$ 限制在-0.5与0.5之间, -0.5和0.5为可配置的数值, 对此不做限制, 如 $\sigma * y_hat$ 小于-0.5时, 将 $\sigma * y_hat$ 限制到-0.5, $\sigma * y_hat$ 大于0.5时, 将 $\sigma * y_hat$ 限制到0.5, $\sigma * y_hat$ 大于等于-0.5且小于等于0.5时, $\sigma * y_hat$ 的数值保持不变。

[168]在对非重要特征通道图中的每个特征值进行上述处理之后, 可以得到每个特征值对应的拉伸后特征值, 继而基于每个特征值对应的拉伸后特征值确定第二重建特征(即第二重建特征图)。第二重建特征(图)是对非重要特征通道图进行特征自适应拉伸后的重建特征(图), 如将所有特征值对应的拉伸后特征值组合起来得到第二重建特征图。第二重建特征也称为 y_hat_scale 。

[169]第二重建特征 y_hat_scale 对应初始重建特征 y_hat 的非重要特征通道图, 即对非重要特征通道图进行拉伸得到第二重建特征 y_hat_scale 。第一重建特征 y_hat_sharp 对应初始重建特征 y_hat 的重要特征通道图, 即对重要特征通道图进行增强得到第一重建特征 y_hat_sharp 。第二重建特征 y_hat_scale 和第一重建特征 y_hat_sharp 合并即为增强重建特征 $y_hat_enhanced$ 。

[170]在一种可能的实施方式中, 编码端需要在当前图像块对应的第三码流中编码拉伸参数值, 针对该过程, 编码端可以采用如下方式: 编码端可以配置多个候选拉伸参数值, 可以确定每个候选拉伸参数值对应的代价值, 基于每个候选拉伸参数值对应的代价值, 可以从所有候选拉伸参数值中选取当前图像块对应的拉伸参数值, 即代价值最小的候选拉伸参数值, 编码端可以对该拉伸参数值进行编码, 得到当前图像块对应的第三码流。

[171]比如说, 针对每个候选拉伸参数值, 可以基于该候选拉伸参数值和非重要概率分布通道图对非重要特征通道图进行特征自适应拉伸, 得到特征自适应拉伸后的第二重建特征, 继而基于第二重建特征得到增强重建特征, 基于增强重建特征确定目标重建图像块 $x_hat_enhanced$, 基于目标重建图像块 $x_hat_enhanced$ 确定该候选拉伸参数值对应的代价值。

[172]比如说, 针对每个候选拉伸参数值, 基于该候选拉伸参数值可以得到增强重建特征, 继而得到目标重建图像块 $x_hat_enhanced$ 。使用失真指标计算目标重建图像块 $x_hat_enhanced$ 和当前图像块 x 的失真指标值。在得到每个候选拉伸参数值对应的失真指标值之后, 编码端可以选取最小的失真指标值对应的候选拉伸参数值作为当前图像块对应的拉伸参数值, 即最佳的拉伸参数值, 编码端可以在第三码流中编码该拉伸参数值。

[173]在另一种可能的实施方式中, 编码端配置多个候选特征域增强参数, 针对每个候选特征域增强参数, 该候选特征域增强参数包括多个边缘增强分段强度值、多个边缘增强分段阈值和一个拉伸参数值, 确定每个候选特征域增强参数对应的代价值, 基于每个候选特征域增强参数对应的代价值, 从所有候选特征域增强参数中选取当前图像块对应的特征域增强参数, 即代价值最小的候选特征域增强参数, 编码端对该特征域增强参数(即多个边缘增强分段强度值、多个边缘增强分段阈值和一个拉伸参数值)进行编码, 得到当前图像块对应的第三码流。比如说, 针对每个候选特征域增强参数, 基于该候选特征域增强参数和概率分布参数对初始重建特征进行特征域增强, 得到增强重建特征, 基于增强重建特征确定目标重建图像块 $x_hat_enhanced$, 基于目标重建图像块 $x_hat_enhanced$ 确定候选特征域增强参数对应的代价值。

[174]实施例 12: 在实施例 6 和实施例 7 中, 涉及将初始重建图像块 x_hat 输入给图像域增强模块, 由图像域增强模块对初始重建图像块 x_hat 进行图像域增强, 得到当前图像

块 x 对应的目标重建图像块 $x_{\text{hat_enhanced}}$ 。比如说，可以基于当前图像块对应的图像域增强参数和概率分布参数 σ 对初始重建图像块 x_{hat} 进行图像自适应边缘增强，得到当前图像块对应的目标重建图像块 $x_{\text{hat_enhanced}}$ ，以下对该图像自适应边缘增强过程进行说明。

[175]示例性的，图像域增强参数可以包括多个图像增强分段强度值和多个图像增强分段阈值。比如说，编码端在当前图像块对应的第三码流中编码多个图像增强分段强度值和多个图像增强分段阈值，解码端从当前图像块对应的第三码流中解码多个图像增强分段强度值和多个图像增强分段阈值，且多个图像增强分段强度值和多个图像增强分段阈值作为图像域增强参数。

[176]图像增强分段强度值的数量与图像增强分段阈值的数量可以相同，也可以不同。以二者相同为例，编码端还可以在当前图像块对应的第三码流中编码图像增强分段强度值（或图像增强分段阈值）的数量，且解码端从当前图像块对应的第三码流中解码图像增强分段强度值的数量。以图像增强分段强度值的数量是 m 为例，将 m 个图像增强分段强度值记为 magy-1 、 magy-2 、...、 magy-m ，将 m 个图像增强分段阈值记为 thry-1 、 thry-2 、...、 thry-m 。

[177]示例性的，多个图像增强分段阈值可以组成多个图像增强阈值区间，且多个图像增强阈值区间与多个图像增强分段强度值一一对应，参见表 2 所示，为该对应关系的示例。

表 2

图像增强阈值区间	图像增强分段强度值
小于 thry-1	1（即不边缘增强）
$[\text{thry-1}, \text{thry-2})$	magy-1
$[\text{thry-2}, \text{thry-3})$	magy-2
$[\text{thry-3}, \text{thry-4})$	magy-3
...	...
$[\text{thry-}(m-1), \text{thry-}m)$	$\text{magy-}(m-1)$
大于等于 thry-m	magy-m

[178]示例性的，可以采用如下步骤 S21-S23 对初始重建图像块 x_{hat} 进行图像自适应边缘增强。

[179]在步骤 S21、基于概率分布参数获取目标概率分布通道图。

[180]初始重建图像块 x_{hat} 为 $H \times W$ 的二维张量， H 为初始重建图像块 x_{hat} 的图像高度， W 为初始重建图像块 x_{hat} 的图像宽度。概率分布参数 σ 为 $C_L \times H_L \times W_L$ 的三维张量， C_L 为概率分布参数 σ 的通道数， H_L 为概率分布参数 σ 的特征高度， W_L 为概率分布参数 σ 的特征宽度。初始重建图像块 x_{hat} 的图像高度 H 可以大于概率分布参数 σ 的特征高度 H_L ，如图像高度 H 是特征高度 H_L 的 4 倍、8 倍、16 倍等。初始重建图像块 x_{hat} 的图像宽度 W 可以大于概率分布参数 σ 的特征宽度 W_L ，如图像宽度 W 是特征宽度 W_L 的 4 倍、8 倍、16 倍等。

[181]为了采用概率分布参数对初始重建图像块 x_{hat} 进行图像自适应边缘增强，需要基于概率分布参数获取目标概率分布通道图，目标概率分布通道图为 $H \times W$ 的二维张量。

[182]比如说，可以从 C_L 个概率分布通道图中选取一个概率分布通道图。由于概率分布参数 σ 包括重要概率分布通道图（至少一个）和非重要概率分布通道图（多个），因此，可以从 C_L 个概率分布通道图中选取一个重要概率分布通道图，也可以从 C_L 个概率分

布通道图中选取一个非重要概率分布通道图。后续以选取一个重要概率分布通道图为例进行说明。

[183]然后,对重要概率分布通道图进行上采样,得到目标概率分布通道图,对此上采样方式不做限制,目标概率分布通道图的尺寸与初始重建图像块 x_{hat} 的尺寸相同即可。

[184]比如说,可以采用最近邻上采样方法对重要概率分布通道图进行上采样,得到目标概率分布通道图。针对最近邻上采样方法,可以在原始低分辨率图像(即重要概率分布通道图)上选择一个像素,作为目标高分辨率图像(即目标概率分布通道图)上对应区域的中心点。将在原始低分辨率图像上该像素周围距离最近的像素的值作为目标高分辨率图像上对应像素的值。重复上述过程,直到所有的目标高分辨率图像的像素都被分配了值。

[185]综上所述,可以将重要概率分布通道图上采样到与初始重建图像块 x_{hat} 相同的尺寸,将上采样后的概率分布通道图记为目标概率分布通道图 sigma_ch_upscale 。

[186]在步骤 S22、若目标概率分布通道图包括多个概率分布值,针对每个概率分布值,基于该概率分布值对应的图像增强阈值区间确定该概率分布值对应的图像增强分段强度值。

[187]示例性的,目标概率分布通道图可以包括多个概率分布值,针对每个概率分布值,可以先确定该概率分布值对应的图像增强阈值区间,并基于该图像增强阈值区间确定该概率分布值对应的图像增强分段强度值。比如说,若概率分布值位于 $[\text{thry-2}, \text{thry-3})$ 内,则该概率分布值对应的图像增强分段强度值可以为 magy-2 ,若概率分布值位于 $[\text{thry-3}, \text{thry-4})$ 内,则该概率分布值对应的图像增强分段强度值可以为 magy-3 ,以此类推。

[188]在步骤 S23、基于每个概率分布值对应的图像增强分段强度值对初始重建图像块 x_{hat} 进行图像自适应边缘增强,得到当前图像块对应的目标重建图像块 $x_{\text{hat_enhanced}}$ 。

[189]首先,可以基于初始重建图像块 x_{hat} 生成高频细节图像。比如说,可以对初始重建图像块 x_{hat} 与高斯模糊卷积核(可以为 3×3 的卷积核,也可以为其它尺寸的卷积核,对此卷积核不做限制)进行卷积操作(如二维卷积操作),得到高斯模糊图像,然后,将初始重建图像块 x_{hat} 减去高斯模糊图像,得到高频细节图像。当然,上述只是生成高频细节图像的示例,只要能够得到初始重建图像块 x_{hat} 的高频细节即可,对此不做限制。

[190]然后,针对高频细节图像中的每个特征值,基于该特征值对应的概率分布值对应的图像增强分段强度值对该特征值进行边缘增强,得到图像增强特征值。比如说,初始重建图像块 x_{hat} 包括多个特征值,目标概率分布通道图包括多个概率分布值,且多个概率分布值与多个特征值一一对应,又由于高频细节图像包括多个特征值(与初始重建图像块 x_{hat} 的多个特征值一一对应),因此,目标概率分布通道图的多个概率分布值与高频细节图像的多个特征值一一对应。基于此,针对高频细节图像中的每个特征值,可以从目标概率分布通道图中确定该特征值对应的概率分布值,并确定该概率分布值对应的图像增强阈值区间,继而基于该图像增强阈值区间确定该概率分布值对应的图像增强分段强度值。

[191]在得到该概率分布值对应的图像增强分段强度值之后,可以基于该图像增强分段强度值对该特征值进行边缘增强,得到图像增强特征值。如将该特征值乘以该图像增强分段强度值(如 magy-1 、 magy-2 等),得到图像增强特征值。显然,若图像增强阈值区间为“小于 thry-1 ”,则将该特征值乘以 1,即特征值保持不变,不对该特征值进行边缘增强。若图像增强阈值区间为 $[\text{thry-1}, \text{thry-2})$,则将该特征值乘以 magy-1 , magy-1 为大于 1 的数值,从而对该特征值进行边缘增强。同理, magy-2 等其它图像增强分段

强度值大于 1，能够实现边缘增强。

[192]然后，基于高频细节图像中的每个特征值对应的图像增强特征值确定目标重建图像块 $\hat{x}$ 。比如说，针对高频细节图像中的每个特征值，可以采用上述方式得到该特征值对应的图像增强特征值，继而基于每个特征值对应的图像增强特征值确定图像增强特征图。比如说，可以将所有特征值对应的图像增强特征值组合起来，得到图像增强特征图。然后，将图像增强特征图与初始重建图像块 $\hat{x}$ 相加，得到最终的边缘增强图像，再将该边缘增强图像限值到图像的值域内，从而得到目标重建图像块 $\hat{x}$ 。

[193]在一种可能的实施方式中，编码端需要在当前图像块对应的第三码流中编码多个图像增强分段强度值和多个图像增强分段阈值，针对该过程，编码端可以采用如下方式。

[194]编码端可以配置多个候选图像域增强参数，针对每个候选图像域增强参数，该候选图像域增强参数可以包括多个图像增强分段强度值和多个图像增强分段阈值，可以确定每个候选图像域增强参数对应的代价值，基于每个候选图像域增强参数对应的代价值，可以从所有候选图像域增强参数中选取当前图像块对应的图像域增强参数，即代价值最小的候选图像域增强参数，编码端可以对该图像域增强参数进行编码，得到当前图像块对应的第三码流。

[195]比如说，针对每个候选图像域增强参数，基于该候选图像域增强参数和概率分布参数对初始重建图像块 $\hat{x}$ 进行图像自适应边缘增强，得到当前图像块对应的目标重建图像块 $\hat{x}$ ，图像自适应边缘增强过程参见上述实施例，在此不再赘述。基于目标重建图像块 $\hat{x}$ 确定该候选图像域增强参数对应的代价值，对此代价值的确定方式不做限制。

[196]比如说，针对每个候选图像域增强参数，该候选图像域增强参数包括 magy-1 、 magy-2 、...、 magy-m ， thry-1 、 thry-2 、...、 thry-m 。基于该候选图像域增强参数可以得到目标重建图像块 $\hat{x}$ 。使用失真指标计算目标重建图像块 $\hat{x}$ 和当前图像块 x 的失真指标值。在得到每个候选图像域增强参数对应的失真指标值之后，可以选取最小的失真指标值对应的候选图像域增强参数作为当前图像块对应的图像域增强参数，即最佳的图像域增强参数，这样，编码端可以在第三码流中编码该图像域增强参数。

[197]实施例 13: 针对实施例 5-实施例 12，若在合成变换网络之前增加特征域增强模块，那么，特征域增强模块可以对亮度分量进行特征域增强，也可以对色度分量进行特征域增强，还可以同时对亮度分量和色度分量进行特征域增强。本实施例中以对亮度分量进行特征域增强为例。为了对亮度分量进行特征域增强，可以基于特征域增强参数和概率分布参数对当前图像块的亮度分量对应的初始重建特征 $\hat{y}$ 进行特征域增强，得到亮度分量对应的增强重建特征 $\hat{y}$ ，特征域增强过程可以参见实施例 5-实施例 12，在此不再赘述。

[198]针对实施例 5-实施例 12，若在合成变换网络之后增加图像域增强模块，那么，图像域增强模块可以对亮度分量进行图像域增强，也可以对色度分量进行图像域增强，还可以同时对亮度分量和色度分量进行图像域增强。本实施例中以同时对亮度分量和色度分量进行图像域增强为例。比如说，为了对亮度分量进行图像域增强，可以基于图像域增强参数和概率分布参数对当前图像块的亮度分量对应的初始重建图像块 $\hat{x}$ 进行图像自适应边缘增强，得到亮度分量对应的目标重建图像块 $\hat{x}$ ，图像域增强过程可以参见实施例 5-实施例 12，在此不再重复赘述。此外，为了对色度分量进行图像域增强，可以基于图像域增强参数和概率分布参数对当前图像块的色度分量对应的初始重建图像块 $\hat{x}$ 进行图像自适应边缘增强，得到色度分量对应的目标重建图像块

$x_{\text{hat_enhanced}}$ 。

[199]在对色度分量对应的初始重建图像块 x_{hat} 进行图像自适应边缘增强时,可以基于亮度分量的概率分布参数获取色度分量的目标概率分布通道图。比如说,从亮度分量的概率分布参数的所有概率分布通道图中选取重要概率分布通道图,对重要概率分布通道图进行上采样,得到色度分量的目标概率分布通道图,该目标概率分布通道图的尺寸与色度分量对应的初始重建图像块 x_{hat} 的尺寸相同。比如说,采用最近邻上采样方法对重要概率分布通道图进行上采样,得到色度分量的目标概率分布通道图。针对最近邻上采样方法,在原始低分辨率图像(即重要概率分布通道图)上选择一个像素,作为目标高分辨率图像(即目标概率分布通道图)上对应区域的中心点。将在原始低分辨率图像上该像素周围距离最近的像素的值作为目标高分辨率图像上对应像素的值。重复上述过程,直到所有目标高分辨率图像的像素都被分配了值。

[200]在得到色度分量的目标概率分布通道图之后,针对目标概率分布通道图中的每个概率分布值,基于该概率分布值对应的图像增强阈值区间确定该概率分布值对应的图像增强分段强度值,并基于每个概率分布值对应的图像增强分段强度值对色度分量对应的初始重建图像块 x_{hat} 进行图像自适应边缘增强,得到色度分量对应的目标重建图像块 $x_{\text{hat_enhanced}}$ 。其中,图像自适应边缘增强过程可以参见实施例 12,针对色度分量执行相关操作即可。

[201]实施例 14: 本实施例中提出一种解码方法,该解码方法可以包括以下步骤 S31 至 S38。

[202]在步骤 S31、从当前图像块对应的 Bitstream#3 (即第三码流,第三码流也可以称为特征增强头信息码流)中解码特征域增强参数和图像域增强参数。其中,特征域增强参数可以包括重要通道标识(重要通道编号 important_channel)、多个边缘增强分段强度值(记为 magl-1 、 magl-2 、...、 magl-n)、多个边缘增强分段阈值(记为 thrl-1 、 thrl-2 、...、 thrl-n)、拉伸参数值 ρ ,图像域增强参数可以包括多个图像增强分段强度值(记为 magy-1 、 magy-2 、...、 magy-m)、多个图像增强分段阈值(记为 thry-1 、 thry-2 、...、 thry-m)。特征域增强参数还可以包括边缘增强分段强度值的数量 n ,图像域增强参数还可以包括图像增强分段强度值的数量 m 。

[203]在步骤 S32、特征域增强模块的输入特征是初始重建特征 y_{hat} 和概率分布参数 σ 。初始重建特征 y_{hat} 是尺寸为 $C_L \times H_L \times W_L$ 的三维张量, C_L 为特征域即 Latent 域的通道数, H_L 为 Latent 域的特征高度, W_L 为 Latent 域的特征宽度。概率分布参数 σ 是尺寸为 $C_L \times H_L \times W_L$ 的三维张量。当初始重建特征 y_{hat} 的通道是 $[1, 2, \dots, C_L]$ 中任意一个值时,将这个形状为 $H_L \times W_L$ 的二维张量 $y_{\text{hat_ch}}$ 称为特征通道图。当概率分布参数 σ 的通道是 $[1, 2, \dots, C_L]$ 中任意一个值时,将这个形状为 $H_L \times W_L$ 的二维张量 σ_{ch} 称为概率分布通道图。

[204]在步骤 S33、初始重建特征 y_{hat} 共有 C_L 个特征通道图,概率分布参数 σ 共有 C_L 个概率分布通道图, C_L 个概率分布通道图与 C_L 个特征通道图一一对应,将概率分布通道图表示为 σ_{ch} 。对通道 ch 是重要通道标识 important_channel 的特征通道图进行特征自适应边缘增强,对通道 ch 是非重要通道标识的特征通道图进行特征自适应拉伸。

[205]在步骤 S34、针对特征自适应边缘增强过程,输入数据是重要特征通道图 $y_{\text{hat_ch}}$ 、重要概率分布通道图 σ_{ch} 、多个边缘增强分段强度值(magl-1 、 magl-2 、...、 magl-n)、多个边缘增强分段阈值(thrl-1 、 thrl-2 、...、 thrl-n)、基于上述输入数据,可以对重要特征通道图 $y_{\text{hat_ch}}$ 进行特征自适应边缘增强,得到特征自适应边缘增强后的重建特征图,将该重建特征图称为第一重建特征 $y_{\text{hat_sharp}}$,特征自适应边缘增强过程参见实施例 10,在此不再赘述。

[206]在步骤 S35、针对特征自适应拉伸过程，输入数据是非重要特征通道图（除重要特征通道图之外剩余的 $(C_L - 1)$ 个非重要特征通道图）、非重要概率分布通道图（除重要概率分布通道图之外剩余的 $(C_L - 1)$ 个非重要概率分布通道图）、拉伸参数值 ρ ，基于上述输入数据，可以对每个非重要特征通道图进行特征自适应拉伸，得到特征自适应拉伸后的重建特征图，将该重建特征图称为第二重建特征 y_hat_scale ，特征自适应拉伸过程参见实施例 11，在此不再赘述。其中，进行特征自适应拉伸的非重要特征通道图的尺寸为 $(C_L - 1) \times H_L \times W_L$ ，与之对应的概率分布参数 σ 的尺寸也为 $(C_L - 1) \times H_L \times W_L$ 。这个三维张量的每个元素，可以经过下面的自适应拉伸算法，得到拉伸后的第二重建特征：

$$y_hat_scale = y_hat + \rho * clip3(\sigma * y_hat, -0.5, 0.5).$$

[207]其中， $clip3$ 为限值操作。

[208]在步骤 S36、第二重建特征 y_hat_scale 对应初始重建特征 y_hat 的非重要通道增强，第一重建特征 y_hat_sharp 对应初始重建特征 y_hat 的重要通道增强，第一重建特征 y_hat_sharp 和第二重建特征 y_hat_scale 合并之后，即为特征域增强后的增强重建特征 $y_hat_enhanced$ 。

[209]在步骤 S37、将特征域增强后的增强重建特征 $y_hat_enhanced$ 输入给合成变换网络，得到初始重建图像块 x_hat ，初始重建图像块 x_hat 是一个二维张量，尺寸为 $H \times W$ ，将概率分布参数 σ 的重要概率分布通道图 σ_ch 上采样到与初始重建图像块 x_hat 相同的尺寸，将上采样后的概率分布通道图记为目标概率分布通道图 $\sigma_ch_upscale$ 。

[210]在步骤 S38、针对图像域增强过程，图像域增强模块的输入数据是初始重建图像块 x_hat 、目标概率分布通道图 $\sigma_ch_upscale$ 、多个图像增强分段强度值（ $magy-1$ 、 $magy-2$ 、...、 $magy-m$ ）、多个图像增强分段阈值（ $thry-1$ 、 $thry-2$ 、...、 $thry-m$ ），基于上述输入数据，图像域增强模块可以对初始重建图像块 x_hat 进行图像域增强，得到当前图像块 x 对应的目标重建图像块 $x_hat_enhanced$ ，图像域增强过程参见实施例 12，在此不再赘述。

[211]实施例 15：本实施例中提出一种编码方法，该编码方法可以包括以下步骤 S41 至 S45。

[212]在步骤 S41、基于 C_L 个特征通道图 y_hat 和 C_L 个概率分布通道图 σ ，确定重要特征通道图对应的重要通道标识（重要通道标识也称为重要通道编号 $important_channel$ ）。

[213]比如说，沿通道维切片 y_hat 与 σ ，得到当前 y_hat_ch 与 σ_ch ，通过这两个张量计算每个特征通道图的 $bits_per_ch$ ，参见如下表达式。循环上述过程 C_L 次，得到每个特征通道图的 $bits_per_ch$ ，选取最大 $bits_per_ch$ 对应的通道序号作为重要通道标识。

$$bits_per_ch = \sum_{1 \leq j \leq H_L} \sum_{1 \leq i \leq W_L} -\log_2 \left(\Phi \left(\frac{y_hat_ch(i, j) + 0.5}{\sigma_ch(i, j)} \right) - \Phi \left(\frac{y_hat_ch(i, j) - 0.5}{\sigma_ch(i, j)} \right) \right)$$

[214]在步骤 S42、确定特征自适应拉伸过程对应的拉伸参数值 ρ 。比如说，选取 $N1$ 个候选拉伸参数值 ρ ，得到每个候选拉伸参数值 ρ 对应的增强重建特征和目标重建图像块 $x_hat_enhanced$ ，使用失真指标计算目标重建图像块 $x_hat_enhanced$ 和当前图像块 x 的失真指标值，选取最小的失真指标值对应的候选拉伸参数值 ρ 作为特征自适应拉伸过程对应的最佳的拉伸参数值 ρ 。

[215]在步骤 S43、确定特征自适应边缘增强过程对应的特征域增强参数，该特征域增强参数包括多个边缘增强分段强度值（ $magl-1$ 、 $magl-2$ 、...、 $magl-n$ ）、多个边缘增强分

段阈值(thrl-1、thrl-2、...、thrl-n)。比如说,选取 N2 个候选特征域增强参数,得到每个候选特征域增强参数对应的增强重建特征和目标重建图像块 $\hat{x}_{\text{enhanced}}$,使用失真指标计算目标重建图像块 $\hat{x}_{\text{enhanced}}$ 和当前图像块 x 的失真指标值,选取最小的失真指标值对应的候选特征域增强参数作为特征自适应边缘增强过程对应的最佳的特征域增强参数。

[216]在步骤 S44、确定图像域增强过程对应的图像域增强参数,该图像域增强参数可以包括多个图像增强分段强度值 (magy-1、magy-2、...、magy-m)、多个图像增强分段阈值 (thry-1、thry-2、...、thry-m)。比如说,选取 N3 个候选图像域增强参数,得到每个候选图像域增强参数对应的增强重建特征和目标重建图像块 $\hat{x}_{\text{enhanced}}$,使用失真指标计算目标重建图像块 $\hat{x}_{\text{enhanced}}$ 和当前图像块 x 的失真指标值,选取最小的失真指标值对应的候选图像域增强参数作为图像域增强过程对应的最佳的图像域增强参数。

[217]在步骤 S45、将重要特征通道图对应的重要通道标识、最佳的拉伸参数值 ρ 、最佳的特征域增强参数、最佳的图像域增强参数编进头信息码流(当前图像块对应的第三码流 Bitstream#3)。需要注意的是,特征域增强模块和图像域增强模块不会改变 Bitstream#1 和 Bitstream#2,但是编码端和解码端重建图像时都会经过增强模块,因此重建图像将在编解码端保持一致。

[218]实施例 16: 图像自适应边缘增强的方法,即图像域增强模块对初始重建图像块 $\hat{x}$ 进行图像域增强,得到目标重建图像块 $\hat{x}_{\text{enhanced}}$ 的过程,可以为非边缘增强掩模边缘增强算法,也即 USM 边缘增强算法 (Unsharp Masking edge enhancement),该过程包括步骤 S51 至 S54。

[219]在步骤 S51、将原始重建图像与高斯模糊卷积核进行二维卷积操作,得到高斯模糊图像。

[220]在步骤 S52、将原始重建图像减去高斯模糊图像,得到高频细节图像。

[221]在步骤 S53、将高频细节图像乘以一个边缘增强系数(即特征值对应的概率分布值对应的图像增强分段强度值),并与原始重建图像相加,得到最终的边缘增强图像。

[222]在步骤 S54、将边缘增强图像限值到图像的值域内。

[223]示例性的,原始重建图像为初始重建图像块 $\hat{x}$,将边缘增强图像限值到图像的值域内之后,可以得到目标重建图像块 $\hat{x}_{\text{enhanced}}$,该过程可以参见实施例 12。

[224]实施例 17: 特征自适应边缘增强的方法,即特征域增强模块基于特征域增强参数和重要概率分布通道图对重要特征通道图进行特征自适应边缘增强,得到第一重建特征的过程,可以为非边缘增强掩模边缘增强算法,也即 USM 边缘增强算法,该过程包括步骤 S61 至 S68。

[225]在步骤 S61、将重要特征通道图 $\hat{y}_{\text{ch}}$ 减去均值并除以方差得到归一化特征图。

[226]在步骤 S62、将归一化特征图乘以 0.1 并加上 0.5,并将特征值限制在 0 到 1 之间。

[227]在步骤 S63、将归一化特征图与高斯模糊卷积核进行二维卷积操作,得到高斯模糊图像。

[228]在步骤 S64、将原始重建图像减去高斯模糊图像,得到高频细节图像。

[229]在步骤 S65、将高频细节图像乘以一个边缘增强系数(即特征值对应的概率分布值对应的边缘增强分段强度值),并与归一化特征图相加,得到边缘增强特征图。

[230]在步骤 S66、将边缘增强特征图特征值限制在 0 到 1 之间。

[231]在步骤 S67、将边缘增强特征图减去 0.5 并除以 0.1 得到边缘增强后的归一化特征图。

[232]在步骤 S68、将边缘增强后的归一化特征图乘以方差并加上均值，得到重要特征通道图 y_hat_ch 对应的重要特征通道边缘增强特征图 y_hat_sharp ，即第一重建特征。

[233]示例性的，原始重建图像为重要特征通道图 y_hat_ch ，该过程可以参见实施例 10。

[234]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 17 中的每个实施例，可以单独实现，实施例 1-实施例 17 中的至少两个实施例，可以组合实现。

[235]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，即解码端可以采用与编码端相同的方式处理，解码端的内容也可以应用到编码端，即编码端可以采用与解码端相同的方式处理。

[236]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 17 中的解码方法，即解码端的处理流程。

[237]比如说，在一种可能的实施方式中，解码器，其经配置以实现：对当前图像块对应的第一码流进行解码，得到所述当前图像块对应的系数超参特征；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对应的第二码流进行解码，得到所述当前图像块对应的初始重建特征；对当前图像块对应的第三码流进行解码，得到所述当前图像块对应的增强参数；以及基于所述增强参数和所述概率分布参数对所述初始重建特征进行增强，得到增强重建特征，基于所述增强重建特征确定所述当前图像块对应的目标重建图像块。

[238]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 17 中的编码方法，即编码端的处理流程。

[239]比如说，在一种可能的实施方式中，编码器，其经配置以实现：对当前图像块对应的系数超参特征进行编码，得到所述当前图像块对应的第一码流；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对应的初始图像特征进行编码，得到所述当前图像块对应的第二码流；针对每个候选增强参数，基于该候选增强参数和所述概率分布参数对初始重建特征进行增强，得到增强重建特征，基于所述增强重建特征确定目标重建图像块，并基于所述目标重建图像块确定该候选增强参数对应的代价值；基于每个候选增强参数对应的代价值从所有候选增强参数中选取当前图像块对应的增强参数，对该增强参数进行编码，得到当前图像块对应的第三码流。

[240]基于与上述方法同样的申请构思，本申请实施例提供一种解码端设备（也可以称为视频解码器），从硬件层面而言，该解码端设备的硬件架构示意图可以参见图 7A 所示。该解码端设备包括：处理器 711 和机器可读存储介质 712，机器可读存储介质 712 存储有能够被处理器 711 执行的机器可执行指令；处理器 711 用于执行机器可执行指令，以实现本申请上述实施例 1-17 的解码方法。

[241]比如说，在一种可能的实施方式中，处理器 711 执行机器可执行指令时用于实现：对当前图像块对应的第一码流进行解码，得到所述当前图像块对应的系数超参特征；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对应的第二码流进行解码，得到所述当前图像块对应的初始重建特征；对当前图像块对应的第三码流进行解码，得到所述当前图像块对应的增强参数；以及基于所述增强参数和所

述概率分布参数对所述初始重建特征进行增强,得到增强重建特征,基于所述增强重建特征确定所述当前图像块对应的目标重建图像块。

[242]基于与上述方法同样的申请构思,本申请实施例提供一种编码端设备(也可以称为视频编码器),从硬件层面而言,该编码端设备的硬件架构示意图可以参见图 7B 所示。该编码端设备包括:处理器 721 和机器可读存储介质 722,机器可读存储介质 722 存储有能够被处理器 721 执行的机器可执行指令;处理器 721 用于执行机器可执行指令,以实现本申请上述实施例 1-17 的编码方法。

[243]比如说,在一种可能的实施方式中,处理器 721 执行机器可执行指令时用于实现:对当前图像块对应的系数超参特征进行编码,得到所述当前图像块对应的第一码流;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对应的初始图像特征进行编码,得到所述当前图像块对应的第二码流;针对每个候选增强参数,基于该候选增强参数和所述概率分布参数对初始重建特征进行增强,得到增强重建特征,基于所述增强重建特征确定目标重建图像块,并基于所述目标重建图像块确定该候选增强参数对应的代价值;基于每个候选增强参数对应的代价值从所有候选增强参数中选取当前图像块对应的增强参数,对该增强参数进行编码,得到当前图像块对应的第三码流。

[244]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,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 1-17 的解码方法或编码方法。

[245]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实施例公开的方法,如上述各实施例中的解码方法或者编码方法。

[246]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被处理器执行时,能够实现本申请上述实施例公开的解码方法或者编码方法。

[247]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,所述解码装置可以应用于解码端(也可以称为视频解码器),所述解码装置可以包括:解码模块,用于对当前图像块对应的第一码流进行解码,得到所述当前图像块对应的系数超参特征;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对应的第二码流进行解码,得到所述当前图像块对应的初始重建特征;对所述当前图像块对应的第三码流进行解码,得到所述当前图像块对应的增强参数;增强模块,用于基于所述增强参数和所述概率分布参数对所述初始重建特征进行增强,得到增强重建特征;以及确定模块,用于基于所述增强重建特征确定所述当前图像块对应的目标重建图像块。

[248]示例性的,所述增强参数包括重要通道标识,所述初始重建特征包括 C 个特征通道图,所述概率分布参数包括 C 个概率分布通道图,所述 C 个概率分布通道图与所述 C 个特征通道图一一对应,所述增强模块,还用于从所述 C 个特征通道图中选取所述重要通道标识对应的特征通道图作为重要特征通道图,并将剩余的特征通道图选取为非重要特征通道图;将所述重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为重要概率分布通道图,并将所述非重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为非重要概率分布通道图。

[249]示例性的,所述初始重建特征包括 C 个特征通道图,所述概率分布参数包括 C 个概率分布通道图,所述 C 个概率分布通道图与所述 C 个特征通道图一一对应,所述增强模块,还用于针对每个特征通道图,基于所述特征通道图中的特征值和所述特征通道

图对应的概率分布通道图中的概率分布值,确定所述特征通道图对应的消耗比特数量;基于每个特征通道图对应的消耗比特数量,从所述C个特征通道图中选取重要特征通道图,将剩余的特征通道图选取为非重要特征通道图;将所述重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为重要概率分布通道图,将所述非重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为非重要概率分布通道图。

[250]示例性的,所述初始重建特征包括重要特征通道图和非重要特征通道图,所述概率分布参数包括所述重要特征通道图对应的重要概率分布通道图和所述非重要特征通道图对应的非重要概率分布通道图,所述增强模块基于所述增强参数和所述概率分布参数对所述初始重建特征进行增强,得到增强重建特征时具体用于:基于特征域增强参数和所述重要概率分布通道图对所述重要特征通道图进行特征自适应边缘增强,得到特征自适应边缘增强后的第一重建特征;基于所述特征域增强参数和所述非重要概率分布通道图对所述非重要特征通道图进行特征自适应拉伸,得到特征自适应拉伸后的第二重建特征;基于所述第一重建特征和所述第二重建特征生成增强重建特征。

[251]示例性的,所述特征域增强参数包括多个边缘增强分段强度值和多个边缘增强分段阈值,所述多个边缘增强分段阈值组成多个边缘增强阈值区间,且所述多个边缘增强阈值区间与所述多个边缘增强分段强度值一一对应;所述增强模块基于所述特征域增强参数和所述重要概率分布通道图对所述重要特征通道图进行特征自适应边缘增强,得到特征自适应边缘增强后的第一重建特征时具体用于:若所述重要概率分布通道图包括多个概率分布值,那么,针对每个概率分布值,基于该概率分布值对应的边缘增强阈值区间确定该概率分布值对应的边缘增强分段强度值;基于每个概率分布值对应的边缘增强分段强度值对所述重要特征通道图进行特征自适应边缘增强,得到特征自适应边缘增强后的第一重建特征。

[252]示例性的,所述增强模块基于每个概率分布值对应的边缘增强分段强度值对所述重要特征通道图进行特征自适应边缘增强,得到特征自适应边缘增强后的第一重建特征时具体用于:对所述重要特征通道图进行归一化,得到归一化特征图;基于所述重要特征通道图和所述归一化特征图生成高频细节图像;针对所述高频细节图像中的每个特征值,基于该特征值对应的概率分布值对应的边缘增强分段强度值对该特征值进行边缘增强,得到边缘增强特征值;基于每个特征值对应的边缘增强特征值确定边缘增强特征图;对所述边缘增强特征图进行反归一化,得到所述第一重建特征。

[253]示例性的,所述特征域增强参数包括拉伸参数值,所述增强模块基于所述特征域增强参数和所述非重要概率分布通道图对所述非重要特征通道图进行特征自适应拉伸,得到特征自适应拉伸后的第二重建特征时具体用于:若非重要特征通道图包括多个特征值,非重要概率分布通道图包括多个概率分布值,那么,针对非重要特征通道图中的每个特征值,基于所述特征值、所述拉伸参数值和所述特征值对应的概率分布值,确定所述特征值对应的拉伸后特征值;基于所述非重要特征通道图中每个特征值对应的拉伸后特征值确定所述第二重建特征。

[254]示例性的,所述确定模块基于所述增强重建特征确定所述当前图像块对应的目标重建图像块时具体用于:将所述增强重建特征输入给合成变换网络,得到所述当前图像块对应的目标重建图像块;或者,将所述增强重建特征输入给合成变换网络,得到所述当前图像块对应的初始重建图像块;基于所述当前图像块对应的图像域增强参数和所述概率分布参数对所述初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到所述当前图像块对应的目标重建图像块;其中,所述图像域增强参数是对当前图像块对应的第三码流解码得到。

[255]示例性的,所述图像域增强参数包括多个图像增强分段强度值和多个图像增强分段

阈值,所述多个图像增强分段阈值组成多个图像增强阈值区间,所述多个图像增强阈值区间与所述多个图像增强分段强度值一一对应;所述确定模块基于所述当前图像块对应的图像域增强参数和所述概率分布参数对所述初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到所述当前图像块对应的目标重建图像块时具体用于:基于所述概率分布参数获取目标概率分布通道图;若所述目标概率分布通道图包括多个概率分布值,那么,针对每个概率分布值,基于该概率分布值对应的图像增强阈值区间确定该概率分布值对应的图像增强分段强度值;基于每个概率分布值对应的图像增强分段强度值对所述初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到所述当前图像块对应的目标重建图像块。

[256]示例性的,所述确定模块基于所述概率分布参数获取目标概率分布通道图时具体用于:若所述概率分布参数包括重要概率分布通道图和非重要概率分布通道图,则对所述重要概率分布通道图进行上采样,得到所述目标概率分布通道图;其中,所述目标概率分布通道图的尺寸与所述初始重建图像块的尺寸相同。

[257]示例性的,所述确定模块基于每个概率分布值对应的图像增强分段强度值对所述初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到所述当前图像块对应的目标重建图像块时具体用于:基于所述初始重建图像块生成高频细节图像;针对所述高频细节图像中的每个特征值,基于该特征值对应的概率分布值对应的图像增强分段强度值对该特征值进行边缘增强,得到图像增强特征值;基于所述高频细节图像中的每个特征值对应的图像增强特征值确定所述目标重建图像块。

[258]示例性的,所述增强模块基于所述增强参数和所述概率分布参数对所述初始重建特征进行增强,得到增强重建特征时具体用于:基于特征域增强参数和所述概率分布参数对所述当前图像块的亮度分量对应的初始重建特征进行特征域增强,得到亮度分量对应的增强重建特征;所述确定模块基于所述当前图像块对应的图像域增强参数和所述概率分布参数对所述初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到所述当前图像块对应的目标重建图像块时具体用于:基于所述图像域增强参数和所述概率分布参数对所述当前图像块的亮度分量对应的初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到亮度分量对应的目标重建图像块;基于所述图像域增强参数和所述概率分布参数对所述当前图像块的色度分量对应的初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到色度分量对应的目标重建图像块。

[259]示例性的,所述初始重建特征包括多个特征通道图,所述概率分布参数包括多个概率分布通道图,所述多个概率分布通道图与所述多个特征通道图一一对应,所述解码模块进一步用于:对所述当前图像块对应的码流进行解码,得到重要通道标识;所述确定模块进一步用于:根据所述重要通道标识,从所述多个特征通道图中选取所述重要通道标识对应的特征通道图作为重要特征通道图,并将剩余的特征通道图选取为非重要特征通道图;将所述重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为所述重要概率分布通道图,并将所述非重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为所述非重要概率分布通道图。

[260]示例性的,所述初始重建特征包括多个特征通道图,所述概率分布参数包括多个概率分布通道图,所述多个概率分布通道图与所述多个特征通道图一一对应,所述确定模块进一步用于:针对每个特征通道图,基于所述特征通道图中的特征值和所述特征通道图对应的概率分布通道图中的概率分布值,确定所述特征通道图对应的消耗比特数量;基于每个特征通道图对应的消耗比特数量,从所述多个特征通道图中选取重要特征通道图,并将剩余的特征通道图选取为非重要特征通道图;将所述重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为所述重要概率分布通道图,并将所述非重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为所述非重要概率分布通道图。

[261]示例性的,通过对所述当前图像块相关的第一码流进行解码,获取所述当前图像块

对应的系数超参特征和所述概率分布参数；通过对所述当前图像块相关的第二码流进行解码，获取所述当前图像块对应的初始重建特征；通过对所述当前图像块相关的第三码流进行解码，获取所述重要通道标识；其中，所述第一码流、所述第二码流和所述第三码流为编码了不同信息的码流。

[262]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（也可以称为视频编码器），所述装置可以包括：编码模块，用于对当前图像块对应的系数超参特征进行编码，得到所述当前图像块对应的第一码流；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对应的初始图像特征进行编码，得到所述当前图像块对应的第二码流；增强模块，用于针对每个候选增强参数，基于该候选增强参数和所述概率分布参数对初始重建特征进行增强，得到增强重建特征；确定模块，用于基于所述增强重建特征确定目标重建图像块，并基于所述目标重建图像块确定该候选增强参数对应的代价值；基于每个候选增强参数对应的代价值从所有候选增强参数中选取当前图像块对应的增强参数；所述编码模块，还用于对该增强参数进行编码，得到当前图像块对应的第三码流。

[263]示例性的，所述初始重建特征包括重要特征通道图和非重要特征通道图，且所述概率分布参数包括所述重要特征通道图对应的重要概率分布通道图和所述非重要特征通道图对应的非重要概率分布通道图，所述增强模块基于该候选增强参数和所述概率分布参数对初始重建特征进行增强，得到增强重建特征时具体用于：基于候选特征域增强参数和所述重要概率分布通道图对所述重要特征通道图进行特征自适应边缘增强，得到特征自适应边缘增强后的第一重建特征；基于该候选特征域增强参数和所述非重要概率分布通道图对所述非重要特征通道图进行特征自适应拉伸，得到特征自适应拉伸后的第二重建特征；基于所述第一重建特征和所述第二重建特征生成增强重建特征。

[264]示例性的，所述确定模块基于所述增强重建特征确定目标重建图像块时具体用于：将所述增强重建特征输入给合成变换网络，得到所述当前图像块对应的初始重建图像块；针对每个候选图像域增强参数，基于该候选图像域增强参数和所述概率分布参数对所述初始重建图像块进行图像自适应边缘增强，得到所述当前图像块对应的目标重建图像块；

[265]所述编码模块，还用于针对每个候选图像域增强参数，基于目标重建图像块确定候选图像域增强参数对应的代价值；基于每个候选图像域增强参数对应的代价值从所有候选图像域增强参数中选取当前图像块对应的图像域增强参数，对该图像域增强参数进行编码，得到当前图像块对应的第三码流。

[266]本领域内的技术人员应明白，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。

[267]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：
对当前图像块对应的码流进行解码，得到所述当前图像块对应的系数超参特征；
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对应的码流进行解码，得到所述当前图像块对应的初始重建特征；以及
基于所述初始重建特征确定所述当前图像块对应的目标重建图像块。
- 2、根据权利要求1所述的解码方法，其特征在于，所述基于所述初始重建特征确定所述当前图像块对应的目标重建图像块，包括：
将所述初始重建特征输入给合成变换网络，得到所述当前图像块对应的目标重建图像块。
- 3、根据权利要求1所述的解码方法，其特征在于，所述基于所述初始重建特征确定所述当前图像块对应的目标重建图像块，包括：
将所述初始重建特征输入给合成变换网络，得到所述当前图像块对应的初始重建图像块；
基于所述当前图像块对应的图像域增强参数和所述概率分布参数对所述初始重建图像块进行图像自适应边缘增强，得到所述当前图像块对应的目标重建图像块；
其中，所述图像域增强参数是对所述当前图像块对应的码流解码得到。
- 4、根据权利要求3所述的解码方法，其特征在于，所述图像域增强参数包括多个图像增强分段强度值和多个图像增强分段阈值，所述多个图像增强分段阈值组成多个图像增强阈值区间，所述多个图像增强阈值区间与所述多个图像增强分段强度值一一对应。
- 5、根据权利要求4所述的解码方法，其特征在于，所述基于所述当前图像块对应的图像域增强参数和所述概率分布参数对所述初始重建图像块进行图像自适应边缘增强，得到所述当前图像块对应的目标重建图像块，包括：
基于所述概率分布参数获取目标概率分布通道图；
若所述目标概率分布通道图包括多个概率分布值，那么，针对每个概率分布值，基于该概率分布值对应的图像增强阈值区间确定该概率分布值对应的图像增强分段强度值；
基于每个概率分布值对应的图像增强分段强度值对所述初始重建图像块进行图像自适应边缘增强，得到所述当前图像块对应的目标重建图像块。
- 6、根据权利要求5所述的解码方法，其特征在于，所述基于所述概率分布参数获取目标概率分布通道图，包括：
若所述概率分布参数包括重要概率分布通道图和非重要概率分布通道图，则对所述重要概率分布通道图进行上采样，得到所述目标概率分布通道图；
其中，所述目标概率分布通道图的尺寸与所述初始重建图像块的尺寸相同。
- 7、根据权利要求5或6所述的解码方法，其特征在于，所述基于每个概率分布值对应的图像增强分段强度值对所述初始重建图像块进行图像自适应边缘增强，得到所述当前图像块对应的目标重建图像块，包括：
基于所述初始重建图像块生成高频细节图像；
针对所述高频细节图像中的每个特征值，基于该特征值对应的概率分布值对应的图像增强分段强度值对该特征值进行边缘增强，得到图像增强特征值；
基于所述高频细节图像中的每个特征值对应的图像增强特征值确定所述目标重建图像块。
- 8、根据权利要求3所述的解码方法，其特征在于，所述基于所述当前图像块对应的图像域增强参数和所述概率分布参数对所述初始重建图像块进行图像自适应边缘增强，得到所述当前图像块对应的目标重建图像块，包括：

基于所述图像域增强参数和所述概率分布参数对所述当前图像块的亮度分量对应的初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到亮度分量对应的目标重建图像块。

9、根据权利要求6所述的解码方法,其特征在于,所述初始重建特征包括多个特征通道图,所述概率分布参数包括多个概率分布通道图,所述多个概率分布通道图与所述多个特征通道图一一对应,所述方法还包括:

对所述当前图像块对应的码流进行解码,得到重要通道标识;

根据所述重要通道标识,从所述多个特征通道图中选取所述重要通道标识对应的特征通道图作为重要特征通道图,并将剩余的特征通道图选取为非重要特征通道图;

将所述重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为所述重要概率分布通道图,并将所述非重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为所述非重要概率分布通道图。

10、根据权利要求6所述的解码方法,其特征在于,所述初始重建特征包括多个特征通道图,所述概率分布参数包括多个概率分布通道图,所述多个概率分布通道图与所述多个特征通道图一一对应,所述方法还包括:

针对每个特征通道图,基于所述特征通道图中的特征值和所述特征通道图对应的概率分布通道图中的概率分布值,确定所述特征通道图对应的消耗比特数量;

基于每个特征通道图对应的消耗比特数量,从所述多个特征通道图中选取重要特征通道图,并将剩余的特征通道图选取为非重要特征通道图;

将所述重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为所述重要概率分布通道图,并将所述非重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为所述非重要概率分布通道图。

11、根据权利要求9所述的解码方法,其特征在于,通过对所述当前图像块相关的第一码流进行解码,获取所述当前图像块对应的系数超参特征和所述概率分布参数;

通过对所述当前图像块相关的第二码流进行解码,获取所述当前图像块对应的初始重建特征;

通过对所述当前图像块相关的第三码流进行解码,获取所述重要通道标识;

其中,所述第一码流、所述第二码流和所述第三码流为编码了不同信息的码流。

12、根据权利要求11所述的解码方法,其特征在于,所述第三码流为头信息码流。

13、一种编码方法,其特征在于,所述方法包括:

对当前图像块对应的系数超参特征进行编码,得到所述当前图像块对应的第一码流;

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对应的初始图像特征进行编码,得到所述当前图像块对应的第二码流;

对重要通道标识进行编码,得到所述当前图像块对应的第三码流。

14、一种解码装置,其特征在于,所述装置包括:

解码模块,用于对当前图像块对应的码流进行解码,得到所述当前图像块对应的系数超参特征;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对应的码流进行解码,得到所述当前图像块对应的初始重建特征;以及

确定模块,用于基于所述初始重建特征确定所述当前图像块对应的目标重建图像块。

15、根据权利要求14所述的解码装置,其特征在于,所述确定模块基于所述初始重建特征确定所述当前图像块对应的目标重建图像块时,进一步用于:

将所述初始重建特征输入给合成变换网络,得到所述当前图像块对应的目标重建图像块。

16、根据权利要求14所述的解码装置,其特征在于,所述确定模块基于所述初始重建特征确定所述当前图像块对应的目标重建图像块时,进一步用于:

将所述初始重建特征输入给合成变换网络,得到所述当前图像块对应的初始重建图像块;

基于所述当前图像块对应的图像域增强参数和所述概率分布参数对所述初始重建

图像块进行图像自适应边缘增强,得到所述当前图像块对应的目标重建图像块;

其中,所述图像域增强参数是对所述当前图像块对应的码流解码得到。

17、根据权利要求 16 所述的解码装置,其特征在于,所述图像域增强参数包括多个图像增强分段强度值和多个图像增强分段阈值,所述多个图像增强分段阈值组成多个图像增强阈值区间,所述多个图像增强阈值区间与所述多个图像增强分段强度值一一对应。

18、根据权利要求 17 所述的解码装置,其特征在于,所述确定模块基于所述当前图像块对应的图像域增强参数和所述概率分布参数对所述初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到所述当前图像块对应的目标重建图像块时,进一步用于:

基于所述概率分布参数获取目标概率分布通道图;

若所述目标概率分布通道图包括多个概率分布值,那么,针对每个概率分布值,基于该概率分布值对应的图像增强阈值区间确定该概率分布值对应的图像增强分段强度值;

基于每个概率分布值对应的图像增强分段强度值对所述初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到所述当前图像块对应的目标重建图像块。

19、根据权利要求 18 所述的解码装置,其特征在于,所述确定模块基于所述概率分布参数获取目标概率分布通道图时,进一步用于:

若所述概率分布参数包括重要概率分布通道图和非重要概率分布通道图,则对所述重要概率分布通道图进行上采样,得到所述目标概率分布通道图;

其中,所述目标概率分布通道图的尺寸与所述初始重建图像块的尺寸相同。

20、根据权利要求 18 或 19 所述的解码装置,其特征在于,所述确定模块基于每个概率分布值对应的图像增强分段强度值对所述初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到所述当前图像块对应的目标重建图像块时,进一步用于:

基于所述初始重建图像块生成高频细节图像;

针对所述高频细节图像中的每个特征值,基于该特征值对应的概率分布值对应的图像增强分段强度值对该特征值进行边缘增强,得到图像增强特征值;

基于所述高频细节图像中的每个特征值对应的图像增强特征值确定所述目标重建图像块。

21、根据权利要求 16 所述的解码装置,其特征在于,所述确定模块基于所述当前图像块对应的图像域增强参数和所述概率分布参数对所述初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到所述当前图像块对应的目标重建图像块时,进一步用于:

基于所述图像域增强参数和所述概率分布参数对所述当前图像块的亮度分量对应的初始重建图像块进行图像自适应边缘增强,得到亮度分量对应的目标重建图像块。

22、根据权利要求 19 所述的解码装置,其特征在于,所述初始重建特征包括多个特征通道图,所述概率分布参数包括多个概率分布通道图,所述多个概率分布通道图与所述多个特征通道图一一对应,

所述解码模块进一步用于:

对所述当前图像块对应的码流进行解码,得到重要通道标识;

所述确定模块进一步用于:

根据所述重要通道标识,从所述多个特征通道图中选取所述重要通道标识对应的特征通道图作为重要特征通道图,并将剩余的特征通道图选取为非重要特征通道图;

将所述重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为所述重要概率分布通道图,并将所述非重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为所述非重要概率分布通道图。

23、根据权利要求 19 所述的解码装置,其特征在于,所述初始重建特征包括多个特征通道图,所述概率分布参数包括多个概率分布通道图,所述多个概率分布通道图与所述多个特征通道图一一对应,

所述确定模块进一步用于：

针对每个特征通道图，基于所述特征通道图中的特征值和所述特征通道图对应的概率分布通道图中的概率分布值，确定所述特征通道图对应的消耗比特数量；

基于每个特征通道图对应的消耗比特数量，从所述多个特征通道图中选取重要特征通道图，并将剩余的特征通道图选取为非重要特征通道图；

将所述重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为所述重要概率分布通道图，并将所述非重要特征通道图对应的概率分布通道图选取为所述非重要概率分布通道图。

24、根据权利要求 22 所述的解码装置，其特征在于，通过对所述当前图像块相关的第一码流进行解码，获取所述当前图像块对应的系数超参特征和所述概率分布参数；

通过对所述当前图像块相关的第二码流进行解码，获取所述当前图像块对应的初始重建特征；

通过对所述当前图像块相关的第三码流进行解码，获取所述重要通道标识；

其中，所述第一码流、所述第二码流和所述第三码流为编码了不同信息的码流。

25、根据权利要求 24 所述的解码装置，其特征在于，所述第三码流为头信息码流。

26、一种编码装置，其特征在于，所述装置包括：

编码模块，用于对当前图像块对应的系数超参特征进行编码，得到所述当前图像块对应的第一码流；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对应的初始图像特征进行编码，得到所述当前图像块对应的第二码流；对重要通道标识进行编码，得到所述当前图像块对应的第三码流。

27、一种解码端设备，其特征在于，所述解码端设备包括：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；

所述处理器用于执行机器可执行指令，以实现权利要求 1-12 任一项所述的解码方法。

28、一种编码端设备，其特征在于，所述编码端设备包括：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；

所述处理器用于执行机器可执行指令，以实现权利要求 13 所述的编码方法。

29、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 1-12 任一项所述的解码方法，或者，所述计算机指令被处理器执行时，实现权利要求 13 所述的编码方法。

30、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，能够实现权利要求 1-12 任一项所述的解码方法或者实现权利要求 13 所述的编码方法。