

特征图编解码方法和装置

本申请要求于2021年09月18日提交于中国专利局、申请号为202111101920.9、申请名称为“特征图编解码方法和装置”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。本申请要求于2022年03月25日提交于中国专利局、申请号为202210300566.0、申请名称为“特征图编解码方法和装置”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

本申请实施例涉及基于人工智能（AI）的音视频或图像压缩技术领域，尤其涉及一种特征图编解码方法和装置。

背景技术

图像压缩是指一种利用空间冗余度、视觉冗余度和统计冗余度等图像数据特性，以较少的比特有损或无损地表示原本的图像像素矩阵的技术，实现图像信息的有效传输和存储。图像压缩分为无损压缩和有损压缩两种，其中，无损压缩不会造成图像细节的损失，有损压缩却是以一定程度的图像质量降低为代价实现较大的压缩比。通常在图像有损压缩算法中，很多技术被用于去除图像数据的冗余信息，如量化技术被用于消除由图像中相邻像素间的相关性引起的空间冗余度和由人眼视觉系统感知决定的视觉冗余度，熵编码和转换技术被用于消除图像数据的统计冗余性，传统有损图像压缩技术经过相关领域技术人员数十年的研究与优化已形成了诸如JPEG、BPG等成熟的有损图像压缩标准。

但若图像压缩技术无法在提升压缩效率的同时保证图像压缩质量，将无法满足多媒体应用数据日益增多的时代需求。

发明内容

本申请提供一种特征图编解码方法和装置，能够在降低编解码复杂度的同时提升编解码性能。

第一方面，本申请提供一种特征图解码方法，该方法包括：获取待解码特征图的码流，该待解码特征图包括多个特征元素；基于该待解码特征图的码流，获得多个特征元素中每个特征元素对应的第一概率估计结果，该第一概率估计结果包括第一峰值概率；基于第一阈值和每个特征元素对应的第一峰值概率，从多个特征元素中确定第一特征元素的集合和第二特征元素的集合；基于该第一特征元素的集合和第二特征元素的集合，得到该解码特征图。

相比于根据第一阈值和每个特征元素数值为固定值对应的概率，从多个特征元素中确定第一特征元素和第二特征元素的方法，本申请根据第一阈值和每个特征元素对应的峰值概率，确定第一特征元素和第二特征元素的方法更加精准，进而提升了获得的解码特征图的准确性，提升了数据解码的性能。

在一种可能的实现方式中，第一概率估计结果为高斯分布，该第一峰值概率为所述高斯分布的均值概率；

或者，第一概率估计结果为混合高斯分布，该混合高斯分布由多个高斯分布组成，第一峰值概率为各个高斯分布的均值概率中的最大值；或者，第一峰值概率由各个高斯分布的均值概率和各个高斯分布在该混合高斯分布中的权重计算得到。

在一种可能的实现方式中，该解码特征图的值由第一特征元素的集合中所有第一特征元素的数值和第二特征元素的集合中所有第二特征元素的数值组成。

在一种可能的实现方式中，该第一特征元素的集合为空集，或者，该第二特征元素的集合为空集。

在一种可能的实现方式中，第一概率估计结果还包括第一峰值概率对应的特征值；进而，可以对第一特征元素对应的第一概率估计结果，对该第一特征元素进行熵解码，得到该第一特征元素的数值；基于第二特征元素的第一峰值概率对应的特征值，得到该第二特征元素的数值。通过实施该可能的实现方式，相比于将未编码的特征元素（即第二特征元素）的值赋为固定值而言，本申请将未编码的特征元素（即第二特征元素）的值赋为该第二特征元素的第一峰值概率对应的特征值，提升了解码数据图的值中第二特征元素的数值的准确性，从而提升了数据解码的性能。

在一种可能的实现方式中，在基于第一阈值和每个特征元素对应的第一峰值概率，从多个特征元素中确定第一特征元素的集合和第二特征元素的集合之前，还可以基于待解码特征图的码流，得到第一阈值。通过实施该可能的实现方式，相比于第一阈值为经验预设值的方法而言，该待解码特征图对应自身的第一阈值，增加了第一阈值的可变灵活性，从而降低了未编码的特征元素（即第二特征元素）的替换值与真值之间的差距，提升了解码特征图的准确性。

在一种可能的实现中，第一特征元素的第一峰值概率小于或等于第一阈值，第二特征元素的第一峰值概率大于第一阈值。

在一种可能的实现中，第一概率估计结果为高斯分布，该第一概率估计结果还包括第一概率方差值；在这种情况下，第一特征元素的第一概率方差值大于或等于第一阈值，第二特征元素的第一概率方差值小于第一阈值。基于实施该可能的实现，在概率估计结果为高斯分布的情况下，通过概率方差值确定第一特征元素和第二特征元素的时间复杂度，小于通过峰值概率确定第一特征元素和第二特征元素的方式的时间复杂度，从而可以提升数据解码的速度。

在一种可能的实现中，基于待解码特征图的码流，获得待解码特征图对应的边信息；基于该边信息，获得每个特征元素对应的第一概率估计结果。

在一种可能的实现中，基于待解码特征图的码流，获得待解码特征图对应的边信息；针对待编码特征图中每个特征元素，基于边信息和第一上下文信息估计每个特征元素的第一概率估计结果；其中，第一上下文信息为特征元素在待解码特征图中预设区域范围内的特征元素。通过实施该可能的实现，基于边信息和上下文信息获取每个特征元素的概率估计结果，可以提升该概率估计结果的准确性，从而提升编解码的性能。

第二方面，本申请提供一种特征图编码方法，该方法包括：获取第一待编码特征图，该第一待编码特征图包括多个特征元素；基于第一待编码特征图，确定多个特征元素中每个特征元素的第一概率估计结果，该第一概率估计结果包括第一峰值概率；针对第一待编码特征图中的每个特征元素，基于该特征元素的第一峰值概率，确定该特征元素是否为第一特征元素；仅在特征元素为第一特征元素的情况下，对第一特征元素进行熵编码。

基于第二方面的方法，对待编码特征图中每个特征元素进行判定是否需要执行熵编码，从而可以跳过该待编码特征图中部分特征元素的编码过程，可以显著减少执行熵编码的元素个数，降低熵编码复杂度。并且相比于通过每个特征元素对应概率估计结果中某个固定值对应的概率来确定该特征元素是否需要执行编码，通过每个特征元素的概率峰值来提升了判断

结果(该特征元素是否需要执行熵编码)的可靠性,并且会跳过更多的特征元素的编码过程,进一步提升了编码速度,从而提升了编码的性能。

在一个可能的实现中,第一概率估计结果为高斯分布,第一峰值概率为该高斯分布的均值概率;

或者,第一概率估计结果为混合高斯分布,该混合高斯分布由多个高斯分布组成,第一峰值概率为各个高斯分布的均值概率中的最大值;或者,第一峰值概率由各个高斯分布的均值概率和各个高斯分布在该混合高斯分布中的权重计算得到。

在一个可能的实现中,针对第一待编码特征图中的每个特征元素,基于第一阈值和该特征元素的第一峰值概率,确定该特征元素是否为第一特征元素。

在一个可能的实现中,基于第一待编码特征图,确定多个特征元素中每个特征元素的第二概率估计结果,该第二概率估计结果包括第二峰值概率;基于每个特征元素的第二概率估计结果,从多个特征元素中确定第三特征元素的集合;基于第三特征元素的集合中各个特征元素的第二峰值概率,确定第一阈值;对第一阈值进行熵编码。通过实施该可能的实现方式,待编码特征图可以根据自身的特征元素确定该待编码特征图的第一阈值,使第一阈值与待编码特征图之间具有更好的适配性,从而提升基于第一阈值和特征元素的第一峰值概率确定出的判断结果(即该特征元素是否需要执行熵编码)具有更高的可靠性。

在一个可能的实现方式中,该第一阈值为第三特征元素集合中各个特征元素对应的第二峰值概率的最大第二峰值概率。

在一个可能的实现方式中,第一特征元素的第一峰值概率小于或等于该第一阈值。

在一个可能的实现方式中,第二概率估计结果为高斯分布,该第二概率估计结果还包括第二概率方差值,第一阈值为第三特征元素集合中各个特征元素对应的第二概率方差值的最小第二概率方差值。在这种情况下,第一概率估计结果也为高斯分布,该第一概率估计结果还包括第一概率方差值,该第一特征元素的第一概率方差值大于或等于第一阈值。通过实现该可能的实现方式,在概率估计结果为高斯分布的情况下,通过概率方差值确定第一特征元素的时间复杂度,小于通过峰值概率确定第一特征元素的时间复杂度,从而可以提升数据编码的速度。

在一个可能的实现方式中,第二概率估计结果还包括第二峰值概率对应的特征值,进一步地,基于预设误差、每个特征元素的数值和每个特征元素的第二峰值概率对应的特征值,从多个特征元素中确定第三特征元素的集合。

在一个可能的实现方式中,第三特征元素的集合中的特征元素具有以下特征: $|\hat{y}(x,y,i)-p(x,y,i)|>TH_2$,其中, $\hat{y}(x,y,i)$ 为特征元素的数值, $p(x,y,i)$ 为特征元素的第二峰值概率对应的特征值, TH_2 为预设误差。

在一个可能的实现中,第一概率估计结果和第二概率估计结果相同,在这种情况下,基于第一待编码特征图,获取第一待编码特征图的边信息;对边信息进行概率估计,得到每个特征元素的第一概率估计结果。

在一个可能的实现中,第一概率估计结果和第二概率估计结果不同,在这种情况下,基于第一待编码特征图,获取第一待编码特征图的边信息和每个特征元素的第二上下文信息,该第二上下文信息为特征元素在第一待编码特征图中预设区域范围内的特征元素;基于所述边信息和第二上下文信息,得到所述每个特征元素的第二概率估计结果。

在一个可能的实现中,基于第一待编码特征图,获取第一待编码特征图的边信息;针对第一待编码特征图中的任一特征元素,基于第一上下文信息和边信息,确定所述特征元素的

第一概率估计结果；其中，第一概率估计结果还包括第一概率峰值对应的特征值，第一上下文信息为该特征元素在第二待编码特征图中预设区域范围内的特征元素，该第二待编码特征图的值由第一特征元素的数值和所述第二特征元素的第一峰值概率对应的特征值组成，该第二特征元素为第一待编码特征图中除第一特征元素之外的特征元素。通过这样的方式，结合边信息和上下文信息得到每个特征元素的概率估计结果，相较于仅利用边信息得到每个特征元素的概率估计结果的方式，提升了每个特征元素的概率估计结果的准确性。

在一个可能的实现中，将所有第一特征元素的熵编码结果，写入编码码流。

第三方面，本申请提供了一种特征图解码装置，包括：

获取模块，用于获取待解码特征图的码流，所述待解码特征图包括多个特征元素；以及用于基于所述待解码特征图的码流，获得所述多个特征元素中每个特征元素对应的第一概率估计结果，所述第一概率估计结果包括第一峰值概率；

解码模块，用于基于第一阈值和所述每个特征元素对应的第一峰值概率，从所述多个特征元素中确定第一特征元素的集合和第二特征元素的集合；基于所述第一特征元素的集合和所述第二特征元素的集合，得到解码特征图。

上述获得模块、解码模块的进一步实现功能可以参考第一方面或者第一方面的任意一种实现方式，此处不再赘述。

第四方面，本申请提供了一种特征图编码装置，包括：

获取模块，用于获取第一待编码特征图，所述第一待编码特征图包括多个特征元素；

编码模块，用于基于所述第一待编码特征图，确定所述多个特征元素中每个特征元素的第一概率估计结果，所述第一概率估计结果包括第一峰值概率；针对所述第一待编码特征图中的每个特征元素，基于所述特征元素的第一峰值概率，确定所述特征元素是否为第一特征元素；仅在所述特征元素为第一特征元素的情况下，对所述第一特征元素进行熵编码。

上述获得模块、编码模块的进一步实现功能可以参考第二方面或者第二方面的任意一种实现方式，此处不再赘述。

第五方面，本申请提供一种解码器，包括处理电路，用于判断根据上述第一方面及第一方面任一项所述的方法。

第六方面，本申请提供一种编码器，包括处理电路，用于判断上述第二方面及第二方面任一项所述的方法。

第七方面，本申请提供一种计算机程序产品，包括程序代码，当其在计算机或处理器上判断时，用于判断上述第一方面及第一方面任一项所述的方法、或判断上述第二方面及第二方面任一项所述的方法。

第八方面，本申请提供一种解码器，包括：一个或多个处理器；非瞬时性计算机可读存储介质，耦合到所述处理器并存储由所述处理器判断的程序，其中所述程序在由所述处理器判断时，使得所述解码器判断上述第一方面及第一方面任一项所述的方法。

第九方面，本申请提供一种编码器，包括：一个或多个处理器；非瞬时性计算机可读存储介质，耦合到所述处理器并存储由所述处理器判断的程序，其中所述程序在由所述处理器判断时，使得所述编码器判断上述第二方面及第二方面任一项所述的方法。

第十方面，本申请提供一种非瞬时性计算机可读存储介质，包括程序代码，当其由计算机设备判断时，用于判断上述第一方面及第一方面任一项、上述第二方面及第二方面任一项所述的方法。

第十一方面，本发明涉及解码装置，具有实现上述第一方面或第一方面任一项的方法实

施例中行为的功能。所述功能可以通过硬件实现，也可以通过硬件判断相应的软件实现。所述硬件或软件包括一个或多个与上述功能相对应的模块。

第十二方面，本发明涉及编码装置，具有实现上述第二方面或第二方面任一项的方法实施例中行为的功能。所述功能可以通过硬件实现，也可以通过硬件判断相应的软件实现。所述硬件或软件包括一个或多个与上述功能相对应的模块。

附图说明

图1是本申请实施例提供的一种数据译码系统架构示意图；

图2a是本申请实施例提供的一种概率估计模块103的输出结果示意图；

图2b是本申请实施例提供的一种概率估计结果的示意图；

图3是本申请实施例提供的一种特征图编码方法的流程示意图；

图4a是本申请实施例提供的一种概率估计模块103的输入和输出结果的示意图；

图4b是本申请实施例提供的一种概率估计网络的结构示意图；

图4c是本申请实施例提供的一种确定第一阈值方法的流程示意图；

图5是本申请实施例提供的一种特征图解码方法的流程示意图；

图6a是本申请实施例提供的另一种特征图编码方法的流程示意图；

图6b是本申请实施例提供的另一种概率估计模块103的输入和输出结果的示意图；

图7a是本申请实施例提供的另一种特征图解码方法的流程示意图；

图7b是本申请实施例提供的一种压缩性能对比试验的实验结果示意图；

图7c是本申请实施例提供的另一种压缩性能对比试验的实验结果示意图；

图8是本申请实施例提供的一种特征图编码装置的结构示意图；

图9是本申请实施例提供的一种特征图解码装置的结构示意图；

图10是本申请实施例提供的一种计算机设备的结构示意图。

具体实施方式

下面结合附图对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整的描述，显然，所描述的实施例仅仅是本申请一部分实施例，而不是全部的实施例。

需要说明的是，本申请的说明书以及附图中的术语“第一”和“第二”等是用于区分不同的对象，或者用于区别对同一对象的不同处理，而不是用于描述对象的特定顺序。此外，本申请的描述中所提到的术语“包括”和“具有”以及它们的任何变形，意图在于覆盖不排他的包含。例如包含了一些列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备没有限定于已列出的步骤或单元，而是可选地还包括其他没有列出的步骤或单元，或可选地还包括对于这些过程、方法、产品或设备固有的其他步骤或单元。需要说明的是，本申请实施例中，“示例性地”或者“例如”等词用于表示作例子、例证或说明。本申请实施例中被描述为“示例性地”或者“例如”的任何实施例或设计方法不应被解释为比其他实施例或设计方案更优地或更具优势。确切而言，使用“示例性地”或者“例如”等词旨在以具体方式呈现相关概念。在本申请实施例中，“A和/或B”表示A和B，A或B两个含义。“A，和/或B，和/或C”表示A、B、C中的任一个，或者，表示A、B、C中的任两个，或者，表示A和B和C。下面结合附图，对本申请中的技术方案进行描述。

本申请实施例提供的特征图解码方法和特征图编码方法能应用在数据编码领域（包括音频编码领域、视频编码领域和图像编码领域），具体地，该特征图解码方法和特征图编码方法可以应用在相册管理、人机交互，音频压缩或传输、视频压缩或传输、图像压缩或传输、数

据压缩或传输的场景中。需要说明的是，为了便于理解，本申请实施例中仅以特征图解码方法和特征图编码方法应用于图像编码领域进行示意性说明，并不能视为对本申请所提供方法的限定。

具体地，以特征图编码方法和特征图解码方法应用于端到端的图像特征图编解码系统为例，在该端到端的图像特征图编解码系统中，包括图像编码和图像解码两部分。图像编码在源端判断，通常包括处理（例如，压缩）原始视频图像以减少表示该视频图像所需的数据量（从而更高效存储和/或传输）。图像解码在目的地端判断，通常包括相对于编码器作逆处理，以重建图像。在端到端的图像特征图编解码系统中，通过本申请所提供的特征图解码和特征图编码方法，可以对待编码特征图中每个特征元素进行判定是否需要执行熵编码，从而跳过部分特征元素的编码过程，减少执行熵编码的元素个数，降低熵编码复杂度。并且通过每个特征元素的概率峰值来提升判断结果（该特征元素是否需要执行熵编码）的可靠性，从而提升图像压缩的性能。

由于本申请实施例涉及大量神经网络的应用，为了便于理解，下面先对本申请实施例涉及的相关术语及神经网络等相关概念进行介绍。

1、熵编码

熵编码即编码过程中按熵原理不丢失任何信息的编码。熵编码用于将熵编码算法或方案应用于量化系数、其它语法元素，得到可以通过输出端以编码比特流等形式输出的编码数据，使得解码器等可以接收并使用用于解码的参数。可将编码比特流传输到解码器，或将其保存在存储器中稍后由解码器传输或检索。其中，熵编码算法或方案包括但不限于：可变长度编码(variable length coding, VLC)方案、上下文自适应 VLC 方案(context adaptive VLC, CALVC)、算术编码方案、二值化算法、上下文自适应二进制算术编码(context adaptive binary arithmetic coding, CABAC)、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)、概率区间分割熵(probability interval partitioning entropy, PIPE)编码或其它熵编码方法或技术。

2、神经网络

神经网络可以由神经元组成的，神经元可以是指以 x_s 和截距 1 为输入的运算单元，该运算单元的输入可以为公式 (1) 所示。

$$h_{w,b}(x) = f(W^T x) = f(\sum_{s=1}^n W_s x_s + b) \quad (1)$$

其中， $s=1, 2, \dots, n$ ， n 为大于 1 的自然数， W_s 为 x_s 的权重， b 为神经单元的偏置。 f 为神经单元的激活函数(activation functions)，用于将非线性特性引入神经网络中，来将神经单元中的输入信号转换为输出信号。该激活函数的输出信号可以作为下一层卷积层的输入。激活函数可以是 sigmoid 函数。神经网络是将许多个上述单一的神经单元联结在一起形成的网络，即一个神经单元的输入可以是另一个神经单元的输入。每个神经单元的输入可以与前一层的局部接受域相连，来提取局部接受域的特征，局部接受域可以由若干个神经单元组成的区域。

3、深度神经网络(deep neural network, DNN)

DNN 也称多层神经网络，可以理解具有多层隐含层的神经网络。按照不同层的位置对 DNN 进行划分，DNN 内部的神经网络可以分为三类：输入层，隐含层，输出层。一般来说第一层是输入层，最后一层是输出层，中间的层数都是隐含层。层与层之间是全连接的，也就是说，第 i 层的任意一个神经元一定与第 $i+1$ 层的任意一个神经元相连。

虽然 DNN 看起来很复杂,但是就每一层的工作来说,其实并不复杂,简单来说就是如下线性关系表达式: $y = \alpha(Wx + b)$, 其中, x 是输入向量, y 是输出向量, b 是偏移向量, W 是权重矩阵(也称系数), $\alpha()$ 是激活函数。每一层仅仅是对输入向量 x 经过如此简单的操作得到输出向量 y 。由于 DNN 层数多,系数 W 和偏移向量 b 的数量也比较多。这些参数在 DNN 中的定义如下所述:以系数 W 为例:假设在一个三层的 DNN 中,第二层的第 4 个神经元到第三层的第 2 个神经元的线性系数定义为 W_{24}^3 。上标 3 代表系数 W 所在的层数,而下标对应的是输出的第三层索引 2 和输入的第二层索引 4。

综上,第 $L-1$ 层的第 k 个神经元到第 L 层的第 j 个神经元的系数定义为 W_{jk}^L 。

需要注意的是,输入层是没有 W 参数的。在深度神经网络中,更多的隐含层让网络更能刻画现实世界中的复杂情形。理论上而言,参数越多的模型复杂度越高,“容量”也就越大,也就意味着它能完成更复杂的学习任务。训练深度神经网络的也就是学习权重矩阵的过程,其最终目的是得到训练好的深度神经网络的所有层的权重矩阵(由很多层的向量 W 形成的权重矩阵)。

4、卷积神经网络(convolutional neuron network, CNN)

CNN 是一种带有卷积结构的深度神经网络。卷积神经网络包含了一个由卷积层和子采样层构成的特征抽取器。该特征抽取器可以看作是滤波器,卷积过程可以看作是使用一个可训练的滤波器与一个输入的图像或者卷积特征平面(feature map)做卷积。卷积层是指卷积神经网络中对输入信号进行卷积处理的神经元层。在卷积神经网络的卷积层中,一个神经元可以只与部分邻层神经元连接。一个卷积层中,通常包含若干个特征平面,每个特征平面可以由一些矩形排列的神经单元组成。同一特征平面的神经单元共享权重,这里共享的权重就是卷积核。共享权重可以理解提取图像信息的方式与位置无关。这其中隐含的原理是:图像的某一部分的统计信息与其他部分是一样的。即意味着在某一部分学习的图像信息也能用在另一部分上。所以对于图像上的所有位置,都能使用同样的学习得到的图像信息。在同一卷积层中,可以使用多个卷积核来提取不同的图像信息,一般地,卷积核数量越多,卷积操作反映的图像信息越丰富。

卷积核可以以随机大小的矩阵的形式初始化,在卷积神经网络的训练过程中卷积核可以通过学习得到合理的权重。另外,共享权重带来的直接好处是减少卷积神经网络各层之间的连接,同时又降低了过拟合的风险。

5、循环神经网络(recurrent neural networks, RNN)

在现实世界中,很多元素都是有序的、相互连接的,为了让机器像人一样拥有记忆的能力,会根据上下文的内容进行推断,RNN 就应运而生了。

RNN 是用来处理序列数据的,即一个序列当前的输出与前面的输出也有关,即 RNN 的输出就需要依赖当前的输入信息和历史的记忆信息。具体的表现形式为网络会对前面的信息进行记忆并应用于当前输出的计算中,即隐含层本层之间的节点不再无连接而是有连接的,并且隐含层的输入不仅包括输入层的输出还包括上一时刻隐含层的输出。理论上,RNN 能够对任何长度的序列数据进行处理。对于 RNN 的训练和对传统的 CNN 或 DNN 的训练一样。同样使用误差反向传播算法,不过有一点区别:即,如果将 RNN 进行网络展开,那么其中的参数(如 W)是共享的;而如上举例上述的传统神经网络却不是这样。并且在使用梯度下降算法中,每一步的输出不仅依赖当前步的网络,还依赖前面若干步网络的状态。该学习算法称为基于时间的反向传播算法(back propagation through time, BPTT)。

6、损失函数

在训练深度神经网络的过程中，因为希望深度神经网络的输出尽可能的接近真正想要预测的值，所以可以通过比较当前网络的预测值和真正想要的目标值，再根据两者之间的差异情况来更新每一层神经网络的权重向量（当然，在第一次更新之前通常会有初始化的过程，即为深度神经网络中的各层预先配置参数），比如，如果网络的预测值高了，就调整权重向量让它预测低一些，不断的调整，直到深度神经网络能够预测出真正想要的目标值或与真正想要的目标值非常接近的值。因此，就需要预先定义“如何比较预测值和目标值之间的差异”，这便是损失函数（loss function）或目标函数（objective function），它们是用于衡量预测值和目标值的差异的重要方程。其中，以损失函数举例，损失函数的输出值（loss）越高表示差异越大，那么深度神经网络的训练就变成了尽可能缩小这个 loss 的过程。

7、反向传播算法

卷积神经网络可以采用误差反向传播（back propagation, BP）算法在训练过程中修正初始的超分辨率模型中参数的大小，使得超分辨率模型的重建误差损失越来越小。具体地，前向传递输入信号直至输出会产生误差损失，通过反向传播误差损失信息来更新初始的超分辨率模型中参数，从而使误差损失收敛。反向传播算法是以误差损失为主导的反向传播运动，旨在得到最优的超分辨率模型的参数，例如权重矩阵。

8、生成式对抗网络

生成式对抗网络（generative adversarial networks, GAN）是一种深度学习模型。该模型中至少包括两个模块：一个模块是生成模型（Generative Model），另一个模块是判别模型（Discriminative Model），通过这两个模块互相博弈学习，从而产生更好的输出。生成模型和判别模型都可以是神经网络，具体可以是深度神经网络，或者卷积神经网络。GAN 的基本原理如下：以生成图片的 GAN 为例，假设有两个网络，G（Generator）和 D（Discriminator），其中 G 是一个生成图片的网络，它接收一个随机的噪声 z ，通过这个噪声生成图片，记做 $G(z)$ ；D 是一个判别网络，用于判别一张图片是不是“真实的”。它的输入参数是 x ， x 代表一张图片，输出 $D(x)$ 代表 x 为真实图片的概率，如果为 1，就代表 100% 是真实的图片，如果为 0，就代表不可能是真实的图片。在对该生成式对抗网络进行训练的过程中，生成网络 G 的目标就是尽可能生成真实的图片去欺骗判别网络 D，而判别网络 D 的目标就是尽量把 G 生成的图片和真实的图片区分开来。这样，G 和 D 就构成了一个动态的“博弈”过程，也即“生成式对抗网络”中的“对抗”。最后博弈的结果，在理想的状态下，G 可以生成足以“以假乱真”的图片 $G(z)$ ，而 D 难以判定 G 生成的图片究竟是不是真实的，即 $D(G(z)) = 0.5$ 。这样就得到了一个优异的生成模型 G，它可以用来生成图片。

9、像素值

图像的像素值可以是一个红绿蓝（RGB）颜色值，像素值可以是表示颜色的长整数。例如，像素值为 $256*Red + 100*Green + 76*Blue$ ，其中，Blue 代表蓝色分量，Green 代表绿色分量，Red 代表红色分量。各个颜色分量中，数值越小，亮度越低，数值越大，亮度越高。对于灰度图像来说，像素值可以是灰度值。

下面介绍本申请实施例提供的系统架构。请参加图 1，图 1 为本申请实施例提供的一种数据译码系统架构。在该数据译码系统架构中包括数据采集模块 101、特征提取模块 102、概率估计模块 103、数据编码模块 104、数据解码模块 105、数据重建模块 106、显示模块 107。其中：

数据采集模块 101，用于采集原始图像。该数据采集模块 101 可包括或可以为任意类型

的用于捕获现实世界图像等的图像捕获设备, 和/或任意类型的图像生成设备, 例如用于生成计算机动画图像的计算机图形处理器或任意类型的用于获取和/或提供现实世界图像、计算机生成图像(例如, 屏幕内容、虚拟现实(virtual reality, VR)图像和/或其任意组合(例如增强现实(augmented reality, AR)图像)的设备。所述数据采集模块 101 还可以为存储上述图像的任意类型的内存或存储器。

特征提取模块 102, 用于从数据采集模块 101 接收原始图像, 对原始图像进行预处理, 进一步地采用特征提取网络从预处理之后的图像中提取出特征图(即待编码特征图), 该特征图(即待编码特征图)包括多个特征元素。具体地, 前述对原始图像进行预处理包括但不限于: 修剪、颜色格式转换(例如从 RGB 转换为 YCbCr)、调色、去噪或归一化等。该特征提取网络可以是前述介绍的神经网络、DNN、CNN 或 RNN 中的一种或变形, 在此对该特征提取网络的具体形式不做具体限定。该特征提取模块 102 可选地, 还用于通过例如标量量化或矢量量化对该特征图(即待编码特征图)进行取整。需要知晓的是, 特征图包括多个特征元素, 该特征图的值由每个特征元素的数值组成。可选地, 该特征提取模块 102 中还包括边信息提取网络, 即该特征提取模块 102 除了输出由特征提取网络输出的特征图之外, 还输出通过边信息提取网络提取该特征图的边信息。其中, 该边信息提取网络可以是前述介绍的神经网络、DNN、CNN 或 RNN 中的一种或变形, 在此对该特征提取网络的具体形式不做具体限定。

概率估计模块 103, 用于估计特征图(即待编码特征图)的多个特征元素中每个特征元素的对应取值的概率。例如, 该待编码特征图中包括 m 个特征元素, 其中 m 为正整数, 如图 2a 所示, 该概率估计模块 103 输出 m 个特征元素中的每个特征元素的概率估计结果, 示例性地, 一个特征元素的概率估计结果可以如图 2b 所示, 图 2b 的横轴坐标为特征元素的可能数值(或称为该特征元素可能的取值), 纵轴坐标则代表每个可能数值(或称为该特征元素可能的取值)的可能性, 例如点 P 即表明该特征元素取值为 $[a-0.5, a+0.5]$ 的概率为 p 。

数据编码模块 104, 用于根据来自特征提取模块 102 的特征图(即待编码特征图)和来自概率估计模块 103 的每个特征元素的概率估计结果进行熵编码, 生成编码码流(本文也称为待解码特征图的码流)。

数据解码模块 105, 用于接收来自数据编码模块 104 的编码码流, 进一步地根据该编码码流和来自概率估计模块 103 的每个特征元素的概率估计结果进行熵解码, 得到解码特征图(或理解为解码特征图的值)。

数据重建模块 106, 用于对来自数据解码模块 105 的解码图像特征图进行后处理, 和采用图像重建网络对后处理后的解码图像特征图进行图像重建, 得到解码图像。其中, 后处理的操作包括但不限于颜色格式转换(例如从 YCbCr 转换为 RGB)、调色、修剪或重采样等; 图像重建网络可以是前述介绍的神经网络、DNN、CNN 或 RNN 中的一种或变形, 在此对该特征提取网络的具体形式不做具体限定。

显示模块 107, 用于显示来自数据重建模块 106 的解码图像, 以向用户或观看者等显示图像。该显示模块 107 可以为或包括任意类型的用于表示重建后音频或图像的播放器或显示器, 例如, 集成或外部显示屏或显示器。例如, 显示屏可包括液晶显示器(liquid crystal display, LCD)、有机发光二极管(organic light emitting diode, OLED)显示器、等离子显示器、投影仪、微型 LED 显示器、硅基液晶显示器(liquid crystal on silicon, LCoS)、数字光处理器(digital light processor, DLP)或任意类型的其它显示屏。

需要说明的是, 该数据译码系统架构可以是一个设备的功能模块; 该数据译码系统架构

也可以是端到端的数据译码系统，即该数据译码系统架构中包括两个设备：源端设备和目的端设备，其中，源端设备可以包括：数据采集模块 101、特征提取模块 102、概率估计模块 103 和数据编码模块 104；目的端设备可以包括：数据解码模块 105、数据重建模块 106 和显示模块 107。源端设备用于向目的端设备提供编码码流的方式一：可以是源端设备通过通信接口向目的端设备发送该编码码流，该通信接口可以是源端设备与目的端设备之间的直连通信链路，例如直接有线或无线连接等，或者通过任意类型的网络，例如有线网络、无线网络或其任意组合、任意类型的私网和公网或其任意类型的组合；源端设备用于向目的端设备提供编码码流的方式二：还可以是源端设备将编码码流存储于一个存储设备中，目的端设备可以从存储设备中获取该编码码流。

需要说明的是，本申请所提及的特征图编码方法主要可以由图 1 中概率估计模块 103 和数据编码模块 104 来执行，本申请所提及的特征图解码方法主要可以由图 1 中概率估计模块 103 和数据解码模块 105 来执行。

在一个示例中，本申请所提供的特征图编码方法的方法执行主体为编码侧设备，该编码侧设备主要可以包括图 1 中概率估计模块 103 和数据编码模块 104。针对本申请所提供的特征图编码方法，编码侧设备可以包括如下几个步骤：步骤 11~步骤 14。其中：

步骤 11、编码侧设备获取第一待编码特征图，该第一待编码特征图包括多个特征元素。

步骤 12、编码侧设备中的概率估计模块 103 基于第一待编码特征图，确定多个特征元素中每个特征元素的第一概率估计结果，该第一概率估计结果包括第一峰值概率。

步骤 13、针对第一待编码特征图中的每个特征元素，编码侧设备基于特征元素的第一峰值概率，确定特征元素是否为第一特征元素。

步骤 14、仅在特征元素为第一特征元素的情况下，编码侧设备中的数据编码模块 104 对第一特征元素进行熵编码。

在另一个示例中，本申请所提供的特征图解码方法的方法执行主体为解码侧设备，该解码侧设备主要包括图 1 中概率估计模块 103 和数据解码模块 105。针对本申请所提供的特征图解码方法中，解码侧设备可以包括如下几个步骤：步骤 21~步骤 24。其中：

步骤 21、解码侧设备获取待解码特征图的码流，该待解码特征图包括多个特征元素。

步骤 22、解码侧设备中的概率估计模块 103 基于待解码特征图的码流，获得多个特征元素中每个特征元素对应的第一概率估计结果，该第一概率估计结果包括第一峰值概率。

步骤 23、解码侧设备基于第一阈值和每个特征元素对应的第一峰值概率，从多个特征元素中确定第一特征元素的集合和第二特征元素的集合。

步骤 24、解码侧设备中的数据解码模块 105 基于第一特征元素的集合和第二特征元素的集合，得到解码特征图。

下面结合附图，对本申请提供的特征图解码方法和特征图编码方法的具体实施方式进行详细的描述。下文中，图 3 所示编码侧的执行流程示意图与图 5 所示解码侧的执行流程示意图，可视为一套特征图编解码方法的流程示意图；图 6a 所示编码侧的执行流程示意图与图 7a 所示解码侧的执行流程示意图，可视为一套特征图编解码方法的流程示意图。

编码侧：请参见图 3，图 3 为本申请实施例提供的一种特征图编码方法的流程示意图，该特征图编码方法的流程包括 S301~S306。其中：

S301、获取第一待编码特征图，该第一待编码特征图包括多个特征元素。

原始数据经过特征提取之后，得到待编码特征图 y，进一步地，对该待编码特征图 y 进

行量化,即将浮点数的特征值进行四舍五入得到整数特征值,得到量化后的待编码特征图 $\hat{y}$ (即第一待编码特征图),将该特征图 $\hat{y}$ 中的特征元素表示为 $\hat{y}[x][y][i]$ 。在一个具体的示例中,可参见前述图 1 所示的数据采集模块 101 采集的原始图像的具体描述,通过特征提取模块 102 获得待编码特征图的具体描述。

S302、基于该第一待编码特征图,获得该第一待编码特征图的边信息。

其中,边信息可以理解为对待编码特征图进行进一步特征提取得到的特征图,边信息包含的特征元素的个数比待编码特征图中的特征元素个数少。

在一个可能的实现方式中,可以通过边信息提取网络获取第一待编码特征图的边信息。该边信息提取网络可以使用 RNN、CNN、RNN 的变形、CNN 的变形或其他深度神经网络(或其他深度神经网络的变形),本申请对此不进行具体限定。

S303、基于边信息,得到每个特征元素的第一概率估计结果,该第一概率估计结果包括第一峰值概率。

如图 4a 所示,将边信息作为图 1 中概率估计模块 103 的输入,该概率估计模块 103 的输出即为各个特征元素的第一概率估计结果。其中该概率估计模块 103 可以为概率估计网络,该概率估计网络可以使用 RNN、CNN、RNN 的变形、CNN 的变形或其他深度神经网络(或其他深度神经网络的变形)。请参见图 4b,图 4b 为一种概率估计网络的结构示意图,在图 4b 中该概率估计网络为卷积网络,该卷积网络中包括了 5 个网络层:3 个卷积层以及 2 个非线性激活层。该概率估计模块 103 还可以采用非网络的传统概率估计方法实现。概率估计方法包括且不限于等最大似然估计、最大后验估计、极大似然估计等统计方法。

其中,针对第一待编码特征图中的任一特征元素 $\hat{y}[x][y][i]$ 而言,该特征元素 $\hat{y}[x][y][i]$ 的第一概率估计结果为:该特征元素 $\hat{y}[x][y][i]$ 的每个可能取值(或称为可能数值)的概率。例如,请参见图 2b,横轴表示该特征元素 $\hat{y}[x][y][i]$ 的每个可能取值(或称为可能数值),纵轴表示该每个可能取值(或称为可能数值)的可能性。第一峰值概率即为该第一概率估计结果中概率最大值,也可称为第一概率估计结果中的概率峰值,如图 2b 中点 P 纵坐标的数值 p 即为该第一概率估计结果中的第一峰值概率。

在一个可能的实施方式中,第一概率估计结果为高斯分布,则第一峰值概率为该高斯分布的均值概率。例如第一概率估计结果如图 2b 所示为高斯分布,则第一峰值为该高斯分布中的均值概率,即均值 a 对应的概率 p 。

在另一个可能的实施方式中,第一概率估计结果为混合高斯分布,该混合高斯分布由多个高斯分布组成,换言之,该混合高斯分布可以由各个高斯分布乘以各个高斯分布的权重,加权得到。在一个可能的情况下,第一峰值概率为各个高斯分布的均值概率中的最大值。或者,在另一个可能的情况下,第一峰值概率由各个高斯分布的均值概率和各个高斯分布在该混合高斯分布中的权重计算得到。

例如第一概率估计结果为混合高斯分布,该混合高斯分布由高斯分布 1、高斯分布 2 和高斯分布 3 加权得到。其中,高斯分布 1 的权重为 w_1 、高斯分布 2 的权重为 w_2 和高斯分布 3 的权重为 w_3 ,高斯分布 1 的均值概率为 p_1 、高斯分布 2 的均值概率为 p_2 和高斯分布 3 的均值概率为 p_3 ,并且 p_1 大于 p_2 大于 p_3 。在第一峰值概率为该各个高斯分布的均值概率中的最大值的情况下,第一峰值概率为各个高斯分布的均值概率中的最大值(即高斯分布 1 的均值概率为 p_1)。在第一峰值概率由各个高斯分布的均值概率和各个高斯分布在该混合高斯分布中的权重计算得到的情况下,第一峰值概率如公式(2)所示。

$$\text{第一峰值概率} = p_1 \times w_1 + p_2 \times w_2 + p_3 \times w_3 \quad (2)$$

需要知晓的是,当第一概率估计结果为混合高斯分布时,该混合高斯分布中各个高斯分布对应的权重可以由概率估计网络(例如前述概率估计模块 103)得到并输出。换言之,概率估计网络在得到每个特征元素的第一概率估计结果(即混合高斯分布)的同时,也会得到组成该混合高斯分布的各个高斯分布对应的权重。

S304、基于每个特征元素的第一概率结果,确定第一阈值。

在一个可能的实现中,基于第一待编码特征图中每个特征元素的第一概率估计结果,从第一待编码特征图中的多个特征元素中确定第三特征元素的集合。进一步地,基于该第三特征元素的集合中各个特征元素的第一概率估计结果,确定第一阈值。

换言之,可将确定第一阈值的流程分为两个步骤,具体地确定第一阈值的流程示意图如图 4c 所示,包括步骤 S401~S402。其中:

S401、从第一待编码特征图包括的多个特征元素中,确定第三特征元素的集合。

基于第一待编码特征图中每个特征元素的第一概率估计结果,从第一待编码特征图的多个特征元素中确定第三特征元素的集合,该第三特征元素的集合可以理解为用于确定第一阈值的特征元素的集合。

在一个可能的实现中,可以基于预设误差、第一待编码特征图中每个特征元素的数值和每个特征元素的第一峰值概率对应的特征值,从该多个特征元素中确定第三特征元素的集合。其中,每个特征元素的第二峰值概率对应的特征值是指:该特征元素的第一概率估计结果中,该第一峰值概率对应的该特征元素的可能取值(或可能数值),例如如图 2b 中点 P 的横轴坐标数值 a。预设误差值可理解为该特征图编码方法的容忍误差,可以根据经验值或算法确定。

具体地,确定出的第三特征元素的集合中特征元素具有公式(3)所示的特征。

$$|\hat{y}(x, y, i) - p(x, y, i)| > TH_2 \quad (3)$$

其中, $\hat{y}(x, y, i)$ 为该特征元素 $\hat{y}[x][y][i]$ 的数值, $p(x, y, i)$ 为该特征元素 $\hat{y}[x][y][i]$ 的第一峰值概率对应的特征值, TH_2 为预设误差。

示例性地,组成第一待编码特征图的多个特征元素为:特征元素 1、特征元素 2、特征元素 3、特征元素 4 和特征元素 5。已经通过概率估计模块获取到了该第一待编码特征图的多个特征元素中每个特征元素的第一概率估计结果。在这种情况下,基于预设误差 e,每个特征元素的数值和每个特征元素对应第一概率估计结果的第一峰值概率(后文简称为特征元素的第一峰值概率),从特征元素 1、特征元素 2、特征元素 3、特征元素 4 和特征元素 5 中,筛选出满足公式(3)的特征元素组成第三特征元素的集合。其中,特征元素 1 的数值与特征元素 1 对应第一峰值概率的特征值之间的绝对差值大于 TH_2 ,则特征元素 1 满足公式(3);特征元素 2 的数值与特征元素 2 对应第一峰值概率的特征值之间的绝对差值大于 TH_2 ,则特征元素 2 满足公式(3);特征元素 3 的数值与特征元素 3 对应第一峰值概率的特征值之间的绝对差值小于 TH_2 ,则特征元素 3 不满足公式(3);特征元素 4 的数值与特征元素 4 对应第一峰值概率的特征值之间的绝对差值等于 TH_2 ,则特征元素 4 不满足公式(3);特征元素 5 的数值与特征元素 5 对应第一峰值概率的特征值之间的绝对差值大于 TH_2 ,则特征元素 5 满足公式(3)。综上所述,从特征元素 1、特征元素 2、特征元素 3、特征元素 4 和特征元素 5 中,确定特征元素 1、特征元素 2、特征元素 5 确定为第三特征元素,组成第三特征元素的集合。

S402、基于第三特征元素的集合中各个特征元素的第一概率估计结果,确定第一阈值。

根据第三特征元素的集合中各个特征元素的第一概率估计结果的形式,确定第一阈值。其中,该第一概率估计结果的形式包括高斯分布或其他形式概率分布(包括但不限于拉普拉

斯分布或混合高斯分布等)。

下面基于该第一概率分布结果的形式，对确定第一阈值的方式进行展开叙述。

方式一：该第一阈值为第三特征元素集合中各个特征元素对应的第一峰值概率的最大第一峰值概率。

需要知晓的是，在此种方式中，该第一概率分布结果的形式可以为高斯分布，也可以为其他形式概率分布（包括但不限于拉普拉斯分布或混合高斯分布等）。

示例性地，特征元素 1、特征元素 2、特征元素 5 确定为第三特征元素，组成第三特征元素的集合。特征元素 1 的第一峰值概率为 70%，特征元素 2 的第一峰值概率为 65%，特征元素 5 的第一峰值概率为 75%，则将第三特征元素的集合中各特征元素对应的最大第一峰值概率（即特征元素 5 的第一峰值概率 75%）确定为第一阈值。

方式二：该第一概率估计结果为高斯分布，该第一概率估计结果还包括第一概率方差值，该第一阈值为第三特征元素的集合中各个特征元素对应的第一概率方差值的最小第一概率方差值。

需要知晓的是，高斯分布的数学特征可概括为：在一个高斯分布中第一概率方差值越大则第一峰值概率越小；并且在第一概率估计结果的高斯分布的情况下，从该第一概率估计结果中获取第一概率方差值的速度，快于从该第一概率估计结果中获取第一峰值概率的速度。可见，在第一概率估计结果为高斯分布时，可基于第一概率方差值确定第一阈值的效率可优于基于第一峰值概率确定第一阈值的效率。

例如，特征元素 1、特征元素 2、特征元素 5 确定为第三特征元素，组成第三特征元素的集合。特征元素 1 的第一概率方差值 σ 为 0.6，特征元素 2 的第一概率方差值 σ 为 0.7，特征元素 5 的第一概率方差值 σ 为 0.5，则将第三特征元素的集合中各特征元素对应的最小第一概率方差值 σ （即特征元素 5 的概率方差值 0.5）确定为第一阈值。

需要知晓的是，由于第一阈值是根据该第一待编码特征图中的特征元素确定的，即第一阈值与该第一待编码特征图相对应，为了方便数据解码，可以将该第一阈值进行熵编码，并将该熵编码的结果写入第一待编码特征图的编码码流。

S305、针对每个特征元素，基于第一阈值和该特征元素的第一概率估计结果，确定该特征元素是否为第一特征元素。

针对第一待编码特征图中多个特征元素的每个特征元素而言，可以基于第一阈值和该特征元素的第一概率估计结果，确定该特征元素是否为第一特征元素。可见，判断特征元素是否为第一特征元素的一个重要判断条件是第一阈值，下面根据前述确定第一阈值的具体方式，对确定特征元素是否为第一特征元素的方式进行具体讨论。

方式一：第一阈值为第三特征元素集合中各个特征元素对应的第一峰值概率的最大第二峰值概率的情况下，根据该第一阈值确定的第一特征元素满足条件：第一特征元素的第一峰值概率小于或等于该第一阈值。

示例性地，组成第一待编码特征图的多个特征元素为：特征元素 1、特征元素 2、特征元素 3、特征元素 4 和特征元素 5。其中，特征元素 1、特征元素 2、特征元素 5 组成第三特征元素的集合，根据该第三特征元素的集合确定第一阈值为 75%。在这种情况下，若特征元素 1 的第一峰值概率为 70%，小于第一阈值；特征元素 2 的第一峰值概率为 65%，小于第一阈值；特征元素 3 的第一峰值概率为 80%，大于第一阈值；特征元素 4 的第一峰值概率为 60%，小于第一阈值；和特征元素 5 的第一峰值概率为 75%，等于第一阈值。综上，将特征元素 1、特征元素 2、特征元素 4 和特征元素 5 确定为第一特征元素。

方式二：第一阈值为第三特征元素的集合中各个特征元素对应的第一概率方差值的最小第一概率方差值的情况下，根据该第一阈值确定的第一特征元素满足条件：第一特征元素的第一概率方差值大于或等于该第一阈值。

示例性地，组成第一待编码特征图的多个特征元素为：特征元素 1、特征元素 2、特征元素 3、特征元素 4 和特征元素 5。其中，特征元素 1、特征元素 2、特征元素 5 组成第三特征元素的集合，根据该第三特征元素的集合确定第一阈值为 0.5。在这种情况下，若特征元素 1 的第一峰值概率为 0.6，大于第一阈值；特征元素 2 的第一峰值概率为 0.7，大于第一阈值；特征元素 3 的第一峰值概率为 0.4，小于第一阈值；特征元素 4 的第一峰值概率为 0.75，大于第一阈值；和特征元素 5 的第一峰值概率为 0.5，等于第一阈值。综上，将特征元素 1、特征元素 2、特征元素 4 和特征元素 5 确定为第一特征元素。

S306、仅在该特征元素为第一特征元素的情况下，对第一特征元素进行熵编码。

对第一待编码特征图中每个特征元素进行判断，判断该特征元素是否是第一特征元素，若是，则对该第一特征元素进行编码，并将该第一特征元素的编码结果写入编码码流。即可以理解对特征图中所有的第一特征元素进行了熵编码，并将所有第一特征元素的熵编码结果写入编码码流。

示例性地，组成第一待编码特征图的多个特征元素为：特征元素 1、特征元素 2、特征元素 3、特征元素 4 和特征元素 5。特征元素 1、特征元素 2、特征元素 4 和特征元素 5 确定为第一特征元素。则不对特征元素 3 进行熵编码，将特征元素 1、特征元素 2、特征元素 4 和特征元素 5 进行熵编码，将全部第一特征元素的熵编码结果写入编码码流。

需要说明的是，若每个特征元素在 S305 的判断结果均是：不为第一特征元素，则对每个特征元素都不进行熵编码。若每个特征元素在 S305 的判断结果均是：为第一特征元素，则对每一个特征元素都进行熵编码，并将每一个特征元素的熵编码结果写入编码码流。

在一个可能的实现中，还可以将第一待编码特征图的边信息进行熵编码，并将该边信息的熵编码结果写入码流。也可以是将该第一待编码特征图的边信息发送至解码端，以便后续进行数据解码。

解码侧：请参见图 5，图 5 为本申请实施例提供的一种特征图解码方法的流程示意图，该特征图解码方法的流程包括 S501~S504。其中：

S501、获取待解码特征图的码流，该待解码特征图包括多个特征元素。

该待解码特征图的码流可以理解为 S306 得到的编码码流。该待解码特征图为对该码流进行数据解码后得到的特征图。该待解码特征图包括多个特征元素，该多个特征元素被分为两部分：第一特征元素的集合和第二特征元素的集合。其中，第一特征元素的集合为在图 3 的特征图编码阶段，进行了熵编码的特征元素的集合；第二特征元素的集合为在图 3 的特征图编码阶段，未进行熵编码的特征元素的集合。

在一个可能的实现中，该第一特征元素的集合为空集，或者，该第二特征元素的集合为空集。其中，第一特征元素的集合为空集，即是指图 3 的特征图编码阶段，每个特征元素均未进行熵编码；第二特征元素的集合为空集，即是指图 3 的特征图编码阶段，每个特征元素均进行了熵编码。

S502、基于该待解码特征图的码流，获得该多个特征元素中每个特征元素对应的第一概率估计结果，该第一概率估计结果包括第一峰值概率。

对该待解码特征图的码流，进行熵解码；进一步地，可以根据熵解码结果，获得该多个特征元素中每个特征元素对应的第一概率估计结果。该第一概率估计结果包括第一峰值概率。

在一个可能的实现中，基于待解码特征图的码流，获得该待解码特征图对应的边信息；基于该边信息，获得每个特征元素对应的第一概率估计结果。

具体地，该待解码特征图的码流中包括边信息的熵编码结果，因此可以对待解码特征图的码流进行熵解码，得到的熵解码结果中包括该待解码特征图对应的边信息。进一步地，如图 4a 所示，将边信息作为图 1 中概率估计模块 103 的输入，该概率估计模块 103 的输出即为各个特征元素（包括第一特征元素的集合中的特征元素和第二特征元素的集合中的特征元素）的第一概率估计结果。

示例性地，某个特征元素的第一概率估计结果请参见图 2b 所示，横轴表示该特征元素 $\hat{y}[x][y][i]$ 的每个可能取值（或称为可能数值），纵轴表示该每个可能取值（或称为可能数值）的可能性。第一峰值概率即为该第一概率估计结果中概率最大值，也可称为第一概率估计结果中的概率峰值，如图 2b 中点 P 纵坐标的数值 p 即为该第一概率估计结果中的第一峰值概率。需要知晓的是，第一概率估计结果为高斯分布，该第一峰值概率为所述高斯分布的均值概率。或者，第一概率估计结果为混合高斯分布，该混合高斯分布由多个高斯分布组成，第一峰值概率为各个高斯分布的均值概率中的最大值；或者，第一峰值概率由各个高斯分布的均值概率和各个高斯分布在该混合高斯分布中的权重计算得到。其中，基于第一概率估计结果获得第一峰值概率的具体实施方式，可参见前述 S303 中对第一概率估计结果和第一峰值概率的相关描述，重复之处不再赘述。

其中该概率估计模块 103 可以为概率估计网络，该概率估计网络可以使用 RNN、CNN、RNN 的变形、CNN 的变形或其他深度神经网络（或其他深度神经网络的变形）。请参见图 4b，图 4b 为一种概率估计网络的结构示意图，在图 4b 中该概率估计网络为卷积网络，该卷积网络中包括了 5 个网络层：3 个卷积层以及 2 个非线性激活层。该概率估计模块 103 还可以采用非网络的传统概率估计方法实现。概率估计方法包括且不限于等最大似然估计、最大后验估计、极大似然估计等统计方法。

S503、基于第一阈值和每个特征元素对应的第一峰值概率，从多个特征元素中确定第一特征元素的集合和第二特征元素的集合。

基于第一阈值和每个特征元素对应的第一峰值概率之间的数量关系，从待解码特征图的多个特征元素中确定第一特征元素的集合和第二特征元素的集合。其中，该第一阈值可以由特征图编码方法对应的设备和特征图解码方法对应的设备之间协商确定的；也可以是根据经验值设定的；该第一阈值还可以是基于待解码特征图的码流得到的。

具体的，该第一阈值可以为前述 S402 的方式一中：第三特征元素的集合中的最大第一峰值概率。在这种情况下，针对该待解码特征图中的每个特征元素而言，若该特征元素的第一峰值概率大于该第一阈值，则将该特征元素确定为第二特征元素（即第二特征元素的集合中的特征元素）；若该特征元素的第一峰值概率小于或等于（包括小于或小于等于）该第一阈值，则将该特征元素确定为第一特征元素（即第一特征元素的集合中的特征元素）。

示例性地，该第一阈值为 75%，待解码特征图的多个特征元素为特征元素 1、特征元素 2、特征元素 3、特征元素 4 和特征元素 5，其中，特征元素 1 的第一峰值概率为 70%，小于第一阈值；特征元素 2 的第一峰值概率为 65%，小于第一阈值；特征元素 3 的第一峰值概率为 80%，大于第一阈值；特征元素 4 的第一峰值概率为 60%，小于第一阈值；和特征元素 5 的第一峰值概率为 75%，等于第一阈值。综上，将特征元素 1、特征元素 2、特征元素 4 和特征元素 5 确定为第一特征元素。综上所示，将特征元素 1、特征元素 2、特征元素 4 和特征元素 5 确定为第一特征元素的集合中的特征元素；将特征元素 3 确定为第二特征元素的集合中的特征元

素。

在一个情形中，该第一概率估计结果的形式为高斯分布，则该第一概率估计结果还包括第一概率方差值。在这种情况下，对于 S3 的一个可选的实施方式为：基于第一阈值和每个特征元素的第一概率方差值，从多个特征元素中确定第一特征元素的集合和第二特征元素的集合。具体地，该第一阈值可以为前述 S402 的方式二中：第三特征元素的集合中的最小第一概率方差值；进一步地，针对该待解码特征图中的每个特征元素而言，若该特征元素的第一概率方差值小于该第一阈值，则将该特征元素确定为第二特征元素（即第二特征元素的集合中的特征元素）；若该特征元素的第一概率方差值大于等于该第一阈值，则将该特征元素确定为第一特征元素（即第一特征元素的集合中的特征元素）。

示例性地，该第一阈值为 0.5，组成第一待编码特征图的多个特征元素为：特征元素 1、特征元素 2、特征元素 3、特征元素 4 和特征元素 5。其中，特征元素 1 的第一峰值概率为 0.6，大于第一阈值；特征元素 2 的第一峰值概率为 0.7，大于第一阈值；特征元素 3 的第一峰值概率为 0.4，小于第一阈值；特征元素 4 的第一峰值概率为 0.75，大于第一阈值；和特征元素 5 的第一峰值概率为 0.5，等于第一阈值。综上所述，将特征元素 1、特征元素 2、特征元素 4 和特征元素 5 确定为第一特征元素的集合中的特征元素；将特征元素 3 确定为第二特征元素的集合中的特征元素。

S504、基于第一特征元素的集合和第二特征元素的集合，得到解码特征图。

换言之，根据第一特征元素的集合中每个特征元素的数值和第二特征元素的集合中每个特征元素的第一概率估计结果，得到解码特征图的值。

在一个可能的实现中，对第一特征元素对应第一概率估计结果进行熵解码，得到该第一特征元素（理解为第一特征元素的集合中的特征元素的统称）的数值；第一概率估计结果包括第一峰值概率和该第一峰值概率对应的特征值，进一步地，基于第二特征元素（理解为第二特征元素的集合中的特征元素的统称）的第一峰值概率对应的特征值，得到第二特征元素的数值。即可以理解为，对该第一特征元素的集合中所有特征元素对应第一概率估计结果进行熵解码，得到第一特征元素的集合中所有特征元素的数值；并基于第二特征元素中各个特征元素的第一峰值概率对应的特征值，得到第二特征元素的集合中所有特征元素的数值，不需要对第二特征元素的集合中的任一特征元素进行熵解码。

示例性地，对待解码特征图进行数据解码，即是想要得到各个特征元素的数值。待解码特征图的多个特征元素为特征元素 1、特征元素 2、特征元素 3、特征元素 4 和特征元素 5。其中，特征元素 1、特征元素 2、特征元素 4 和特征元素 5 确定第一特征元素的集合中的特征元素；将特征元素 3 确定为第二特征元素的集合中的特征元素。进一步地，将码流和第一特征元素对应的第一概率估计结果作为输入，输入至图 1 所示的数据解码模块 104 中，得到特征元素 1 的数值、特征元素 2 的数值、特征元素 4 的数值和特征元素 5 的数值；并将特征元素 3 的第一概率估计结果中第一峰值概率对应的特征值，确定为在待解码特征图中特征元素 3 的数值；进而将特征元素 1 的数值、特征元素 2 的数值、特征元素 3 的数值、特征元素 4 的数值和特征元素 5 的数值组合为待解码特征图的值。

需要说明的是，若第一特征元素的集合为空集（即每个特征元素均未进行熵编码），则根据每个特征元素的第一概率估计结果（此处指该第一概率估计结果中第一峰值概率对应的特征值），即可得到解码特征图的值。若第二特征元素的集合为空集（即每个特征元素均进行熵编码），则对每个特征元素对应第一概率估计结果进行熵解码，即可得到解码特征图的值。

相比于通过每个特征元素对应概率估计结果中某个固定值对应的概率来确定该特征元素

是否需要执行编码,通过基于图3提供的根据特征元素对应概率估计结果的峰值概率,来确定该特征元素是否需要跳过熵编码过程的方法,可以提升判断结果(该特征元素是否需要执行熵编码)的可靠性,并且可以显著减少执行熵编码的元素个数,降低熵编码复杂度。并且通过图5所提供的采用未进行熵编码的特征元素(即第二特征元素)的第一概率峰值的特征值来作为第二特征元素的数值,构成待解码特征图的值的可靠性,优于传统的采用固定值来替换第二特征元素的数值,构成待解码特征图的值,进一步地提升了数据解码的准确性,提升了数据编解码方法的性能。

编码侧:请参见图6a,图6a为本申请实施例提供的另一种特征图编码方法的流程示意图,该特征图编码方法的流程包括S601~S607。其中:

S601、获取第一待编码特征图,该第一待编码特征图包括多个特征元素。

其中,S601的具体实现方式可参见前述S301的具体实现方式的描述,在此不再进行过多赘述。

S602、基于该第一待编码特征图,获得该第一待编码特征图的边信息和每个特征元素的第二上下文信息。

其中,获取第一待编码特征图边信息的具体实现方式可参见前述S302的具体实现方式的描述,在此不再进行过多赘述。

获取第二上下文的方式可以是,通过网络模块从第一待编码特征图中获取该第二上行文信息,其中该网络模块可以是RNN或RNN的网络变形。第二上下文信息可以理解为该特征元素在该第一待编码特征图中预设区域范围内的特征元素(或特征元素的数值)。

S603、基于边信息和第二上下文信息,得到每个特征元素的第二概率估计结果。

如图6b所示,将边信息和第二上下文信息作为图1中概率估计模块103的输入,该概率估计模块103的输出即为各个特征元素的第二概率估计结果。该概率估计模块103的具体描述可参见前述S303中所示。该第二概率估计结果的形式包括高斯分布或其他形式概率分布(包括但不限于拉普拉斯分布或混合高斯分布等)。一个特征元素的第二概率结果的示意图同前述图2b所示的第一概率结果示意图,在此不再进行详细讲解。

S604、基于每个特征元素的第二概率结果,确定第一阈值。

在一个可能的实现中,基于第一待编码特征图中每个特征元素的第二概率估计结果,从第一待编码特征图中的多个特征元素中确定第三特征元素的集合。进一步地,基于该第三特征元素的集合中各个特征元素的第二概率估计结果,确定第一阈值。具体地,根据第三特征元素的集合中各个特征元素的第二概率估计结果,确定第一阈值的具体方式可参见图4c所示的根据第三特征元素的集合中各个特征元素的第一概率估计结果确定第一阈值的具体方式,在此不再进行赘述。

S605、针对该第一待编码特征图中每个特征元素而言,基于边信息和该特征元素的第一上下文信息,确定该特征元素的第一概率估计结果。

其中,该第一上下文信息为该特征元素在第二待编码特征图中预设区域范围内的特征元素,该第二待编码特征图的值由第一特征元素的数值和第二特征元素的第一峰值概率对应的特征值组成,该第二特征元素为第一待编码特征图中除第一特征元素之外的特征元素。需要理解的是,第一待编码特征图包括的特征元素的数量和第二待编码特征图包括的特征元素的数量相同,第一待编码特征图的值与第二待编码特征图的值不同,第二待编码特征图可以理解为对第一待编码特征图进行解码后的特征图(即本申请中的待解码特征图)。第一上下文信

息描述了第二待编码特征图中各个特征元素之间的关系，第二上下文信息描述了第一待编码特征图中各个特征元素之间的关系。

示例性地，第一待编码特征图中的特征元素有：特征元素 1、特征元素 2、特征元素 3、……、特征元素 m。基于 S604 的具体描述方式得到第一阈值之后，对特征元素 1、特征元素 2、特征元素 3、特征元素 4 和特征元素 5 进行交替概率估计和熵编码。即可以理解为首先对特征元素 1 进行概率估计和熵编码，由于特征元素 1 是第一个执行熵编码的特征元素，因此该特征元素 1 的第一上下文信息为空，此时仅需要根据边信息对特征元素 1 进行概率估计，得到特征元素 1 对应的第一概率估计结果；进一步地根据该第一概率估计结果和第一阈值，确定特征元素 1 是否为第一特征元素，仅在特征元素 1 为第一特征元素时对特征元素 1 进行熵编码；确定特征元素 1 在第二待编码特征图中的数值。接下来，针对特征元素 2 而言，根据边信息和第一上下文信息（此时可以理解为第一特征元素在第二待编码特征图中的数值），估计特征元素 2 的第一概率估计结果，进一步地，根据该第一概率估计结果和第一阈值，确定特征元素 2 是否为第一特征元素，仅在特征元素 2 为第一特征元素时对特征元素 2 进行熵编码；确定特征元素 2 在第二待编码特征图中的数值。然后针对特征元素 3 而言，根据边信息和第一上下文信息（此时可以理解为第一特征元素在第二待编码特征图中的数值，和第二特征元素在第二待编码特征图中的数值），估计特征元素 3 的第一概率估计结果，进一步地，根据该第一概率估计结果和第一阈值，确定特征元素 3 是否为第一特征元素，仅在特征元素 3 为第一特征元素时对特征元素 3 进行熵编码；确定特征元素 3 在第二待编码特征图中的数值。依次类推，直到对第一待编码特征图中的所有特征元素概率估计完毕为止。

S606、根据该特征元素的第一概率估计结果和第一阈值，确定该特征元素是否为第一特征元素。

S607、仅在该特征元素为第一特征元素的情况下，对第一特征元素进行熵编码。

其中，S606-S607 的具体实现方式可参见前述 S305~S306 的具体实现方式的相关描述，在此不再进行赘述。

需要理解的是，针对特征图中任一特征元素而言，将用于判断该特征元素是否为第一特征元素（即需要熵编码的特征元素）的概率估计结果记为该特征元素的第一概率估计结果，将用于确定第一阈值的概率结果记为第二概率估计结果。在图 6a 所示的特征图编码方法中，特征元素的第一概率估计结果不同于该特征元素的第二概率估计结果。但在图 3 所示的特征图编码方法中，由于未引入上下文特征进行概率估计，故特征元素的第一概率估计结果和该特征元素的第二概率估计结果相同。

解码侧：请参见图 7a，图 7a 为本申请实施例提供的一种特征图解码方法的流程示意图，该特征图解码方法的流程包括 S701~S706。其中：

S701、获取待解码特征图的码流，该待解码特征图包括多个特征元素。

其中，S701 的具体实现方式可参见前述 S501 的具体实现方式的描述，在此不再进行赘述。

S702、基于该待解码特征图的码流，获得该待解码特征图对应的边信息。

在一个可能的实现中，基于待解码特征图的码流，获得该待解码特征图对应的边信息；基于该边信息，获得每个特征元素对应的第一概率估计结果。

具体地，该待解码特征图的码流中包括边信息的熵编码结果，因此可以对待解码特征图的码流进行熵解码，得到的熵解码结果中包括该待解码特征图对应的边信息。

S703、针对每个特征元素而言，基于该边信息和第一上下文信息估计该特征元素的第一

概率估计结果。

其中，该第一上下文信息为该特征元素在待解码特征图（即 S605 的第二待编码特征图）中预设区域范围内的特征元素。需要知晓的是，在此种情况下，对待解码特征图中的特征元素依次交替进行概率估计和熵解码。

示例性地，待解码特征图的特征元素有特征元素 1、特征元素 2、特征元素 3、……、特征元素 m。首先对特征元素 1 进行概率估计和熵解码，由于特征元素 1 是第一个执行熵解码的特征元素，因此该特征元素 1 的第一上下文信息为空，此时仅需要根据边信息对特征元素 1 进行概率估计，得到特征元素 1 对应的第一概率估计结果；进一步地，确定（或判断）该特征元素 1 为第一特征元素或第二特征元素，根据判断结果确定在待解码特征图中该特征元素 1 的数值。接下来，针对特征元素 2 而言，根据边信息和第一上下文信息（此时可以理解为第一特征元素在待解码特征图中的数值），估计特征元素 2 的第一概率估计结果；进一步地，确定（或判断）特征元素 2 为第一特征元素还是第二特征元素；根据判断结果，确定特征元素 2 在待解码特征图中的数值。然后针对特征元素 3 而言，根据边信息和第一上下文信息（此时可以理解为第一特征元素在待解码特征图中的数值，和第二特征元素在待解码特征图中的数值），估计特征元素 3 的第一概率估计结果；进一步地，确定特征元素 3 为第一特征元素还是第二特征元素；根据判断结果，确定特征元素 3 在待解码特征图中的数值。依次类推，直到对所有特征元素概率估计完毕为止。

S704、根据该特征元素的第一概率估计结果和第一阈值，确定该特征元素为第一特征元素或第二特征元素。

其中，S704 的具体实现方式可参见 S503 的具体实现方式的描述，在此不再进行赘述。

S705、在该特征元素为第一特征元素的情况下，基于该第一特征元素的第一概率估计结果和待解码特征图的码流进行熵解码，得到第一特征元素的数值。

若针对该特征元素的判断结果为：该特征元素为第一特征元素，则基于该第一特征元素的第一概率估计结果，对第一特征元素进行熵解码，得到第一特征元素在解码特征图的数值。该第一特征元素在解码特征图的数值与该第一特征元素的待编码特征图的数值相同。

S706、在该特征元素为第二特征元素的情况下，基于该第二特征元素的第一概率估计结果，得到第二特征元素的数值。

若针对该特征元素的判断结果为：该特征元素为第二特征元素，则将该第二特征元素的第一峰值概率对应的特征值，确定为第二特征元素的数值。即该第二特征元素不需要进行熵解码，且该第二特征元素在解码特征图的数值与该第二特征元素的待编码特征图的数值可以相同或不同。基于所有第二特征元素的数值和所述有第一特征元素的数值共同，确定解码特征图的值，得到解码特征图。

相比于图 3 所提供的特征图编码方法，图 6a 所提供的特征图编码方法结合了上下文信息进行概率估计，提升了每个特征元素对应概率估计结果的准确性，从而增加了跳过编码过程的特征元素的数量，进一步提升了数据编码效率。相比于图 5 所提供的特征图解码方法，图 7a 所提供的特征图解码方法集合上下文信息进行概率估计，提升了每个特征元素对应概率估计结果的准确性，从而提升了未进行熵编码的特征元素（即第二特征元素）在待解码特征图中的可靠性，提升了数据解码的性能。

申请人以无跳过编码（即在对待编码特征图进行熵编码时，对待编码特征图中的所有特征元素执行熵编码过程）的特征图编解码方法记为基线方法，将图 6a 和图 7a 所提供的特征图编解码方法（记为动态峰值跳过的特征图编解码方法），与通过每个特征元素对应概率估计

结果中某个固定值对应的概率跳过特征元素进行特征图编码的方法（记为固定峰值跳过的特征图编解码方法）进行对比实验，其对比实验结果请参见表 1 所示。其中，固定峰值跳过的特征图解码方法相比于基线方法，其得到相同图像质量的数据量减少了 0.11%，而本方案节得到相同图像质量的数据量减少了 1%。

表 1

方法	节省的数据量
基线方法	0%
固定峰值跳过的特征图解码方法	-0.11%
动态峰值跳过的特征图解码方法	-1%

可见，在保证解码图像质量的情况下，采用本申请所提供的技术方法，能节省较多的数据量，提升数据压缩的性能（包括但不限于压缩率）。

申请人还将图 6a 和图 7a 所提供的特征图编解码方法与固定峰值跳过的特征图编解码方法进行对比实验，其对比实验结果图如图 7b 和图 7c 所示。在图 7b 中，纵轴可以理解为重建图像的质量，横轴为图像压缩率，通常随着图像压缩率的增大，重建图像的质量将会变得更好。从图 7b 中可见，动态峰值跳过的特征图编解码方法（即图 7b 中记为动态峰值）与固定峰值跳过的特征图编码方法（即图 7b 中记为固定峰值）的曲线几乎重合，即表明在相同的重建图像质量（即纵坐标的数值相同）的情况下，动态峰值跳过的特征图编解码方法（即图 7b 中记为动态峰值）略优于固定峰值跳过的特征图编码方法（即图 7b 中记为固定峰值）。在图 7c 中，纵轴为跳过特征元素的占比，横轴为图像压缩率，通常随着图像压缩率的增大，可跳过特征元素的占比将逐渐变低。从图 7c 中可见，动态峰值跳过的特征图编解码方法（即图 7c 中记为动态峰值）的曲线，在固定峰值跳过的特征图编码方法（即图 7c 中记为固定峰值）曲线的上方，即表明在相同的图像压缩率（即横坐标的数值相同）的情况下，动态峰值跳过的特征图编解码方法（即图 7c 中记为动态峰值）可跳过编码过程的特征元素，多于固定峰值跳过的特征图编码方法（即图 7c 中记为固定峰值）。

请参见图 8，图 8 为本申请提供的一个特征图编码装置的结构示意图。该特征图编码装置可以为图 1 的概率估计模块 103 和数据编码模块 104 的集成。该装置包括：

获取模块 80，用于获取第一待编码特征图，所述第一待编码特征图包括多个特征元素；编码模块 81，用于基于所述第一待编码特征图，确定所述多个特征元素中每个特征元素的第一概率估计结果，所述第一概率估计结果包括第一峰值概率；针对所述第一待编码特征图中的每个特征元素，基于所述特征元素的第一峰值概率，确定所述特征元素是否为第一特征元素；仅在所述特征元素为第一特征元素的情况下，对所述第一特征元素进行熵编码。

在一个可能的实现中，第一概率估计结果为高斯分布，第一峰值概率为该高斯分布的均值概率；

或者，第一概率估计结果为混合高斯分布，混合高斯分布由多个高斯分布组成，第一峰值概率为各个高斯分布的均值概率中的最大值；或者，第一峰值概率由各个高斯分布的均值概率和各个高斯分布在该混合高斯分布中的权重计算得到。

在一个可能的实现中，编码模块 81，具体用于基于第一阈值和所述特征元素的第一峰值概率，确定所述特征元素是否为第一特征元素。

在一个可能的实现中，编码模块 81，还用于基于所述第一待编码特征图，确定所述多个特征元素中每个特征元素的第二概率估计结果，所述第二概率估计结果包括第二峰值概率；

基于所述每个特征元素的第二概率估计结果，从所述多个特征元素中确定第三特征元素的集合；基于所述第三特征元素的集合中各个特征元素的第二峰值概率，确定第一阈值；对所述第一阈值进行熵编码。

在一个可能的实现中，所述第一阈值为所述第三特征元素集合中各个特征元素对应的第二峰值概率的最大第二峰值概率。

在一个可能的实现中，所述第一特征元素的第一峰值概率小于或等于所述第一阈值。

在一个可能的实现中，所述第二概率估计结果为高斯分布，所述第二概率估计结果还包括第二概率方差值，所述第一阈值为所述第三特征元素集合中各个特征元素对应的第二概率方差值的最小第二概率方差值。

在一个可能的实现中，所述第一概率估计结果为高斯分布，所述第一概率估计结果还包括第一概率方差值，所述第一特征元素的第一概率方差值大于或等于所述第一阈值。

在一个可能的实现中，所述第二概率估计结果还包括所述第二峰值概率对应的特征值，编码模块 81，具体用于基于预设误差、所述每个特征元素的数值和所述每个特征元素的第二峰值概率对应的特征值，从所述多个特征元素中确定第三特征元素的集合。

在一个可能的实现中，所述第三特征元素的集合中的特征元素具有以下特征： $|\hat{y}(x, y, i) - p(x, y, i)| > TH_2$ ，其中， $\hat{y}(x, y, i)$ 为所述特征元素， $p(x, y, i)$ 为所述特征元素的第二峰值概率对应的特征值， TH_2 为所述预设误差。

在一个可能的实现中，所述第一概率估计结果和所述第二概率估计结果相同，编码模块 81，具体用于基于第一待编码特征图，获取所述第一待编码特征图的边信息；对所述边信息进行概率估计，得到所述每个特征元素的第一概率估计结果。

在一个可能的实现中，所述第一概率估计结果和所述第二概率估计结果不同，编码模块 81，还用于基于第一待编码特征图，获取所述第一待编码特征图的边信息和所述每个特征元素的第二上下文信息，所述第二上下文信息为所述特征元素在所述第一待编码特征图中预设区域范围内的特征元素；基于所述边信息和第二上下文信息，得到所述每个特征元素的第二概率估计结果。

在一个可能的实现中，编码模块 81，具体用于基于第一待编码特征图，获取所述第一待编码特征图的边信息；针对所述第一待编码特征图中的任一特征元素，基于第一上下文信息和所述边信息，确定所述特征元素的第一概率估计结果；其中，所述第一概率估计结果还包括所述第一概率峰值对应的特征值，所述第一上下文信息为所述特征元素在第二待编码特征图中预设区域范围内的特征元素，所述第二待编码特征图的值由所述第一特征元素的数值和第二特征元素的第一峰值概率对应的特征值组成，所述第二特征元素为所述第一待编码特征图中除所述第一特征元素之外的特征元素。

在一个可能的实现中，编码模块 81，还用于将所有所述第一特征元素的熵编码结果，写入编码码流。

请参见图 9，图 9 为本申请提供的一个特征图解码装置的结构示意图。该特征图解码装置可以为图 1 的概率估计模块 103 和数据解码模块 105 的集成。该特征图解码装置，包括：

获取模块 90，用于获取待解码特征图的码流，所述待解码特征图包括多个特征元素；以及用于基于所述待解码特征图的码流，获得所述多个特征元素中每个特征元素对应的第一概率估计结果，所述第一概率估计结果包括第一峰值概率；

解码模块 91，用于基于第一阈值和所述每个特征元素对应的第一峰值概率，从所述多个

特征元素中确定第一特征元素的集合和第二特征元素的集合；基于所述第一特征元素的集合和所述第二特征元素的集合，得到所述待解码特征图。

在一个可能的实现中，第一概率估计结果为高斯分布，第一峰值概率为该高斯分布的均值概率；

或者，第一概率估计结果为混合高斯分布，该混合高斯分布由多个高斯分布组成，第一峰值概率为各个高斯分布的均值概率中的最大值；或者，第一峰值概率由各个高斯分布的均值概率和各个高斯分布在该混合高斯分布中的权重计算得到。

在一个可能的实现中，所述待解码特征图的值由所述第一特征元素的集合中所有第一特征元素的数值和所述第二特征元素的集合中所有第二特征元素的数值组成。

在一个可能的实现中，该第一特征元素的集合为空集，或者，该第二特征元素的集合为空集。

在一个可能的实现中，所述第一概率估计结果还包括所述第一峰值概率对应的特征值，解码模块 91，还用于基于所述第一特征元素对应的第一概率估计结果，对所述第一特征元素进行熵解码，得到所述第一特征元素的数值；基于所述第二特征元素的第一峰值概率对应的特征值，得到所述第二特征元素的数值。

在一个可能的实现中，所述解码模块 91，还用于基于所述待解码特征图的码流，得到所述第一阈值。

在一个可能的实现中，所述第一特征元素的第一峰值概率小于或等于所述第一阈值，所述第二特征元素的第一峰值概率大于所述第一阈值。

在一个可能的实现中，所述第一概率估计结果为高斯分布，所述第一概率估计结果还包括第一概率方差值，所述第一特征元素的第一概率方差值大于或等于所述第一阈值，所述第二特征元素的第一概率方差值小于所述第一阈值。

在一个可能的实现中，所述获取模块 90，还用于基于所述待解码特征图的码流，获得所述待解码特征图对应的边信息；基于所述边信息，获得所述每个特征元素对应的第一概率估计结果。

在一个可能的实现中，所述解码模块 91，还用于基于所述待解码特征图的码流，获得所述待解码特征图对应的边信息；针对所述待解码特征图中每个特征元素，基于所述边信息和第一上下文信息估计所述每个特征元素的第一概率估计结果；其中，所述第一上下文信息为所述特征元素在所述待解码特征图中预设区域范围内的特征元素。

图 10 是本申请实施例提供的一种特征图编码装置或特征图解码装置的硬件结构示意图。图 10 所示的装置（该装置具体可以是一种计算机设备 1000）包括存储器 1001、处理器 1002、通信接口 1003 以及总线 1004。其中，存储器 1001、处理器 1002、通信接口 1003 通过总线 1004 实现彼此之间的通信连接。

存储器 1001 可以是只读存储器（Read Only Memory, ROM），静态存储设备，动态存储设备或者随机存取存储器（Random Access Memory, RAM）。存储器 1001 可以存储程序，当存储器 1001 中存储的程序被处理器 1002 执行时，执行本申请实施例提供的特征图编码方法的各个步骤，或执行本申请实施例提供的特征图解码方法的各个步骤。

处理器 1002 可以采用通用的中央处理器（Central Processing Unit, CPU），微处理器，应用专用集成电路（Application Specific Integrated Circuit, ASIC），图形处理器（graphics processing unit, GPU）或者一个或多个集成电路，用于执行相关程序，以实现本申请实施例

的特征图编码装置或特征图解码装置中的单元所需执行的功能，或者执行本申请方法实施例的特征图编码方法的各个步骤，或执行本申请实施例提供的特征图解码方法的各个步骤。

处理器 1002 还可以是一种集成电路芯片，具有信号的处理能力。在实现过程中，本申请的特征图编码方法的各个步骤或特征图解码方法的各个步骤可以通过处理器 1002 中的硬件的集成逻辑电路或者软件形式的指令完成。上述的处理器 1002 还可以是通用处理器、数字信号处理器 (Digital Signal Processing, DSP)、专用集成电路 (ASIC)、现成可编程门阵列 (Field Programmable Gate Array, FPGA) 或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件。可以实现或者执行本申请实施例中的公开的各方法、步骤及逻辑框图。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。结合本申请实施例所公开的方法的步骤可以直接体现为硬件译码处理器执行完成，或者用译码处理器中的硬件及软件模块组合执行完成。软件模块可以位于随机存储器，闪存、只读存储器，可编程只读存储器或者电可擦写可编程存储器、寄存器等本领域成熟的存储介质中。该存储介质位于存储器 1001，处理器 1002 读取存储器 1001 中的信息，结合其硬件完成本申请实施例的特征图编码装置或特征图解码装置中包括的单元所需执行的功能，或者执行本申请方法实施例的特征图编码方法或特征图解码方法。

通信接口 1003 使用例如但不限于收发器一类的收发装置，来实现计算机设备 1000 与其他设备或通信网络之间的通信。

总线 1004 可包括在计算机设备 1000 各个部件 (例如，存储器 1001、处理器 1002、通信接口 1003) 之间传送信息的通路。

应理解，图 8 中特征图编码装置中的获取模块 80 相当于计算机设备 1000 中的通信接口 1003，编码模块 81 相当于计算机设备 1000 中的处理器 1002。或者，图 9 中特征图解码装置中获取模块 90 相当于计算机设备 1000 中的通信接口 1003、解码模块 91 相当于计算机设备 1000 中的处理器 1002。

需要说明的是，本申请实施例中所描述的计算机设备 1000 中各功能单元的功能可参见上述方法实施例对相关步骤的描述，此处不再赘述。

本申请实施例还提供一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，该程序被处理器执行时，可以实现上述方法实施例中记载的任意一种的部分或全部步骤，以及实现上述图 10 所描述的任意一个功能模块的功能。

本申请实施例还提供了一种计算机程序产品，当其在计算机或处理器上运行时，使得计算机或处理器执行上述任一个方法中的一个或多个步骤。上述所涉及的设备的各组成模块如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用，可以存储在上述计算机可读存储介质中。

在上述实施例中，对各个实施例的描述各有侧重，某个实施例中未详述的部分，可以参见其它实施例的相关描述。应理解，在本申请的各种实施例中，上述各过程的序号的大小并不意味着执行顺序的先后，各过程的执行顺序应以其功能和内在逻辑确定，而不应对本申请实施例的实施过程构成任何限定。

本领域技术人员能够领会，结合本文公开描述的各种说明性逻辑框、模块和算法步骤所描述的功能可以硬件、软件、固件或其任何组合来实施。如果以软件来实施，那么各种说明性逻辑框、模块、和步骤描述的功能可作为一或多个指令或代码在计算机可读媒体上存储或传输，且由基于硬件的处理单元判断。计算机可读媒体可包含计算机可读存储媒体，其对应于有形媒体，例如数据存储媒体，或包括任何促进将计算机程序从一处传送到另一处的媒体

(例如, 根据通信协议)的通信媒体。以此方式, 计算机可读媒体大体上可对应于(1)非暂时性的有形计算机可读存储媒体, 或(2)通信媒体, 例如信号或载波。数据存储媒体可为可由一或多个计算机或一或多个处理器存取以检索用于实施本申请中描述的技术的指令、代码和/或数据结构的任何可用媒体。计算机程序产品可包含计算机可读媒体。

作为实例而非限制, 此类计算机可读存储媒体可包括RAM、ROM、EEPROM、CD-ROM或其它光盘存储装置、磁盘存储装置或其它磁性存储装置、快闪存储器或可用来存储指令或数据结构形式的所要程序代码并且可由计算机存取的任何其它媒体。并且, 任何连接被恰当地称作计算机可读媒体。举例来说, 如果使用同轴缆线、光纤缆线、双绞线、数字订户线(DSL)或例如红外线、无线电和微波等无线技术从网站、服务器或其它远程源传输指令, 那么同轴缆线、光纤缆线、双绞线、DSL或例如红外线、无线电和微波等无线技术包含在媒体的定义中。但是, 应理解, 所述计算机可读存储媒体和数据存储媒体并不包括连接、载波、信号或其它暂时媒体, 而是实际上针对于非暂时性有形存储媒体。如本文中所使用, 磁盘和光盘包含压缩光盘(CD)、激光光盘、光学光盘、数字多功能光盘(DVD)和蓝光光盘, 其中磁盘通常以磁性方式再现数据, 而光盘利用激光以光学方式再现数据。以上各项的组合也应包含在计算机可读媒体的范围内。

可通过例如一或多个数字信号处理器(DSP)、通用微处理器、专用集成电路(ASIC)、现场可编程逻辑阵列(FPGA)或其它等效集成或离散逻辑电路等一或多个处理器来判断指令。因此, 如本文中所使用的术语“处理器”可指前述结构或适合于实施本文中所描述的技术的任一其它结构中的任一者。另外, 在一些方面中, 本文中所描述的各种说明性逻辑框、模块、和步骤所描述的功能可以提供于经配置以用于编码和解码的专用硬件和/或软件模块内, 或者并入在组合编解码器中。而且, 所述技术可完全实施于一或多个电路或逻辑元件中。

本申请的技术可在各种各样的装置或设备中实施, 包含无线手持机、集成电路(IC)或一组IC(例如, 芯片组)。本申请中描述各种组件、模块或单元是为了强调用于判断所揭示的技术的装置的功能方面, 但未必需要由不同硬件单元实现。实际上, 如上文所描述, 各种单元可结合合适的软件和/或固件组合在编码解码器硬件单元中, 或者通过互操作硬件单元(包含如上文所描述的一或多个处理器)来提供。

以上所述, 仅为本申请示例性的具体实施方式, 但本申请的保护范围并不局限于此, 任何熟悉本技术领域的技术人员在本申请揭露的技术范围内, 可轻易想到的变化或替换, 都应涵盖在本申请的保护范围之内。因此, 本申请的保护范围应该以权利要求的保护范围为准。

权利要求书

1. 一种特征图解码方法，其特征在于，所述方法包括：
获取待解码特征图的码流，所述待解码特征图包括多个特征元素；
基于所述待解码特征图的码流，获得所述多个特征元素中每个特征元素对应的第一概率估计结果，所述第一概率估计结果包括第一峰值概率；
基于第一阈值和所述每个特征元素对应的第一峰值概率，从所述多个特征元素中确定第一特征元素的集合和第二特征元素的集合；
基于所述第一特征元素的集合和所述第二特征元素的集合，得到解码特征图。
2. 根据权利要求 1 所述方法，其特征在于，所述第一概率估计结果为高斯分布，所述第一峰值概率为所述高斯分布的均值概率；
或者，所述第一概率估计结果为混合高斯分布，所述混合高斯分布由多个高斯分布组成，所述第一峰值概率为各个高斯分布的均值概率中的最大值；或者，所述第一峰值概率由各个高斯分布的均值概率和所述各个高斯分布在所述混合高斯分布中的权重计算得到。
3. 根据权利要求 1 或 2 所述方法，其特征在于，所述解码特征图的值由所述第一特征元素的集合中所有第一特征元素的数值和所述第二特征元素的集合中所有第二特征元素的数值组成。
4. 根据权利要求 3 所述方法，其特征在于，所述第一特征元素的集合为空集，或者，所述第二特征元素的集合为空集。
5. 根据权利要求 3 或 4 所述方法，其特征在于，所述第一概率估计结果还包括所述第一峰值概率对应的特征值，所述方法还包括：
基于所述第一特征元素对应的第一概率估计结果，对所述第一特征元素进行熵解码，得到所述第一特征元素的数值；
基于所述第二特征元素的第一峰值概率对应的特征值，得到所述第二特征元素的数值。
6. 根据权利要求 1-5 中任一项所述方法，其特征在于，所述基于第一阈值和所述每个特征元素对应的第一峰值概率，从所述多个特征元素中确定第一特征元素的集合和第二特征元素的集合之前，所述方法还包括：
基于所述待解码特征图的码流，得到所述第一阈值。
7. 根据权利要求 1-6 中任一项所述方法，其特征在于，所述第一特征元素的第一峰值概率小于或等于所述第一阈值，所述第二特征元素的第一峰值概率大于所述第一阈值。
8. 根据权利要求 1-7 中任一项所述方法，其特征在于，所述基于所述待解码特征图的码流，获得所述多个特征元素中每个特征元素对应的第一概率估计结果，包括：
基于所述待解码特征图的码流，获得所述待解码特征图对应的边信息；
基于所述边信息，获得所述每个特征元素对应的第一概率估计结果。

9.根据权利要求 1-7 中任一项所述方法,其特征在于,所述基于所述待解码特征图的码流,获得所述多个特征元素中每个特征元素对应的第一概率估计结果,包括:

基于所述待解码特征图的码流,获得所述待解码特征图对应的边信息;

针对所述待编码特征图中每个特征元素,基于所述边信息和第一上下文信息估计所述每个特征元素的第一概率估计结果;其中,所述第一上下文信息为所述特征元素在所述待解码特征图中预设区域范围内的特征元素。

10.一种特征图编码方法,其特征在于,所述方法包括:

获取第一待编码特征图,所述第一待编码特征图包括多个特征元素;

基于所述第一待编码特征图,确定所述多个特征元素中每个特征元素的第一概率估计结果,所述第一概率估计结果包括第一峰值概率;

针对所述第一待编码特征图中的每个特征元素,基于所述特征元素的第一峰值概率,确定所述特征元素是否为第一特征元素;

仅在所述特征元素为第一特征元素的情况下,对所述第一特征元素进行熵编码。

11.根据权利要求 10 所述方法,其特征在于,所述第一概率估计结果为高斯分布,所述第一峰值概率为所述高斯分布的均值概率;

或者,所述第一概率估计结果为混合高斯分布,所述混合高斯分布由多个高斯分布组成,所述第一峰值概率为各个高斯分布的均值概率中的最大值;或者,所述第一峰值概率由各个高斯分布的均值概率和所述各个高斯分布在所述混合高斯分布中的权重计算得到。

12.根据权利要求 10 或 11 所述方法,其特征在于,所述针对所述第一待编码特征图中的每个特征元素,基于所述特征元素的第一峰值概率,确定所述特征元素是否为第一特征元素,包括:

基于第一阈值和所述特征元素的第一峰值概率,确定所述特征元素是否为第一特征元素。

13.根据权利要求 12 所述方法,其特征在于,所述方法还包括:

基于所述第一待编码特征图,确定所述多个特征元素中每个特征元素的第二概率估计结果,所述第二概率估计结果包括第二峰值概率;

基于所述每个特征元素的第二概率估计结果,从所述多个特征元素中确定第三特征元素的集合;

基于所述第三特征元素的集合中各个特征元素的第二峰值概率,确定第一阈值;

对所述第一阈值进行熵编码。

14.根据权利要求 13 所述方法,其特征在于,所述第一阈值为所述第三特征元素集合中各个特征元素对应的第二峰值概率的最大第二峰值概率。

15.根据权利要求 14 所述方法,其特征在于,所述第一特征元素的第一峰值概率小于或等于所述第一阈值。

16.根据权利要求 13-15 中任一项所述方法,所述第二概率估计结果还包括所述第二峰值

概率对应的特征值, 所述基于所述每个特征元素的第二概率估计结果, 从所述多个特征元素中确定第三特征元素集合, 包括:

基于预设误差、所述每个特征元素的数值和所述每个特征元素的第二峰值概率对应的特征值, 从所述多个特征元素中确定第三特征元素的集合。

17. 根据权利要求 16 所述方法, 其特征在于, 所述第三特征元素的集合中的特征元素具有以下特征:

$$|\hat{y}(x, y, i) - p(x, y, i)| > TH_2$$

其中, $\hat{y}(x, y, i)$ 为所述特征元素的数值, $p(x, y, i)$ 为所述特征元素的第二峰值概率对应的特征值, TH_2 为所述预设误差。

18. 根据权利要求 13-17 中任一项所述方法, 其特征在于, 所述第一概率估计结果和所述第二概率估计结果相同, 所述基于所述第一待编码特征图, 确定所述多个特征元素中每个特征元素的第一概率估计结果, 包括:

基于所述第一待编码特征图, 获取所述第一待编码特征图的边信息;

对所述边信息进行概率估计, 得到所述每个特征元素的第一概率估计结果。

19. 根据权利要求 13-17 中任一项所述方法, 其特征在于, 所述第一概率估计结果和所述第二概率估计结果不同, 所述基于所述第一待编码特征图, 确定所述多个特征元素中每个特征元素的第二概率估计结果, 包括:

基于所述第一待编码特征图, 获取所述第一待编码特征图的边信息和所述每个特征元素的第二上下文信息, 所述第二上下文信息为所述特征元素在所述第一待编码特征图中预设区域范围内的特征元素;

基于所述边信息和所述第二上下文信息, 得到所述每个特征元素的第二概率估计结果。

20. 根据权利要求 19 所述方法, 其特征在于, 所述基于所述第一待编码特征图, 确定所述多个特征元素中每个特征元素的第一概率估计结果, 包括:

基于所述第一待编码特征图, 获取所述第一待编码特征图的边信息;

针对所述第一待编码特征图中的任一特征元素, 基于第一上下文信息和所述边信息, 确定所述特征元素的第一概率估计结果; 其中, 所述第一概率估计结果还包括所述第一概率峰值对应的特征值, 所述第一上下文信息为所述特征元素在第二待编码特征图中预设区域范围内的特征元素, 所述第二待编码特征图的值由所述第一特征元素的数值和所述第二特征元素的第一峰值概率对应的特征值组成, 所述第二特征元素为所述第一待编码特征图中除所述第一特征元素之外的特征元素。

21. 根据权利要求 10-20 中任一项所述方法, 其特征在于, 所述方法还包括:

将所有所述第一特征元素的熵编码结果, 写入编码码流。

22. 一种特征图解码装置, 其特征在于, 包括:

获取模块, 用于获取待解码特征图的码流, 所述待解码特征图包括多个特征元素; 以及用于基于所述待解码特征图的码流, 获得所述多个特征元素中每个特征元素对应的第一概率

估计结果, 所述第一概率估计结果包括第一峰值概率;

解码模块, 用于基于第一阈值和所述每个特征元素对应的第一峰值概率, 从所述多个特征元素中确定第一特征元素的集合和第二特征元素的集合; 基于所述第一特征元素的集合和所述第二特征元素的集合, 得到所述待解码特征图。

23. 根据权利要求 22 所述装置, 其特征在于, 所述第一概率估计结果为高斯分布, 所述第一峰值概率为所述高斯分布的均值概率;

或者, 所述第一概率估计结果为混合高斯分布, 所述混合高斯分布由多个高斯分布组成, 所述第一峰值概率为各个高斯分布的均值概率中的最大值; 或者, 所述第一峰值概率由各个高斯分布的均值概率和所述各个高斯分布在所述混合高斯分布中的权重计算得到。

24. 根据权利要求 22 或 23 所述装置, 其特征在于, 所述待解码特征图的值由所述第一特征元素的集合中所有第一特征元素的数值和所述第二特征元素的集合中所有第二特征元素的数值组成。

25. 根据权利要求 24 所述装置, 其特征在于, 所述第一特征元素的集合为空集, 或者, 所述第二特征元素的集合为空集。

26. 根据权利要求 24 或 25 所述装置, 其特征在于, 所述第一概率估计结果还包括所述第一峰值概率对应的特征值, 所述解码模块还用于:

基于所述第一特征元素对应的第一概率估计结果, 对所述第一特征元素进行熵解码, 得到所述第一特征元素的数值;

基于所述第二特征元素的第一峰值概率对应的特征值, 得到所述第二特征元素的数值。

27. 根据权利要求 22-26 中任一项所述装置, 其特征在于, 所述基于第一阈值和所述每个特征元素对应的第一峰值概率, 从所述多个特征元素中确定第一特征元素的集合和第二特征元素的集合之前, 所述解码模块还用于:

基于所述待解码特征图的码流, 得到所述第一阈值。

28. 根据权利要求 22-27 中任一项所述装置, 其特征在于, 所述第一特征元素的第一峰值概率小于或等于所述第一阈值, 所述第二特征元素的第一峰值概率大于所述第一阈值。

29. 根据权利要求 22-28 中任一项所述装置, 其特征在于, 所述基于所述待解码特征图的码流, 获得所述多个特征元素中每个特征元素对应的第一概率估计结果, 包括:

基于所述待解码特征图的码流, 获得所述待解码特征图对应的边信息;

基于所述边信息, 获得所述每个特征元素对应的第一概率估计结果。

30. 根据权利要求 22-28 中任一项所述装置, 其特征在于, 所述基于所述待解码特征图的码流, 获得所述多个特征元素中每个特征元素对应的第一概率估计结果, 包括:

基于所述待解码特征图的码流, 获得所述待解码特征图对应的边信息;

针对所述待编码特征图中每个特征元素, 基于所述边信息和第一上下文信息估计所述每

个特征元素的第一概率估计结果；其中，所述第一上下文信息为所述特征元素在所述待解码特征图中预设区域范围内的特征元素。

31.一种特征图编码装置，其特征在于，包括：

获取模块，用于获取第一待编码特征图，所述第一待编码特征图包括多个特征元素；

编码模块，用于基于所述第一待编码特征图，确定所述多个特征元素中每个特征元素的第一概率估计结果，所述第一概率估计结果包括第一峰值概率；针对所述第一待编码特征图中的每个特征元素，基于所述特征元素的第一峰值概率，确定所述特征元素是否为第一特征元素；仅在所述特征元素为第一特征元素的情况下，对所述第一特征元素进行熵编码。

32.根据权利要求 31 所述装置，其特征在于，所述第一概率估计结果为高斯分布，所述第一峰值概率为所述高斯分布的均值概率；

或者，所述第一概率估计结果为混合高斯分布，所述混合高斯分布由多个高斯分布组成，所述第一峰值概率为各个高斯分布的均值概率中的最大值；或者，所述第一峰值概率由各个高斯分布的均值概率和所述各个高斯分布在所述混合高斯分布中的权重计算得到。

33.根据权利要求 31 或 32 所述装置，其特征在于，所述针对所述第一待编码特征图中的每个特征元素，基于所述特征元素的第一峰值概率，确定所述特征元素是否为第一特征元素，包括：

基于第一阈值和所述特征元素的第一峰值概率，确定所述特征元素是否为第一特征元素。

34.根据权利要求 33 所述装置，其特征在于，所述装置还包括：

基于所述第一待编码特征图，确定所述多个特征元素中每个特征元素的第二概率估计结果，所述第二概率估计结果包括第二峰值概率；

基于所述每个特征元素的第二概率估计结果，从所述多个特征元素中确定第三特征元素的集合；

基于所述第三特征元素的集合中各个特征元素的第二峰值概率，确定第一阈值；

对所述第一阈值进行熵编码。

35.根据权利要求 34 所述装置，其特征在于，所述第一阈值为所述第三特征元素集合中各个特征元素对应的第二峰值概率的最大第二峰值概率。

36.根据权利要求 35 所述装置，其特征在于，所述第一特征元素的第一峰值概率小于或等于所述第一阈值。

37.根据权利要求 34-36 中任一项所述装置，所述第二概率估计结果还包括所述第二峰值概率对应的特征值，所述基于所述每个特征元素的第二概率估计结果，从所述多个特征元素中确定第三特征元素集合，包括：

基于预设误差、所述每个特征元素的数值和所述每个特征元素的第二峰值概率对应的特征值，从所述多个特征元素中确定第三特征元素的集合。

38.根据权利要求 37 所述装置,其特征在于,所述第三特征元素的集合中的特征元素具有以下特征:

$$|\hat{y}(x,y,i)-p(x,y,i)|>TH_2$$

其中, $\hat{y}(x,y,i)$ 所述特征元素的数值, $p(x,y,i)$ 为所述特征元素的第二峰值概率对应的特征值, TH_2 为所述预设误差。

39.根据权利要求 34-38 中任一项所述装置,其特征在于,所述第一概率估计结果和所述第二概率估计结果相同,所述基于所述第一待编码特征图,确定所述多个特征元素中每个特征元素的第一概率估计结果,包括:

基于第一待编码特征图,获取所述第一待编码特征图的边信息;

对所述边信息进行概率估计,得到所述每个特征元素的第一概率估计结果。

40.根据权利要求 34-38 中任一项所述装置,其特征在于,所述第一概率估计结果和所述第二概率估计结果不同,所述基于所述第一待编码特征图,确定所述多个特征元素中每个特征元素的第二概率估计结果,包括:

基于所述第一待编码特征图,获取所述第一待编码特征图的边信息和所述每个特征元素的第二上下文信息,所述第二上下文信息为所述特征元素在所述第一待编码特征图中预设区域范围内的特征元素;

基于所述边信息和第二上下文信息,得到所述每个特征元素的第二概率估计结果。

41.根据权利要求 40 所述装置,其特征在于,所述基于所述第一待编码特征图,确定所述多个特征元素中每个特征元素的第一概率估计结果,包括:

基于第一待编码特征图,获取所述第一待编码特征图的边信息;

针对所述第一待编码特征图中的任一特征元素,基于第一上下文信息和所述边信息,确定所述特征元素的第一概率估计结果;其中,所述第一概率估计结果还包括所述第一概率峰值对应的特征值,所述第一上下文信息为所述特征元素在第二待编码特征图中预设区域范围内的特征元素,所述第二待编码特征图的值由所述第一特征元素的数值和第二特征元素的第一峰值概率对应的特征值组成,所述第二特征元素为所述第一待编码特征图中除所述第一特征元素之外的特征元素。

42.根据权利要求 31-41 中任一项所述装置,其特征在于,所述装置还包括:

将所有所述第一特征元素的熵编码结果,写入编码码流。

43.一种解码器,其特征在于,包括处理电路,用于执行权利要求 1-9 中任一项所述方法。

44.一种编码器,其特征在于,包括处理电路,用于执行权利要求 10-21 中任一项所述方法。

45.一种计算机程序产品,其特征在于,包括程序代码,当其在计算机或处理器上判断时,用于判断权利要求 1-9 中任一项所述方法,或,用于判断权利要求 10-21 中任一项所述方法。

46.一种非瞬时性计算机可读存储介质，其特征在于，包括根据权利要求 21 所述的编码方法获得的码流。

47.一种解码器，其特征在于，包括：

一个或多个处理器；

非瞬时性计算机可读存储介质，耦合到所述处理器并存储由所述处理器判断的程序，其中所述程序在由所述处理器判断时，使得所述解码器执行根据权利要求 1-9 中任一项所述的方法。

48.一种编码器，其特征在于，包括：

一个或多个处理器；

非瞬时性计算机可读存储介质，耦合到所述处理器并存储由所述处理器判断的程序，其中所述程序在由所述处理器判断时，使得所述编码器执行根据权利要求 10-21 任一项所述的方法。

49.一种数据处理器，其特征在于，包括处理电路，用于执行根据权利要求 1-9 中任一项所述方法，或，用于执行权利要求 10-21 中任一项所述的方法。

50.一种非瞬时性计算机可读存储介质，其特征在于，包括程序代码，当其由计算机设备判断时，用于执行根据权利要求 1-9 中任一项所述方法，或，用于执行权利要求 10-21 中任一项所述的方法。