

一种基于神经网络的图像解码、编码方法、装置及其设备

技术领域

[01]本公开涉及编解码技术领域,尤其是涉及一种基于神经网络的图像解码、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稳定性较差、泛化性较差和复杂度较高等问题。

发明内容

[04]有鉴于此,本公开提供了一种基于神经网络的图像解码、编码方法、装置及其设备,提高了编码性能和解码性能,解决稳定性较差、泛化性较差和复杂度较高等问题。

[05]本公开提供一种基于神经网络的图像解码方法,应用于解码端,所述方法包括:

[06]从码流中解码当前块对应的控制参数和图像信息;

[07]从所述控制参数中获取解码处理单元对应的神经网络信息,并基于所述神经网络信息生成所述解码处理单元对应的解码神经网络;

[08]基于所述图像信息确定所述解码处理单元对应的输入特征,基于所述解码神经网络对所述输入特征进行处理,得到所述解码处理单元对应的输出特征。

[09]本公开提供一种基于神经网络的图像编码方法,应用于编码端,所述方法包括:

[10]基于当前块确定编码处理单元对应的输入特征,基于所述编码处理单元对应的编码神经网络对所述输入特征进行处理,得到所述编码处理单元对应的输出特征,并基于所述输出特征确定所述当前块对应的图像信息;

[11]获取当前块对应的控制参数,所述控制参数包括解码处理单元对应的神经网络信息,所述神经网络信息用于确定所述解码处理单元对应的解码神经网络;

[12]在码流中编码所述当前块对应的图像信息和控制参数。

[13]本公开提供一种基于神经网络的图像解码装置,所述装置包括:

[14]存储器,其经配置以存储视频数据;

[15]解码器,其经配置以实现:

[16]从码流中解码当前块对应的控制参数和图像信息;

[17]从所述控制参数中获取解码处理单元对应的神经网络信息,并基于所述神经网络信息生成所述解码处理单元对应的解码神经网络;

[18]基于所述图像信息确定所述解码处理单元对应的输入特征,基于所述解码神经网络对所述输入特征进行处理,得到所述解码处理单元对应的输出特征。

[19]本公开提供一种基于神经网络的图像编码装置,所述装置包括:

[20]存储器,其经配置以存储视频数据;

[21]编码器,其经配置以实现:

[22]基于当前块确定编码处理单元对应的输入特征,基于所述编码处理单元对应的编码神经网络对所述输入特征进行处理,得到所述编码处理单元对应的输出特征,并基于所述输出特征确定所述当前块对应的图像信息;

[23]获取当前块对应的控制参数,所述控制参数包括解码处理单元对应的神经网络信息,所述神经网络信息用于确定所述解码处理单元对应的解码神经网络;

[24]在码流中编码所述当前块对应的图像信息和控制参数。

[25]本公开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;

[26]所述处理器用于执行机器可执行指令,以实现上述的基于神经网络的图像解码方法。

[27]本公开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;

[28]所述处理器用于执行机器可执行指令,以实现上述的基于神经网络的图像编码方法。

[29]由以上技术方案可见,本公开实施例中,可以从码流中解码当前块对应的控制参数,从控制参数中获取解码处理单元对应的神经网络信息,并基于神经网络信息生成解码处理单元对应的解码神经网络,继而基于解码神经网络实现图像解码,提高解码性能。可以基于编码处理单元对应的编码神经网络实现图像编码,提高编码性能。能够采用神经网络(如解码神经网络和编码神经网络等)对图像进行编码和解码,且通过码流传输神经网络信息,继而基于神经网络信息生成解码处理单元对应的解码神经网络,从而解决稳定性较差、泛化性较差和复杂度较高等问题,即稳定性较好,泛化性较好,复杂度较低。可以提供编解码复杂度动态调整的方案,相比单一神经网络的框架有更优的编码性能和解码性能。由于是每个当前块对应控制参数,那么,从控制参数获取的神经网络信息就是针对当前块的神经网络信息,从而对每个当前块分别生成解码神经网络,即不同当前块的解码神经网络可能相同,也可能不同,从而块级别的解码神经网络,即解码神经网络是可以变动可以调整的。

附图说明

[30]图 1 是视频编码框架的示意图;

[31]图 2A-图 2C 是视频编码框架的示意图;

[32]图 3 是本公开一种实施方式中的基于神经网络的图像解码方法的流程图;

[33]图 4 是本公开一种实施方式中的基于神经网络的图像编码方法的流程图;

[34]图 5A 和图 5C 是本公开一种实施方式中的图像编码方法和图像解码方法的示意图;

[35]图 5B 和图 5D 是本公开一种实施方式中的边界填充的示意图;

[36]图 5E 是本公开一种实施方式中的原始图像的图像域变换的示意图;

[37]图 6A 和图 6B 是本公开一种实施方式中的解码端的结构示意图;

[38]图 6C 是本公开一种实施方式中的系数超参特征生成单元的结构示意图;

[39]图 6D 是本公开一种实施方式中的图像特征反变换单元的结构示意图;

[40]图 7A、图 7B 和图 7C 是本公开一种实施方式中的编码端的结构示意图;

[41]图 8A 是本公开一种实施方式中的解码端设备的硬件结构图;

[42]图 8B 是本公开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

[43]在本公开实施例使用的术语仅仅是出于描述特定实施例的目的,而非用于限制本公开。本公开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,尽管在本公开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,在不脱离本公开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”。

[44]本公开实施例中提出一种基于神经网络的图像解码、编码方法、可以涉及如下概念:

[45]神经网络 (Neural Network, NN): 神经网络是指人工神经网络, 而不是生物神经网络, 神经网络是一种运算模型, 由大量节点 (或称为神经元) 之间相互联接构成。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分为三类: 输入单元、输出单元和隐单元。输入单元接受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, 其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。

[46]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、ReLU 函数、Leaky-ReLU 函数、PReLU 函数、GDN 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。

[47]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。

[48]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 为 1, 则表示输出尺寸等于输入尺寸; 若 stride (步长) 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。

[49]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。

[50]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。

[51]视频编码框架: 参见图 1 所示, 为编码端的视频编码框架的示意图, 可以使用该视频编码框架实现本公开实施例的编码端处理流程, 视频解码框架的示意图可以与图 1 类似, 在此不再重复赘述, 可以使用视频解码框架实现本公开实施例的解码端处理流程。

[52]示例性的, 参见图 1 所示, 视频编码框架可以包括预测、变换、量化、熵编码器、反量化、反变换、重建、滤波等模块。在编码端, 通过这些模块之间的配合, 可以实现编码端的处理流程。此外, 视频解码框架可以包括预测、变换、量化、熵解码器、反量化、反变换、重建、滤波等模块, 在解码端, 通过这些模块之间的配合, 可以实现解码端的处理流程。

[53]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，复杂度影响较小。

[54]下面对编码端和解码端的结构进行简单介绍。参见图 2A 所示，示出用于实现本公开实施例的编码端的实例的示意性框图。在图 2A 中，编码端包括预测处理单元、残差计算单元、变换处理单元、量化单元、编码单元、反量化单元（也可以称为逆量化单元）、反变换处理单元（也可以称为逆变换处理单元）、重构单元（或者称为重建单元）以及滤波器单元。在一个例子中，编码端还可以包括缓冲器、经解码图像缓冲器，其中，缓冲器用于缓存重构单元输出的重构图像块，经解码图像缓冲器用于缓存滤波器单元输出的滤波后的图像块。

[55]编码端（也称为编码器）的输入为图像（可以称为待编码图像）的图像块，图像块也可以称为当前块或待编码块，编码端中还可以包括分割单元（图中未示出），该分割单元用于将待编码图像分割成多个图像块。编码端用于逐块编码从而完成对待编码图像的编码，例如，对每个图像块执行编码过程。预测处理单元用于接收或获取图像块（当前待编码图像的当前待编码图像块，也可以称为当前块，该图像块可以理解为图像块的真实值）和已重构图像数据，基于已重构图像数据中的相关数据对当前块进行预测，得到当前块的预测块。在一个例子中，预测处理单元可以包含帧间预测单元、帧内预测单元和模式选择单元，模式选择单元用于选择帧内预测模式或者帧间预测模式，若选择帧内预测模式，则由帧内预测单元执行预测过程，若选择帧间预测模式，则可以由帧间预测单元执行预测过程。

[56]残差计算单元用于计算图像块的真实值和该图像块的预测块之间的残差，得到残差块，例如，残差计算单元可以通过逐像素将图像块的像素值减去预测块的像素值。

[57]变换处理单元用于对残差块进行例如离散余弦变换（discrete cosine transform, DCT）或离散正弦变换（discrete sine transform, DST）的变换，以在变换域中获取变换系数，变换系数也可以称为变换残差系数，该变换残差系数可以在变换域中表示残差块。

[58]量化单元用于通过应用标量量化或向量量化来量化变换系数，以获取经量化变换系数，经量化变换系数也可以称为经量化残差系数。量化过程可以减少与部分或全部变换系数有关的位深度。例如，可在量化期间将 n 位变换系数向下舍入到 m 位变换系数，其中 n 大于 m 。可通过调整量化参数（quantization parameter, QP）修改量化程度。例如，对于标量量化，可以应用不同的标度来实现较细或较粗的量化。较小量化步长对应较细量化，而较大量化步长对应较粗量化。可以通过量化参数（quantization parameter, QP）指示合适的量化步长。

[59]编码单元用于对上述经量化残差系数进行编码，以经编码比特流的形式输出的经编码图像数据（即当前待编码图像块的编码结果），然后将经编码比特流传输到解码器，或将其存储起来，后续传输至解码器或用于检索。编码单元还可用于对当前图像块的其它语法元素进行编码，例如将预测模式编码至码流等。编码算法包括但不限于可变长度编码（variable length coding, VLC）算法、上下文自适应 VLC（context adaptive VLC, CAVLC）算法、算术编码算法、上下文自适应二进制算术编码（context adaptive binary arithmetic coding, CABAC）算法、基于语法的上下文自适应二进制算术编码（syntax-based context-adaptive binary arithmetic coding, SBAC）算法、概率区间分割熵（probability interval partitioning entropy, PIPE）算法。

[60]反量化单元用于对上述经量化系数进行反量化，以获取经反量化系数，该反量化是上述量化单元的反向应用，例如，基于或使用与量化单元相同的量化步长，应用量化单元应用的量化方案的逆量化方案。经反量化系数也可以称为经反量化残差系数。

[61]反变换处理单元用于对上述反量化系数进行反变换，应该理解，该反变换是上述变换处理单元的反向应用，例如，反变换可以包括逆离散余弦变换（inverse discrete cosine transform, IDCT）或逆离散正弦变换（inverse discrete sine transform, IDST），以在像素域（或者称为样本域）中获取逆变换块。逆变换块也可以称为逆变换经反量化块或逆变换残差块。

[62]重构单元用于将逆变换块（即逆变换残差块）添加至预测块，以在样本域中获取经重构块，重构单元可以为求和器，例如，将残差块的样本值（即像素值）与预测块的样本值相加。该重构单元输出的重构块可以后续用于预测其他图像块，例如，在帧内预测模式下使用。

[63]滤波器单元（或简称“滤波器”）用于对经重构块进行滤波以获取经滤波块，从而顺利进行像素转变或提高图像质量。滤波器单元可以为环路滤波器单元，旨在表示一个或多个环路滤波器，例如，滤波器单元可以为去块滤波器、样本自适应偏移

(sample-adaptive offset, SAO) 滤波器或其它滤波器, 例如双边滤波器、自适应环路滤波器 (adaptive loop filter, ALF), 或锐化或平滑滤波器, 或协同滤波器。在一个例子中, 该滤波单元输出的经滤波块可以后续用于预测其他图像块, 例如, 在帧间预测模式下使用, 对此不做限制。

[64] 参见图 2B 所示, 示出用于实现本公开实施例的编码端 (也可以称为解码器) 的实例的示意性框图。解码器用于接收例如由编码器编码的经编码图像数据 (即经编码比特流, 例如, 包括图像块的经编码比特流及相关联的语法元素), 以获取经解码图像。解码器包括解码单元、反量化单元、反变换处理单元、预测处理单元、重构单元、滤波器单元。在一些实例中, 解码器可执行大体上与图 2A 的编码器描述的编码遍次互逆的解码遍次。在一个例子中, 解码器还可以包括缓冲器、经解码图像缓冲器, 其中, 缓冲器用于缓存重构单元输出的重构图像块, 经解码图像缓冲器用于缓存滤波器单元输出的滤波后的图像块。

[65] 解码单元用于对经编码图像数据执行解码, 以获取经量化系数和/或经解码的编码参数 (例如, 解码参数可以包括帧间预测参数、帧内预测参数、滤波器参数和/或其它语法元素中的任意一个或全部)。解码单元还用于将上述经解码的编码参数转发至预测处理单元, 以供预测处理单元根据编码参数执行预测过程。反量化单元的功能可与编码器的反量化单元的功能相同, 用于反量化 (即, 逆量化) 由解码单元解码的经量化系数。

[66] 反变换处理单元的功能可与编码器的反变换处理单元的功能可以相同, 重构单元 (例如求和器) 的功能可与编码器的重构单元的功能可以相同, 用于对上述经量化系数进行逆变换 (例如, 逆 DCT、逆整数变换或概念上类似的逆变换过程), 从而得到逆变换块 (也可以称为逆变换残差块), 该逆变换块即为当前图像块在像素域中的残差块。

[67] 预测处理单元, 用于接收或获取经编码图像数据 (例如当前图像块的经编码比特流) 和已重构图像数据, 预测处理单元还可以从例如解码单元接收或获取预测相关参数和/或关于所选择的预测模式的信息 (即经解码的编码参数), 并且基于已重构图像数据中的相关数据和经解码的编码参数对当前图像块进行预测, 得到当前图像块的预测块。

[68] 在一个例子中, 预测处理单元可以包含帧间预测单元、帧内预测单元和模式选择单元, 模式选择单元用于选择帧内预测模式或者帧间预测模式, 若选择帧内预测模式, 则由帧内预测单元执行预测过程, 若选择帧间预测模式, 则由帧间预测单元执行预测过程。

[69] 重构单元用于将逆变换块 (即逆变换残差块) 添加到预测块, 以在样本域中获取经重构块, 例如, 可以将逆变换残差块的样本值与预测块的样本值相加。

[70] 滤波器单元用于对经重构块进行滤波以获取经滤波块, 该经滤波块即为经解码图像块。

[71] 应当理解的是, 在本公开实施例的编码器和解码器中, 针对某个环节的处理结果也可以对其进行进一步处理后, 将进一步处理后的处理结果输出到下一个环节, 例如, 在插值滤波、运动矢量推导或滤波等环节之后, 对相应环节的处理结果进一步进行 Clip 或移位 shift 等操作。

[72] 在编码器以及解码器的基础上, 本公开实施例提供一种可能的编/解码实现方式, 如图 2C 所示, 图 2C 为本公开实施例提供的一种编码和解码的流程示意图, 该编码和解码实现方式包括过程①至过程⑤, 过程①至过程⑤可以由上述的解码器和编码器执行。过程①: 将一帧图像分成一个或多个互相不重叠的并行编码单元。该一个或多个并行编码单元之间无依赖关系, 可以完全并行且相互独立地编码和解码, 如图 2C 所示出的并行编码单元 1 和并行编码单元 2。

[73] 过程②: 对于每个并行编码单元, 可再将其分成一个或多个互相不重叠的独立编码单元, 各个独立编码单元间可相互不依赖, 但可以共用一些并行编码单元头信息。例如, 独立编码单元的宽为 w_{lcu} , 高为 h_{lcu} 。若并行编码单元划分成一个独立编码单元, 则独立编码单元的尺寸与并行编码单元完全相同; 否则, 则独立编码单元的宽应大于高 (除非是边缘区域)。

[74] 通常的, 独立编码单元可为固定的 $w_{lcu} \times h_{lcu}$, w_{lcu} 和 h_{lcu} 均为 2 的 N 次方 ($N \geq 0$), 如独立编码单元的尺寸为: 128×4 , 64×4 , 32×4 , 16×4 , 8×4 , 32×2 , 16×2 或 8×2 等。

[75] 作为一种可能的示例, 独立编码单元可以为固定的 128×4 。若并行编码单元的尺寸为 256×8 , 则可以将并行编码单元等分为 4 个独立编码单元; 若并行编码单元的尺寸为 288×10 , 则并行编码单元以划分为: 第一行和第二行分别为 2 个 128×4 和 1 个 32×4 的独立编码单元; 第三行为 2 个 128×2 和 1 个 32×2 的独立编码单元。值得注意的是,

独立编码单元既可以包括亮度 Y、色度 Cb、色度 Cr 三个分量,或红(red, R)、绿(green, G)、蓝(blue, B)三个分量,或亮度 Y、色度 Co、色度 Cg 三个分量,也可以仅包含其中的某一个分量。若独立编码单元包含三个分量,则这三个分量的尺寸可以完全一样,也可不一样,具体与图像的输入格式相关。

[76]过程③:对于每个独立编码单元,可再将其分成一个或多个互相不重叠的子编码单元,独立编码单元内的各个子编码单元可相互依赖,如多个子编码单元可以进行相互参考预编解码。

[77]若子编码单元与独立编码单元尺寸相同(即独立编码单元仅分成一个子编码单元),则其尺寸可为过程②所述的所有尺寸。若独立编码单元分成多个互相不重叠的子编码单元,则其可行划分例子有:水平等分(子编码单元的高与独立编码单元相同,但宽不同,可为其 1/2, 1/4, 1/8, 1/16 等),垂直等分(子编码单元的宽与独立编码单元相同,高不同,可为其 1/2, 1/4, 1/8, 1/16 等),水平和垂直等分(二叉树划分)等,优选为水平等分。

[78]子编码单元的宽为 w_{cu} , 高为 h_{cu} , 宽应大于高(除非是边缘区域)。通常的,子编码单元为固定的 $w_{cu} \times h_{cu}$, w_{cu} 和 h_{cu} 均为 2 个 N 次方(N 大于等于 0),如 16x4, 8x4, 16x2, 8x2, 8x1, 4x1 等。如子编码单元为固定的 16x4。若独立编码单元的尺寸为 64x4, 则将独立编码单元等分为 4 个子编码单元;若独立编码单元的尺寸为 72x4, 则子编码单元划分为: 4 个 16x4+1 个 8x4。值得注意的是,子编码单元既可以包括亮度 Y、色度 Cb、色度 Cr 三个分量(或红 R、绿 G、蓝 B 三分量,或,亮度 Y、色度 Co、色度 Cg),也可以仅包含其中的某一个分量。若包含三个分量,几个分量的尺寸可以完全一样,也可以不一样,具体与图像输入格式相关。

[79]值得注意的是,过程③可以是编解码方法中一个可选的步骤,编码器/解码器可以对过程②获得的独立编码单元进行残差系数(或残差值)进行编码和解码。

[80]过程④:对于子编码单元,可以再将其分成一个或多个互相不重叠的预测组(Prediction Group, PG),PG 也简称为 Group,各 PG 按照选定预测模式进行编解码,得到 PG 的预测值,组成整个子编码单元的预测值,基于子编码单元的预测值和原始值,获得子编码单元的残差值。

[81]过程⑤:基于子编码单元的残差值,对子编码单元进行分组,获得一个或多个相不重叠的残差小块(residual block, RB),各个 RB 的残差系数按照选定模式进行编解码,形成残差系数流。具体的,可分为对残差系数进行变换和不进行变换两类。

[82]其中,过程⑤中残差系数编解码方法的选定模式可以包括,但不限于下述任一种:半定长编码方式、指数哥伦布(Golomb)编码方法、Golomb-Rice 编码方法、截断一元码编码方法、游程编码方法、直接编码原始残差值等。例如,编码器可直接对 RB 内的系数进行编码。又例如,编码器也可以对残差块进行变换(如 DCT、DST、Hadamard 变换等),再对变换后的系数进行编码。作为一种可能的示例,当 RB 较小时,编码器可以直接对 RB 内的各个系数进行统一量化,再进行二值化编码。若 RB 较大,可以进一步划分为多个系数组(coefficient group, CG),再对各个 CG 进行统一量化,再进行二值化编码。在本公开的一些实施例中,系数组(CG)和量化组(QG)可以相同,当然,系数组和量化组也可以不同。

[83]下面以半定长编码方式对残差系数编码的部分进行示例性说明。首先,将一个 RB 块内残差绝对值的最大值定义为修整最大值(modified maximum, MM)。其次,确定该 RB 块内残差系数的编码比特数(同一 RB 块内残差系数的编码比特数一致)。例如,若当前 RB 块的关键限值(critical limit, CL)为 2,当前残差系数为 1,则编码残差系数 1 需要 2 个比特,表示为 01。若当前 RB 块的 CL 为 7,则表示编码 8-bit 的残差系数和 1-bit 的符号位。CL 的确定是去找满足当前子块所有残差都在 $[-2^{(M-1)}, 2^{(M-1)}]$ 范围内的最小 M 值。若同时存在 $-2^{(M-1)}$ 和 $2^{(M-1)}$ 两个边界值,则 M 增加 1,即需要 M+1 个比特编码当前 RB 块的所有残差;若仅存在 $-2^{(M-1)}$ 和 $2^{(M-1)}$ 两个边界值中的一个,则编码一个 Trailing 位来确定该边界值是 $-2^{(M-1)}$ 还是 $2^{(M-1)}$;若所有残差均不存在 $-2^{(M-1)}$ 和 $2^{(M-1)}$ 中的任何一个,则无需编码该 Trailing 位。对于某些特殊的情况,编码器可以直接编码图像的原始值,而不是残差值。

[84]随着深度学习的迅速发展,神经网络可在训练数据驱动下自适应地构建特征描述,具有更高的灵活性和普适性,使得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,且深度学习也逐渐在编解码领域开始应用,即采用神经网络对图像编码和解码。例如,使用卷积神经网络 VRCNN(Variable Filter Size Convolutional Neural Network)替代去块滤波技术和自适应样点补偿技术,对帧内编码后的图像进行后处理滤波,使得重建图像主、客观质量获得大幅提升。又例如,可以将神经网络应用

于帧内预测,提出基于块上、下采样的帧内预测模式,对于帧内预测的块,先进行下采样编码,再通过神经网络对重建像素进行上采样,对于超高清序列可获得高达 9.0%的性能增益。显然,神经网络可以有效摆脱人为设定模式的局限性,通过数据驱动获得满足实际需求的神经网络,显著提升编码性能。

[85]示例性的,虽然基于神经网络的编解码方法展现出巨大的性能潜力,但是,基于神经网络的编解码方法仍然存在稳定性较差、泛化性较差和复杂度较高等问题。首先,神经网络仍处于快速迭代的过程,新的网络结构层出不穷,即使对于某些常见问题,何种网络结构最优仍未有定数,更不用说对于编码器某些模块的特定问题,因此,对于编码器的某个模块,采用单一固定的神经网络,风险性较高。其次,由于神经网络的形成高度依赖于训练数据,若训练数据中不包含实际问题的某个特征,则在处理该问题时,容易出现性能不佳的情况。相关技术中,一个模式通常仅采用一个神经网络,当该神经网络出现泛化能力不足时,该模式将带来编码性能的降低。再次,由于视频编码需要处理的数据密集度高,又有低延时的要求,因此,视频编码标准技术对于复杂度,尤其是解码复杂度的要求格外严苛,而为了获得较好的编码性能,用于编码的神经网络的参数量往往非常大(如 1M 以上),应用一次神经网络产生的乘加次数平均到每个像素上可达 100K 次以上,而简化后的网络层数或参数较少的神经网络,虽然无法获得最优的编码性能,但采用此类神经网络带来的编解码复杂度可大大减少。另外,针对图像编码方案,多数方案是以整帧图像作为输入(缓存开销极大),同时无法有效控制输出码率,而在实际应用中,往往需要获得任意码率的图像。

[86]针对上述发现,本公开实施例中提出一种基于神经网络的图像解码方法和图像编码方法,可以采用神经网络(如解码神经网络和编码神经网络等)对图像进行编码和解码,本实施例中,优化思路是:除了关注编码性能和解码性能,还需要关注复杂度(特别是系数编解码的并行度)与应用功能性(支持码率可变且可细调,即码率可控制)。基于上述优化思路,本公开实施例中给出几个可行方式:a)固定神经网络的结构,但不限定神经网络的网络参数(即权重参数),网络参数可以通过 ID 方式索引。b)神经网络的结构弹性,可以通过语法编码传递相关结构参数,网络参数可以通过 ID 方式索引(部分参数可以通过语法编码传递,增加一定码率代价)。c)神经网络的结构弹性(高层语法配置)、部分网络(如浅层网络)的网络参数固定(节省码率),剩余网络的网络参数通过编码语法传递(保持性能优化空间)。

[87]以下结合几个具体实施例,对本公开实施例中的解码方法和编码方法进行详细说明。

[88]实施例 1:本公开实施例中提出一种基于神经网络的图像解码方法,参见图 3 所示,为该方法的流程示意图,该方法可以应用于解码端(也称为视频解码器),该方法可以包括步骤 301-303。

[89]步骤 301、从码流中解码当前块对应的控制参数和图像信息。

[90]步骤 302、从该控制参数中获取解码处理单元对应的神经网络信息,并基于神经网络信息生成该解码处理单元对应的解码神经网络。

[91]步骤 303、基于该图像信息确定解码处理单元对应的输入特征,基于解码神经网络对该输入特征进行处理,得到该解码处理单元对应的输出特征。

[92]在一种可能的实施方式中,若神经网络信息包括基本层信息和增强层信息,则可以基于基本层信息确定解码处理单元对应的基本层,并基于增强层信息确定解码处理单元对应的增强层;然后,基于基本层和增强层生成解码处理单元对应的解码神经网络。

[93]示例性的,针对确定基本层的过程,若基本层信息包括基本层使用默认网络标志位,且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络,则获取默认网络结构的基本层。

[94]示例性的,针对确定基本层的过程,若基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号,且基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络,则可以从预制神经网络池中选取基本层预制网络索引号对应的预制网络结构的基本层。

[95]其中,预制神经网络池可以包括至少一个预制网络结构的网络层。

[96]示例性的,针对确定增强层的过程,若增强层信息包括增强层使用默认网络标志位,且增强层使用默认网络标志位表示增强层使用默认网络,则获取默认网络结构的增强层。

[97]示例性的,针对确定增强层的过程,若增强层信息包括增强层使用预制网络标志位和增强层预制网络索引号,且增强层使用预制网络标志位表示增强层使用预制网络,则可以从预制神经网络池中选取增强层预制网络索引号对应的预制网络结构的增强层。

[98]其中,预制神经网络池包括至少一个预制网络结构的网络层。

[99]示例性的,针对确定增强层的过程,若增强层信息包括用于生成增强层的网络参数,则基于该网络参数生成解码处理单元对应的增强层;其中,该网络参数可以包括但不限于以下至少一种:神经网络层数、反卷积层标志位、反卷积层的数量、每个反卷积层的量化步长、每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、滤波数量、滤波尺寸索引、滤波系数为零标志位、滤波系数、激活层标志位、激活层类型。当然,上述只是几个示例,对此不作限制。

[100]在一种可能的实施方式中,图像信息可以包括系数超参特征信息和图像特征信息,基于图像信息确定解码处理单元对应的输入特征,基于解码神经网络对输入特征进行处理,得到解码处理单元对应的输出特征,可以包括但不限于:在执行系数超参特征生成的解码过程时,可以基于该系数超参特征信息确定系数超参特征系数重建值;基于解码神经网络对该系数超参特征系数重建值进行反变换操作,得到系数超参特征值;其中,该系数超参特征值可以用于从码流中解码图像特征信息。在执行图像特征反变换的解码过程时,可以基于该图像特征信息确定图像特征重建值;基于解码神经网络对该图像特征重建值进行反变换操作,得到图像低阶特征值;其中,该图像低阶特征值可以用于获得当前块对应的重建图像块。

[101]示例性的,基于系数超参特征信息确定系数超参特征系数重建值,可以包括但不限于:若该控制参数包括第一使能信息,且第一使能信息表示使能第一反量化操作,则可以对系数超参特征信息进行反量化,得到系数超参特征系数重建值。基于图像特征信息确定图像特征重建值,可以包括但不限于:若该控制参数包括第二使能信息,且第二使能信息表示使能第二反量化操作,则可以对图像特征信息进行反量化,得到图像特征重建值。

[102]示例性的,若控制参数包括第三使能信息,且第三使能信息表示使能质量增强操作,在执行质量增强的解码过程时,可以获取图像低阶特征值,基于解码神经网络对该图像低阶特征值进行增强处理,得到当前块对应的重建图像块。

[103]在一种可能的实施方式中,解码端设备可以包括控制参数解码单元、第一特征解码单元、第二特征解码单元、系数超参特征生成单元和图像特征反变换单元;图像信息可以包括系数超参特征信息和图像特征信息。其中:控制参数解码单元可以从码流中解码控制参数,第一特征解码单元可以从码流中解码系数超参特征信息,第二特征解码单元可以从码流中解码图像特征信息。在系数超参特征生成单元为解码处理单元时,可以基于系数超参特征信息确定系数超参特征系数重建值;系数超参特征生成单元可以基于解码神经网络对系数超参特征系数重建值进行反变换操作,得到系数超参特征值;其中,系数超参特征值用于使第二特征解码单元从码流中解码图像特征信息。在图像特征反变换单元为解码处理单元时,基于图像特征信息确定图像特征重建值;图像特征反变换单元可以基于解码神经网络对图像特征重建值进行反变换操作,得到图像低阶特征值;其中,图像低阶特征值用于获得当前块对应的重建图像块。

[104]示例性的,解码端设备还包括第一反量化单元和第二反量化单元;其中:控制参数可以包括第一反量化单元的第一使能信息,若第一使能信息表示使能第一反量化单元,第一反量化单元可以从第一特征解码单元获取系数超参特征信息,并对系数超参特征信息进行反量化,得到系数超参特征系数重建值,将系数超参特征系数重建值提供给系数超参特征生成单元;控制参数可以包括第二反量化单元的第二使能信息,若第二使能信息表示使能第二反量化单元,第二反量化单元可以从第二特征解码单元获取图像特征信息,对图像特征信息进行反量化,得到图像特征重建值,并将图像特征重建值提供给图像特征反变换单元。

[105]示例性的,解码端设备还可以包括质量增强单元;其中:控制参数可以包括质量增强单元的第三使能信息,若第三使能信息表示使能质量增强单元,那么,在质量增强单元为解码处理单元时,质量增强单元可以从图像特征反变换单元获取图像低阶特征值,并基于解码神经网络对图像低阶特征值进行增强处理,得到当前块对应的重建图像块。

[106]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,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,在其它实施例也可能被合并为单个步骤进行描述。

[107]由以上技术方案可见,本公开实施例中,可以从码流中解码当前块对应的控制参数,从控制参数中获取解码处理单元对应的神经网络信息,并基于神经网络信息生成解码处理单元对应的解码神经网络,继而基于解码神经网络实现图像解码,提高解码性能。可

以基于编码处理单元对应的编码神经网络实现图像编码,提高编码性能。能够采用深度学习网络(如解码神经网络和编码神经网络等)对图像进行编码和解码,且通过码流传输神经网络信息,继而基于神经网络信息生成解码处理单元对应的解码神经网络,从而解决稳定性较差、泛化性较差和复杂度较高等问题,即稳定性较好,泛化性较好,复杂度较低。可以提供编解码复杂度动态调整的方案,相比单一深度学习网络的框架有更优的编码性能。由于是每个当前块对应控制参数,那么,从控制参数获取的神经网络信息就是针对当前块的神经网络信息,从而对每个当前块分别生成解码神经网络,即不同当前块的解码神经网络可能相同,也可能不同,从而块级别的解码神经网络,即解码神经网络是可以变动可以调整的。

[108]实施例2:本公开实施例中提出一种基于神经网络的图像编码方法,参见图4所示,为该方法的流程图示意图,该方法可以应用于编码端(也称为视频编码器),该方法可以包括步骤401-403。

[109]步骤401、基于当前块确定编码处理单元对应的输入特征,基于编码处理单元对应的编码神经网络对输入特征进行处理,得到编码处理单元对应的输出特征,并基于输出特征确定当前块对应的图像信息,如系数超参特征信息和图像特征信息等图像信息。

[110]步骤402、获取当前块对应的控制参数,该控制参数可以包括解码处理单元对应的神经网络信息,该神经网络信息用于确定解码处理单元对应的解码神经网络。

[111]步骤403、在码流中编码当前块对应的图像信息和控制参数。

[112]在一种可能的实施方式中,神经网络信息可以包括基本层信息和增强层信息,解码神经网络包括基于基本层信息确定的基本层、及基于增强层信息确定的增强层。

[113]示例性的,若基本层信息包括基本层使用默认网络标志位,且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络,则解码神经网络采用默认网络结构的基本层。

[114]示例性的,若基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号,且基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络,则解码神经网络可以采用从预制神经网络池中选取的基本层预制网络索引号对应的预制网络结构的基本层。

[115]其中,预制神经网络池可以包括至少一个预制网络结构的网络层。

[116]示例性的,若增强层信息包括增强层使用默认网络标志位,且增强层使用默认网络标志位表示增强层使用默认网络,则解码神经网络采用默认网络结构的增强层。

[117]示例性的,若增强层信息包括增强层使用预制网络标志位和增强层预制网络索引号,且增强层使用预制网络标志位表示增强层使用预制网络,则解码神经网络可以采用从预制神经网络池中选取的增强层预制网络索引号对应的预制网络结构的增强层。

[118]其中,预制神经网络池包括至少一个预制网络结构的网络层。

[119]示例性的,若增强层信息包括用于生成增强层的网络参数,则解码神经网络可以采用基于网络参数生成的增强层;其中,该网络参数可以但不限于包括以下至少一种:神经网络层数、反卷积层标志位、反卷积层的数量、每个反卷积层的量化步长、每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、滤波数量、滤波尺寸索引、滤波系数为零标志位、滤波系数、激活层标志位、激活层类型。当然,上述只是网络参数的几个示例,对此不作限制。

[120]在一种可能的实施方式中,图像信息可以包括系数超参特征信息和图像特征信息,基于当前块确定编码处理单元对应的输入特征,基于编码处理单元对应的编码神经网络对输入特征进行处理,得到编码处理单元对应的输出特征,并基于输出特征确定当前块对应的图像信息,可以包括但不限于:在执行特征变换的编码过程中,可以基于编码神经网络对当前块进行特征变换,得到当前块对应的图像特征值;其中,图像特征值用于确定图像特征信息。在执行系数超参特征变换的编码过程中,可以基于编码神经网络对图像特征值进行系数超参特征变换,得到系数超参特征系数值,该系数超参特征系数值用于确定系数超参特征信息。

[121]示例性的,在基于系数超参特征系数值确定系数超参特征信息的过程,可以对系数超参特征系数值进行量化,得到系数超参特征系数量化值,并基于系数超参特征系数量化值确定系数超参特征信息。其中,控制参数还可以包括第一使能信息,且第一使能信息用于表示已使能第一量化操作。

[122]示例性的,在基于图像特征值确定图像特征信息的过程,可以对图像特征值进行量化,得到图像特征量化值,并基于图像特征量化值确定图像特征信息。其中,控制参数还可以包括第二使能信息,且第二使能信息用于表示已使能第二量化操作。

[123]示例性的, 获取当前块对应的控制参数, 可以包括但不限于: 基于特征变换的编码过程中采用的编码神经网络的网络结构, 确定解码端设备的图像特征反变换的解码过程中采用的神经网络信息, 该神经网络信息用于确定解码端设备的图像特征反变换的解码过程对应的解码神经网络; 和/或, 基于系数超参特征变换的编码过程中采用的编码神经网络的网络结构, 确定解码端设备的系数超参特征生成的解码过程中采用的神经网络信息, 该神经网络信息用于确定解码端设备的系数超参特征生成的解码过程对应的解码神经网络。

[124]在一种可能的实施方式中, 编码端设备可以包括控制参数编码单元、第一特征编码单元、第二特征编码单元、特征变换单元、系数超参特征变换单元; 图像信息可以包括系数超参特征信息和图像特征信息。其中: 控制参数编码单元在码流中编码控制参数, 第一特征编码单元在码流中编码系数超参特征信息, 第二特征编码单元在码流中编码图像特征信息; 在特征变换单元为编码处理单元时, 特征变换单元可以基于编码神经网络对当前块进行特征变换, 得到当前块对应的图像特征值; 其中, 图像特征值用于确定图像特征信息; 在系数超参特征变换单元为编码处理单元时, 系数超参特征变换单元可以基于编码神经网络对图像特征值进行系数超参特征变换, 得到系数超参特征系数值, 系数超参特征系数值用于确定系数超参特征信息。

[125]示例性的, 编码端设备还可以包括第一量化单元和第二量化单元; 其中: 第一量化单元可以从系数超参特征变换单元获取系数超参特征系数值, 对系数超参特征系数值进行量化, 得到系数超参特征系数量化值, 并基于系数超参特征系数量化值确定系数超参特征信息。其中, 控制参数还可以包括第一量化单元的第一使能信息, 且第一使能信息用于表示已使能第一量化单元。以及, 第二量化单元可以从特征变换单元获取图像特征值, 对图像特征值进行量化, 得到图像特征量化值, 并基于图像特征量化值确定图像特征信息; 其中, 控制参数还可以包括第二量化单元的第二使能信息, 且第二使能信息用于表示已使能第二量化单元。

[126]示例性的, 获取当前块对应的控制参数, 可以包括但不限于: 基于特征变换单元的编码神经网络的网络结构, 确定解码端设备的图像特征反变换单元对应的神经网络信息, 该神经网络信息用于确定解码端设备的图像特征反变换单元对应的解码神经网络; 和/或, 基于系数超参特征变换单元的编码神经网络的网络结构, 确定解码端设备的系数超参特征生成单元对应的神经网络信息, 该神经网络信息用于确定解码端设备的系数超参特征生成单元对应的解码神经网络。

[127]在一种可能的实施方式中, 图像信息可以包括系数超参特征信息和图像特征信息, 在执行系数超参特征生成的解码过程时, 可以基于该系数超参特征信息确定系数超参特征系数重建值; 基于解码神经网络对该系数超参特征系数重建值进行反变换操作, 得到系数超参特征值; 该系数超参特征值可以用于从码流中解码图像特征信息。在执行图像特征反变换的解码过程时, 可以基于该图像特征信息确定图像特征重建值; 基于解码神经网络对该图像特征重建值进行反变换操作, 得到图像低阶特征值; 该图像低阶特征值可以用于获得当前块对应的重建图像块。

[128]示例性的, 基于系数超参特征信息确定系数超参特征系数重建值, 可以包括但不限于: 可以对系数超参特征信息进行反量化, 得到系数超参特征系数重建值。基于图像特征信息确定图像特征重建值, 可以包括但不限于: 可以对图像特征信息进行反量化, 得到图像特征重建值。

[129]示例性的, 在执行质量增强的解码过程时, 可以获取图像低阶特征值, 基于解码神经网络对该图像低阶特征值进行增强处理, 得到当前块对应的重建图像块。

[130]示例性的, 获取当前块对应的控制参数, 可以包括但不限于以下至少一种: 基于编码端设备的系数超参特征生成的编码过程中采用的解码神经网络的网络结构, 确定解码端设备的系数超参特征生成的解码过程中采用的神经网络信息, 该神经网络信息用于确定解码端设备的系数超参特征生成的解码过程中采用的解码神经网络。基于编码端设备的图像特征反变换的编码过程中采用的解码神经网络的网络结构, 确定解码端设备的图像特征反变换的解码过程中采用的神经网络信息, 该神经网络信息用于确定解码端设备的图像特征反变换的解码过程中采用的解码神经网络。基于编码端设备的质量增强的编码过程中采用的解码神经网络的网络结构, 确定解码端设备的质量增强的解码过程中采用的神经网络信息, 该神经网络信息用于确定解码端设备的质量增强的解码过程中采用的解码神经网络。

[131]在一种可能的实施方式中, 编码端设备可以包括第一特征解码单元、第二特征解码单元、系数超参特征生成单元和图像特征反变换单元; 图像信息可以包括系数超参特征信息和图像特征信息。其中: 第一特征解码单元可以从码流中解码系数超参特征信息,

第二特征解码单元可以从码流中解码图像特征信息；在基于系数超参特征信息确定系数超参特征系数重建值之后，系数超参特征生成单元可以基于解码神经网络对系数超参特征系数重建值进行反变换操作，得到系数超参特征值；其中，系数超参特征值用于使第二特征解码单元从码流中解码图像特征信息；以及，用于使第二特征编码单元在码流中编码图像特征信息；在基于图像特征信息确定图像特征重建值之后，图像特征反变换单元可以基于解码神经网络对图像特征重建值进行反变换操作，得到图像低阶特征值；其中，图像低阶特征值用于获得当前块对应的重建图像块。

[132]示例性的，编码端设备还可以包括第一反量化单元和第二反量化单元；其中：第一反量化单元可以从第一特征解码单元获取系数超参特征信息，并对该系数超参特征信息进行反量化，得到系数超参特征系数重建值；第二反量化单元可以从第二特征解码单元获取图像特征信息，并对该图像特征信息进行反量化，得到图像特征重建值。

[133]示例性的，编码端设备还包括质量增强单元；质量增强单元从图像特征反变换单元获取图像低阶特征值，基于解码神经网络对图像低阶特征值进行增强处理，得到重建图像块。

[134]示例性的，获取当前块对应的控制参数，可以包括但不限于以下至少一种：可以基于编码端设备的系数超参特征生成单元的解码神经网络的网络结构，确定解码端设备的系数超参特征生成单元对应的神经网络信息，该神经网络信息用于确定解码端设备的系数超参特征生成单元对应的解码神经网络；可以基于编码端设备的图像特征反变换单元的解码神经网络的网络结构，确定解码端设备的图像特征反变换单元对应的神经网络信息，该神经网络信息用于确定解码端设备的图像特征反变换单元对应的解码神经网络；可以基于编码端设备的质量增强单元的解码神经网络的网络结构，确定解码端设备的质量增强单元对应的神经网络信息，该神经网络信息用于确定解码端设备的质量增强单元对应的解码神经网络。

[135]在一种可能的实施方式中，基于当前块确定编码处理单元对应的输入特征之前，还可以将当前图像划分为N个互相不重合的图像块，N为正整数；可以对每个图像块进行边界填充，得到边界填充后的图像块；其中，在对每个图像块进行边界填充时，填充值可以不依赖相邻图像块的重建像素值；可以基于边界填充后的图像块生成N个当前块。

[136]在一种可能的实施方式中，基于当前块确定编码处理单元对应的输入特征之前，还可以将当前图像划分为多个基本块，且每个基本块包括至少一个图像块；可以对每个图像块进行边界填充，得到边界填充后的图像块；其中，在对每个图像块进行边界填充时，该图像块的填充值不依赖同一基本块内其它图像块的重建像素值，且允许依赖不同基本块内图像块的重建像素值；可以基于边界填充后的图像块生成多个当前块。

[137]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，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，在其它实施例可能可以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，在其它实施例也可能被合并为单个步骤进行描述。

[138]由以上技术方案可见，本公开实施例中，可以从码流中解码当前块对应的控制参数，从控制参数中获取解码处理单元对应的神经网络信息，并基于神经网络信息生成解码处理单元对应的解码神经网络，继而基于解码神经网络实现图像解码，提高解码性能。可以基于编码处理单元对应的编码神经网络实现图像编码，提高编码性能。能够采用深度学习网络（如解码神经网络和编码神经网络等）对图像进行编码和解码，且通过码流传输神经网络信息，继而基于神经网络信息生成解码处理单元对应的解码神经网络，从而解决稳定性较差、泛化性较差和复杂度较高等问题，即稳定性较好，泛化性较好，复杂度较低。可以提供编解码复杂度动态调整的方案，相比单一深度学习网络的框架有更优的编码性能。由于是每个当前块对应控制参数，那么，从控制参数获取的神经网络信息就是针对当前块的神经网络信息，从而对每个当前块分别生成解码神经网络，即不同当前块的解码神经网络可能相同，也可能不同，从而块级别的解码神经网络，即解码神经网络是可以变动可以调整的。

[139]实施例3：本公开实施例中提出一种码率可变可调的基于神经网络的图像编码方法和图像解码方法，能够实现图像块的高并行，且码率可控可调，参见图5A所示，为图像编码方法和图像解码方法的示意图，示出了图像编码方法的编码过程和图像解码方法的解码过程。

[140]示例性的，对于基于神经网络的图像编码方法，其编码过程可以包括以下步骤S11-S15。

[141]步骤 S11、分块单元将当前图像(即原始图像)划分为 N 个互相不重合的图像块(即原始图像块,可以记为原始图像块 1、原始图像块 2、...、原始图像块 N), N 为正整数。

[142]步骤 S12、对每个原始图像块进行边界填充,得到边界填充后的图像块,并基于边界填充后的图像块生成 N 个当前块,也就是说,分别对 N 个原始图像块进行边界填充,得到 N 个边界填充后的图像块,并将 N 个边界填充后的图像块作为 N 个当前块。

[143]示例性的,参见图 5B 所示,在对每个原始图像块进行边界填充时,填充值可以不依赖相邻图像块的重建像素值,从而能够保证每个原始图像块可以独立并行编码,提高编码性能。

[144]步骤 S13、编码单元基于已编码块的信息确定当前块的编码参数,该编码参数用于控制当前块的编码码率大小(如量化步长等参数),对此编码参数不做限制。

[145]步骤 S14、控制单元将解码端需要且无法推导获得的控制参数写入码流。

[146]步骤 S15、将填充后的图像块(即当前块)输入基于神经网络的编码单元,由编码单元基于编码参数对当前块进行编码,并输出当前块的码流。示例性的,在编码单元基于编码参数对当前块进行编码时,编码单元可以采用神经网络对当前块进行编码。

[147]示例性的,对于基于神经网络的图像解码方法,其解码过程可以包括以下步骤 S21-S24。

[148]步骤 S21、解码端从码流中解码当前块需要且无法推导获得的控制参数。

[149]步骤 S22、基于控制参数和当前块的码流,通过基于神经网络的解码单元,获得当前块对应的重建图像块,即对当前块进行解码,得到重建图像块,如原始图像块 1 对应的重建图像块 1、原始图像块 2 对应的重建图像块 2、...、原始图像块 N 对应的重建图像块 N。

[150]示例性的,在解码单元对当前块进行解码时,可以采用神经网络对当前块进行解码。

[151]步骤 S23、基于控制参数,确定是否对某个当前块进行滤波过程,如果是,则滤波合并单元基于当前块和至少 1 个相邻重建图像块的信息进行滤波过程,得到滤波后的图像块。

[152]步骤 S24、将滤波后的图像块合并获得重建图像。

[153]在一种可能的实施方式中,在对原始图像块进行边界填充时,填充值可以是填充预设值,填充预设值可以是编解码约定的默认值(如 0,或 $1 \leq (1-\text{depth})$ 等,depth 为比特深度,如 8, 10, 12 等),也可以是通过高层语法编码传递给解码端的值,还可以是基于当前块的像素进行镜像、最近邻复制等操作获得,对此填充值的获取方式不做限制。

[154]在一种可能的实施方式中,在对原始图像块进行边界填充时,周围块填充拓展的尺寸,可以是编解码约定的默认值(如 1、2、4 等),也可以是与当前块的尺寸相关的值,还可以是通过高层语法编码传递给解码端的值,对此周围块填充拓展的尺寸不做限制。

[155]实施例 4:本公开实施例中提出一种码率可变可调的基于神经网络的图像编码方法和图像解码方法,能够实现图像块的高并行,且码率可控可调,在此基础上,还可以利用相邻块之间的信息(如相邻块的重建像素等),参见图 5C 所示,为图像编码方法和图像解码方法的示意图,示出了图像编码方法的编码过程和图像解码方法的解码过程。

[156]示例性的,对于基于神经网络的图像编码方法,其编码过程可以包括以下步骤 S31-S35。

[157]步骤 S31、分块单元将当前图像(即原始图像)划分为多个基本块,每个基本块包括至少一个图像块,以 M 个基本块为例, M 为正整数, M 个基本块共包括 N 个互相不重合的图像块(即原始图像块,记为原始图像块 1、原始图像块 2、...、原始图像块 N), N 为正整数。

[158]步骤 S32、对每个原始图像块进行边界填充,得到边界填充后的图像块,并基于边界填充后的图像块生成 N 个当前块,也就是说,分别对 N 个原始图像块进行边界填充,得到 N 个边界填充后的图像块,并将 N 个边界填充后的图像块作为 N 个当前块。

[159]示例性的,在对每个原始图像块进行边界填充时,该原始图像块的填充值不依赖同一基本块内其它原始图像块的重建像素值,且允许依赖不同基本块内原始图像块的重建像素值。

[160]本实施例中引入基本块的概念,参见图 5D 所示,每个基本块包括至少 1 个图像块

(即原始图像块),基本块内的各个图像块之间互相不参考,但可以参考与图像块处于不同基本块的其它图像块的重建信息。比如说,参见图 5D 所示,对于图像块 1,其左侧的图像块(即图像块 1 左侧的相邻块)与图像块 1 处于同一个基本块中,因此,不能采用该图像块的重建信息作为图像块 1 的填充值,而是采用填充预设值对图像块进行填充。对于图像块 1,其上侧的图像块(即图像块 1 上侧的相邻块)与图像块 1 处于不同的基本块中,因此,可以采用该图像块的重建信息作为图像块 1 的填充值。在采用该图像块的重建信息作为图像块 1 的填充值时,可以采用该图像块的重建值,且可以采用该图像块的滤波前的重建值。

[161]显然,通过引入基本块,从而既能够保证并行度(基本块内各个图像块可以并行编解码),同时也有助于提升性能(可以利用相邻基本块内图像块的重建信息)。

[162]步骤 S33、编码单元基于已编码块的信息确定当前块的编码参数,该编码参数用于控制当前块的编码码率大小(如量化步长等参数),对此编码参数不做限制。

[163]步骤 S34、控制单元将解码端需要且无法推导获得的控制参数写入码流。

[164]步骤 S35、将填充后的图像块(即当前块)输入基于神经网络的编码单元,由编码单元基于编码参数对当前块进行编码,并输出当前块的码流。示例性的,在编码单元基于编码参数对当前块进行编码时,编码单元可以采用神经网络对当前块进行编码。

[165]示例性的,对于基于神经网络的图像解码方法,其解码过程可以包括以下步骤 S41-S44。

[166]步骤 S41、解码端从码流中解码当前块需要且无法推导获得的控制参数。

[167]步骤 S42、基于控制参数和当前块的码流,通过基于神经网络的解码单元,获得当前块对应的重建图像块,即对当前块进行解码,得到重建图像块,如原始图像块 1 对应的重建图像块 1、原始图像块 2 对应的重建图像块 2、...、原始图像块 N 对应的重建图像块 N。

[168]步骤 S43、基于控制参数,确定是否对某个当前块进行滤波过程,如果是,则滤波合并单元基于当前块和至少 1 个相邻重建图像块的信息进行滤波过程,得到滤波后的图像块。

[169]步骤 S44、将滤波后的图像块合并获得重建图像。

[170]在一种可能的实施方式中,在对原始图像块进行边界填充时,填充值可以是填充预设值,填充预设值可以是编解码约定的默认值(如 0,或 $1 < \alpha < (1 - \text{depth})$ 等,depth 为比特深度,如 8, 10, 12 等),也可以是通过高层语法编码传递给解码端的值,还可以是基于当前块的像素进行镜像、最近邻复制等操作获得,对此填充值的获取方式不做限制。

[171]在一种可能的实施方式中,在对原始图像块进行边界填充时,周围块填充拓展的尺寸,可以是编解码约定的默认值(如 1、2、4 等),也可以是与当前块的尺寸相关的值,还可以是通过高层语法编码传递给解码端的值,对此周围块填充拓展的尺寸不做限制。

[172]在一种可能的实施方式中,基本块内包括的图像块个数,可以是编解码约定的默认值(如 1、4、16 等),也可以是与当前图像的尺寸相关的值,还可以是通过高层语法编码传递给解码端的值,对此基本块内的图像块个数不做限制,可以根据实际需要进行选择。

[173]在一种可能的实施方式中,在实施例 3 和实施例 4 中,对于原始图像的分块过程(步骤 S11 和步骤 S31),也可以是对原始图像进行图像域变换,对图像域变换后的图像进行分块,相应的,可以将滤波后的图像块合并为一个图像,对这个图像进行图像域反变换,基于图像域反变换后图像获得重建图像,参见图 5E 所示。示例性的,对原始图像进行图像域变换,可以是 RGB 域图像到 YUV 域图像的变换过程(对应的图像域反变换就是 YUV 域图像到 RGB 域图像的反变换过程),也可以是引入小波变换或傅里叶变换等过程生成新域的图像(对应的图像域反变换就是逆小波变换或逆傅里叶变换过程)。图像域变换过程可以采用神经网络实现,也可以采用非神经网络实现,对此图像域变换过程不做限制。

[174]实施例 5:本公开实施例中提出一种基于神经网络的图像解码方法,可以应用于解码端(也称为视频解码器),参见图 6A 所示,为解码端的结构示意图,解码端可以包括控制参数解码单元、第一特征解码单元、第二特征解码单元、系数超参特征生成单元、图像特征反变换单元、第一反量化单元、第二反量化单元、质量增强单元。第一反量化单元、第二反量化单元、质量增强单元为可选单元,在某些场景下可以选择关闭或跳过这些可选单元的过程。

[175]本实施例中,对于每个当前块(即图像块)来说,当前块对应的码流包括三部分:码流0(含有控制参数的码流)、码流1(含有系数超参特征信息的码流)、码流2(含有图像特征信息的码流)。系数超参特征信息和图像特征信息可以统称为图像信息。

[176]示例性的,本实施例中的基于神经网络的图像解码方法,可以包括以下步骤S51-S58。

[177]步骤S51、解码当前块对应的码流0,获得当前块对应的控制参数。比如说,控制参数解码单元可以解码当前块对应的码流0,获得当前块对应的控制参数,即控制参数解码单元可以从码流0中解码控制参数,该控制参数可以包括第一反量化单元的控制参数、第二反量化单元的控制参数、系数超参特征生成单元的控制参数、图像特征反变换单元的控制参数、质量增强单元的控制参数,关于控制参数的内容,可以参见后续实施例,在此不再赘述。

[178]步骤S52、解码当前块对应的码流1,获得当前块对应的系数超参特征信息。比如说,第一特征解码单元可以解码当前块对应的码流1,获得当前块对应的系数超参特征信息,即第一特征解码单元可以从码流1中解码系数超参特征信息。

[179]步骤S53、基于该系数超参特征信息确定系数超参特征系数重建值。

[180]示例性的,若该控制参数包括第一反量化单元对应的第一使能信息,该第一使能信息可以表示使能第一反量化单元(即使能第一反量化单元执行第一反量化操作),该第一使能信息也可以表示不使能第一反量化单元。比如说,若第一使能信息为第一取值,则表示使能第一反量化单元,若第一使能信息为第二取值,则表示不使能第一反量化单元。

[181]示例性的,若第一使能信息表示使能第一反量化单元,则系数超参特征信息可以为系数超参特征系数量化值 C_q ,第一反量化单元可以对系数超参特征系数量化值 C_q 进行反量化,得到系数超参特征系数重建值 C' 。若第一使能信息表示不使能第一反量化单元,则系数超参特征信息可以为系数超参特征系数重建值 C' ,即直接从码流1中解码出系数超参特征系数重建值 C' 。

[182]步骤S54、对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作,得到系数超参特征值P。比如说,系数超参特征生成单元对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作,得到系数超参特征值P,如系数超参特征生成单元基于解码神经网络对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作,得到系数超参特征值P。

[183]在一种可能的实施方式中,系数超参特征生成单元可以从控制参数中获取系数超参特征生成单元对应的神经网络信息1,并基于神经网络信息1生成系数超参特征生成单元对应的解码神经网络1。

[184]此外,系数超参特征生成单元可以确定系数超参特征生成单元对应的输入特征(如系数超参特征系数重建值 C'),并基于解码神经网络1对该输入特征进行处理(如对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作),得到系数超参特征生成单元对应的输出特征(如系数超参特征值P)。

[185]示例性的,神经网络信息1可以包括基本层信息和增强层信息,系数超参特征生成单元可以基于该基本层信息确定系数超参特征生成单元对应的基本层,并基于该增强层信息确定系数超参特征生成单元对应的增强层。系数超参特征生成单元可以基于基本层和增强层生成系数超参特征生成单元对应的解码神经网络1,比如说,可以将基本层和增强层组合起来,得到解码神经网络1。

[186]在得到解码神经网络1之后,系数超参特征生成单元就可以通过解码神经网络1对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作,得到系数超参特征值P,对此反变换操作过程不做限制。

[187]步骤S55、解码当前块对应的码流2,获得当前块对应的图像特征信息。比如说,第二特征解码单元可以解码当前块对应的码流2,获得当前块对应的图像特征信息,即第二特征解码单元可以从码流2中解码图像特征信息。在解码当前块对应的码流2时,第二特征解码单元可以利用系数超参特征值P解码当前块对应的码流2,对此解码过程不做限制。

[188]步骤S56、基于该图像特征信息确定图像特征重建值。

[189]示例性的,若该控制参数包括第二反量化单元对应的第二使能信息,该第二使能信息可以表示使能第二反量化单元(即使能第二反量化单元执行第二反量化操作),该第二使能信息也可以表示不使能第二反量化单元。比如说,若第二使能信息为第一取值,则表示使能第二反量化单元,若第二使能信息为第二取值,则表示不使能第二反量化单元。

元。

[190]示例性的,若第二使能信息表示使能第二反量化单元,则图像特征信息可以为图像特征量化值 F_q ,第二反量化单元可以获取图像特征量化值 F_q ,并对图像特征量化值 F_q 进行反量化,得到图像特征重建值 F' 。若第二使能信息表示不使能第二反量化单元,则图像特征信息可以为图像特征重建值 F' ,即直接从码流 2 中解码出图像特征重建值 F' 。

[191]步骤 S57、对图像特征重建值 F' 进行反变换操作,得到图像低阶特征值 LF。比如说,图像特征反变换单元对图像特征重建值 F' 进行反变换操作,得到图像低阶特征值 LF,如基于解码神经网络对图像特征重建值 F' 进行反变换操作,得到图像低阶特征值 LF。

[192]在一种可能的实施方式中,图像特征反变换单元可以从控制参数中获取图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2,并基于神经网络信息 2 生成图像特征反变换单元对应的解码神经网络 2。图像特征反变换单元可以确定图像特征反变换单元对应的输入特征(如图像特征重建值 F'),并基于解码神经网络 2 对该输入特征进行处理(如对图像特征重建值 F' 进行反变换操作),得到图像特征反变换单元对应的输出特征(如图像低阶特征值 LF)。

[193]示例性的,神经网络信息 2 可以包括基本层信息和增强层信息,图像特征反变换单元可以基于基本层信息确定图像特征反变换单元对应的基本层,基于增强层信息确定图像特征反变换单元对应的增强层。图像特征反变换单元可以基于基本层和增强层生成图像特征反变换单元对应的解码神经网络 2,比如说,可以将基本层和增强层组合起来,得到解码神经网络 2。

[194]在得到解码神经网络 2 之后,图像特征反变换单元就可以通过解码神经网络 2 对图像特征重建值 F' 进行反变换操作,得到图像低阶特征值 LF,对此反变换操作过程不做限制。

[195]步骤 S58、基于图像低阶特征值 LF 确定当前块对应的重建图像块 I。

[196]示例性的,若该控制参数包括质量增强单元对应的第三使能信息,该第三使能信息可以表示使能质量增强单元(即使能质量增强单元执行质量增强操作),该第三使能信息也可以表示不使能质量增强单元。比如说,若第三使能信息为第一取值,则可以表示使能质量增强单元,若第三使能信息为第二取值,则可以表示不使能质量增强单元。

[197]示例性的,若第三使能信息表示使能质量增强单元,则质量增强单元获取图像低阶特征值 LF,对图像低阶特征值 LF 进行增强处理,得到当前块对应的重建图像块 I。若第三使能信息表示不使能质量增强单元,则将图像低阶特征值 LF 作为当前块对应的重建图像块 I。

[198]示例性的,质量增强单元对图像低阶特征值 LF 进行增强处理时,质量增强单元可以基于解码神经网络对图像低阶特征值 LF 进行增强处理,得到当前块对应的重建图像块 I。

[199]在一种可能的实施方式中,质量增强单元可以从控制参数中获取质量增强单元对应的神经网络信息 3,并基于神经网络信息 3 生成质量增强单元对应的解码神经网络 3。

[200]质量增强单元可以确定质量增强单元对应的输入特征(如图像低阶特征值 LF),并基于解码神经网络 3 对该输入特征进行处理(如对图像低阶特征值 LF 进行增强处理),得到质量增强单元对应的输出特征(如当前块对应的重建图像块 I)。

[201]示例性的,神经网络信息 3 可以包括基本层信息和增强层信息,质量增强单元可以基于基本层信息确定质量增强单元对应的基本层,基于增强层信息确定质量增强单元对应的增强层。质量增强单元可以基于基本层和增强层生成质量增强单元对应的解码神经网络 3,比如说,可以将基本层和增强层组合起来,得到解码神经网络 3。

[202]在得到解码神经网络 3 之后,质量增强单元就可以通过解码神经网络 3 对图像低阶特征值 LF 进行增强处理,得到当前块对应的重建图像块 I,对此增强处理过程不做限制。

[203]实施例 6:本公开实施例中提出一种基于神经网络的图像解码方法,可以应用于解码端,参见图 6B 所示,为解码端的结构示意图,解码端可以包括控制参数解码单元、第一特征解码单元、第二特征解码单元、系数超参特征生成单元、图像特征反变换单元。本实施例中,对于每个当前块(即图像块)来说,当前块对应的码流包括三部分:码流 0(含有控制参数的码流)、码流 1(含有系数超参特征信息的码流)、码流 2(含有图像特征信息的码流)。

[204]示例性的,本实施例中的基于神经网络的图像解码方法,可以包括以下步骤S61-S66。

[205]步骤 S61、控制参数解码单元解码当前块对应的码流 0, 获得当前块对应的控制参数。

[206]步骤 S62、第一特征解码单元解码当前块对应的码流 1, 获得当前块对应的系数超参特征信息, 该系数超参特征信息可以为系数超参特征系数重建值 C' 。

[207]步骤 S63、系数超参特征生成单元对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作, 得到系数超参特征值 P , 如基于解码神经网络对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作, 得到系数超参特征值 P 。

[208]步骤 S64、第二特征解码单元解码当前块对应的码流 2, 获得当前块对应的图像特征信息, 该图像特征信息可以为图像特征重建值 F' 。示例性的, 第二特征解码单元可以获取系数超参特征值 P , 并利用系数超参特征值 P 解码当前块对应的码流 2, 得到图像特征重建值 F' 。

[209]步骤 S65、图像特征反变换单元对图像特征重建值 F' 进行反变换操作, 得到图像低阶特征值 LF , 如基于解码神经网络对图像特征重建值 F' 进行反变换操作得到图像低阶特征值 LF 。

[210]步骤 S66、基于图像低阶特征值 LF 确定当前块对应的重建图像块 I 。

[211]比如说, 可以直接将图像低阶特征值 LF 作为重建图像块 I 。或者, 若解码端设备还包括质量增强单元, 则由质量增强单元对图像低阶特征值 LF 进行增强处理, 得到当前块对应的重建图像块 I , 如基于解码神经网络对图像低阶特征值 LF 进行增强处理, 得到重建图像块 I 。

[212]实施例 7: 针对实施例 5 和实施例 6, 第一特征解码单元可以解码当前块对应的码流 1, 获得当前块对应的系数超参特征信息。比如说, 第一特征解码单元至少包括一个系数解码模块, 在一种可能的实施方式中, 系数解码模块可以采用熵解码方法进行系数解码, 即采用熵解码方法解码当前块对应的码流 1, 获得当前块对应的系数超参特征信息。

[213]示例性的, 熵解码方法可以包括但不限于 CAVLC (Context-Adaptive Variable Length Coding, 基于内容的自适应变长编码) 或 CABAC (Context-based Adaptive Binary Arithmetic Coding, 基于上下文的自适应二进制算术编码) 等熵解码方法, 对此不做限制。

[214]示例性的, 在采用熵解码方法进行系数解码时, 熵解码的概率模型可以采用预设概率模型, 预设概率模型可以根据实际需要进行配置, 对此预设概率模型不做限制。比如说, 基于预设概率模型, 系数解码模块可以采用熵解码方法进行系数解码。

[215]实施例 8: 针对实施例 5, 第一反量化单元可以对系数超参特征系数量化值 C_q (即系数超参特征信息) 进行反量化, 得到系数超参特征系数重建值 C' 。比如说, 第一反量化单元可以不存在, 或者, 若第一反量化单元存在, 则可以基于控制参数 (如高层语法, 如第一使能信息等) 选择性跳过第一反量化单元, 或基于控制参数确定使能第一反量化单元。

[216]示例性的, 若第一反量化单元不存在, 则系数超参特征系数重建值 C' 与系数超参特征系数量化值 C_q 相同, 即不需要对系数超参特征系数量化值 C_q 进行反量化。若基于控制参数选择性跳过第一反量化单元, 则系数超参特征系数重建值 C' 与系数超参特征系数量化值 C_q 相同, 即不需要对系数超参特征系数量化值 C_q 进行反量化。若基于控制参数确定使能第一反量化单元, 但是, 系数超参特征系数量化值 C_q 对应的步长参数 $qstep$ 为 1, 则系数超参特征系数重建值 C' 与系数超参特征系数量化值 C_q 相同, 即不需要对系数超参特征系数量化值 C_q 进行反量化。

[217]示例性的, 若基于控制参数确定使能第一反量化单元, 且系数超参特征系数量化值 C_q 对应的步长参数 $qstep$ 不为 1, 则第一反量化单元可以基于控制参数 (如量化相关参数) 对系数超参特征系数量化值 C_q 进行反量化, 得到系数超参特征系数重建值 C' 。比如说, 第一反量化单元进行如下操作: 从控制参数中获取系数超参特征系数量化值 C_q 对应的量化相关参数 (在码流中包括控制参数, 且该控制参数可以包括量化相关参数), 如步长参数 $qstep$ 或量化参数 qp 。基于步长参数 $qstep$ 或量化参数 qp 确定系数超参特征系数量化值 C_q 对应的乘法因子 $mult$ 和移位因子 $shift$; 假设系数超参特征系数量化值 C_q 为 $Coff_hyper$, 系数超参特征系数重建值 C' 为 $Coff_hyper_rec$, 则 $Coff_hyper_rec = (Coff_hyper * mult) \ll shift$ 。综上所述, 在对系数超参特征系数量化值 C_q 进行反量化时, 可以采用上述公式得到系数超参特征系数重建值 C' 。

[218]需要说明的是, 针对系数超参特征系数量化值 C_q 对应的量化相关参数 (如步长参数 $qstep$), 可以包括: 1) 每个特征通道的每个系数超参特征系数量化值都采用相同的步长参数 $qstep$; 2) 每个特征通道的系数超参特征系数量化值采用不同的步长参数 $qstep$, 但是, 特征通道内的每个系数超参特征系数量化值采用相同的步长参数 $qstep$; 3) 每个特征通道的每个系数超参特征系数量化值都采用不同的步长参数 $qstep$ 。在上述过程中, 步长参数 $qstep$ 也可以称为量化步长。

[219]实施例 9: 针对实施例 5 和实施例 6, 系数超参特征生成单元可以基于解码神经网络对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作, 得到系数超参特征值 P 。在一种可能的实施方式中, 参见图 6C 所示, 系数超参特征生成单元可以包括解码神经网络 1, 解码神经网络 1 可以包括基本层和增强层, 系数超参特征系数重建值 C' 作为解码神经网络 1 的输入特征, 系数超参特征值 P 作为解码神经网络 1 的输出特征, 解码神经网络 1 用于对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作。

[220]本实施例中, 将解码神经网络 1 划分为基本层和增强层, 基本层可以包括至少一个网络层, 基本层也可以不包括网络层, 即基本层为空。增强层可以包括至少一个网络层, 增强层也可以不包括网络层, 即增强层为空。需要注意的是, 对于解码神经网络 1 中的多个网络层来说, 可以根据实际需要多个网络层划分为基本层和增强层, 比如说, 将前面 $M1$ 个网络层作为基本层, 将剩余网络层作为增强层, 或者, 将前面 $M2$ 个网络层作为增强层, 将剩余网络层作为基本层, 或者, 将后面 $M3$ 个网络层作为基本层, 将剩余网络层作为增强层, 或者, 将后面 $M4$ 个网络层作为增强层, 将剩余网络层作为基本层, 或者, 将第奇数个网络层作为基本层, 将剩余网络层作为增强层, 或者, 将第偶数个网络层作为基本层, 将剩余网络层作为增强层。当然, 上述只是几个示例, 对此划分方式不做限制。

[221]比如说, 可以将网络结构固定的网络层作为基本层, 将网络结构不固定的网络层作为增强层。例如, 对于解码神经网络 1 中某个网络层, 若对多个图像块进行解码时, 该网络层会采用相同网络结构, 则将该网络层作为网络结构固定的网络层, 将该网络层作为基本层。又例如, 对于解码神经网络 1 中某个网络层, 若对多个图像块进行解码时, 该网络层会采用不同网络结构, 则将该网络层作为网络结构不固定的网络层, 将该网络层作为增强层。

[222]示例性的, 对于解码神经网络 1 来说, 输出特征的尺寸可以大于输入特征的尺寸, 或者, 输出特征的尺寸可以等于输入特征的尺寸, 或者, 输出特征的尺寸可以小于输入特征的尺寸。

[223]对于解码神经网络 1 来说, 基本层和增强层中至少包括 1 个反卷积层。比如说, 基本层至少包括 1 个反卷积层, 增强层可以包括至少包括 1 个反卷积层, 或不包括反卷积层。或者, 增强层至少包括 1 个反卷积层, 基本层可以包括至少包括 1 个反卷积层, 或不包括反卷积层。

[224]示例性的, 对于解码神经网络 1 来说, 可以包括但不限于反卷积层和激活层等, 对此不做限制。比如说, 解码神经网络 1 依次包括 1 个 stride 为 2 的反卷积层、1 个激活层、1 个 stride 为 1 的反卷积层、1 个激活层。可以将上述所有网络层均作为基本层, 即基本层包括 1 个 stride 为 2 的反卷积层、1 个激活层、1 个 stride 为 1 的反卷积层、1 个激活层, 在该情况下, 增强层为空, 当然, 也可以将部分网络层作为增强层, 对此不做限制。又例如, 解码神经网络 1 依次包括 1 个 stride 为 2 的反卷积层、1 个 stride 为 1 的反卷积层。可以将上述所有网络层均作为基本层, 即基本层包括 1 个 stride 为 2 的反卷积层、1 个 stride 为 1 的反卷积层, 在该情况下, 增强层为空, 当然, 也可以将部分网络层作为增强层, 对此不做限制。又例如, 解码神经网络 1 依次包括 1 个 stride 为 2 的反卷积层、1 个激活层、1 个 stride 为 2 的反卷积层、1 个激活层、1 个 stride 为 1 的反卷积层、1 个激活层。可以将上述所有网络层均作为基本层, 即基本层包括 1 个 stride 为 2 的反卷积层、1 个激活层、1 个 stride 为 2 的反卷积层、1 个激活层、1 个 stride 为 1 的反卷积层、1 个激活层, 在该情况下, 增强层为空, 当然, 也可以将部分网络层作为增强层, 对此不做限制。当然, 上述只是几个示例, 对此不做限制。

[225]在一种可能的实施方式中, 可以为系数超参特征生成单元配置默认网络结构的网络层 (可以由至少一个网络层组成默认网络结构的网络层), 与默认网络结构的网络层有关的网络参数均为固定。比如说, 该网络参数可以包括但不限于以下至少一种: 神经网络层数、反卷积层标志位、反卷积层的数量、每个反卷积层的量化步长、每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、滤波数量、滤波尺寸索引、滤波系数为零标志位、滤波系数、激活层的数量、激活层标志位、激活层类型, 也就是说, 上述网络参数均为固定。比如说, 在默认网络结构的网络层中, 反卷积层的数量为固定, 激活层的数量为固定, 每个反卷积层的通道数为固定, 卷积核的尺寸为固定, 滤波系数为固定等, 如反卷积层的通

道数为 4、8、16、32、64、128、或 256 等，卷积核的尺寸为 1*1、3*3 或 5*5 等。显然，由于默认网络结构的网络层中的网络参数均为固定，且已知这些网络参数，因此，可以直接获得默认网络结构的网络层。

[226]在一种可能的实施方式中，可以为系数超参特征生成单元配置预制神经网络池，该预制神经网络池可以包括至少一个预制网络结构的网络层（可以由至少一个网络层组成预制网络结构的网络层），与预制网络结构的网络层有关的网络参数均可以根据实际需要进行配置，比如说，该网络参数可以包括但不限于以下至少一种：神经网络层数、反卷积层标志位、反卷积层的数量、每个反卷积层的量化步长、每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、滤波数量、滤波尺寸索引、滤波系数为零标志位、滤波系数、激活层的数量、激活层标志位、激活层类型，也就是说，上述网络参数均可以根据实际需要进行配置。

[227]比如说，预制神经网络池可以包括预制网络结构 s1 的网络层、预制网络结构 s2 的网络层、预制网络结构 s3 的网络层。其中，对于预制网络结构 s1 的网络层，可以预先配置反卷积层的数量、激活层的数量、每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、滤波系数等网络参数，在所有网络参数均配置完成后，就可以获得预制网络结构 s1 的网络层。同理，可以获得预制网络结构 s2 的网络层和预制网络结构 s3 的网络层，在此不再重复赘述。

[228]在一种可能的实施方式中，可以基于网络参数为系数超参特征生成单元动态生成可变网络结构的网络层（可以由至少一个网络层组成可变网络结构的网络层），与可变网络结构的网络层有关的网络参数是编码端动态生成的，而不是预先配置的，比如说，编码端可以将系数超参特征生成单元对应的网络参数发送给解码端，该网络参数可以包括但不限于以下至少一种：神经网络层数、反卷积层标志位、反卷积层的数量、每个反卷积层的量化步长、每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、滤波数量、滤波尺寸索引、滤波系数为零标志位、滤波系数、激活层的数量、激活层标志位、激活层类型。解码端基于上述网络参数动态生成可变网络结构的网络层。比如说，编码端在码流中编码反卷积层的数量、激活层的数量、每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、滤波系数等网络参数，解码端可以从码流中解析出上述网络参数，并基于这些网络参数生成可变网络结构的网络层，对此生成过程不做限制。

[229]在一种可能的实施方式中，可以将解码神经网络 1 划分为基本层和增强层，关于基本层和增强层的组合方式，可以包括但不限于如下方式：方式 1、基本层采用默认网络结构的网络层，增强层采用默认网络结构的网络层，将该基本层和该增强层组成解码神经网络 1。方式 2、基本层采用默认网络结构的网络层，增强层采用预制网络结构的网络层，将该基本层和该增强层组成解码神经网络 1。方式 3、基本层采用默认网络结构的网络层，增强层采用可变网络结构的网络层，将该基本层和该增强层组成解码神经网络 1。方式 4、基本层采用预制网络结构的网络层，增强层采用默认网络结构的网络层，将该基本层和该增强层组成解码神经网络 1。方式 5、基本层采用预制网络结构的网络层，增强层采用预制网络结构的网络层，将该基本层和该增强层组成解码神经网络 1。方式 6、基本层采用预制网络结构的网络层，增强层采用可变网络结构的网络层，将该基本层和该增强层组成解码神经网络 1。

[230]在一种可能的实施方式中，控制参数可以包括系数超参特征生成单元对应的神经网络信息 1，系数超参特征生成单元可以从控制参数中解析出神经网络信息 1，并基于神经网络信息 1 生成解码神经网络 1。比如说，神经网络信息 1 可以包括基本层信息和增强层信息，可以基于该基本层信息确定基本层，并基于该增强层信息确定增强层，并将基本层和增强层组合起来，得到解码神经网络 1。比如说，可以采用如下情况得到系数超参特征生成单元对应的神经网络信息 1：

[231]情况 1、基本层信息包括基本层使用默认网络标志位，且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络，在该情况下，系数超参特征生成单元基于基本层信息获知基本层采用默认网络结构的网络层，因此，获取默认网络结构的基本层（即默认网络结构的网络层）。增强层信息包括增强层使用默认网络标志位，且增强层使用默认网络标志位表示增强层使用默认网络，在该情况下，系数超参特征生成单元基于增强层信息获知增强层采用默认网络结构的网络层，因此，获取默认网络结构的增强层（即默认网络结构的网络层）。在此基础上，可以将默认网络结构的基本层和默认网络结构的增强层组合起来，得到解码神经网络 1。

[232]情况 2、基本层信息包括基本层使用默认网络标志位，且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络，在该情况下，系数超参特征生成单元基于基本层信息获知基本层采用默认网络结构的网络层，因此，获取默认网络结构的基本层（即默认网络结构的网络层）。增强层信息包括增强层使用预制网络标志位和增强层预制网络索引号，

且增强层使用预制网络标志位表示增强层使用预制网络,在该情况下,系数超参特征生成单元基于增强层信息获知增强层采用预制网络结构的网络层,因此,从预制神经网络池中选取增强层预制网络索引号对应的预制网络结构的增强层(如增强层预制网络索引号为0时,预制网络结构s1的网络层作为增强层,增强层预制网络索引号为1时,预制网络结构s2的网络层作为增强层)。在此基础上,可以将默认网络结构的基本层和预制网络结构的增强层组合起来,得到解码神经网络1。

[233]情况3、基本层信息包括基本层使用默认网络标志位,且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络,在该情况下,系数超参特征生成单元基于基本层信息获知基本层采用默认网络结构的网络层,因此,获取默认网络结构的基本层(即默认网络结构的网络层)。增强层信息包括用于生成增强层的网络参数,在该情况下,系数超参特征生成单元可以从控制参数中解析出网络参数,并基于该网络参数生成可变网络结构的增强层(即可变网络结构的网络层)。其中,该网络参数可以包括但不限于以下至少一种:神经网络层数、反卷积层标志位、反卷积层的数量、每个反卷积层的量化步长、每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、滤波数量、滤波尺寸索引、滤波系数为零标志位、滤波系数、激活层的数量、激活层标志位、激活层类型,系数超参特征生成单元可以基于上述网络参数生成可变网络结构的增强层。比如说,系数超参特征生成单元从控制参数中解析出反卷积层的数量、每个反卷积层的量化步长(stride)、每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、激活层类型等网络参数,系数超参特征生成单元基于这些网络参数生成可变网络结构的增强层。在此基础上,系数超参特征生成单元可以将默认网络结构的基本层和可变网络结构的增强层组合起来,得到解码神经网络1。

[234]情况4、基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号,且基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络,在该情况下,系数超参特征生成单元基于基本层信息获知基本层采用预制网络结构的网络层,因此,从预制神经网络池中选取基本层预制网络索引号对应的预制网络结构的基本层(如基本层预制网络索引号为0时,预制网络结构s1的网络层作为基本层,基本层预制网络索引号为1时,预制网络结构s2的网络层作为基本层)。增强层信息包括增强层使用默认网络标志位,且增强层使用默认网络标志位表示增强层使用默认网络,在该情况下,系数超参特征生成单元基于增强层信息获知增强层采用默认网络结构的网络层,因此,获取默认网络结构的增强层(即默认网络结构的网络层)。在此基础上,可以将预制网络结构的基本层和默认网络结构的增强层组合起来,得到解码神经网络1。

[235]情况5、基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号,且基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络,在该情况下,系数超参特征生成单元基于基本层信息获知基本层采用预制网络结构的网络层,因此,可以从预制神经网络池中选取基本层预制网络索引号对应的预制网络结构的基本层(如预制网络结构s1的网络层等)。增强层信息包括增强层使用预制网络标志位和增强层预制网络索引号,且增强层使用预制网络标志位表示增强层使用预制网络,在该情况下,系数超参特征生成单元基于增强层信息获知增强层采用预制网络结构的网络层,因此,可以从预制神经网络池中选取增强层预制网络索引号对应的预制网络结构的增强层(如预制网络结构s1的网络层等)。在此基础上,可以将预制网络结构的基本层和预制网络结构的增强层组合起来,得到解码神经网络1。

[236]情况6、基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号,且基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络,在该情况下,系数超参特征生成单元基于基本层信息获知基本层采用预制网络结构的网络层,因此,可以从预制神经网络池中选取基本层预制网络索引号对应的预制网络结构的基本层(如预制网络结构s1的网络层等)。增强层信息包括用于生成增强层的网络参数,在该情况下,系数超参特征生成单元可以从控制参数中解析出网络参数,并基于该网络参数生成可变网络结构的增强层(即可变网络结构的网络层)。比如说,系数超参特征生成单元可以从控制参数中解析出反卷积层的数量、每个反卷积层的量化步长(stride)、每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、激活层类型等网络参数,系数超参特征生成单元基于这些网络参数生成可变网络结构的增强层。在此基础上,系数超参特征生成单元可以将预制网络结构的基本层和可变网络结构的增强层组合起来,得到解码神经网络1。

[237]在一种可能的实施方式中,针对基本层和增强层的上述网络结构,均可以通过解码的控制参数确定,控制参数可以包括神经网络信息1,且神经网络信息1可以包括基本层信息和增强层信息;针对系数超参特征生成单元的神经网络信息1的一个示例,可以参见表1所示,在表1中,u(n)表示n位定长码编码方法,ae(v)表示变长编码方法。

表1

系数超参特征生成单元的头定义	描述符
hyper_basic_layer_use_default_para_flag	ae(v)
if (HyperBasicLayerUseDefaultParaFlag == 0) {	
hyper_basic_layer_use_predesigned_para_flag	ae(v)
if (HyperBasicLayerUsePredesignedParaFlag == 1)	
hyper_basic_id	u(32)
else	
layer_parameter()	
}	
hyper_enhance_layer_use_default_para_flag	ae(v)
if (HyperEnhanceLayerUseDefaultParaFlag == 0) {	
hyper_enhance_layer_use_predesigned_para_flag	ae(v)
if (HyperEnhaanceLayerUsePredesignedParaFlag == 1)	
hyper_enhance_id	u(32)
else	
layer_parameter()	
}	

[238]在表 1 中, hyper_basic_layer_use_default_para_flag 为针对系数超参特征生成单元的基本层使用默认网络标志位, hyper_basic_layer use default para flag 为二值变量, 值为 1 表示系数超参特征生成单元的基本层使用默认网络, 值为 0 表示系数超参特征生成单元的基本层不使用默认网络, HyperBasicLayerUseDefaultParaFlag 的值等于 hyper_basic_layer_use_default_para_flag 的值。

[239]在表 1 中, hyper_basic_layer use_predesigned_para_flag 为针对系数超参特征生成单元的基本层使用预制网络标志位, hyper_basic_layer use_predesigned_para flag 为一个二值变量。该二值变量的值为 1 时, 表示系数超参特征生成单元的基本层使用预制网络, 而该二值变量的值为 0 时, 表示系数超参特征生成单元的基本层不使用预制网络, HyperBasicLayerUsePredesignedParaFlag 的值可以等于 hyper_basic_layer_use_predesigned_para_flag 的值。

[240]在表 1 中, hyper_basic_id 为针对系数超参特征生成单元的基本层预制网络索引号, 可以为 32 位的无符号整数, 表示基本层采用的神经网络在预制神经网络池中的索引号。

[241]在表 1 中, hyper_enhance_layer_use_default_para_flag 为针对系数超参特征生成单元的增强层使用默认网络标志位, hyper_enhance_layer use default para flag 为一个二值变量。该二值变量的值为 1 时, 则表示系数超参特征生成单元的增强层使用默认网络, 而该二值变量的值为 0 时, 则表示系数超参特征生成单元的增强层不使用默认网络, HyperEnhanceLayerUseDefaultParaFlag 的值可以等于 hyper_enhance_layer_use_default_para_flag 的值。

[242]在表 1 中, hyper_enhance_layer use_predesigned_para_flag 为针对系数超参特征生成单元的增强层使用预制网络标志位, hyper_enhance_layer use_predesigned_para flag 为二值变量。该二值变量的值为 1 时, 表示系数超参特征生成单元的增强层使用预制网络, 该二值变量的值为 0 时, 表示系数超参特征生成单元的增强层不使用预制网络, HyperEnhanceLayerUsePredesignedParaFlag 的值可以等于 hyper_enhance_layer_use_predesigned_para_flag 的值。

[243]在表 1 中, hyper_enhance_id 为针对系数超参特征生成单元的增强层预制网络索引号, 可以为 32 位的无符号整数, 表示增强层采用的神经网络在预制神经网络池中的索引号。

[244]在上述过程中, hyper_basic id 的范围是[id min, id max], id min 优选为 0, id max 优选为 2^32-1, [a, b]段为保留段, 用于后期预制神经网络池的扩充。需要说明的是, 针对基本层的预制神经网络池, 该预制神经网络池可以包括几个基本层预制网络, 如 2

个、3 个、4 个等，可以包括几十个基本层预制网络，还可以包括更多的基本层预制网络，对此不做限制。显然，id_max 优选为 2^32-1 只是示例，不同情况下，id_max 的取值可以动态调整。

[245]在上述过程中,hyper enhance id的范围是[id_min,id_max],id_min优选为0,id_max优选为 2^32-1, [a, b]段为保留段，用于后期预制神经网络池的扩充。需要说明的是，针对增强层的预制神经网络池，该预制神经网络池可以包括几个增强层预制网络，如 2 个、3 个、4 个等，可以包括几十个增强层预制网络，还可以包括更多的增强层预制网络，对此不做限制。显然，id_max 优选为 2^32-1 只是示例，不同情况下，id_max 的取值可以动态调整。

[246]在一种可能的实施方式中，针对增强层的上述网络结构，可以通过解码的控制参数确定，控制参数可以包括神经网络信息 1，且神经网络信息 1 可以包括增强层信息，针对系数超参特征生成单元的神经网络信息 1 的一个示例，可以参见表 2 和表 3 所示。

表 2

layer_parameter()定义	描述符
layer_parameter(){	
layer_num	ae(v)
for(i=0; i<LayerNum; i++){	
layer_unit_parameter()	
}	
}	

表 3

layer_unit_parameter()定义	描述符
layer_unit_parameter(){	
deconv_layer_flag	ae(v)
if (DeconvLayerFlag == 1) {	
stride_num	ae(v)
filter_num	ae(v)
filter_size_index	ae(v)
for(i=0; i< FilterNum; i++){	
for(j=0; j< FilterSize; j++){	
filter_coeff_zero_flag[i][j]	ae(v)
if (FilterCoeffZeroFlag == 0)	
filter_coeff[i][j]	ae(v)
}	
}	
}	
activation_layer_flag	ae(v)
if (ActivationLayerFlag == 1)	
activation_layer_type	ae(v)
.....	
}	

[247]在表 2 中，layer_num 表示神经网络层数，用于表示神经网络的网络层数，若激活

层包含在某个网络结构中, 则不额外计算层数, LayerNum 的值等于 layer_num。

[248]在表 3 中, deconv_layer_flag 表示反卷积层标志位, deconv_layer_flag 是一个二值变量。当该二值变量的值为 1 时, 表示当前层是反卷积层网络, 当该二值变量的值为 0 时, 表示当前层不是反卷积层网络, DeconvLayerFlag 的值等于 deconv_layer_flag 的值。

[249]在表 3 中, stride_num 表示反卷积层的量化步长。

[250]在表 3 中, filter_num 表示滤波数量, 即当前层的滤波数量。

[251]在表 3 中, filter_size_index 表示滤波尺寸索引, 即当前滤波尺寸索引值。

[252]在表 3 中, filter_coeff_zero_flag[i][j]表示滤波系数为零标志位, 是一个二值变量。当该二值变量的值为 1 时, 表示当前滤波系数为 0, 当该二值变量的值为 0 时, 表示当前滤波系数不为 0, FilterCoeffZeroFlag[i][j]的值等于 filter_coeff_zero_flag[i][j]的值。

[253]在表 3 中, filter_coeff[i][j]表示滤波系数, 即当前滤波系数值。

[254]在表 3 中, activation_layer_flag 表示激活层标志位, activation_layer_flag 是一个二值变量。当该二值变量的值为 1 时, 表示当前层是激活层, 当该二值变量的值为 0 时, 表示当前层不是激活层, ActivationLayerFlag 的值等于 activation_layer_flag 的值。

[255]在表 3 中, activation_layer_type 表示激活层类型, 即当前层的激活层的具体类型。

[256]实施例 10: 针对实施例 5 和实施例 6, 第二特征解码单元可以解码当前块对应的码流 2, 获得当前块对应的图像特征信息, 比如说, 第二特征解码单元至少包括一个系数解码模块和一个概率模型获取模块, 在一种可能的实施方式中, 系数解码模块可以采用熵解码方法进行系数解码, 即采用熵解码方法解码当前块对应的码流 2, 获得当前块对应的图像特征信息。

[257]示例性的, 熵解码方法可以包括但不限于 CAVLC 或 CABAC 等, 对此不做限制。

[258]示例性的, 系数超参特征生成单元生成的特征用于第二特征解码单元的方式, 可以包括:

[259]方式 1、概率模型获取模块用于获取熵解码的概率模型, 比如说, 概率模型获取模块从系数超参特征生成单元获取系数超参特征值 P。在此基础上, 系数解码模块可以从概率模型获取模块获取系数超参特征值 P, 基于系数超参特征值 P, 系数解码模块可以采用熵解码方法进行系数解码。

[260]方式 2、系数解析过程 (如 CABAC 或 CAVCL 解码过程) 并不依赖于系数超参特征生成单元生成的特征, 可直接解析得到系数值 (这样可以保证解析吞吐率或速率)。基于系数超参特征生成单元生成的特征再对解析出的系数值进行转换, 以得到图像特征量化值 F_q 。一个例子为, 如系数解析过程得到的系数值是 0, 而系数超参特征生成单元生成的对应特征值为 u, 则 $F_q = u$; 如系数解析过程得到的系数值是 1, 而系数超参特征生成单元生成的对应特征值为 u, 则 $F_q = u + x$, x 为对应的系数方差。

[261]实施例 11: 针对实施例 5, 第二反量化单元可以对图像特征量化值 F_q (即图像特征信息) 进行反量化, 得到图像特征重建值 F' 。比如说, 第二反量化单元可以不存在, 或者, 若第二反量化单元存在, 则可以基于控制参数 (如高层语法, 如第二使能信息等) 选择性跳过第二反量化单元, 或基于控制参数确定使能第二反量化单元。示例性的, 若第二反量化单元不存在, 则图像特征重建值 F' 与图像特征量化值 F_q 相同, 即不需要对图像特征量化值 F_q 进行反量化。若基于控制参数选择性跳过第二反量化单元, 则图像特征重建值 F' 与图像特征量化值 F_q 相同, 即不需要对图像特征量化值 F_q 进行反量化。若基于控制参数确定使能第二反量化单元, 但是, 图像特征量化值 F_q 对应的步长参数 qstep 为 1, 则图像特征重建值 F' 与图像特征量化值 F_q 相同, 即不需要对图像特征量化值 F_q 进行反量化。

[262]示例性的, 若基于控制参数确定使能第二反量化单元, 且图像特征量化值 F_q 对应的步长参数 qstep 不为 1, 则第二反量化单元可以基于控制参数 (如量化相关参数) 对图像特征量化值 F_q 进行反量化, 得到图像特征重建值 F' 。比如说, 第二反量化单元进行如下操作: 从控制参数中获取图像特征量化值 F_q 对应的量化相关参数 (在码流中包括控制参数, 且该控制参数可以包括量化相关参数), 如步长参数 qstep 或量化参数 qp。基于步长参数 qstep 或量化参数 qp 确定图像特征量化值 F_q 对应的乘法因子 mult 和移位因子 shift; 假设图像特征量化值 F_q 为 Coff hyper, 图像特征重建值 F' 为 Coff hyper_rec, 则 $\text{Coff hyper_rec} = (\text{Coff hyper} * \text{mult}) \ll \text{shift}$, 也就是说, 在进行反量化时, 可以采用上述公式得到图像特征重建值 F' 。

[263]需要说明的是,针对图像特征量化值 F_q 对应的量化相关参数(如步长参数 $qstep$),包括:1)每个特征通道的每个图像特征量化值都采用相同的步长参数 $qstep$;2)每个特征通道的图像特征量化值采用不同的步长参数 $qstep$,但是,特征通道内的每个图像特征量化值采用相同的步长参数 $qstep$;3)每个特征通道的每个图像特征量化值都采用不同的步长参数 $qstep$ 。

[264]实施例12:针对实施例5和实施例6,图像特征反变换单元可以基于解码神经网络对图像特征重建值 F' 进行反变换操作,得到图像低阶特征值 LF 。在一种可能的实施方式中,参见图6D所示,图像特征反变换单元可以包括解码神经网络2,解码神经网络2可以包括基本层和增强层,图像特征重建值 F' 作为解码神经网络2的输入特征,图像低阶特征值 LF 作为解码神经网络2的输出特征,解码神经网络2用于对图像特征重建值 F' 进行反变换操作。

[265]本实施例中,可以将解码神经网络2划分为基本层和增强层,基本层可以包括至少一个网络层,基本层也可以不包括网络层,即基本层为空。增强层可以包括至少一个网络层,增强层也可以不包括网络层,即增强层为空。需要注意的是,对于解码神经网络2中的多个网络层来说,可以根据实际需要多个网络层划分为基本层和增强层。比如说,可以将网络结构固定的网络层作为基本层,可以将网络结构不固定的网络层作为增强层。

[266]示例性的,对于解码神经网络2来说,输出特征的尺寸可以大于输入特征的尺寸,或者,输出特征的尺寸可以等于输入特征的尺寸,或者,输出特征的尺寸可以小于输入特征的尺寸。

[267]对于解码神经网络2来说,基本层和增强层中至少包括1个反卷积层。比如说,基本层至少包括1个反卷积层,增强层可以包括至少包括1个反卷积层,或不包括反卷积层。或者,增强层至少包括1个反卷积层,基本层可以包括至少包括1个反卷积层,或不包括反卷积层。

[268]对于解码神经网络2来说,基本层和增强层中至少包括1个残差结构层。比如说,基本层至少包括1个残差结构层,增强层可以包括残差结构层或不包括残差结构层。或者,增强层至少包括1个残差结构层,基本层可以包括残差结构层或不包括残差结构层。

[269]示例性的,对于解码神经网络2来说,可以包括但不限于反卷积层和激活层等,对此不做限制。比如说,解码神经网络2依次包括1个stride为2的反卷积层、1个激活层、1个stride为1的反卷积层、1个激活层。可以将上述所有网络层均作为基本层,增强层为空。又例如,解码神经网络2依次包括1个stride为2的反卷积层、1个stride为1的反卷积层。可以将上述所有网络层均作为基本层,增强层为空。又例如,解码神经网络2依次包括1个stride为2的反卷积层、1个激活层、1个stride为2的反卷积层、1个激活层、1个stride为1的反卷积层、1个激活层。可以将上述所有网络层均作为基本层,增强层为空。

[270]示例性的,若不存在质量增强单元,则图像特征反变换单元的最后一个网络层的输出特征数(滤波器数量)为1或3。具体的,若输出仅为一个通道的值(如灰度图),则图像特征反变换单元的最后一个网络层的输出特征数为1;若输出仅为三个通道的值(如RGB或YUV格式),则图像特征反变换单元的最后一个网络层的输出特征数为3。

[271]示例性的,若存在质量增强单元,则图像特征反变换单元的最后一个网络层的输出特征数(滤波器数量)可以为1或3,也可以是其它数值,对此不做限制。

[272]在一种可能的实施方式中,可以为图像特征反变换单元配置默认网络结构的网络层,与默认网络结构的网络层有关的网络参数均为固定。比如说,在默认网络结构的网络层中,反卷积层的数量为固定,激活层的数量为固定,每个反卷积层的通道数为固定,卷积核的尺寸为固定,滤波系数为固定等。显然,由于默认网络结构的网络层中的网络参数均为固定,且已知这些网络参数,因此,可以直接获得默认网络结构的网络层。

[273]在一种可能的实施方式中,可以为图像特征反变换单元配置预制神经网络池,预制神经网络池包括至少一个预制网络结构的网络层,与预制网络结构的网络层有关的网络参数均可以根据实际需要配置。比如说,预制神经网络池包括预制网络结构 $t1$ 的网络层、预制网络结构 $t2$ 的网络层、预制网络结构 $t3$ 的网络层。其中,对于预制网络结构 $t1$ 的网络层,可以预先配置反卷积层的数量、激活层的数量、每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、滤波系数等网络参数,在所有网络参数均配置完成后,可以获得预制网络结构 $t1$ 的网络层,以此类推。

[274]在一种可能的实施方式中,可以基于网络参数为图像特征反变换单元动态生成可变网络结构的网络层,与可变网络结构的网络层有关的网络参数是编码端动态生成的,而

不是预先配置的。比如说，编码端可以在码流中编码反卷积层的数量、激活层的数量、每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、滤波系数等网络参数，因此，解码端可以从码流中解析出上述网络参数，并基于这些网络参数生成可变网络结构的网络层。

[275]在一种可能的实施方式中，控制参数可以包括图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2，图像特征反变换单元可以从控制参数中解析出神经网络信息 2，并基于神经网络信息 2 生成解码神经网络 2。比如说，神经网络信息 2 可以包括基本层信息和增强层信息，可以基于该基本层信息确定基本层，并基于该增强层信息确定增强层，并将基本层和增强层组合起来，得到解码神经网络 2。比如说，可以采用如下情况得到神经网络信息 2：

[276]情况 1、基本层信息包括基本层使用默认网络标志位，且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络，在该情况下，图像特征反变换单元基于基本层信息获知基本层采用默认网络结构的网络层，因此，获取默认网络结构的基本层。增强层信息包括增强层使用默认网络标志位，且增强层使用默认网络标志位表示增强层使用默认网络，在该情况下，基于增强层信息获知增强层采用默认网络结构的网络层，因此，获取默认网络结构的增强层。将默认网络结构的基本层和默认网络结构的增强层组合起来，得到解码神经网络 2。

[277]情况 2、基本层信息包括基本层使用默认网络标志位，且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络，在该情况下，图像特征反变换单元基于基本层信息获知基本层采用默认网络结构的网络层，因此，获取默认网络结构的基本层。增强层信息包括增强层使用预制网络标志位和增强层预制网络索引号，且增强层使用预制网络标志位表示增强层使用预制网络，在该情况下，基于增强层信息获知增强层采用预制网络结构的网络层，因此，从预制神经网络池中选择增强层预制网络索引号对应的预制网络结构的增强层。可以将默认网络结构的基本层和预制网络结构的增强层组合起来，得到解码神经网络 2。

[278]情况 3、基本层信息包括基本层使用默认网络标志位，且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络，图像特征反变换单元基于基本层信息获知基本层采用默认网络结构的网络层，因此，获取默认网络结构的基本层。增强层信息包括用于生成增强层的网络参数，在该情况下，从控制参数中解析出网络参数，并基于该网络参数生成可变网络结构的增强层。将默认网络结构的基本层和可变网络结构的增强层组合起来，得到解码神经网络 2。

[279]情况 4、基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号，且基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络，在该情况下，图像特征反变换单元基于基本层信息获知基本层采用预制网络结构的网络层，因此，从预制神经网络池中选择基本层预制网络索引号对应的预制网络结构的基本层。增强层信息包括增强层使用默认网络标志位，且增强层使用默认网络标志位表示增强层使用默认网络，在该情况下，基于增强层信息获知增强层采用默认网络结构的网络层，因此，获取默认网络结构的增强层。可以将预制网络结构的基本层和默认网络结构的增强层组合起来，得到解码神经网络 2。

[280]情况 5、基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号，且基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络，在该情况下，图像特征反变换单元基于基本层信息获知基本层采用预制网络结构的网络层，因此，可以从预制神经网络池中选择基本层预制网络索引号对应的预制网络结构的基本层。增强层信息包括增强层使用预制网络标志位和增强层预制网络索引号，且增强层使用预制网络标志位表示增强层使用预制网络，在该情况下，基于增强层信息获知增强层采用预制网络结构的网络层，因此，可以从预制神经网络池中选择增强层预制网络索引号对应的预制网络结构的增强层。可以将预制网络结构的基本层和预制网络结构的增强层组合起来，得到解码神经网络 2。

[281]情况 6、基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号，且基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络，在该情况下，图像特征反变换单元基于基本层信息获知基本层采用预制网络结构的网络层，因此，可以从预制神经网络池中选择基本层预制网络索引号对应的预制网络结构的基本层。增强层信息包括用于生成增强层的网络参数，在该情况下，从控制参数中解析出网络参数，并基于该网络参数生成可变网络结构的增强层。将预制网络结构的基本层和可变网络结构的增强层组合起来，得到解码神经网络 2。

[282]在一种可能的实施方式中，针对基本层和增强层的上述网络结构，均可以通过解码的控制参数确定，控制参数可以包括神经网络信息 2，且神经网络信息 2 可以包括基本

层信息和增强层信息,针对图像特征反变换单元的神经网络信息 2 与表 1、表 2、表 3 类似,只是相关信息是针对图像特征反变换单元,而不是针对系数超参特征生成单元,在此不再重复赘述。

[283]实施例 13: 针对实施例 5 和实施例 6,质量增强单元可以获取图像低阶特征值 LF,基于解码神经网络对图像低阶特征值 LF 进行增强处理,得到当前块对应的重建图像块 I。

[284]比如说,质量增强单元可以不存在,或者,若质量增强单元存在,则可以基于控制参数(如高层语法,如第三使能信息等)选择性跳过质量增强单元,或基于控制参数确定使能质量增强单元。示例性的,若基于控制参数确定使能质量增强单元,则该质量增强单元可以用于去除块间的块效应、量化失真等图像质量劣化问题,比如说,质量增强单元可以基于解码神经网络对图像低阶特征值 LF 进行增强处理,得到当前块对应的重建图像块 I。

[285]在一种可能的实施方式中,质量增强单元可以包括解码神经网络 3,解码神经网络 3 可以包括基本层和增强层,图像低阶特征值 LF 作为解码神经网络 3 的输入特征,重建图像块 I 作为解码神经网络 3 的输出特征,解码神经网络 3 用于对图像低阶特征值 LF 进行增强处理。

[286]本实施例中,可以将解码神经网络 3 划分为基本层和增强层,基本层可以包括至少一个网络层,基本层也可以不包括网络层,即基本层为空。增强层可以包括至少一个网络层,增强层也可以不包括网络层,即增强层为空。需要注意的是,对于解码神经网络 3 中的多个网络层来说,可以根据实际需要多个网络层划分为基本层和增强层。比如说,可以将网络结构固定的网络层作为基本层,可以将网络结构不固定的网络层作为增强层。

[287]示例性的,对于解码神经网络 3 来说,输出特征的尺寸可以大于输入特征的尺寸,或者,输出特征的尺寸可以等于输入特征的尺寸,或者,输出特征的尺寸可以小于输入特征的尺寸。

[288]对于解码神经网络 3 来说,基本层和增强层中至少包括 1 个反卷积层。比如说,基本层至少包括 1 个反卷积层,增强层可以包括至少包括 1 个反卷积层,或不包括反卷积层。或者,增强层至少包括 1 个反卷积层,基本层可以包括至少包括 1 个反卷积层,或不包括反卷积层。

[289]对于解码神经网络 3 来说,基本层和增强层中至少包括 1 个残差结构层。比如说,基本层至少包括 1 个残差结构层,增强层可以包括残差结构层或不包括残差结构层。或者,增强层至少包括 1 个残差结构层,基本层可以包括残差结构层或不包括残差结构层。

[290]示例性的,对于解码神经网络 3 来说,可以包括但不限于反卷积层和激活层等,对此不做限制。比如说,解码神经网络 3 依次包括 1 个 stride 为 2 的反卷积层、1 个激活层、1 个 stride 为 1 的反卷积层、1 个激活层。可以将上述所有网络层均作为基本层,增强层为空。又例如,解码神经网络 3 依次包括 1 个 stride 为 2 的反卷积层、1 个 stride 为 1 的反卷积层。可以将上述所有网络层均作为基本层,增强层为空。又例如,解码神经网络 3 依次包括 1 个 stride 为 2 的反卷积层、1 个激活层、1 个 stride 为 2 的反卷积层、1 个激活层、1 个 stride 为 1 的反卷积层、1 个激活层。可以将上述所有网络层均作为基本层,增强层为空。

[291]示例性的,质量增强单元的最后一个网络层的输出特征数(滤波器数量)为 1 或 3。具体的,若输出仅为一个通道的值(如灰度图),则最后一个网络层的输出特征数为 1;若输出仅为三个通道的值(如 RGB 或 YUV 格式),则最后一个网络层的输出特征数为 3。

[292]在一种可能的实施方式中,可以为质量增强单元配置默认网络结构的网络层,与默认网络结构的网络层有关的网络参数均为固定。可以为质量增强单元配置预制神经网络池,预制神经网络池包括至少一个预制网络结构的网络层,与预制网络结构的网络层有关的网络参数均可以根据实际需要配置。可以基于网络参数为质量增强单元动态生成可变网络结构的网络层,与可变网络结构的网络层有关的网络参数是编码端动态生成的,而不是预先配置的。

[293]在一种可能的实施方式中,控制参数可以包括质量增强单元对应的神经网络信息 3,质量增强单元可以从控制参数中解析出神经网络信息 3,并基于神经网络信息 3 生成解码神经网络 3。比如说,神经网络信息 3 可以包括基本层信息和增强层信息,可以基于该基本层信息确定基本层,并基于该增强层信息确定增强层,并将基本层和增强层组合起来,得到解码神经网络 3。比如说,质量增强单元可以采用如下情况得到神经网络信

息 3:

[294]情况 1、基本层信息包括基本层使用默认网络标志位,且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络,在该情况下,质量增强单元基于基本层信息获知基本层采用默认网络结构的网络层,因此,获取默认网络结构的基本层。增强层信息包括增强层使用默认网络标志位,且增强层使用默认网络标志位表示增强层使用默认网络,在该情况下,基于增强层信息获知增强层采用默认网络结构的网络层,因此,获取默认网络结构的增强层。将默认网络结构的基本层和默认网络结构的增强层组合起来,得到解码神经网络 3。

[295]情况 2、基本层信息包括基本层使用默认网络标志位,且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络,在该情况下,质量增强单元基于基本层信息获知基本层采用默认网络结构的网络层,因此,获取默认网络结构的基本层。增强层信息包括增强层使用预制网络标志位和增强层预制网络索引号,且增强层使用预制网络标志位表示增强层使用预制网络,在该情况下,基于增强层信息获知增强层采用预制网络结构的网络层,因此,从预制神经网络池中选取增强层预制网络索引号对应的预制网络结构的增强层。可以将默认网络结构的基本层和预制网络结构的增强层组合起来,得到解码神经网络 3。

[296]情况 3、基本层信息包括基本层使用默认网络标志位,且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络,质量增强单元基于基本层信息获知基本层采用默认网络结构的网络层,因此,获取默认网络结构的基本层。增强层信息包括用于生成增强层的网络参数,在该情况下,从控制参数中解析出网络参数,并基于该网络参数生成可变网络结构的增强层。将默认网络结构的基本层和可变网络结构的增强层组合起来,得到解码神经网络 3。

[297]情况 4、基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号,且基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络,在该情况下,质量增强单元基于基本层信息获知基本层采用预制网络结构的网络层,因此,从预制神经网络池中选取基本层预制网络索引号对应的预制网络结构的基本层。增强层信息包括增强层使用默认网络标志位,且增强层使用默认网络标志位表示增强层使用默认网络,在该情况下,基于增强层信息获知增强层采用默认网络结构的网络层,因此,获取默认网络结构的增强层。可以将预制网络结构的基本层和默认网络结构的增强层组合起来,得到解码神经网络 3。

[298]情况 5、基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号,且基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络,在该情况下,质量增强单元基于基本层信息获知基本层采用预制网络结构的网络层,因此,可以从预制神经网络池中选取基本层预制网络索引号对应的预制网络结构的基本层。增强层信息包括增强层使用预制网络标志位和增强层预制网络索引号,且增强层使用预制网络标志位表示增强层使用预制网络,在该情况下,基于增强层信息获知增强层采用预制网络结构的网络层,因此,可以从预制神经网络池中选取增强层预制网络索引号对应的预制网络结构的增强层。可以将预制网络结构的基本层和预制网络结构的增强层组合起来,得到解码神经网络 3。

[299]情况 6、基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号,且基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络,在该情况下,质量增强单元基于基本层信息获知基本层采用预制网络结构的网络层,因此,可以从预制神经网络池中选取基本层预制网络索引号对应的预制网络结构的基本层。增强层信息包括用于生成增强层的网络参数,在该情况下,从控制参数中解析出网络参数,并基于该网络参数生成可变网络结构的增强层。将预制网络结构的基本层和可变网络结构的增强层组合起来,得到解码神经网络 3。

[300]在一种可能的实施方式中,针对基本层和增强层的上述网络结构,均可以通过解码的控制参数确定,控制参数可以包括神经网络信息 3,且神经网络信息 3 可以包括基本层信息和增强层信息,针对质量增强单元的神经网络信息 3 与表 1、表 2、表 3 类似,只是相关信息是针对质量增强单元,而不是针对系数超参特征生成单元,在此不再重复赘述。

[301]实施例 14: 本公开实施例中提出一种基于神经网络的图像编码方法,该方法可以应用于编码端(也称为视频编码器),参见图 7A 所示,为编码端的结构示意图,编码端可以包括控制参数编码单元、特征变换单元、系数超参特征变换单元、第一量化单元、第二量化单元、第一特征编码单元、第二特征编码单元、第一特征解码单元、第二特征解码单元、系数超参特征生成单元、图像特征反变换单元、第一反量化单元、第二反量化单元、质量增强单元。

[302]示例性的,第一量化单元、第二量化单元、第一反量化单元、第二反量化单元、质量增强单元为可选单元,在某些场景下可以选择关闭或跳过这些可选单元的过程。

[303]本实施例中,对于每个当前块(即图像块)来说,当前块对应的码流包括三部分:码流0(含有控制参数的码流)、码流1(含有系数超参特征信息的码流)、码流2(含有图像特征信息的码流)。系数超参特征信息和图像特征信息可以统称为图像信息。

[304]示例性的,本实施例中的基于神经网络的图像编码方法,可以包括以下步骤S71-S79。

[305]步骤S71、对当前块I进行特征变换,得到当前块I对应的图像特征值F。比如说,特征变换单元可以对当前块I进行特征变换,得到当前块I对应的图像特征值F。示例性的,特征变换单元可以基于编码神经网络对当前块I进行特征变换,得到当前块I对应的图像特征值F。其中,当前块I作为编码神经网络的输入特征,图像特征值F作为编码神经网络的输出特征。

[306]步骤S72、基于图像特征值F确定图像特征信息。

[307]示例性的,若使能第二量化单元,则第二量化单元可以从特征变换单元获取图像特征值F,并对图像特征值F进行量化,得到图像特征量化值 F_q ,并基于图像特征量化值 F_q 确定图像特征信息,即图像特征信息可以为图像特征量化值 F_q 。在该情况下,控制参数编码单元可以在码流0中编码第二量化单元的第二使能信息,即控制参数包括第二量化单元的第二使能信息,且第二使能信息用于表示已使能第二量化单元。控制参数编码单元还可以在码流0中编码第二量化单元对应的量化相关参数,如步长参数qstep或量化参数qp等。

[308]示例性的,若未使能第二量化单元,则基于图像特征值F确定图像特征信息,即图像特征信息可以为图像特征值F。在该情况下,控制参数编码单元可以在码流0中编码第二量化单元的第二使能信息,且第二使能信息用于表示未使能第二量化单元。

[309]步骤S73、对图像特征值F进行系数超参特征变换,得到系数超参特征系数值C。比如说,系数超参特征变换单元对图像特征值F进行系数超参特征变换,得到系数超参特征系数值C,如基于编码神经网络对图像特征值F进行系数超参特征变换,得到系数超参特征系数值C。其中,图像特征值F作为编码神经网络的输入特征,系数超参特征系数值C作为编码神经网络的输出特征。

[310]步骤S74、基于系数超参特征系数值C确定系数超参特征信息。

[311]示例性的,若使能第一量化单元,则第一量化单元可以从系数超参特征变换单元获取系数超参特征系数值C,并对系数超参特征系数值C进行量化,得到系数超参特征系数量化值 C_q ,并基于系数超参特征系数量化值 C_q 确定系数超参特征信息,即系数超参特征信息可以为系数超参特征系数量化值 C_q 。在该情况下,控制参数编码单元可以在码流0中编码第一量化单元的第一使能信息,即控制参数包括第一量化单元的第一使能信息,且第一使能信息用于表示已使能第一量化单元。控制参数编码单元还可以在码流0中编码第一量化单元对应的量化相关参数。

[312]示例性的,若未使能第一量化单元,则基于系数超参特征系数值C确定系数超参特征信息,即系数超参特征信息可以为系数超参特征系数值C。在该情况下,控制参数编码单元可以在码流0中编码第一量化单元的第一使能信息,且第一使能信息用于表示未使能第一量化单元。

[313]步骤S75、对系数超参特征信息(如系数超参特征系数量化值 C_q 或者系数超参特征系数值C)进行编码,得到码流1。比如说,第一特征编码单元可以在当前块对应的码流中编码系数超参特征信息,为了区分方便,将包括系数超参特征信息的码流记为码流1。

[314]步骤S76、解码当前块对应的码流1,获得系数超参特征信息(如系数超参特征系数量化值 C_q 或者系数超参特征系数值C),并基于该系数超参特征信息确定系数超参特征系数重建值。

[315]示例性的,第一特征解码单元可以解码当前块对应的码流1,获得系数超参特征信息。

[316]示例性的,若使能第一量化单元,则系数超参特征信息为系数超参特征系数量化值 C_q ,在该情况下,第一反量化单元可以对系数超参特征系数量化值 C_q 进行反量化,得到系数超参特征系数重建值 C' ,显然,系数超参特征系数重建值 C' 与系数超参特征系数值C可以相同。若未使能第一量化单元,则系数超参特征信息为系数超参特征系数值C,在该情况下,可以将系数超参特征系数值C作为系数超参特征系数重建值 C' 。综上所述,可以得到系数超参特征系数重建值 C' 。

[317]综上所述可以看出,系数超参特征系数重建值 C' 与系数超参特征系数值C相同,因此,

还可以省略步骤 S76 的过程,直接将系数超参特征系数值 C 作为系数超参特征系数重建值 C' 。在该情况下,还可以对图 7A 所示的编码端结构进行改进,得到图 7B 所示的编码端结构。

[318]步骤 S77、对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作,得到系数超参特征值 P 。比如说,系数超参特征生成单元对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作,得到系数超参特征值 P 。

[319]步骤 S78、基于系数超参特征值 P ,对图像特征信息(如图像特征量化值 F_q 或者图像特征值 F)进行编码,得到码流 2。比如说,第二特征编码单元可以在当前块对应的码流中编码图像特征信息,为了区分方便,将包括图像特征信息的码流记为码流 2。

[320]步骤 S79、控制参数编码单元获取当前块对应的控制参数,该控制参数可以包括神经网络信息,并在码流中编码当前块对应的控制参数,将包括控制参数的码流记为码流 0。

[321]在一种可能的实施方式中,特征变换单元可以采用编码神经网络对当前块 I 进行特征变换,控制参数编码单元可以基于该编码神经网络的网络结构确定解码端设备的图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2,该神经网络信息 2 用于确定图像特征反变换单元对应的解码神经网络 2,并在码流 0 中编码图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2。

[322]在一种可能的实施方式中,系数超参特征变换单元可以采用编码神经网络对图像特征值 F 进行系数超参特征变换,控制参数编码单元可以基于该编码神经网络的网络结构确定解码端设备的系数超参特征生成单元对应的神经网络信息 1,该神经网络信息 1 用于确定系数超参特征生成单元对应的解码神经网络 1,并在码流 0 中编码系数超参特征生成单元对应的神经网络信息 1。

[323]在一种可能的实施方式中,继续参见图 7A 和图 7B 所示,还可以包括以下步骤 S80-S86。

[324]步骤 S80、解码当前块对应的码流 1,获得当前块对应的系数超参特征信息。比如说,第一特征解码单元可以解码当前块对应的码流 1,获得当前块对应的系数超参特征信息。

[325]步骤 S81、基于该系数超参特征信息确定系数超参特征系数重建值。

[326]比如说,若使能第一量化单元,则系数超参特征信息为系数超参特征系数量化值 C_q ,在该情况下,第一反量化单元可以对系数超参特征系数量化值 C_q 进行反量化,得到系数超参特征系数重建值 C' 。或者,若未使能第一量化单元,则系数超参特征信息为系数超参特征系数值 C ,在该情况下,可以将系数超参特征系数值 C 作为系数超参特征系数重建值 C' 。

[327]步骤 S82、对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作,得到系数超参特征值 P 。比如说,系数超参特征生成单元对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作,得到系数超参特征值 P ,如系数超参特征生成单元基于解码神经网络对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作,得到系数超参特征值 P 。

[328]步骤 S83、解码当前块对应的码流 2,获得当前块对应的图像特征信息。比如说,第二特征解码单元可以解码当前块对应的码流 2,获得当前块对应的图像特征信息。在解码当前块对应的码流 2 时,第二特征解码单元可以利用系数超参特征值 P 解码当前块对应的码流 2。

[329]步骤 S84、基于该图像特征信息确定图像特征重建值。

[330]比如说,若使能第二量化单元,则图像特征信息为图像特征量化值 F_q ,第二反量化单元可以对图像特征量化值 F_q 进行反量化,得到图像特征重建值 F' 。若未使能第二量化单元,则图像特征信息为图像特征值 F ,可以将图像特征值 F 作为图像特征重建值 F' 。

[331]步骤 S85、对图像特征重建值 F' 进行反变换操作,得到图像低阶特征值 LF 。比如说,图像特征反变换单元对图像特征重建值 F' 进行反变换操作,得到图像低阶特征值 LF ,如基于解码神经网络对图像特征重建值 F' 进行反变换操作,得到图像低阶特征值 LF 。

[332]步骤 S86、基于图像低阶特征值 LF 确定当前块对应的重建图像块 I 。示例性的,若使能质量增强单元,则质量增强单元对图像低阶特征值 LF 进行增强处理,得到当前块对应的重建图像块 I ,如基于解码神经网络对图像低阶特征值 LF 进行增强处理,得到当

前块对应的重建图像块 I。若不使能质量增强单元,则图像低阶特征值 LF 作为重建图像块 I。

[333]示例性的,关于步骤 S80-步骤 S86,可以参见实施例 5,在此不再重复赘述。

[334]在一种可能的实施方式中,系数超参特征生成单元可以采用解码神经网络对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作,得到系数超参特征值 P,控制参数编码单元可以基于该解码神经网络的网络结构确定解码端设备的系数超参特征生成单元对应的神经网络信息 1,该神经网络信息 1 用于确定该系数超参特征生成单元对应的解码神经网络 1,并在码流 0 中编码神经网络信息 1。

[335]在一种可能的实施方式中,图像特征反变换单元可以采用解码神经网络对图像特征重建值 F' 进行反变换操作,得到图像低阶特征值 LF,控制参数编码单元可以基于该解码神经网络的网络结构确定解码端设备的图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2,该神经网络信息 2 用于确定该图像特征反变换单元对应的解码神经网络 2,并在码流 0 中编码神经网络信息 2。

[336]在一种可能的实施方式中,质量增强单元可以采用解码神经网络对图像低阶特征值 LF 进行增强处理,得到当前块对应的重建图像块 I,控制参数编码单元可以基于该解码神经网络的网络结构确定解码端设备的质量增强单元对应的神经网络信息 3,该神经网络信息 3 用于确定该质量增强单元对应的解码神经网络 3,并在码流 0 中编码神经网络信息 3。

[337]实施例 15: 本公开实施例中提出一种基于神经网络的图像编码方法,该方法可以应用于编码端,参见图 7C 所示,为编码端的结构示意图,编码端可以包括控制参数编码单元、特征变换单元、系数超参特征变换单元、第一特征编码单元、第二特征编码单元、第一特征解码单元、第二特征解码单元、系数超参特征生成单元、图像特征反变换单元、质量增强单元。

[338]示例性的,本实施例中的基于神经网络的图像编码方法,可以包括以下步骤 S91-S99。

[339]步骤 S91、对当前块 I 进行特征变换,得到当前块 I 对应的图像特征值 F。比如说,特征变换单元可以基于编码神经网络对当前块 I 进行特征变换,得到当前块 I 对应的图像特征值 F。

[340]步骤 S92、对图像特征值 F 进行系数超参特征变换,得到系数超参特征系数值 C。比如说,系数超参特征变换单元基于编码神经网络对图像特征值 F 进行系数超参特征变换,得到系数超参特征系数值 C。

[341]步骤 S93、对系数超参特征系数值 C 进行编码,得到码流 1。比如说,第一特征编码单元可以在当前块对应的码流中编码系数超参特征系数值 C,得到码流 1。

[342]步骤 S94、基于系数超参特征系数值 C 确定系数超参特征系数重建值 C' ,如系数超参特征系数重建值 C' 与系数超参特征系数值 C 相同,对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作,得到系数超参特征值 P。比如说,系数超参特征生成单元对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作,得到系数超参特征值 P。

[343]步骤 S95、基于系数超参特征值 P,对图像特征值 F 进行编码,得到码流 2。比如说,第二特征编码单元在当前块对应的码流中编码图像特征值 F,得到码流 2。

[344]步骤 S96、控制参数编码单元获取当前块对应的控制参数,该控制参数可以包括神经网络信息,并在码流中编码当前块对应的控制参数,将包括控制参数的码流记为码流 0。

[345]步骤 S97、解码当前块对应的码流 1,获得当前块对应的系数超参特征系数值 C。比如说,第一特征解码单元可以解码当前块对应的码流 1,获得当前块对应的系数超参特征系数值 C。

[346]以及,基于系数超参特征系数值 C 确定系数超参特征系数重建值 C' 。

[347]步骤 S98、对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作,得到系数超参特征值 P。比如说,系数超参特征生成单元基于解码神经网络对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作,得到系数超参特征值 P。解码当前块对应的码流 2,获得当前块对应的图像特征值 F,将图像特征值 F 作为图像特征重建值 F' ,如第二特征解码单元利用系数超参特征值 P 解码当前块对应的码流 2。

[348]步骤 S99、对图像特征重建值 F' 进行反变换操作,得到图像低阶特征值 LF。比如说,图像特征反变换单元基于解码神经网络对图像特征重建值 F' 进行反变换操作,得

到图像低阶特征值 LF。基于图像低阶特征值 LF 确定当前块对应的重建图像块 I。比如说,质量增强单元基于解码神经网络对图像低阶特征值 LF 进行增强处理,得到当前块对应的重建图像块 I。

[349]实施例 16: 针对实施例 14 和实施例 15, 第一特征编码单元可以在当前块对应的码流 1 中编码系数超参特征信息, 第一特征编码单元的编码过程与第一特征解码单元的解码过程对应, 参见实施例 7, 比如说, 第一特征编码单元可以采用熵编码方法(如 CAVLC 或 CABAC 等熵编码方法)对系数超参特征信息进行编码, 在此不再重复赘述。第一特征解码单元可以解码当前块对应的码流 1, 获得当前块对应的系数超参特征信息, 该过程可以参见实施例 7。

[350]针对实施例 14 和实施例 15, 第二特征编码单元可以基于系数超参特征值 P 对图像特征信息进行编码, 得到码流 2, 第二特征编码单元的编码过程与第二特征解码单元的解码过程对应, 参见实施例 10, 比如说, 第二特征编码单元可以采用熵编码方法(如 CAVLC 或 CABAC 等熵编码方法)对图像特征信息进行编码, 在此不再重复赘述。第二特征解码单元可以解码当前块对应的码流 2, 获得当前块对应的图像特征信息, 该过程可以参见实施例 10。

[351]针对实施例 14 和实施例 15, 第一量化单元可以对系数超参特征系数值 C 进行量化, 得到系数超参特征系数量化值 C_q , 第一量化单元的量化过程与第一反量化单元的反量化过程对应, 参见实施例 8, 比如说, 第一量化单元基于量化相关参数对系数超参特征系数值 C 进行量化, 在此不再重复赘述。需要说明的是, 对于量化相关参数(如步长参数 $qstep$, 也称为量化步长)来说, 1) 每个特征通道的每个特征值都采用相同的量化步长; 2) 每个特征通道采用不同的量化步长, 但特征通道内的每个特征值采用相同的量化步长; 3) 每个特征通道的每个特征值都采用不同的量化步长。编码端的第一反量化单元可以对系数超参特征系数量化值 C_q 进行反量化, 得到系数超参特征系数重建值 C' , 编码端的第一反量化单元的处理过程可以参见实施例 10。

[352]第二量化单元可以对图像特征值 F 进行量化, 得到图像特征量化值 F_q , 第二量化单元的量化过程与第二反量化单元的反量化过程对应, 参见实施例 11, 比如说, 第二量化单元基于量化相关参数对图像特征值 F 进行量化, 在此不再重复赘述。需要说明的是, 对于量化步长来说, 1) 每个特征通道的每个特征值都采用相同的量化步长; 2) 每个特征通道采用不同的量化步长, 但特征通道内的每个特征值采用相同的量化步长; 3) 每个特征通道的每个特征值都采用不同的量化步长。编码端的第二反量化单元可以对图像特征量化值 F_q 进行反量化, 得到图像特征重建值 F' , 编码端的第二反量化单元的处理过程可以参见实施例 11。

[353]实施例 17: 针对实施例 14 和实施例 15, 特征变换单元可以基于编码神经网络对当前块 I 进行特征变换, 得到当前块 I 对应的图像特征值 F。在此基础上, 可以基于该编码神经网络的网络结构确定解码端设备的图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2, 并在码流 0 中编码图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2。关于解码端设备如何根据神经网络信息 2 生成图像特征反变换单元对应的解码神经网络 2, 可以参见实施例 12, 在此不再重复赘述。

[354]在一种可能的实施方式中, 特征变换单元可以包括编码神经网络 2, 编码神经网络 2 可以包括基本层和增强层, 可以将编码神经网络 2 划分为基本层和增强层, 基本层可以包括至少一个网络层, 基本层也可以不包括网络层, 即基本层为空。增强层可以包括至少一个网络层, 增强层也可以不包括网络层, 即增强层为空。需要注意的是, 对于编码神经网络 2 中的多个网络层来说, 可以根据实际需要多个网络层划分为基本层和增强层。比如说, 可以将网络结构固定的网络层作为基本层, 可以将网络结构不固定的网络层作为增强层。

[355]示例性的, 对于编码神经网络 2 来说, 输出特征的尺寸可以小于输入特征的尺寸, 或者, 输出特征的尺寸可以等于输入特征的尺寸, 或者, 输出特征的尺寸可以大于输入特征的尺寸。

[356]示例性的, 对于编码神经网络 2 来说, 基本层和增强层中至少包括 1 个卷积层。比如说, 基本层至少包括 1 个卷积层, 增强层可以包括至少包括 1 个卷积层, 或不包括卷积层。或者, 增强层至少包括 1 个卷积层, 基本层可以包括至少包括 1 个卷积层, 或不包括卷积层。

[357]对于编码神经网络 2 来说, 基本层和增强层中至少包括 1 个残差结构层。比如说, 基本层至少包括 1 个残差结构层, 增强层可以包括残差结构层或不包括残差结构层。或者, 增强层至少包括 1 个残差结构层, 基本层可以包括残差结构层或不包括残差结构层。

[358]对于编码神经网络 2 来说,可以包括但不限于卷积层和激活层等,对此不做限制。比如说,编码神经网络 2 依次包括 1 个 stride 为 2 的卷积层、1 个激活层、1 个 stride 为 1 的卷积层、1 个激活层,将上述所有网络层均作为基本层。又例如,编码神经网络 2 依次包括 1 个 stride 为 2 的卷积层、1 个 stride 为 1 的卷积层,将上述所有网络层均作为基本层。又例如,编码神经网络 2 依次包括 1 个 stride 为 2 的卷积层、1 个激活层、1 个 stride 为 2 的卷积层、1 个激活层、1 个 stride 为 1 的卷积层、1 个激活层,将上述所有网络层均作为基本层。

[359]示例性的,特征变换单元的第二个网络层的输入通道数为 1 或 3。若输入图像块仅含有一个通道(如灰度图),则特征变换单元的第二个网络层的输入通道数为 1;若输入图像块含有三个通道(如 RGB 或 YUV 格式),则特征变换单元的第二个网络层的输入通道数为 3。

[360]需要注意的是,特征变换单元的编码神经网络 2 的网络结构,与图像特征反变换单元的解码神经网络 2 的网络结构(参见实施例 12)可以对称,特征变换单元的编码神经网络 2 的网络参数,与图像特征反变换单元的解码神经网络 2 的网络参数,可以相同或者不同。

[361]在一种可能的实施方式中,可以为特征变换单元配置默认网络结构的网络层,与默认网络结构的网络层有关的网络参数均为固定。比如说,在默认网络结构的网络层中,反卷积层的数量为固定,激活层的数量为固定,每个反卷积层的通道数为固定,卷积核的尺寸为固定,滤波系数为固定等。需要注意的是,为特征变换单元配置的默认网络结构的网络层,与为图像特征反变换单元配置的默认网络结构的网络层(参见实施例 12),二者可以为对称结构。

[362]在一种可能的实施方式中,可以为特征变换单元配置预制神经网络池(与解码端设备的预制神经网络池对应),预制神经网络池包括至少一个预制网络结构的网络层,与预制网络结构的网络层有关的网络参数均可以根据实际需要配置。比如说,预制神经网络池可以包括预制网络结构 t1' 的网络层、预制网络结构 t2' 的网络层、预制网络结构 t3' 的网络层等。需要注意的是,预制网络结构 t1' 的网络层与预制网络结构 t1 的网络层(参见实施例 12),二者可以为对称结构。预制网络结构 t2' 的网络层与预制网络结构 t2 的网络层,二者可以为对称结构。预制网络结构 t3' 的网络层与预制网络结构 t3 的网络层,二者可以为对称结构。

[363]在一种可能的实施方式中,可以基于网络参数为特征变换单元动态生成可变网络结构的网络层,与可变网络结构的网络层有关的网络参数是编码端动态生成的,而不是预先配置的。

[364]在一种可能的实施方式中,编码端可以基于编码神经网络 2 的网络结构确定图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2,并在码流 0 中编码图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2。比如说,编码端可以采用如下情况确定神经网络信息 2:

[365]情况 1、若编码神经网络 2 的基本层采用默认网络结构的网络层,且增强层采用默认网络结构的网络层,则编码端在码流 0 中编码基本层信息和增强层信息,该基本层信息和该增强层信息组成图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2。其中,基本层信息包括基本层使用默认网络标志位,且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络。增强层信息包括增强层使用默认网络标志位,且增强层使用默认网络标志位表示增强层使用默认网络。

[366]情况 2、若编码神经网络 2 的基本层采用默认网络结构的网络层,且增强层采用预制网络结构的网络层,则编码端在码流 0 中编码基本层信息和增强层信息,该基本层信息和该增强层信息组成图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2。其中,基本层信息包括基本层使用默认网络标志位,且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络。增强层信息包括增强层使用预制网络标志位和增强层预制网络索引号,且增强层使用预制网络标志位表示增强层使用预制网络,且增强层预制网络索引号表示该预制网络结构的网络层在预制神经网络池中的索引。例如,若编码神经网络 2 的增强层采用预制网络结构 t1' 的网络层,则增强层预制网络索引号表示预制神经网络池中的第一个预制网络结构 t1' 的网络层。

[367]情况 3、若编码神经网络 2 的基本层采用默认网络结构的网络层,且增强层采用可变网络结构的增强层,则编码端在码流 0 中编码基本层信息和增强层信息,该基本层信息和该增强层信息组成图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2。其中,基本层信息包括基本层使用默认网络标志位,且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络。增强层信息包括用于生成增强层的网络参数,该网络参数可以包括但不限于以下至少一种:神经网络层数、反卷积层标志位、反卷积层的数量、每个反卷积层的量化步长、

每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、滤波数量、滤波尺寸索引、滤波系数为零标志位、滤波系数、激活层标志位、激活层类型。需要注意的是，增强层信息中的网络参数与编码神经网络 2 的增强层采用的网络参数可以不同，也就是说，针对增强层采用的每个网络参数，可以生成与该网络参数对称的网络参数，对此生成过程不做限制，将这个对称的网络参数作为增强层信息传输给解码端。

[368]情况 4、若编码神经网络 2 的基本层采用预制网络结构的网络层，且增强层采用默认网络结构的网络层，则在码流 0 中编码基本层信息和增强层信息，基本层信息和增强层信息组成图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2。其中，基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号，基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络，基本层预制网络索引号表示该预制网络结构的网络层在预制神经网络池中对应的索引。增强层信息包括增强层使用默认网络标志位，增强层使用默认网络标志位表示增强层使用默认网络。

[369]情况 5、若编码神经网络 2 的基本层采用预制网络结构的网络层，且增强层采用预制网络结构的网络层，则编码端在码流 0 中编码基本层信息和增强层信息，该基本层信息和该增强层信息组成图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2。其中，该基本层信息可以包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号，该基本层使用预制网络标志位用于表示基本层使用预制网络，该基本层预制网络索引号用于表示该预制网络结构的网络层在预制神经网络池中对应的索引。该增强层信息可以包括增强层使用预制网络标志位和增强层预制网络索引号，且该增强层使用预制网络标志位用于表示增强层使用预制网络，且该增强层预制网络索引号用于表示该预制网络结构的网络层在预制神经网络池中对应的索引。

[370]情况 6、若编码神经网络 2 的基本层采用预制网络结构的网络层，且增强层采用可变网络结构的增强层，则在码流 0 中编码基本层信息和增强层信息，基本层信息和增强层信息组成图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2。其中，基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号，基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络，基本层预制网络索引号表示该预制网络结构的网络层在预制神经网络池中对应的索引。增强层信息包括用于生成增强层的网络参数，该网络参数可以包括但不限于以下至少一种：神经网络层数、反卷积层标志位、反卷积层的数量、每个反卷积层的量化步长、每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、滤波数量、滤波尺寸索引、滤波系数为零标志位、滤波系数、激活层标志位、激活层类型。增强层信息中的网络参数与编码神经网络 2 的增强层采用的网络参数可以不同，也就是说，针对增强层采用的每个网络参数，可以生成与该网络参数对称的网络参数，对此生成过程不做限制，将这个对称的网络参数作为增强层信息传输给解码端。

[371]实施例 18：针对实施例 14 和实施例 15，编码端的图像特征反变换单元可以基于解码神经网络对图像特征重建值 F' 进行反变换操作，得到图像低阶特征值 LF。在此基础上，也可以基于该解码神经网络的网络结构确定解码端设备的图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2，并在码流 0 中编码图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2。

[372]在一种可能的实施方式中，编码端的图像特征反变换单元可以包括解码神经网络 2，解码神经网络 2 可以包括基本层和增强层，编码端的解码神经网络 2 的网络结构与解码端的解码神经网络 2 的网络结构相同，可以参见实施例 12，在此不再赘述。

[373]在一种可能的实施方式中，编码端可以为图像特征反变换单元配置默认网络结构的网络层，这个默认网络结构的网络层与解码端的默认网络结构的网络层相同。编码端可以为图像特征反变换单元配置预制神经网络池，该预制神经网络池可以包括至少一个预制网络结构的网络层，这个预制神经网络池与解码端的预制神经网络池相同。编码端可以基于网络参数为图像特征反变换单元动态生成可变网络结构的网络层。编码端可以基于解码神经网络 2 的网络结构确定图像特征反变换单元对应的神经网络信息 2，并在码流 0 中编码神经网络信息 2。

[374]比如说，若解码神经网络 2 的基本层采用默认网络结构的网络层，且增强层采用默认网络结构的网络层，则基本层信息包括基本层使用默认网络标志位，且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络。增强层信息包括增强层使用默认网络标志位，且增强层使用默认网络标志位表示增强层使用默认网络。又例如，若解码神经网络 2 的基本层采用默认网络结构的网络层，且增强层采用预制网络结构的网络层，则基本层信息包括基本层使用默认网络标志位，且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络。增强层信息包括增强层使用预制网络标志位和增强层预制网络索引号，且增强层使用预制网络标志位表示增强层使用预制网络，且增强层预制网络索引号表示该预制网络结构的网络层在预制神经网络池中对应的索引。又例如，若解码神经网络 2 的基本层采用默认网络结构的网络层，且增强层采用可变网络结构的增强层，则基本层信息包括

基本层使用默认网络标志位,且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络。增强层信息包括用于生成增强层的网络参数,增强层信息中的网络参数与解码神经网络2的增强层采用的网络参数可以相同。

[375]比如说,若解码神经网络2的基本层采用预制网络结构的网络层,增强层采用默认网络结构的网络层,则基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号,基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络,基本层预制网络索引号表示该预制网络结构的网络层在预制神经网络池中对应的索引。增强层信息包括增强层使用默认网络标志位,增强层使用默认网络标志位表示增强层使用默认网络。又例如,若解码神经网络2的基本层采用预制网络结构的网络层,增强层采用预制网络结构的网络层,则基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号,基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络,基本层预制网络索引号表示该预制网络结构的网络层在预制神经网络池中对应的索引。增强层信息包括增强层使用预制网络标志位和增强层预制网络索引号,增强层使用预制网络标志位表示增强层使用预制网络,增强层预制网络索引号表示该预制网络结构的网络层在预制神经网络池中对应的索引。又例如,若解码神经网络2的基本层采用预制网络结构的网络层,增强层采用可变网络结构的增强层,则基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号,基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络,基本层预制网络索引号表示该预制网络结构的网络层在预制神经网络池中对应的索引。增强层信息包括网络参数,增强层信息中的网络参数与解码神经网络2的增强层采用的网络参数相同。

[376]实施例19:针对实施例14和实施例15,系数超参特征变换单元可以基于编码神经网络对图像特征值 F 进行系数超参特征变换,得到系数超参特征系数值 C 。在此基础上,可以基于该编码神经网络的网络结构确定解码端设备的系数超参特征生成单元对应的神经网络信息1,并在码流0中编码系数超参特征生成单元对应的神经网络信息1。关于解码端设备如何根据神经网络信息1生成系数超参特征生成单元对应的解码神经网络1,可以参见实施例9,在此不再重复赘述。

[377]在一种可能的实施方式中,系数超参特征变换单元可以包括编码神经网络1,编码神经网络1可以包括基本层和增强层,可以将编码神经网络1划分为基本层和增强层,基本层可以包括至少一个网络层,基本层也可以不包括网络层,即基本层为空。增强层可以包括至少一个网络层,增强层也可以不包括网络层,即增强层为空。需要注意的是,系数超参特征变换单元的编码神经网络1的网络结构,与系数超参特征生成单元的解码神经网络1的网络结构(参见实施例9)可以对称,系数超参特征变换单元的编码神经网络1的网络参数,与系数超参特征生成单元的解码神经网络1的网络参数,可以相同或者不同,对此编码神经网络1的网络结构不再赘述。

[378]在一种可能的实施方式中,可以为系数超参特征变换单元配置默认网络结构的网络层,与默认网络结构的网络层有关的网络参数均为固定。需要注意的是,为系数超参特征变换单元配置的默认网络结构的网络层,与为系数超参特征生成单元配置的默认网络结构的网络层,二者可以为对称结构。可以为系数超参特征变换单元配置预制神经网络池(与解码端设备的预制神经网络池对应),预制神经网络池包括至少一个预制网络结构的网络层,与预制网络结构的网络层有关的网络参数均可以根据实际需要配置。可以基于网络参数为系数超参特征变换单元动态生成可变网络结构的网络层,与可变网络结构的网络层有关的网络参数是编码端动态生成的。

[379]在一种可能的实施方式中,编码端可以基于编码神经网络1的网络结构确定系数超参特征生成单元对应的神经网络信息1,并在码流0中编码神经网络信息1。其中,神经网络信息1可以包括基本层信息和增强层信息,关于编码神经网络信息1的方式,与编码神经网络信息2的方式类似,可以参见实施例17,在此不再重复赘述。比如说,若编码神经网络1的基本层采用默认网络结构的网络层,且增强层采用默认网络结构的网络层,则基本层信息包括基本层使用默认网络标志位,且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络。增强层信息包括增强层使用默认网络标志位,且增强层使用默认网络标志位表示增强层使用默认网络。

[380]实施例20:针对实施例14和实施例15,编码端的系数超参特征生成单元可以基于解码神经网络对系数超参特征系数重建值 C' 进行反变换操作,得到系数超参特征值 P 。在此基础上,也可以基于该解码神经网络的网络结构确定解码端设备的系数超参特征生成单元对应的神经网络信息1,并在码流0中编码系数超参特征生成单元对应的神经网络信息1。

[381]在一种可能的实施方式中,编码端的系数超参特征生成单元可以包括解码神经网络1,解码神经网络1可以包括基本层和增强层,编码端的解码神经网络1的网络结构与解码端的解码神经网络1的网络结构相同,可以参见实施例9,在此不再赘述。

[382]在一种可能的实施方式中,编码端可以为系数超参特征生成单元配置默认网络结构的网络层,这个默认网络结构的网络层与解码端的默认网络结构的网络层相同。编码端可以为系数超参特征生成单元配置预制神经网络池,该预制神经网络池可以包括至少一个预制网络结构的网络层,这个预制神经网络池与解码端的预制神经网络池相同。编码端可以基于网络参数为系数超参特征生成单元动态生成可变网络结构的网络层。编码端可以基于解码神经网络1的网络结构确定系数超参特征生成单元对应的神经网络信息1,并在码流0中编码神经网络信息1。其中,神经网络信息1可以包括基本层信息和增强层信息,关于编码神经网络信息1的方式,与编码神经网络信息2的方式类似,可以参见实施例18,在此不再重复赘述。比如说,若解码神经网络1(编码端采用)的基本层采用默认网络结构的网络层,且增强层采用可变网络结构的增强层,则基本层信息包括基本层使用默认网络标志位,且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络。增强层信息包括用于生成增强层的网络参数,增强层信息中的网络参数与解码神经网络1的增强层(即编码端采用的增强层)采用的网络参数可以相同。

[383]实施例21:针对实施例14和实施例15,编码端的质量增强单元可以基于解码神经网络对图像低阶特征值LF进行增强处理,得到当前块对应的重建图像块I。在此基础上,也可以基于该解码神经网络的网络结构确定解码端设备的质量增强单元对应的神经网络信息3,并在码流0中编码质量增强单元对应的神经网络信息3。比如说,编码端的质量增强单元可以包括解码神经网络3,解码神经网络3可以包括基本层和增强层,编码端的解码神经网络3的网络结构与解码端的解码神经网络3的网络结构相同,可以参见实施例13,在此不再赘述。

[384]示例性的,编码端可以为质量增强单元配置默认网络结构的网络层,这个默认网络结构的网络层与解码端的默认网络结构的网络层相同。编码端可以为质量增强单元配置预制神经网络池,该预制神经网络池可以包括至少一个预制网络结构的网络层,这个预制神经网络池与解码端的预制神经网络池相同。编码端可以基于网络参数为质量增强单元动态生成可变网络结构的网络层。编码端基于解码神经网络3的网络结构确定质量增强单元对应的神经网络信息3,并在码流0中编码神经网络信息3。其中,神经网络信息3可以包括基本层信息和增强层信息,关于编码神经网络信息3的方式,与编码神经网络信息2的方式类似,可以参见实施例18,在此不再重复赘述。比如说,若解码神经网络3的基本层采用默认网络结构的网络层,且增强层采用可变网络结构的增强层,则基本层信息包括基本层使用默认网络标志位,且基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络。增强层信息包括用于生成增强层的网络参数,增强层信息中的网络参数与解码神经网络3的增强层采用的网络参数可以相同。

[385]在一种可能的实施方式中,对于实施例1-实施例21中的网络参数,可以均为采用定点化后的网络参数,如网络参数中的滤波权重采用4、8、16、32、64比特位宽表示,对于网络输出的特征值,也可以进行位宽限制,如限制到4、8、16、32、64比特位宽表示。

[386]示例性的,可以将网络参数的位宽限制在8比特,其值大小限制到[-127,127]之间;可以将网络输出的特征值的位宽限制在8比特,其值大小限制到[-127,127]之间。

[387]实施例22:对于图像头的相关语法表,参见表4所示,给出与图像头有关的语法信息,即图像级语法。在表4中,u(n)用于表示n位定长码编码方法。

表 4

图像头定义	描述符
picture_header() {	
pic_width	u(16)
pic_height	u(16)
bu_width	u(16)
bu_height	u(16)
block_width	u(16)
block_height	u(16)
pic_format	u(3)
bit_depth	u(5)

feature_map_max_bit_depth	u(4)
pic_qp	u(6)
lossless_flag	u(1)
}	

[388]在表 4 中，pic width 表示图像宽，pic height 表示图像高，pic format 表示图像格式，如 RGB 444、YUV444、YUV420、YUV422 等图像格式。bu width 表示基本块的宽，bu height 表示基本块的高，block width 表示图像块的宽，block height 表示图像块的高，bit depth 表示图像比特深度，pic_qp 表示当前图像中的量化参数，lossless_flag 表示当前图像是否进行无损编码标记，feature map max bit depth 表示特征图最大特深度，特征图最大特深度用于限制网络输入或输出特征图的最大值和最小值。

[389]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 22 中的每个实施例，可以单独实现，实施例 1-实施例 22 中的至少两个实施例，可以组合实现。

[390]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。

[391]基于与上述方法同样的申请构思，本公开实施例中还提出一种基于神经网络的图像解码装置，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 22 中的解码方法，即解码端的处理流程。

[392]比如说，在一种可能的实施方式中，解码器，其经配置以实现：

[393]从码流中解码当前块对应的控制参数和图像信息；

[394]从所述控制参数中获取解码处理单元对应的神经网络信息，并基于所述神经网络信息生成所述解码处理单元对应的解码神经网络；

[395]基于所述图像信息确定所述解码处理单元对应的输入特征，基于所述解码神经网络对所述输入特征进行处理，得到所述解码处理单元对应的输出特征。

[396]基于与上述方法同样的申请构思，本公开实施例中还提出一种基于神经网络的图像编码装置，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 22 中的编码方法，即编码端的处理流程。

[397]比如说，在一种可能的实施方式中，编码器，其经配置以实现：

[398]基于当前块确定编码处理单元对应的输入特征，基于所述编码处理单元对应的编码神经网络对所述输入特征进行处理，得到所述编码处理单元对应的输出特征，并基于所述输出特征确定所述当前块对应的图像信息；

[399]获取当前块对应的控制参数，所述控制参数包括解码处理单元对应的神经网络信息，所述神经网络信息用于确定所述解码处理单元对应的解码神经网络；

[400]在码流中编码所述当前块对应的图像信息和控制参数。

[401]基于与上述方法同样的申请构思，本公开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 8A 所示。包括：处理器 811 和机器可读存储介质 812，机器可读存储介质 812 存储有能够被处理器 811 执行的机器可执行指令；处理器 811 用于执行机器可执行指令，以实现本公开上述实施例 1-22 的解码方法。

[402]基于与上述方法同样的申请构思，本公开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 8B 所示。包括：处理器 821 和机器可读存储介质 822，机器可读存储介质 822 存储有能够被处理器 821 执行的机器可执行指令；处理器 821 用于执行机器可执行指令，以实现本公开上述实施例 1-22 的编码方法。

[403]基于与上述方法同样的申请构思，本公开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，能够实现本公开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。

[404]基于与上述方法同样的申请构思，本公开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，能够实现本公开上述示例公开的解码方法或者编码方法。

[405]基于与上述方法同样的申请构思,本公开实施例中还提出一种基于神经网络的图像解码装置,所述装置应用于解码端,所述装置包括:解码模块,用于从码流中解码当前块对应的控制参数和图像信息;获取模块,用于从所述控制参数中获取解码处理单元对应的神经网络信息,并基于所述神经网络信息生成所述解码处理单元对应的解码神经网络;处理模块,用于基于所述图像信息确定所述解码处理单元对应的输入特征,基于所述解码神经网络对所述输入特征进行处理,得到所述解码处理单元对应的输出特征。

[406]示例性的,若所述神经网络信息包括基本层信息和增强层信息,所述获取模块基于所述神经网络信息生成所述解码处理单元对应的解码神经网络时具体用于:基于所述基本层信息确定所述解码处理单元对应的基本层;基于所述增强层信息确定所述解码处理单元对应的增强层;基于所述基本层和所述增强层生成所述解码处理单元对应的解码神经网络。

[407]示例性的,所述获取模块基于所述基本层信息确定所述解码处理单元对应的基本层时具体用于:若所述基本层信息包括基本层使用默认网络标志位,且所述基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络,则获取默认网络结构的基本层。

[408]示例性的,所述获取模块基于所述基本层信息确定所述解码处理单元对应的基本层时具体用于:若所述基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号,且所述基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络,则从预制神经网络池中选取所述基本层预制网络索引号对应的预制网络结构的基本层;其中,所述预制神经网络池包括至少一个预制网络结构的网络层。

[409]示例性的,所述获取模块基于所述增强层信息确定所述解码处理单元对应的增强层时具体用于:若所述增强层信息包括增强层使用默认网络标志位,且所述增强层使用默认网络标志位表示增强层使用默认网络,则获取默认网络结构的增强层。

[410]示例性的,所述获取模块基于所述增强层信息确定所述解码处理单元对应的增强层时具体用于:若所述增强层信息包括增强层使用预制网络标志位和增强层预制网络索引号,且所述增强层使用预制网络标志位表示增强层使用预制网络,则从预制神经网络池中选取所述增强层预制网络索引号对应的预制网络结构的增强层;其中,所述预制神经网络池包括至少一个预制网络结构的网络层。

[411]示例性的,所述获取模块基于所述增强层信息确定所述解码处理单元对应的增强层时具体用于:若所述增强层信息包括用于生成增强层的网络参数,则基于所述网络参数生成所述解码处理单元对应的增强层;其中,所述网络参数包括以下至少一种:神经网络层数、反卷积层标志位、反卷积层的数量、每个反卷积层的量化步长、每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、滤波数量、滤波尺寸索引、滤波系数为零标志位、滤波系数、激活层标志位、激活层类型。

[412]示例性的,所述图像信息包括系数超参特征信息和图像特征信息,所述处理模块基于所述图像信息确定所述解码处理单元对应的输入特征,基于所述解码神经网络对所述输入特征进行处理,得到所述解码处理单元对应的输出特征时具体用于:在执行系数超参特征生成的解码过程时,基于所述系数超参特征信息确定系数超参特征系数重建值;基于所述解码神经网络对所述系数超参特征系数重建值进行反变换操作,得到系数超参特征值;其中,所述系数超参特征值用于从码流中解码所述图像特征信息;在执行图像特征反变换的解码过程时,基于所述图像特征信息确定图像特征重建值;基于所述解码神经网络对所述图像特征重建值进行反变换操作,得到图像低阶特征值;其中,所述图像低阶特征值用于获得所述当前块对应的重建图像块。

[413]示例性的,所述处理模块基于所述系数超参特征信息确定系数超参特征系数重建值时具体用于:若所述控制参数包括第一使能信息,且所述第一使能信息表示使能第一反量化操作,则对所述系数超参特征信息进行反量化,得到系数超参特征系数重建值。

[414]示例性的,所述处理模块基于所述图像特征信息确定图像特征重建值时具体用于:若所述控制参数包括第二使能信息,且所述第二使能信息表示使能第二反量化操作,则对所述图像特征信息进行反量化,得到图像特征重建值。

[415]示例性的,所述处理模块还用于:若所述控制参数包括第三使能信息,所述第三使能信息表示使能质量增强操作,在执行质量增强的解码过程时,获取所述图像低阶特征值,基于所述解码神经网络对所述图像低阶特征值进行增强处理,得到所述当前块对应的重建图像块。

[416]基于与上述方法同样的申请构思,本公开实施例中还提出一种基于神经网络的图像编码装置,所述装置应用于编码端,所述装置包括:处理模块,用于基于当前块确定编码处理单元对应的输入特征,基于所述编码处理单元对应的编码神经网络对所述输入特

征进行处理,得到所述编码处理单元对应的输出特征,并基于所述输出特征确定所述当前块对应的图像信息;获取模块,用于获取当前块对应的控制参数,所述控制参数包括解码处理单元对应的神经网络信息,所述神经网络信息用于确定所述解码处理单元对应的解码神经网络;编码模块,用于在码流中编码所述当前块对应的图像信息和控制参数。

[417]示例性的,所述神经网络信息包括基本层信息和增强层信息,所述解码神经网络包括基于所述基本层信息确定的基本层、及基于所述增强层信息确定的增强层。

[418]示例性的,若所述基本层信息包括基本层使用默认网络标志位,且所述基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络,所述解码神经网络采用默认网络结构的基本层。

[419]示例性的,若所述基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号,且所述基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络,则所述解码神经网络采用从预制神经网络池中选取的所述基本层预制网络索引号对应的预制网络结构的基本层;其中,所述预制神经网络池包括至少一个预制网络结构的网络层。

[420]示例性的,若所述增强层信息包括增强层使用默认网络标志位,且所述增强层使用默认网络标志位表示增强层使用默认网络,所述解码神经网络采用默认网络结构的增强层。

[421]示例性的,若所述增强层信息包括增强层使用预制网络标志位和增强层预制网络索引号,且所述增强层使用预制网络标志位表示增强层使用预制网络,则所述解码神经网络采用从预制神经网络池中选取的所述增强层预制网络索引号对应的预制网络结构的增强层;其中,所述预制神经网络池包括至少一个预制网络结构的网络层。

[422]示例性的,若所述增强层信息包括用于生成增强层的网络参数,所述解码神经网络采用基于所述网络参数生成的增强层;其中,所述网络参数包括以下至少一种:神经网络层数、反卷积层标志位、反卷积层的数量、每个反卷积层的量化步长、每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、滤波数量、滤波尺寸索引、滤波系数为零标志位、滤波系数、激活层标志位、激活层类型。

[423]示例性的,所述处理模块还用于:将当前图像划分为N个互相不重合的图像块,N为正整数;对每个图像块进行边界填充,得到边界填充后的图像块;其中,在对每个图像块进行边界填充时,填充值不依赖相邻图像块的重建像素值;基于边界填充后的图像块生成N个当前块。

[424]示例性的,所述处理模块还用于:将当前图像划分为多个基本块,且每个基本块包括至少一个图像块;对每个图像块进行边界填充,得到边界填充后的图像块;其中,在对每个图像块进行边界填充时,该图像块的填充值不依赖同一基本块内其它图像块的重建像素值,且允许依赖不同基本块内图像块的重建像素值;基于边界填充后的图像块生成多个当前块。

[425]本领域内的技术人员应明白,本公开实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。本公开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。本公开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。

[426]以上所述仅为本公开的实施例而已,并不用于限制本公开。对于本领域技术人员来说,本公开可以有各种更改和变化。凡在本公开的精神和原理之内所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本公开的权利要求范围之内。

权利要求书

- 1、一种基于神经网络的图像解码方法，其特征在于，所述方法包括：
从码流中解码当前块对应的控制参数和图像信息；
从所述控制参数中获取解码处理单元对应的神经网络信息，并基于所述神经网络信息生成所述解码处理单元对应的解码神经网络；
基于所述图像信息确定所述解码处理单元对应的输入特征，基于所述解码神经网络对所述输入特征进行处理，得到所述解码处理单元对应的输出特征。
- 2、根据权利要求1所述的方法，其特征在于，
若所述神经网络信息包括基本层信息和增强层信息，所述基于所述神经网络信息生成所述解码处理单元对应的解码神经网络，包括：
基于所述基本层信息确定所述解码处理单元对应的基本层；
基于所述增强层信息确定所述解码处理单元对应的增强层；
基于所述基本层和所述增强层生成所述解码处理单元对应的解码神经网络。
- 3、根据权利要求2所述的方法，其特征在于，
所述基于所述基本层信息确定所述解码处理单元对应的基本层，包括：
若所述基本层信息包括基本层使用默认网络标志位，且所述基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络，则获取默认网络结构的基本层。
- 4、根据权利要求2所述的方法，其特征在于，
所述基于所述基本层信息确定所述解码处理单元对应的基本层，包括：
若所述基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号，且所述基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络，则从预制神经网络池中选取所述基本层预制网络索引号对应的预制网络结构的基本层；
其中，所述预制神经网络池包括至少一个预制网络结构的网络层。
- 5、根据权利要求2所述的方法，其特征在于，
所述基于所述增强层信息确定所述解码处理单元对应的增强层，包括：
若所述增强层信息包括增强层使用默认网络标志位，且所述增强层使用默认网络标志位表示增强层使用默认网络，则获取默认网络结构的增强层。
- 6、根据权利要求2所述的方法，其特征在于，
所述基于所述增强层信息确定所述解码处理单元对应的增强层，包括：
若所述增强层信息包括增强层使用预制网络标志位和增强层预制网络索引号，且所述增强层使用预制网络标志位表示增强层使用预制网络，则从预制神经网络池中选取所述增强层预制网络索引号对应的预制网络结构的增强层；
其中，所述预制神经网络池包括至少一个预制网络结构的网络层。
- 7、根据权利要求2所述的方法，其特征在于，
所述基于所述增强层信息确定所述解码处理单元对应的增强层，包括：
若所述增强层信息包括用于生成增强层的网络参数，则基于所述网络参数生成所述解码处理单元对应的增强层；其中，所述网络参数包括以下至少一种：
神经网络层数、反卷积层标志位、反卷积层的数量、每个反卷积层的量化步长、每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、滤波数量、滤波尺寸索引、滤波系数为零标志位、滤波系数、激活层标志位、激活层类型。
- 8、根据权利要求1-7任一所述的方法，其特征在于，所述图像信息包括系数超参特征信息和图像特征信息，所述基于所述图像信息确定所述解码处理单元对应的输入特征，基于所述解码神经网络对所述输入特征进行处理，得到所述解码处理单元对应的输出特征，包括：
在执行系数超参特征生成的解码过程时，基于所述系数超参特征信息确定系数超参特征系数重建值；基于所述解码神经网络对所述系数超参特征系数重建值进行反变换操作，得到系数超参特征值；其中，所述系数超参特征值用于从码流中解码所述图像特征信息；
在执行图像特征反变换的解码过程时，基于所述图像特征信息确定图像特征重建值；基于所述解码神经网络对所述图像特征重建值进行反变换操作，得到图像低阶特征值；其中，所述图像低阶特征值用于获得所述当前块对应的重建图像块。
- 9、根据权利要求8所述的方法，其特征在于，
所述基于所述系数超参特征信息确定系数超参特征系数重建值，包括：
若所述控制参数包括第一使能信息，且所述第一使能信息表示使能第一反量化操作，则对所述系数超参特征信息进行反量化，得到系数超参特征系数重建值；
所述基于所述图像特征信息确定图像特征重建值，包括：
若所述控制参数包括第二使能信息，且所述第二使能信息表示使能第二反量化操作，则对所述图像特征信息进行反量化，得到图像特征重建值。
- 10、根据权利要求8所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：
若所述控制参数包括第三使能信息，且所述第三使能信息表示使能质量增强操作，

在执行质量增强的解码过程时,获取所述图像低阶特征值,基于所述解码神经网络对所述图像低阶特征值进行增强处理,得到所述当前块对应的重建图像块。

11、一种基于神经网络的图像编码方法,其特征在于,所述方法包括:

基于当前块确定编码处理单元对应的输入特征,基于所述编码处理单元对应的编码神经网络对所述输入特征进行处理,得到所述编码处理单元对应的输出特征,并基于所述输出特征确定所述当前块对应的图像信息;

获取当前块对应的控制参数,所述控制参数包括解码处理单元对应的神经网络信息,所述神经网络信息用于确定所述解码处理单元对应的解码神经网络;

在码流中编码所述当前块对应的图像信息和控制参数。

12、根据权利要求11所述的方法,其特征在于,

所述神经网络信息包括基本层信息和增强层信息,所述解码神经网络包括基于所述基本层信息确定的基本层、及基于所述增强层信息确定的增强层。

13、根据权利要求12所述的方法,其特征在于,

若所述基本层信息包括基本层使用默认网络标志位,且所述基本层使用默认网络标志位表示基本层使用默认网络,所述解码神经网络采用默认网络结构的基本层。

14、根据权利要求12所述的方法,其特征在于,

若所述基本层信息包括基本层使用预制网络标志位和基本层预制网络索引号,且所述基本层使用预制网络标志位表示基本层使用预制网络,则所述解码神经网络采用从预制神经网络池中选取的所述基本层预制网络索引号对应的预制网络结构的基本层;

其中,所述预制神经网络池包括至少一个预制网络结构的网络层。

15、根据权利要求12所述的方法,其特征在于,

若所述增强层信息包括增强层使用默认网络标志位,且所述增强层使用默认网络标志位表示增强层使用默认网络,所述解码神经网络采用默认网络结构的增强层。

16、根据权利要求12所述的方法,其特征在于,

若所述增强层信息包括增强层使用预制网络标志位和增强层预制网络索引号,且所述增强层使用预制网络标志位表示增强层使用预制网络,则所述解码神经网络采用从预制神经网络池中选取的所述增强层预制网络索引号对应的预制网络结构的增强层;

其中,所述预制神经网络池包括至少一个预制网络结构的网络层。

17、根据权利要求12所述的方法,其特征在于,

若所述增强层信息包括用于生成增强层的网络参数,所述解码神经网络采用基于所述网络参数生成的增强层;其中,所述网络参数包括以下至少一种:

神经网络层数、反卷积层标志位、反卷积层的数量、每个反卷积层的量化步长、每个反卷积层的通道数、卷积核的尺寸、滤波数量、滤波尺寸索引、滤波系数为零标志位、滤波系数、激活层标志位、激活层类型。

18、根据权利要求11-17任一所述的方法,其特征在于,

所述基于当前块确定编码处理单元对应的输入特征之前,所述方法还包括:

将当前图像划分为N个互相不重合的图像块,N为正整数;

对每个图像块进行边界填充,得到边界填充后的图像块;其中,在对每个图像块进行边界填充时,填充值不依赖相邻图像块的重建像素值;

基于边界填充后的图像块生成N个当前块。

19、根据权利要求11-17任一所述的方法,其特征在于,

所述基于当前块确定编码处理单元对应的输入特征之前,所述方法还包括:

将当前图像划分为多个基本块,且每个基本块包括至少一个图像块;

对每个图像块进行边界填充,得到边界填充后的图像块;其中,在对每个图像块进行边界填充时,该图像块的填充值不依赖同一基本块内其它图像块的重建像素值,且允许依赖不同基本块内图像块的重建像素值;

基于边界填充后的图像块生成多个当前块。

20、一种基于神经网络的图像解码装置,其特征在于,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:

从码流中解码当前块对应的控制参数和图像信息;

从所述控制参数中获取解码处理单元对应的神经网络信息,并基于所述神经网络信息生成所述解码处理单元对应的解码神经网络;

基于所述图像信息确定所述解码处理单元对应的输入特征,基于所述解码神经网络对所述输入特征进行处理,得到所述解码处理单元对应的输出特征。

21、一种基于神经网络的图像编码装置,其特征在于,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:

基于当前块确定编码处理单元对应的输入特征，基于所述编码处理单元对应的编码神经网络对所述输入特征进行处理，得到所述编码处理单元对应的输出特征，并基于所述输出特征确定所述当前块对应的图像信息；

获取当前块对应的控制参数，所述控制参数包括解码处理单元对应的神经网络信息，所述神经网络信息用于确定所述解码处理单元对应的解码神经网络；

在码流中编码所述当前块对应的图像信息和控制参数。

22、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 1-10 任一项所述的方法步骤。

23、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 11-19 任一项所述的方法步骤。