

编解码方法、装置、设备、存储介质及计算机程序产品

本申请要求于 2022 年 03 月 10 日提交的申请号为 202210234190.8、发明名称为“编解码方法、装置、设备、存储介质及计算机程序产品”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

本申请涉及编解码技术领域，特别涉及一种编解码方法、装置、设备、存储介质及计算机程序产品。

背景技术

图像压缩技术能够实现图像信息的有效传输和存储，对于当前图像信息的种类和数据量越来越大的媒体时代起着重要作用。图像压缩技术包括对图像的编码和解码，而编解码性能体现图像质量，是图像压缩技术中需要考虑的要素。

在相关技术的编码过程中，通过图像特征提取网络来提取图像的图像特征 y ，按照量化步长 q 对图像特征 y 进行量化，以得到图像特征 ys 。将图像特征 ys 输入超编码网络以确定超先验特征 zs ，通过熵编码将超先验特征 zs 编入码流。对码流中的超先验特征 zs 进行熵解码得到超先验特征 zs' ，基于超先验特征 zs' ，通过概率分布估计网络得到图像特征 ys 的概率分布参数。基于图像特征 ys 的概率分布参数，通过熵编码将图像特征 ys 编入码流。解码过程与编码过程是相对称的。其中，图像压缩很大部分通过量化操作实现，量化操作对编解码性能影响很大。

然而，编解码过程中的量化操作需要与码率相匹配。在多码率场景中，为匹配不同的码率，在编解码过程中往往需要使用不同的量化步长。而不同的量化步长会使得量化得到的图像特征 ys 的数值范围存在显著差异。为了训练得到用于估计不同码率下图像特征 ys 的概率分布参数的概率分布估计网络，需要通过不同数值范围的图像特征 ys 来训练概率分布估计网络。但不同码率下图像特征 ys 的数值范围变化较大，概率分布估计网络的训练难度较大，网络训练不稳定，较难训练得到性能良好的概率分布估计网络，从而影响编解码性能。

发明内容

本申请实施例提供了一种编解码方法、装置、设备、存储介质及计算机程序产品，在多码率场景下，也能够减小概率分布估计网络的训练难度，使得网络训练稳定，训练出性能良好的网络，从而提升编解码性能。

第一方面，本申请提供一种编码方法，包括：

确定待编码的图像的第一图像特征和第二图像特征，第一图像特征为按照第一量化步长对第二图像特征进行量化得到的图像特征；确定第二图像特征的第一超先验特征；将第一超先验特征编入码流；基于第一超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数；按照第一量化步长，对第一概率分布参数进行量化，以得到第二概率分布参数；基于第二概

率分布参数, 将第一图像特征编入码流。

可以看出, 在编码过程中进行概率估计时, 基于未量化图像特征的超先验特征, 通过概率分布估计网络估计未量化图像特征的概率分布, 再通过量化得到经量化图像特征的概率分布。即使在多码率场景下, 未量化图像特征的数值范围不受量化步长影响, 是稳定的, 因此, 通过未量化图像特征来训练概率分布估计网络的训练难度较小且训练稳定, 能够训练出性能良好的网络, 有利于提升编解码性能。

可选地, 确定第二图像特征的第一超先验特征, 包括: 将第二图像特征输入超编码网络, 以得到第一超先验特征。也即是, 编码端将未量化的图像特征输入超编码网络, 以得到未量化的图像特征的第一超先验特征。

可选地, 确定第二图像特征的第一超先验特征, 包括: 按照第一量化步长, 对第一图像特征进行反量化, 以得到图像的第三图像特征; 将第三图像特征输入超编码网络, 以得到第一超先验特征。也即是, 编码端将反量化后的图像特征输入超编码网络, 所得到的反量化后的图像特征的第一超先验特征即认为是未量化的图像特征的第一超先验特征。

可选地, 基于第一超先验特征, 通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数, 包括: 将图像的第三图像特征输入上下文网络, 以得到第三图像特征的上下文特征, 第三图像特征是按照第一量化步长对第一图像特征进行反量化得到的图像特征; 基于第一超先验特征, 确定第一先验特征; 将第一先验特征和上下文特征输入概率分布估计网络, 以得到第一概率分布参数。也即是, 编码端对反量化后的图像特征提取上下文特征, 进而结合上下文特征和第一先验特征来确定第一概率分布参数。这样, 有利于提升概率估计的准确性。

可选地, 基于第一超先验特征, 通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数, 包括: 将第一图像特征输入上下文网络, 以得到第一图像特征的上下文特征; 基于第一超先验特征, 确定第一先验特征; 按照第二量化步长, 对第一先验特征进行量化, 以得到第二先验特征; 将第二先验特征和上下文特征输入概率分布估计网络, 以得到第一概率分布参数。也即是, 编码端也可以对经量化的图像特征提取上下文特征, 再通过对第一先验特征增加一个量化操作来得到第二先验特征, 从而结合第二先验特征和上下文特征来确定第一概率分布参数。这样, 在一定程度上也能够提升概率估计的准确性。

可选地, 第一量化步长是基于图像的码率通过增益网络得到的, 增益网络用于确定多种码率分别对应的量化步长。也即是, 量化步长通过网络学习得到, 量化步长能够更好地匹配码率, 有利于提升编解码性能。

第二方面, 提供了一种解码方法, 该方法包括:

从码流中解析出待解码的图像的第一超先验特征; 基于第一超先验特征, 通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数, 第一概率分布参数表征图像的未量化的图像特征的概率分布; 按照第一量化步长, 对第一概率分布参数进行量化, 以得到第二概率分布参数; 基于第二概率分布参数, 从码流中解析出图像的第一图像特征; 按照第一量化步长, 对第一图像特征进行反量化, 以重构图像。

可以看出, 在解码过程中进行概率估计时, 基于未量化图像特征的超先验特征, 通过概率分布估计网络估计未量化图像特征的概率分布, 再通过量化得到经量化图像特征的概率分布。即使在多码率场景下, 未量化图像特征的数值范围不受量化步长影响, 是稳定的, 因此,

通过未量化图像特征来训练概率分布估计网络的训练难度较小且训练稳定，能够训练出性能良好的网络，有利于提升编解码性能。

可选地，第一图像特征为按照第一量化步长对图像的第二图像特征进行量化得到的图像特征。

可选地，按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以重构图像，包括：按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以得到图像的第三图像特征；基于第三图像特征，重构图像。

可选地，第一概率分布参数为多个特征点的概率分布参数，第一超先验特征为该多个特征点的超先验特征，基于第一超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数，包括：对于第一特征点执行如下操作来确定第一特征点的概率分布参数，第一特征点为该多个特征点中的任意一个：基于第一图像特征中已解码的特征点的图像特征，确定第一特征点的上下文特征；基于第一特征点的超先验特征，确定第一特征点的第一先验特征；基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征，通过概率分布估计网络确定第一特征点的概率分布参数，即，确定第一概率分布参数中第一特征点的概率分布参数。也即是，基于上下文特征来估计概率分布，有利于提升概率估计的准确性。

可选地，基于第一图像特征中已解码的特征点的图像特征，确定第一特征点的上下文特征，包括：从已解码的特征点中，确定第一特征点的周边特征点；按照第一量化步长，对第一图像特征中周边特征点的图像特征进行反量化，以得到第一特征点的周边特征；将第一特征点的周边特征输入上下文网络，以得到第一特征点的上下文特征；基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征，通过概率分布估计网络确定第一特征点的概率分布参数，包括：将第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征输入概率分布估计网络，以得到第一特征点的概率分布参数。也即是，解码端对反量化后的图像特征提取上下文特征，进而结合上下文特征和第一先验特征来确定第一概率分布参数。

可选地，基于第一图像特征中已解码的特征点的图像特征，确定第一特征点的上下文特征，包括：从已解码的特征点中，确定第一特征点的周边特征点；将第一图像特征中周边特征点的图像特征输入上下文网络，以得到第一特征点的上下文特征；基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征，通过概率分布估计网络确定第一特征点的概率分布参数，包括：按照第二量化步长，对第一特征点的第一先验特征进行量化，以得到第一特征点的第二先验特征；将第一特征点的第二先验特征和第一特征点的上下文特征输入概率分布估计网络，以得到第一特征点的概率分布参数。也即是，解码端对经量化的图像特征提取上下文特征，再通过对第一先验特征增加一个量化操作来得到第二先验特征，从而结合第二先验特征和上下文特征来确定第一概率分布参数。

第三方面，提供了一种编码方法，该方法包括：

确定待编码的图像的第一图像特征和第二图像特征，第一图像特征为按照第一量化步长对第二图像特征进行量化得到的图像特征；确定第二图像特征的第一超先验特征；将第一超先验特征编入码流；基于第一超先验特征，通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数，第二概率分布估计网络的网络参数是基于第一概率分布估计网络的网络参数和第一量化步长得到的，第一概率分布估计网络用于确定未量化的图像特征的概率分布；基于第二概率

分布参数，将第一图像特征编入码流。

可以看出，在该编码过程中也是确定未量化的图像特征的超先验特征，只不过后续通过第二概率分布估计网络直接得到第二概率分布参数，第二概率分布估计网络是基于第一量化步长对第一概率分布估计网络中的网络参数进行处理后得到的。可见在这种方案中训练第一概率分布估计网络即可。即使得多码率场景下，由于未量化的图像特征的数值范围是较稳定的，不受量化步长的影响，因此，第一概率分布估计网络的训练难度较小，网络训练稳定，能够训练出性能良好的第一概率分布估计网络，从而有利于提升编解码性能。

可选地，第一概率分布估计网络为上述第一方面或第二方面中的概率分布估计网络。

可选地，第二概率分布估计网络是将第一概率分布估计网络中最后一层的网络参数乘以第一量化步长后得到的。

可选地，第一概率分布估计网络的最后一层为卷积层，卷积层的网络参数包括权重和偏置。

可选地，确定第二图像特征的第一超先验特征，包括：将第二图像特征输入超编码网络，以得到第一超先验特征。也即是，编码端将未量化的图像特征输入超编码网络，以得到未量化的图像特征的第一超先验特征。

可选地，确定第二图像特征的第一超先验特征，包括：按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以得到图像的第三图像特征；将第三图像特征输入超编码网络，以得到第一超先验特征。也即是，编码端将反量化后的图像特征输入超编码网络，所得到的反量化后的图像特征的第一超先验特征即认为是未量化的图像特征的第一超先验特征。

可选地，基于第一超先验特征，通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数，包括：将图像的第三图像特征输入上下文网络，以得到第三图像特征的上下文特征，第三图像特征是按照第一量化步长对第一图像特征进行反量化得到的图像特征；基于第一超先验特征，确定第一先验特征；将第一先验特征和上下文特征输入第二概率分布估计网络，以得到第二概率分布参数。也即是，编码端对反量化后的图像特征提取上下文特征，进而结合上下文特征和第一先验特征来确定第一概率分布参数。这样，有利于提升概率估计的准确性。

可选地，基于第一超先验特征，通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数，包括：将第一图像特征输入上下文网络，以得到第一图像特征的上下文特征；基于第一超先验特征，确定第一先验特征；按照第二量化步长，对第一先验特征进行量化，以得到第二先验特征；将第二先验特征和上下文特征输入第二概率分布估计网络，以得到第二概率分布参数。也即是，编码端也可以对经量化的图像特征提取上下文特征，再通过对第一先验特征增加一个量化操作来得到第二先验特征，从而结合第二先验特征和上下文特征来确定第一概率分布参数。这样，在一定程度上也能够提升概率估计的准确性。

第四方面，提供了一种解码方法，该方法包括：

从码流中解析出待解码的图像的第一超先验特征；基于第一超先验特征，通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数，第二概率分布估计网络的网络参数是基于第一概率分布估计网络的网络参数和第一量化步长得到的，第一概率分布估计网络用于确定未量化的图像特征的概率分布；基于第二概率分布参数，从码流中解析出图像的第一图像特征；按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以重构图像。

可见,在该解码过程中是通过第二概率分布估计网络直接得到第二概率分布参数,第二概率分布估计网络是基于第一量化步长对第一概率分布估计网络中的网络参数进行处理后得到的。在这种方案中训练第一概率分布估计网络即可。即使在多码率场景下,由于未量化的图像特征的数值范围是较稳定的,不受量化步长的影响,即,第一概率分布估计网络的输入数值范围不会随着码流的变化而发生变化,因此,第一概率分布估计网络的训练难度较小,网络训练稳定,能够训练出性能良好的第一概率分布估计网络,从而有利于提升编解码性能。

可选地,第一概率分布估计网络为上述第一方面或第二方面中的概率分布估计网络。

可选地,第二概率分布估计网络是将第一概率分布估计网络中最后一层的网络参数乘以第一量化步长后得到的。

可选地,第一概率分布估计网络的最后一层为卷积层,卷积层的网络参数包括权重和偏置。

可选地,第一图像特征为按照第一量化步长对图像的第二图像特征进行量化得到的图像特征。

可选地,按照第一量化步长,对第一图像特征进行反量化,以重构图像,包括:按照第一量化步长,对第一图像特征进行反量化,以得到图像的第三图像特征;基于第三图像特征,重构图像。

可选地,第二概率分布参数为多个特征点的概率分布参数,第一超先验特征为该多个特征点的超先验特征,基于第一超先验特征,通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数,包括:对于第一特征点执行如下操作来确定第一特征点的概率分布参数,第一特征点为该多个特征点中的任意一个:基于第一图像特征中已解码的特征点的图像特征,确定第一特征点的上下文特征;基于第一特征点的超先验特征,确定第一特征点的第一先验特征;基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征,通过第二概率分布估计网络确定第一特征点的概率分布参数,即,确定第二概率分布参数中第一特征点的概率分布参数。也即是,基于上下文特征来估计概率分布,有利于提升概率估计的准确性。

可选地,基于第一图像特征中已解码的特征点的图像特征,确定第一特征点的上下文特征,包括:从已解码的特征点中,确定第一特征点的周边特征点;按照第一量化步长,对第一图像特征中周边特征点的图像特征进行反量化,以得到第一特征点的周边特征;将第一特征点的周边特征输入上下文网络,以得到第一特征点的上下文特征;基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征,通过第二概率分布估计网络确定第一特征点的概率分布参数,包括:将第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征输入第二概率分布估计网络,以得到第一特征点的概率分布参数。也即是,解码端对反量化后的图像特征提取上下文特征,进而结合上下文特征和第一先验特征来确定第二概率分布参数。

可选地,基于第一图像特征中已解码的特征点的图像特征,确定第一特征点的上下文特征,包括:从已解码的特征点中,确定第一特征点的周边特征点;将第一图像特征中周边特征点的图像特征输入上下文网络,以得到第一特征点的上下文特征;基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征,通过第二概率分布估计网络确定第一特征点的概率分布参数,包括:按照第二量化步长,对第一特征点的第一先验特征进行量化,以得到第一特征点的第二先验特征;将第一特征点的第二先验特征和第一特征点的上下文特征输入第二概率分布估计网络,以得到第一特征点的概率分布参数。也即是,解码端对经量化的图像特征

提取上下文特征，再通过对第一先验特征增加一个量化操作来得到第二先验特征，从而结合第二先验特征和上下文特征来确定第二概率分布参数。

第五方面，提供了一种编码装置，所述编码装置具有实现上述第一方面中编码方法行为的功能。所述编码装置包括一个或多个模块，该一个或多个模块用于实现上述第一方面所提供的编码方法。

也即是，提供了一种编码装置，该装置包括：

第一确定模块，用于确定待编码的图像的第一图像特征和第二图像特征，第一图像特征为按照第一量化步长对第二图像特征进行量化得到的图像特征；

第二确定模块，用于确定第二图像特征的第一超先验特征；

第一编码模块，用于将第一超先验特征编入码流；

概率估计模块，用于基于第一超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数；

量化模块，用于按照第一量化步长，对第一概率分布参数进行量化，以得到第二概率分布参数；

第二编码模块，用于基于第二概率分布参数，将第一图像特征编入码流。

可选地，第二确定模块包括：

第一超编码子模块，用于将第二图像特征输入超编码网络，以得到第一超先验特征。

可选地，第二确定模块包括：

反量化子模块，用于按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以得到图像的第三图像特征；

第二超编码子模块，用于将第三图像特征输入超编码网络，以得到第一超先验特征。

可选地，概率估计模块包括：

上下文子模块，用于将图像的第三图像特征输入上下文网络，以得到第三图像特征的上下文特征，第三图像特征是按照第一量化步长对第一图像特征进行反量化得到的图像特征；

第一确定子模块，用于基于第一超先验特征，确定第一先验特征；

第一概率估计子模块，用于将第一先验特征和上下文特征输入概率分布估计网络，以得到第一概率分布参数。

可选地，概率估计模块包括：

上下文子模块，用于将第一图像特征输入上下文网络，以得到第一图像特征的上下文特征；

第二确定子模块，用于基于第一超先验特征，确定第一先验特征；

量化子模块，用于按照第二量化步长，对第一先验特征进行量化，以得到第二先验特征；

第二概率估计子模块，用于将第二先验特征和上下文特征输入概率分布估计网络，以得到第一概率分布参数。

第六方面，提供了一种解码装置，所述解码装置具有实现上述第二方面中解码方法行为的功能。所述解码装置包括一个或多个模块，该一个或多个模块用于实现上述第二方面所提供的解码方法。

也即是，提供了一种解码装置，该装置包括：

第一解析模块，用于从码流中解析出待解码的图像的第一超先验特征；

概率估计模块，用于基于第一超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数，第一概率分布参数表征图像的未量化的图像特征的概率分布；

量化模块，用于按照第一量化步长，对第一概率分布参数进行量化，以得到第二概率分布参数；

第二解析模块，用于基于第二概率分布参数，从码流中解析出图像的第一图像特征；

重构模块，用于按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以重构图像。

可选地，第一图像特征为按照第一量化步长对图像的第二图像特征进行量化得到的图像特征。

可选地，重构模块包括：

反量子模块，用于按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以得到图像的第三图像特征；

重构子模块，用于基于第三图像特征，重构图像。

可选地，第一概率分布参数为多个特征点的概率分布参数，第一超先验特征为该多个特征点的超先验特征，概率估计模块包括：上下文子模块、第一确定子模块和概率估计子模块；

对于第一特征点通过上下文子模块、第一确定子模块和概率估计子模块来确定第一特征点的概率分布参数，第一特征点为该多个特征点中的任意一个；其中，

上下文子模块，用于基于第一图像特征中已解码的特征点的图像特征，确定第一特征点的上下文特征；

第一确定子模块，用于基于第一特征点的超先验特征，确定第一特征点的第一先验特征；

概率估计子模块，用于基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征，通过概率分布估计网络确定第一特征点的概率分布参数。

可选地，上下文子模块用于：

从已解码的特征点中，确定第一特征点的周边特征点；

按照第一量化步长，对第一图像特征中周边特征点的图像特征进行反量化，以得到第一特征点的周边特征；

将第一特征点的周边特征输入上下文网络，以得到第一特征点的上下文特征；

基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征，通过概率分布估计网络确定第一特征点的概率分布参数，包括：

将第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征输入概率分布估计网络，以得到第一特征点的概率分布参数。

可选地，上下文子模块用于：

从已解码的特征点中，确定第一特征点的周边特征点；

将第一图像特征中周边特征点的图像特征输入上下文网络，以得到第一特征点的上下文特征；

基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征，通过概率分布估计网络确定第一特征点的概率分布参数，包括：

按照第二量化步长，对第一特征点的第一先验特征进行量化，以得到第一特征点的第二

先验特征；

将第一特征点的第二先验特征和第一特征点的上下文特征输入概率分布估计网络，以得到第一特征点的概率分布参数。

第七方面，提供了一种编码装置，所述编码装置具有实现上述第三方面中编码方法行为的功能。所述编码装置包括一个或多个模块，该一个或多个模块用于实现上述第三方面所提供的编码方法。

也即是，提供了一种编码装置，该装置包括：

第一确定模块，用于确定待编码的图像的第一图像特征和第二图像特征，第一图像特征为按照第一量化步长对第二图像特征进行量化得到的图像特征；

第二确定模块，用于确定第二图像特征的第一超先验特征；

第一编码模块，用于将第一超先验特征编入码流；

概率估计模块，用于基于第一超先验特征，通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数，第二概率分布估计网络的网络参数是基于第一概率分布估计网络的网络参数和第一量化步长得到的，第一概率分布估计网络用于确定未量化的图像特征的概率分布；

第二编码模块，用于基于第二概率分布参数，将第一图像特征编入码流。

可选地，第二概率分布估计网络是将第一概率分布估计网络中最后一层的网络参数乘以第一量化步长后得到的。

可选地，第一概率分布估计网络的最后一层为卷积层，卷积层的网络参数包括权重和偏置。

可选地，第二确定模块包括：

第一超编码子模块，用于将第二图像特征输入超编码网络，以得到第一超先验特征。

可选地，第二确定模块包括：

反量化子模块，用于按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以得到图像的第三图像特征；

第二超编码子模块，用于将第三图像特征输入超编码网络，以得到第一超先验特征。

第八方面，提供了一种解码装置，所述解码装置具有实现上述第四方面中解码方法行为的功能。所述解码装置包括一个或多个模块，该一个或多个模块用于实现上述第四方面所提供的解码方法。

也即是，提供了一种解码装置，该装置包括：

第一解析模块，用于从码流中解析出待解码的图像的第一超先验特征；

概率估计模块，用于基于第一超先验特征，通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数，第二概率分布估计网络的网络参数是基于第一概率分布估计网络的网络参数和第一量化步长得到的，第一概率分布估计网络用于确定未量化的图像特征的概率分布；

第二解析模块，用于基于第二概率分布参数，从码流中解析出图像的第一图像特征；

重构模块，用于按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以重构图像。

可选地，第二概率分布估计网络是将第一概率分布估计网络中最后一层的网络参数乘以第一量化步长后得到的。

可选地，第一概率分布估计网络的最后一层为卷积层，卷积层的网络参数包括权重和偏置。

可选地，第一图像特征为按照第一量化步长对图像的第二图像特征进行量化得到的图像特征。

可选地，重构模块包括：

反量子模块，用于按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以得到图像的第三图像特征；

重构子模块，用于基于第三图像特征，重构图像。

第九方面，提供了一种编码端设备，所述编码端设备包括处理器和存储器，所述存储器用于存储执行上述第一方面和/或第三方面所提供的编码方法的程序，以及存储用于实现上述第一方面和/或第三方面所提供的编码方法所涉及的数据。所述处理器被配置为用于执行所述存储器中存储的程序。所述编码端设备还可以包括通信总线，该通信总线用于该处理器与存储器之间建立连接。

第十方面，提供了一种解码端设备，所述解码端设备包括处理器和存储器，所述存储器用于存储执行上述第二方面和/或第四方面所提供的解码方法的程序，以及存储用于实现上述第二方面和/或第四方面所提供的解码方法所涉及的数据。所述处理器被配置为用于执行所述存储器中存储的程序。所述解码端设备还可以包括通信总线，该通信总线用于该处理器与存储器之间建立连接。

第十一方面，提供了一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质中存储有指令，当其在计算机上运行时，使得计算机执行上述第一方面或第三方面所述的编码方法，或者执行上述第二方面或第四方面所述的解码方法。

第十二方面，提供了一种包含指令的计算机程序产品，当其在计算机上运行时，使得计算机执行上述第一方面或第三方面所述的编码方法，或者执行上述第二方面或第四方面所述的解码方法。

上述第五方面至第十二方面所获得的技术效果与第一方面至第四方面中对应的技术手段获得的技术效果近似，在这里不再赘述。

本申请提供的技术方案至少能够带来以下有益效果：

为了得到经量化的图像特征的概率分布参数，在一方案的编码过程中基于未量化的图像特征的超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数，第一概率分布参数即表征了未量化的图像特征的概率分布。然后按照第一量化步长（即量化图像特征所用的量化步长）对第一概率分布参数进行量化，从而得到用于表征经量化的图像特征的概率分布的第二概率分布参数。在另一方案的编码过程中也是确定未量化的图像特征的超先验特征，只不过后续通过第二概率分布估计网络直接得到第二概率分布参数，第二概率分布估计网络是基于第一量化步长对第一概率分布估计网络中的网络参数进行处理后得到的，第一概率分布网络

参数即第一种方案中的概率分布估计网络。解码过程与编码过程是相对称的。可见这两种方案中训练第一概率分布估计网络（用于确定未量化的图像特征的概率分布参数）即可。即使在多码率场景下，由于未量化的图像特征的数值范围是较稳定的，不受量化步长的影响，即，第一概率分布估计网络的输入数值范围不会随着码率的不同而变化，因此，第一概率分布估计网络的训练难度较小，网络训练稳定，能够训练出性能良好的第一概率分布估计网络，从而有利于提升编解码性能。

附图说明

- 图1是本申请实施例提供的一种实施环境的示意图；
- 图2是本申请实施例提供的另一种实施环境的示意图；
- 图3是本申请实施例提供的又一种实施环境的示意图；
- 图4是本申请实施例提供的一种编码方法的流程图；
- 图5是本申请实施例提供的一种图像特征提取网络的结构示意图；
- 图6是本申请实施例提供的一种编解码方法的流程图；
- 图7是本申请实施例提供的另一种编解码方法的流程图；
- 图8是本申请实施例提供的又一种编解码方法的流程图；
- 图9是本申请实施例提供的又一种编解码方法的流程图；
- 图10是本申请实施例提供的又一种编解码方法的流程图；
- 图11是本申请实施例提供的另一种编码方法的流程图；
- 图12是本申请实施例提供的一种解码方法的流程图；
- 图13是本申请实施例提供的另一种解码方法的流程图；
- 图14是本申请实施例提供的一种编码装置的结构示意图；
- 图15是本申请实施例提供的一种解码装置的结构示意图；
- 图16是本申请实施例提供的另一种编码装置的结构示意图；
- 图17是本申请实施例提供的另一种解码装置的结构示意图；
- 图18是本申请实施例提供的一种编解码装置的示意性框图。

具体实施方式

为使本申请的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合附图对本申请实施方式作进一步地详细描述。

本申请实施例描述的系统架构以及业务场景是为了更加清楚的说明本申请实施例的技术方案，并不构成对于本申请实施例提供的技术方案的限定，本领域普通技术人员可知，随着系统架构的演变和新业务场景的出现，本申请实施例提供的技术方案对于类似的技术问题，同样适用。

在对本申请实施例提供的编解码方法进行详细地解释说明之前，先对本申请实施例涉及的术语和实施环境进行介绍。

为了便于理解，首先对本申请实施例涉及的术语进行解释。

码率：在图像压缩中，指单位像素编码所需要的编码长度，码率越高，图像重建质量越

好。

卷积神经网络 (convolution neural network, CNN): 是一种包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络, 是深度学习的代表算法之一。CNN 包括卷积层, 还可能包含激活层 (如线性修正单元 (rectified linear unit, ReLU)、带参数的 ReLU (Parametric ReLU, PReLU) 等)、池化层 (pooling layer)、批量归一化 (batch normalization, BN) 层、全连接层 (fully connected layer) 等。典型的 CNN 如 LeNet、AlexNet、VGGNet、ResNet 等。基本的 CNN 可包括主干网络和头部网络。复杂的 CNN 可包括主干网络、脖子网络和头部网络。

特征图 (feature map): 卷积神经网络中卷积层、激活层、池化层、批量归一化层等输出的三维数据, 三个维度分别称为宽 (width)、高 (height)、通道 (channel)。一个特征图包括多个特征点的图像特征。

主干网络 (backbone network): 卷积神经网络的第一部分, 功能为对输入图像提取多个尺度的特征图, 通常由卷积层、池化层、激活层等构成, 不含有全连接层。通常, 主干网络中较靠近输入图像的层所输出的特征图的分辨率 (宽、高) 较大但通道数较少。典型的主干网络如 VGG-16、ResNet-50、ResNeXt-101 等。

头部网络 (head network): 卷积神经网络的最后部分, 其功能为处理特征图得到神经网络输出的预测结果, 常见的头部网络包含全连接层、softmax 模块等。

脖子网络 (neck network): 卷积神经网络的中间部分, 其功能为对头部网络产生的特征图进一步整合处理, 得到新的特征图。常见的网络如快速区域检测的卷积神经网络 (faster region-CNN, Faster-RCNN) 中的特征金字塔网络 (feature pyramid network, FPN)。

接下来对本申请实施例涉及的实施环境进行介绍。

图 1 是本申请实施例提供的一种实施环境的示意图。参见图 1, 该实施环境包括编码端 101 和解码端 102。其中, 编码端 101 用于根据本申请实施例提供的编码方法来压缩图像, 解码端 102 用于根据本申请实施例提供的解码方法来解码图像。可选地, 编码端 101 包括编码器, 编码器用于压缩图像, 解码端 102 包括解码器, 解码器用于解码图像。在编码端 101 和解码端 102 位于同一设备的情况下, 编码端 101 与解码端 102 通过设备内部连线或网络进行通信。在编码端 101 和解码端 102 位于不同设备的情况下, 编码端 101 与解码端 102 通过外部连线或无线网络进行通信。其中, 编码端 101 也可称为源装置, 解码端 102 也可称为目的端装置。

图 2 是本申请实施例提供的另一种实施环境的示意图。请参考图 2, 该实施环境包括源装置 10、目的地装置 20、链路 30 和存储装置 40。其中, 源装置 10 可以产生经编码的图像。因此, 源装置 10 也可以被称为图像编码装置或编码端。目的地装置 20 可以对由源装置 10 所产生的经编码的图像进行解码。因此, 目的地装置 20 也可以被称为图像解码装置或解码端。链路 30 可以接收源装置 10 所产生的经编码的图像, 并可以将该经编码的图像传输给目的地装置 20。存储装置 40 可以接收源装置 10 所产生的经编码的图像, 并可以将该经编码的图像进行存储, 这样的条件下, 目的地装置 20 可以直接从存储装置 40 中获取经编码的图像。或者, 存储装置 40 可以对应于文件服务器或可以保存由源装置 10 产生的经编码的图像的另一中间存储装置, 这样的条件下, 目的地装置 20 可以经由流式传输或下载存储装置 40 存储的

经编码的图像。

源装置 10 和目的地装置 20 均可以包括一个或多个处理器以及耦合到该一个或多个处理器的存储器，该存储器可以包括随机存取存储器（random access memory, RAM）、只读存储器（read-only memory, ROM）、带电可擦可编程只读存储器（electrically erasable programmable read-only memory, EEPROM）、快闪存储器、可用于以可由计算机存取的指令或数据结构的形式存储所要的程序代码的任何其它媒体等。例如，源装置 10 和目的地装置 20 均可以包括手机、智能手机、个人数字助手（personal digital assistant, PDA）、可穿戴设备、掌上电脑（pocket PC, PPC）、平板电脑、智能车机、智能电视、智能音箱、桌上型计算机、移动计算装置、笔记型（例如，膝上型）计算机、平板计算机、机顶盒、例如所谓的“智能”电话等电话手持机、电视机、相机、显示装置、数字媒体播放器、视频游戏控制台、车载计算机或其类似者。

链路 30 可以包括能够将经编码的图像从源装置 10 传输到目的地装置 20 的一个或多个媒体或装置。在一种可能的实现方式中，链路 30 可以包括能够使源装置 10 实时地将经编码的图像直接发送到目的地装置 20 的一个或多个通信媒体。在本申请实施例中，源装置 10 可以基于通信标准来调制经编码的图像，该通信标准可以为无线通信协议等，并且可以将经调制的图像发送给目的地装置 20。该一个或多个通信媒体可以包括无线和/或有线通信媒体，例如该一个或多个通信媒体可以包括射频（radio frequency, RF）频谱或一个或多个物理传输线。该一个或多个通信媒体可以形成基于分组的网络的一部分，基于分组的网络可以为局域网、广域网或全球网络（例如，因特网）等。该一个或多个通信媒体可以包括路由器、交换机、基站或促进从源装置 10 到目的地装置 20 的通信的其它设备等，本申请实施例对此不做具体限定。

在一种可能的实现方式中，存储装置 40 可以将接收到的由源装置 10 发送的经编码的图像进行存储，目的地装置 20 可以直接从存储装置 40 中获取经编码的图像。这样的条件下，存储装置 40 可以包括多种分布式或本地存取的数据存储媒体中的任一者，例如，该多种分布式或本地存取的数据存储媒体中的任一者可以为硬盘驱动器、蓝光光盘、数字多功能光盘（digital versatile disc, DVD）、只读光盘（compact disc read-only memory, CD-ROM）、快闪存储器、易失性或非易失性存储器，或用于存储经编码图像的任何其它合适的数字存储媒体等。

在一种可能的实现方式中，存储装置 40 可以对应于文件服务器或可以保存由源装置 10 产生的经编码图像的另一中间存储装置，目的地装置 20 可经由流式传输或下载存储装置 40 存储的图像。文件服务器可以为能够存储经编码的图像并且将经编码的图像发送给目的地装置 20 的任意类型的服务器。在一种可能的实现方式中，文件服务器可以包括网络服务器、文件传输协议（file transfer protocol, FTP）服务器、网络附属存储（network attached storage, NAS）装置或本地磁盘驱动器等。目的地装置 20 可以通过任意标准数据连接（包括因特网连接）来获取经编码图像。任意标准数据连接可以包括无线信道（例如，Wi-Fi 连接）、有线连接（例如，数字用户线路（digital subscriber line, DSL）、电缆调制解调器等），或适合于获取存储在文件服务器上的经编码的图像的两者的组合。经编码的图像从存储装置 40 的传输可为流式传输、下载传输或两者的组合。

图 2 所示的实施环境仅为一种可能的实现方式，并且本申请实施例的技术不仅可以适用于图 2 所示的可以对图像进行编码的源装置 10，以及可以对经编码的图像进行解码的目的地

装置 20，还可以适用于其他可以对图像进行编码和对经编码的图像进行解码的装置，本申请实施例对此不做具体限定。

在图 2 所示的实施环境中，源装置 10 包括数据源 120、编码器 100 和输出接口 140。在一些实施例中，输出接口 140 可以包括调节器/解调器（调制解调器）和/或发送器，其中发送器也可以称为发射器。数据源 120 可以包括图像捕获装置（例如，摄像机等）、含有先前捕获的图像的存档、用于从图像内容提供者接收图像的馈入接口，和/或用于产生图像的计算机图形系统，或图像的这些来源的组合。

数据源 120 可以向编码器 100 发送图像，编码器 100 可以对接收到由数据源 120 发送的图像进行编码，得到经编码的图像。编码器可以将经编码的图像发送给输出接口。在一些实施例中，源装置 10 经由输出接口 140 将经编码的图像直接发送到目的地装置 20。在其它实施例中，经编码的图像还可存储到存储装置 40 上，供目的地装置 20 以后获取并用于解码和/或显示。

在图 2 所示的实施环境中，目的地装置 20 包括输入接口 240、解码器 200 和显示装置 220。在一些实施例中，输入接口 240 包括接收器和/或调制解调器。输入接口 240 可经由链路 30 和/或从存储装置 40 接收经编码的图像，然后再发送给解码器 200，解码器 200 可以对接收到的经编码的图像进行解码，得到经解码的图像。解码器可以将经解码的图像发送给显示装置 220。显示装置 220 可与目的地装置 20 集成或可在目的地装置 20 外部。一般来说，显示装置 220 显示经解码的图像。显示装置 220 可以为多种类型中的任一种类型的显示装置，例如，显示装置 220 可以为液晶显示器（liquid crystal display, LCD）、等离子显示器、有机发光二极管（organic light-emitting diode, OLED）显示器或其它类型的显示装置。

尽管图 2 中未示出，但在一些方面，编码器 100 和解码器 200 可各自与编码器和解码器集成，且可以包括适当的多路复用器-多路分用器（multiplexer-demultiplexer, MUX-DEMUX）单元或其它硬件和软件，用于共同数据流或单独数据流中的音频和视频两者的编码。在一些实施例中，如果适用的话，那么 MUX-DEMUX 单元可符合 ITU H.223 多路复用器协议，或例如用户数据报协议（user datagram protocol, UDP）等其它协议。

编码器 100 和解码器 200 各自可为以下各项电路中的任一者：一个或多个微处理器、数字信号处理器（digital signal processing, DSP）、专用集成电路(application specific integrated circuit, ASIC)、现场可编程门阵列（field-programmable gate array, FPGA）、离散逻辑、硬件或其任何组合。如果部分地以软件来实施本申请实施例的技术，那么装置可将用于软件的指令存储在合适的非易失性计算机可读存储媒体中，且可使用一个或多个处理器在硬件中执行所述指令从而实施本申请实施例的技术。前述内容（包括硬件、软件、硬件与软件的组合等）中的任一者可被视为一个或多个处理器。编码器 100 和解码器 200 中的每一者都可以包括在一个或多个编码器或解码器中，所述编码器或所述解码器中的任一者可以集成为相应装置中的组合编码器/解码器（编码解码器）的一部分。

本申请实施例可大体上将编码器 100 称为将某些信息“发信号通知”或“发送”到例如解码器 200 的另一装置。术语“发信号通知”或“发送”可大体上指代用于对经压缩的图像进行解码的语法元素和/或其它数据的传送。此传送可实时或几乎实时地发生。替代地，此通信可经过一段时间后发生，例如可在编码时在经编码位流中将语法元素存储到计算机可读存储媒体时发生，解码装置接着可在所述语法元素存储到此媒体之后的任何时间检索所述语法

元素。

图3是本申请实施例提供的又一种实施环境的示意图。在该实施环境中将本申请实施例提供的编解码方法应用于虚拟现实流场景。请参考图3，该实施环境包括编码端和解码端，编码端包括视频的采集及预处理模块（也称为前处理模块）、视频编码模块和发送模块，解码端包括接收模块、码流解码模块和渲染显示模块。

其中，编码端的采集模块采集视频，视频包括待编码的多帧图像，然后通过预处理模块对各帧图像进行预处理操作。之后通过视频编码模块，利用本申请实施例提供的编码方法对各帧图像进行编码处理，得到码流。发送模块将码流经传输网络发送给解码端。解码端的接收模块首先接收码流，之后通过解码模块，利用本申请实施例提供的解码方法对码流进行解码，以得到图像信息，然后通过渲染显示模块对图像信息进行渲染显示。除此之外，编码端得到码流后也可以进行存储。

需要说明的是，本申请实施例提供的编解码方法可以应用于多种场景，在各种场景中编解码的图像均可以是图像文件包括的图像，也可以是视频文件包括的图像。编解码的图像可以为RGB、YUV444、YUV420等格式的图像。需要说明的是，结合图1、图2和图3所示的实施环境，下文中的任一种编码方法可以是编码端执行的。下文中的任一种解码方法可以是解码端执行的。

接下来对本申请实施例提供的编码方法进行介绍。

图4是本申请实施例提供的一种编码方法的流程图。该方法应用于编码端。请参考图4，该方法包括如下步骤。

步骤401：确定待编码的图像的第一图像特征和第二图像特征，第一图像特征为按照第一量化步长对第二图像特征进行量化得到的图像特征。

在本申请实施例中，编码端将待编码的图像输入图像特征提取网络，以得到该图像的第二图像特征，第二图像特征即未量化的图像特征。编码端按照第一量化步长，对第二图像特征进行量化，以得到第一图像特征，第一图像特征即经量化的图像特征。

需要说明的是，第一图像特征和第二图像特征均包括多个特征点的图像特征，第一图像特征中各个特征点的图像特征可称为相应特征点的第一特征值，第二图像特征中各个特征点的图像特征可称为相应特征点的第二特征值。

可选地，图像特征提取网络为卷积神经网络，第一图像特征由第一特征图进行表示，第二图像特征由第二特征图进行表示，第一特征图和第二特征图均具有多个特征点。需要说明的是，本申请实施例中的图像特征提取网络是预先训练得到的，本申请实施例中不限定图像特征提取网络的网络结构和训练方式等。例如，图像特征提取网络可以是全连接网络或上述卷积神经网络，卷积神经网络中的卷积可以是2D卷积或3D卷积。另外，本申请实施例对图像特征提取网络的所包括的网络层数和每一层的节点数也不作限定。

图5是本申请实施例提供的一种图像特征提取网络的结构示意图。参见图5，该图像特征提取网络为卷积神经网络，该卷积神经网络包括四个卷积层（Conv）和穿插级联的三个抓取检测网络（grasp detection network, GDN）层。每个卷积层的卷积核大小均为 5×5 ，输出的特征图的通道数为M，每个卷积层对宽和高进行2倍下采样。例如，对于输入 $16W \times 16H \times 3$

的图像,该卷积神经网络输出的特征图大小为 $W \times H \times M$ 。需要说明的是,图5所示卷积神经网络的结构并不用于限制本申请实施例,例如,卷积核大小、特征图的通道数、下采样倍数、下采样次数、卷积层数等均可调整。

可选地,在本申请实施例中,上述第一量化步长是基于该图像的码率通过增益网络得到的,该增益网络用于确定多种码率分别对应的量化步长。示例性地,编码端基于该图像的码率确定第一质量因子,将第一质量因子输入增益网络,以得到第一量化步长。需要说明的是,不同的码率对应不同的质量因子,通过增益网络即可得到不同的量化步长。或者,事先存储码率与量化步长的映射关系,基于该图像的码率从该映射关系中获取对应的量化步长作为第一量化步长。可选地,在另一些实施例中,第一量化步长是基于待编码的图像的码率确定第一质量因子后,从质量因子与量化步长的映射关系中得到第一质量因子对应的第一量化步长。

其中,质量因子也可以替换为量化参数。上述实现过程中所涉及的量化处理的方式可以有多种,例如均匀量化或标量量化。其中,标量量化还可以存在偏置量,即通过偏置量对待量化的数据(如第二图像特征)进行偏置处理后再按照量化步长进行标量量化。可选地,本申请实施例中对图像特征所做的量化处理包括量化及取整操作。示例性地,假设第二图像特征由特征图 y 进行表示,第二图像特征的数值范围在区间 $[0,100]$ 内,第一量化步长由 q_1 表示, q_1 为 0.5,第一图像特征由特征图 y_s 进行表示,那么,编码端对特征图 y 中各个特征点的特征值进行量化,以得到特征图 y_s ,对特征图 y_s 中各个特征点的特征值进行取整,以得到特征图 y_s' ,即得到第一图像特征,第一图像特征的数值范围在区间 $[0,50]$ 内。其中,以均匀量化为例,对任意的特征值 x 按照量化步长 q 进行量化得到的特征值为 $x' = x * q$ 。

可选地,对各个特征点的图像特征进行量化的第一量化步长可以相同也可以不同,例如同一个通道内的特征点使用相同的第一量化步长,或者同一空间位置不同通道的特征值使用相同的第一量化步长。假设待量化的第二图像特征的大小为 $W \times H \times M$,在任意质量因子 i 下,第二图像特征中坐标为 (k,j,l) 的特征点的第一量化步长为 $q_i(k,j,l)$, $q_i(k,j,l)$ 可通过增益网络学习得到或通过存储的映射关系得到。其中, $k \in [1,W]$, $j \in [1,H]$, $l \in [1,M]$ 。应该理解的是,不同的量化参数 QP 对应不同的量化步长 q ,量化参数 QP 与量化步长 q 一一对应。例如,在一些标准方案中量化参数与量化步长之间的映射关系可表示为 $q = (2^{1/6})^{QP-4}$ 。当然也可设计其他的函数来表示 QP 与 q 的映射关系。

需要说明的是,下文的量化处理的方式与此处的类似,下文的量化处理方式可以参考此处的方式,本申请实施例在后文不再赘述。

步骤 402: 确定第二图像特征的第一超先验特征。

在本申请实施例中,为了后续通过步骤 404 得到未量化的图像特征的概率分布参数(即第一概率分布参数),编码端在步骤 404 之前确定未量化的图像特征的第一超先验特征(如第二图像特征的第一超先验特征)。编码端确定第二图像特征的第一超先验特征的实现方式有多种。接下来介绍其中的两种实现方式。

编码端确定第二图像特征的第一超先验特征的第一种实现方式为:将上述第二图像特征输入超编码网络,以得到第一超先验特征。也即是,编码端将未量化的图像特征输入超编码网络,以得到未量化的图像特征的第一超先验特征。编码端确定第二图像特征的第一超先验特征的第二种实现方式为:按照第一量化步长,对第一图像特征进行反量化,以得到图像的第三图像特征,将第三图像特征输入超编码网络,以得到第一超先验特征。第一超先验特征

也可认为是第三图像特征的第一超先验特征，也可认为是第二图像特征的第一超先验特征。因为第二图像特征是量化前的图像特征，第三图像特征是反量化后的图像特征，因此，尽管第一图像特征和第三图像特征在数值上有些区别，但两者所表征的图像信息是基本等价的。

可选地，上述超编码网络输出第一超先验特征。或者，上述超编码网络输出第二超先验特征，编码端按照第三量化步长，对第二超先验特征进行量化，以得到第一超先验特征，第一超先验特征即经量化的超先验特征。其中，第三量化步长与第一量化步长相同或不同。也即是，对超先验特征也可以进行量化操作，以压缩超先验特征。可选地，超先验特征也可称为边信息，边信息可以理解为对图像特征进一步提取特征。

需要说明的是，上述第一超先验特征和第二超先验特征均为多个特征点的超先验特征。示例性地，在步骤 404 中，将第一图像特征中各个特征点的图像特征输入超编码网络，以得到第一超先验特征中各个特征点的超先验特征。另外，本申请实施例中的超编码网络是预先训练得到的，本申请实施例不限定超编码网络的网络结构和训练方式等。例如，超编码网络可以是一种卷积神经网络或全连接网络。可选地，本文中的超编码网络也可以称为超先验网络。

步骤 403：将第一超先验特征编入码流。

在本申请实施例中，编码端将第一超先验特征编入码流，以便于后续解码端基于第一超先验特征进行解码。

可选地，编码端通过熵编码将第一超先验特征编入码流。示例性地，编码端根据指定的概率分布参数，通过熵编码将第一超先验特征编入码流。其中，指定的概率分布参数为预先通过某概率分布估计网络确定的概率分布参数，本申请实施例不限定该概率分布估计网络的网络结构和训练方法等。

步骤 404：基于第一超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数。

在本申请实施例中，该概率分布估计网络用于确定未量化的图像特征的概率分布参数，基于此，编码端基于第一超先验特征，通过该概率分布估计网络确定第一概率分布参数，第一概率分布参数即表征未量化的图像特征（如第二图像特征、第三图像特征）的概率分布。需要说明的是，本文中的概率分布参数可以为任意一种用于表征图像特征的概率分布的参数，例如高斯分布的均值和方差（或标准差）、拉普拉斯分布的位置参数和尺度参数、逻辑斯谛分布的均值和尺度参数，又如其他的模型参数等。

可选地，为了与解码端的解码过程相一致，编码端从码流中解析出第一超先验特征，基于解析出的第一超先验特征，通过该概率分布估计网络确定第一概率分布参数。

由前述可知，第一超先验特征是经量化的超先验特征，也可以是未量化的超先验特征。基于此，在第一超先验特征是经量化的超先验特征的实现方式中，编码端按照上述第三量化步长，对第一超先验特征进行反量化，以得到第二超先验特征，将第二超先验特征输入该概率分布估计网络，以得到第一概率分布参数。在第一超先验特征是未量化的超先验特征的实现方式中，编码端将第一超先验特征输入该概率分布估计网络，以得到第一概率分布参数。其中，该概率分布估计网络也可认为是一种超解码网络，该超解码网络用于基于超先验特征确定概率分布参数。

除了上述确定第一概率分布参数的实现方式之外，编码端也可以基于上下文特征来确定第一概率分布参数，以提高第一概率分布参数的准确性。接下来将对此进行介绍。

可选地，在一种实现方式中，编码端将图像的第三图像特征输入上下文网络，以得到第三图像特征的上下文特征。其中，第三图像特征是按照第一量化步长对第一图像特征进行反量化得到的图像特征。编码端基于第一超先验特征，确定第一先验特征，将第一先验特征和上下文特征输入该概率分布估计网络，以得到第一概率分布参数。也即是，编码端对反量化后的图像特征提取上下文特征，进而结合上下文特征和第一先验特征来确定第一概率分布参数。

其中，在第一超先验特征是经量化的超先验特征的实现方式中，编码端从码流中解析出第一超先验特征，按照第三量化步长对解析出的第一超先验特征进行反量化，以得到第二超先验特征，将第二超先验特征输入超解码网络，以得到第一先验特征。在第一超先验特征是经量化的超先验特征的实现方式中，编码端从码流中解析出第一超先验特征，将解析出的第一超先验特征输入超解码网络，以得到第一先验特征。

可选地，基于前述介绍由于第二图像特征和第三图像特征所表征的图像信息是基本等价的，因此，编码端也可以将第二图像特征输入上下文网络，以得到第二图像特征的上下文特征，第二图像特征的上下文特征即第三图像特征的上下文特征。

需要说明的是，第三图像特征的上下文特征包括多个特征点中各个特征点的上下文特征，第一概率分布参数为该多个特征点的概率分布参数，也即是，编码端可以并行地确定多个特征点中各个特征点的上下文特征以及各个特征点的概率分布参数。

在另一种实现方式中，编码端将第一图像特征输入上下文网络，以得到第一图像特征的上下文特征，基于第一超先验特征，确定第一先验特征，按照第二量化步长，对第一先验特征进行量化，以得到第二先验特征，将第二先验特征和上下文特征输入该概率分布估计网络，以得到第一概率分布参数。也即是，编码端也可以对经量化的图像特征提取上下文特征，再通过对第一先验特征增加一个量化操作来得到第二先验特征，从而结合第二先验特征和上下文特征来确定第一概率分布参数。其中，第二量化步长与第一量化步长相同或不同。

需要说明的是，在这种实现方式中，编码端确定第一先验特征的实现方式与上一实现方式中的相关过程一致，这里不再赘述。另外，在基于上下文特征确定概率分布的实现方式中，超解码网络用于基于超先验特征确定先验特征，概率分布估计网络用于基于先验特征和上下文特征确定概率分布参数。本申请实施例中的超解码网络和概率分布估计网络均是预先训练得到的，本申请实施例不限定超解码网络和概率分布估计网络的网络结构和训练方式等。例如，超解码网络和概率分布估计网络均可以是一种卷积神经网络、循环神经网络或全连接网络等。

可选地，本申请实施例中的概率分布估计网络使用高斯模型（如单高斯模型（Gaussian single model, GSM）或混合高斯模型（Gaussian mixture model, GMM））来建模，即，假设未量化的图像特征（如第二图像特征或第三图像特征）中各个特征点的特征值均符合单高斯模型或混合高斯模型，那么，该概率估计分布网络所得到的第一概率分布参数包括均值 μ 和标准差 σ 。可选地，该概率分布估计网络也可以使用拉普拉斯分布（Laplace distribution）模型，相应地，第一概率分布参数包括位置参数 λ 和尺度参数 b 。该概率分布估计网络也可以使用逻辑斯谛分布（logistic distribution）模型，相应地，第一概率分布参数包括均值 μ 和尺度参数 s 。以高斯模型为例，第一概率分布参数中任一特征点的概率分布所对应的概率分布函数如公式（1）所示，其中， x 为该特征点的第二特征值。

$$f(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

步骤 405: 按照第一量化步长, 对第一概率分布参数进行量化, 以得到第二概率分布参数。

在得到未量化的图像特征的第一概率分布参数之后, 编码端按照第一量化步长, 对第一概率分布参数进行量化, 以得到第二概率分布参数, 第二概率分布参数表征经量化的图像特征 (即第一图像特征) 的概率分布。其中, 按照第一量化步长, 对第一概率分布参数中各个特征点的概率分布参数进行量化, 以得到第二概率分布参数中相应特征点的概率分布参数。

示例性地, 以高斯模型为例, 坐标为 \$(k,j,l)\$ 的特征点的第一量化步长为 \$q_i(k,j,l)\$, 第一概率分布参数中该特征点的概率分布参数为 \$\mu(k,j,l)\$ 和 \$\sigma(k,j,l)\$, 按照量化步长 \$q_i(k,j,l)\$ 对 \$\mu(k,j,l)\$ 和 \$\sigma(k,j,l)\$ 进行量化, 得到第二概率分布参数中该特征点的概率分布参数为 \$\mu_s(k,j,l)\$ 和 \$\sigma_s(k,j,l)\$。其中, 如果是均匀量化, 则 \$\mu_s = \mu/q\$, \$\sigma_s = \sigma/q\$, 第二概率分布参数中任一特征点的概率分布参数所对应的概率分布函数如公式 (2) 所示, 其中, \$x\$ 为该特征点的第一特征值。

$$f(x; \mu_s, \sigma_s) = \frac{1}{\sigma/q\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu/q)^2}{2(\sigma/q)^2}\right) \quad (2)$$

在这里对步骤 405 的原理进行解释。假设量化操作为均匀量化, 以高斯模型为例, 假定变量 \$x\$ 的概率分布函数如上述公式 (1) 所示, 则变量 \$x\$ 在区间 \$[a_2 * q, a_1 * q]\$ 的概率 \$P_1\$ 如下述公式 (3) 所示。其中, \$q\$ 为量化步长。

$$\begin{aligned} P_1 &= \int_{a_2 * q}^{a_1 * q} f(x; \mu, \sigma) d(x) \\ &= \int_{a_2}^{a_1} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x * q - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) d(qx) \\ &= \int_{a_2}^{a_1} \frac{1}{\sigma/q\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x - \mu/q)^2}{2(\sigma/q)^2}\right) d(x) \end{aligned} \quad (3)$$

按照量化步长 \$q\$ 对变量进行 \$x\$ 进行量化, 得到量化后的变量 \$x' = x/q\$, 则变量 \$x\$ 在区间 \$[a_2 * q, a_1 * q]\$ 的概率 \$P_1\$ 与变量 \$x'\$ 在区间 \$[a_2, a_1]\$ 的概率 \$P_2\$ 相等。基于此, 假设变量 \$x'\$ 的概率分布函数为 \$g(x)\$, 则 \$P_1 = \int_{a_2}^{a_1} g(x) d(x)\$。对比上述公式 (3) 得到 \$g(x) = \frac{1}{\sigma/q\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x - \mu/q)^2}{2(\sigma/q)^2}\right)\$,

\$g(x)\$ 正如上述公式 (2) 一样。由此可见, 在已知量化前的图像特征的概率分布参数的情况下, 按照第一量化步长对该概率分布参数进行量化, 即可得到经量化的图像特征的概率分布参数。

对于拉普拉斯分布模型和逻辑斯谛模型也是类似地, 通过缩放 (即量化) 相应模型的参数即可由第一概率分布参数得到第二概率分布参数。

步骤 406: 基于第二概率分布参数, 将第一图像特征编入码流。

在本申请实施例中, 在得到第二概率分布参数之后, 编码端基于第二概率分布参数, 将第一图像特征编入码流。其中, 编码端基于第二概率分布参数中各个特征点的概率分布参数, 将第一图像特征中各个特征点的图像特征编入码流。示例性地, 编码端通过熵编码将第一图像特征编入码流。

以上介绍了本申请实施例提供的一种编码方法, 接下来结合图 6 至图 10 再次对以上内容再次进行解释说明。

图 6 是本申请实施例提供的一种编解码方法的流程图。参见图 6, 在编码过程中, 将待

编码的图像输入编码网络 (encoder, Enc), 以得到待量化的特征图 y (即第二图像特征)。该编码网络为图像特征提取网络。按照量化步长 q_1 (即第一量化步长) 对特征图 y 中的各个特征值进行量化 (Q), 以得到特征图 y_s 。对特征图 y_s 中的各个特征值进行取整 (R), 以得到特征图 $\hat{y}_s$ (即第一图像特征)。另外, 将特征图 y 输入超编码网络 (hyper encoder, HyEnc), 得到超先验特征 z 。可选地, 按照量化步长 q_2 对超先验特征 z 进行量化, 以得到超先验特征 $\hat{z}$ (即第一超先验特征)。其中, 量化步长 q_2 可以与量化步长 q_1 相同或不同。通过熵编码 (AE₂) 将超先验特征 $\hat{z}$ 编入码流 (bitstream)。然后, 通过熵解码 (AD₂) 从码流中解析出超先验特征 $\hat{z}$, 可选地, 按照量化步长 q_2 对超先验特征 $\hat{z}$ 进行反量化 (IQ), 以得到超先验特征 z 。将超先验特征 z 输入概率分布估计网络, 以得到特征图 y 中各个特征值的概率分布参数 μ 和 σ (即第一概率分布参数)。按照量化步长 q_1 对概率分布参数 μ 和 σ 进行量化, 以得到特征图 $\hat{y}_s$ 中各个特征值的概率分布参数 μ_s 和 σ_s (即第二概率分布参数)。基于特征图 $\hat{y}_s$ 中各个特征值的概率分布参数 μ_s 和 σ_s , 通过熵编码 (AE₁) 将特征图 $\hat{y}_s$ 编入码流。

图 7 是本申请实施例提供的另一种编解码方法的流程图。参见图 7, 在编码过程中, 将待编码的图像输入编码网络 (Enc), 以得到待量化的特征图 y 。该编码网络为图像特征提取网络。按照量化步长 q_1 对特征图 y 中的各个特征值进行量化 (Q), 以得到特征图 y_s 。对特征图 y_s 中的各个特征值进行取整 (R), 以得到特征图 $\hat{y}_s$ 。另外, 将特征图 y 输入超编码网络 (HyEnc), 得到超先验特征 z 。可选地, 按照量化步长 q_2 对超先验特征 z 进行量化, 以得到超先验特征 $\hat{z}$ (即第一超先验特征)。通过熵编码 (AE₂) 将超先验特征 $\hat{z}$ 编入码流 (bitstream)。然后, 通过熵解码 (AD₂) 从码流中解析出超先验特征 $\hat{z}$, 可选地, 按照量化步长 q_2 对超先验特征 $\hat{z}$ 进行反量化 (IQ), 以得到超先验特征 z 。将超先验特征 z 输入超解码网络 (hyper decoder, HyDec) (即概率分布估计网络), 以得到先验特征 ϕ (即第一先验特征)。另外, 按照第一量化步长 q_1 , 对特征图 $\hat{y}_s$ 进行反量化, 以得到特征图 $\hat{y}$ (即第三图像特征)。将特征图 $\hat{y}$ 输入上下文 (context, Ctx) 网络, 以得到特征图 $\hat{y}$ 中各个特征点的上下文特征。将各个特征点的上下文特征和先验特征 ϕ 输入概率分布估计网络, 以得到特征图 y 中各个特征值的概率分布参数 μ 和 σ (即第一概率分布参数)。按照量化步长 q_1 对概率分布参数 μ 和 σ 进行量化, 以得到特征图 $\hat{y}_s$ 中各个特征值的概率分布参数 μ_s 和 σ_s (即第二概率分布参数)。基于特征图 $\hat{y}_s$ 中各个特征值的概率分布参数 μ_s 和 σ_s , 通过熵编码 (AE₁) 将特征图 $\hat{y}_s$ 编入码流。

图 8 是本申请实施例提供的又一种编解码方法的流程图。图 8 与上述图 6 的区别在于, 在编码过程中, 按照量化步长 q_1 , 对特征图 $\hat{y}_s$ 进行反量化, 以得到特征图 $\hat{y}$ 。将特征图 $\hat{y}$ 输入超编码网络中, 以得到超先验特征 z 。

图 9 是本申请实施例提供的又一种编解码方法的流程图。图 9 与上述图 7 的区别在于, 在编码过程中, 按照量化步长 q_1 , 对特征图 $\hat{y}_s$ 进行反量化, 以得到特征图 $\hat{y}$ 。将特征图 $\hat{y}$ 输入超编码网络中, 以得到超先验特征 z 。

图 10 是本申请实施例提供的又一种编解码方法的流程图。图 10 与上述图 7 和图 9 的区别在于, 在编码过程中, 将特征图 $\hat{y}_s$ 输入超编码网络, 以得到超先验特征 $\hat{z}$ 。另外, 在通过超解码网络得到先验特征 ϕ 之后, 增加一个量化操作, 即按照量化步长 q_3 (即第二量化步长) 对先验特征 ϕ 进行量化, 以得到先验特征 ϕ_s 。其中, 量化步长 q_3 与量化步长 q_1 相同或不同。将各个特征点的上下文特征和先验特征 ϕ_s 输入概率分布估计网络, 以得到第一概率分布参数 μ 和 σ 。

综上所述，在本申请实施例中，为了得到经量化的图像特征的概率分布参数，在编码过程中基于未量化的图像特征的超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数，第一概率分布参数即表征了未量化的图像特征的概率分布。然后按照第一量化步长（即量化图像特征所用的量化步长）对第一概率分布参数进行量化，从而得到用于表征经量化的图像特征的概率分布的第二概率分布参数。可见在这种方案中训练用于确定未量化的图像特征的概率分布参数的概率分布估计网络即可。即使在多码率场景下，由于未量化的图像特征的数量范围是较稳定的，不受量化步长的影响，即，概率分布估计网络的输入数值范围不会随着码率的不同而变化，因此，概率分布估计网络的训练难度较小，网络训练稳定，能够训练出性能良好的概率分布估计网络，从而有利于提升编解码性能。

图 11 是本申请实施例提供的另一种编码方法的流程图。该方法应用于编码端。需要说明的是，假设将上述图 4 实施例中的概率分布估计网络称为第一概率分布估计网络，那么，图 11 实施例与上述图 4 实施例的区别在于，在图 11 所示的编码方法中，通过第二概率分布估计网络直接得到第二概率分布参数，即第二概率分布估计网络直接输出经量化的图像特征的概率分布参数。其中，第二概率分布估计网络的网络参数是基于第一概率分布估计网络的网络参数和第一量化步长得到的，这样，也是训练第一概率分布估计网络即可。请参考图 11，该方法包括如下步骤。

步骤 1101：确定待编码的图像的第一图像特征和第二图像特征，第一图像特征为按照第一量化步长对第二图像特征进行量化得到的图像特征。

在本申请实施例中，编码端将待编码的图像输入图像特征提取网络，以得到该图像的第二图像特征。编码端按照第一量化步长，对第二图像特征进行量化，以得到第一图像特征。具体实现过程与上述图 4 实施例中步骤 401 的具体实现过程相同，请参照上述步骤 401 中的相关介绍，这里不再赘述。

步骤 1102：确定第二图像特征的第一超先验特征。

可选地，在一种实现方式中，编码端将第二图像特征输入超编码网络，以得到第一超先验特征。在另一种实现方式中，编码端按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以得到图像的第三图像特征，将第三图像特征输入超编码网络，以得到第一超先验特征。具体实现过程与上述图 4 实施例中步骤 402 的具体实现过程相同，请参照上述步骤 402 中的相关介绍，这里不再赘述。

步骤 1103：将第一超先验特征编入码流。

在本申请实施例中，编码端将第一超先验特征编入码流，以便于后续解码端基于第一超先验特征进行解码。可选地，编码端通过熵编码将第一超先验特征编入码流。具体实现过程与上述图 4 实施例中步骤 403 的具体实现过程相同，请参照上述步骤 403 中的相关介绍，这里不再赘述。

步骤 1104：基于第一超先验特征，通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数，第二概率分布估计网络的网络参数是基于第一概率分布估计网络的网络参数和第一量化步长得到的，第一概率分布估计网络用于确定未量化的图像特征的概率分布。

可选地，为了与解码端的解码过程相一致，编码端从码流中解析出第一超先验特征，基于解析出的第一超先验特征，通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数。

可选地，第一概率分布估计网络的最后一层为卷积层，卷积层的网络参数包括权重和偏置。基于此，第二概率分布估计网络的最后一层卷积层的权重和偏置是基于第一概率分布估计网络的最后一层卷积层的权重和偏置，以及第一量化步长得到的。可选地，第二概率分布估计网络是将第一概率分布估计网络中最后一层的网络参数乘以第一量化步长后得到的。或者，在一些实施例中，第二概率分布估计网络是将第一概率分布估计网络中最后一层的网络参数按照二进制向左位移或者向右位移的方式进行调整，使调整后的网络参数等于调整前的网络参数乘以第一量化步长。

示例性地，第一概率分布估计网络的最后一层为卷积层，将该卷积层的权重 w 和偏置 b 均乘以第一量化步长 q_1 ，以得到第二概率分布估计网络的最后一层的权重 $w*q_1$ 和偏置 $b*q_1$ 。需要说明的是，第二概率分布估计网络中除最后一层之外的网络层与第一概率分布估计网络的网络层相同，换句话说，第二概率分布估计网络与第一概率分布估计网络的区别在于最后一层的网络参数不同。这样，通过未量化的图像特征来训练得到第一概率分布估计网络即可，对第一概率分布估计网络训练完成后，将第一概率分布估计网络的最后一层的网络参数乘以第一量化步长即可得到第二概率分布估计网络。

与图 4 实施例的步骤 404 中的第一超先验特征类似地，在本申请实施例中，第一超先验特征是经量化的超先验特征，也可以是未量化的超先验特征。基于此，在第一超先验特征是经量化的超先验特征的实现方式中，编码端按照上述第三量化步长，对第一超先验特征进行反量化，以得到第二超先验特征，将第二超先验特征输入第二概率分布估计网络，以得到第二概率分布参数。在第一超先验特征是未量化的超先验特征的情况下，编码端将第一超先验特征输入第二概率分布估计网络，以得到第二概率分布参数。

除了上述确定第二概率分布参数的实现方式之外，编码端也可以基于上下文特征来确定第二概率分布参数，以提高第二概率分布参数的准确性。接下来将对此进行介绍。

在一种实现方式中，编码端将图像的第三图像特征输入上下文网络，以得到第三图像特征的上下文特征。其中，第三图像特征是按照第一量化步长对第一图像特征进行反量化得到的图像特征。编码端基于第一超先验特征，确定第一先验特征，将第一先验特征和上下文特征输入第二概率分布估计网络，以得到第二概率分布参数。也即是，编码端对反量化后的图像特征提取上下文特征，进而结合上下文特征和第一先验特征来确定第二概率分布参数。

在另一种实现方式中，编码端将第一图像特征输入上下文网络，以得到第一图像特征的上下文特征。编码端基于第一超先验特征，确定第一先验特征，按照第二量化步长，对第一先验特征进行量化，以得到第二先验特征。编码端将第二先验特征和上下文特征输入第二概率分布估计网络，以得到第二概率分布参数。也即是，编码端对经量化的图像特征提取上下文特征，再通过对第一先验特征增加一个量化操作来得到第二先验特征，从而结合第二先验特征和上下文特征来确定第二概率分布参数。其中，第二量化步长与第一量化步长相同或不同。

需要说明的是，步骤 1104 的具体实现过程与图 4 实施例中步骤 404 的具体实现过程类似，请参照上述步骤 404 中的相关介绍，这里不再赘述。

步骤 1105：基于第二概率分布参数，将第一图像特征编入码流。

在本申请实施例中，第二概率分布参数为多个特征点的概率分布参数，编码端基于第二概率分布参数中各个特征点的概率分布参数，将第一图像特征中各个特征点的图像特征编入

码流。示例性地，编码端通过熵编码将第二图像特征编入码流。

需要说明的是，假设将上述图 6 至图 10 所示的编解码流程中的概率分布估计网络称为第一概率分布估计网络，那么将图 6 至图 10 中的第一概率分布估计网络替换为第二概率分布估计网络，并去掉对概率分布参数的量化操作后，即得到与图 11 实施例一致的编解码方法的流程图。

综上所述，在本申请实施例的编码过程中也是确定未量化的图像特征的超先验特征，只不过后续通过第二概率分布估计网络直接得到第二概率分布参数，第二概率分布估计网络是基于第一量化步长对第一概率分布估计网络中的网络参数进行处理后得到的。可见在这种方案中训练第一概率分布估计网络（用于确定未量化的图像特征的概率分布参数）即可。即使在多码率场景下，由于未量化的图像特征的数值范围是较稳定的，不受量化步长的影响，即，第一概率分布估计网络的输入数值范围不会随着码率的不同而变化，因此，第一概率分布估计网络的训练难度较小，网络训练稳定，能够训练出性能良好的第一概率分布估计网络，从而有利于提升编解码性能。

接下来对本申请实施例提供的解码方法进行介绍。需要说明的是，下述图 12 所示的解码方法与上述图 4 所示的编码方法相匹配，下述图 13 所示的解码方法与上述图 11 所示的解码方法相匹配。

图 12 是本申请实施例提供的一种解码方法的流程图。该方法应用于解码端。请参考图 12，该方法包括如下步骤。

步骤 1201：从码流中解析出待解码的图像的第一超先验特征。

在本申请实施例中，解码端先从码流中解析出待解码的图像的第一超先验特征。可选地，解码端通过熵解码从码流中解析出第一超先验特征。示例性地，解码端根据指定的概率分布参数，通过熵解码从码流中解析出第一超先验特征。其中，指定的概率分布参数为预先通过某概率分布估计网络确定的概率分布参数，本申请实施例不限定该概率分布估计网络的网络结构和训练方法等。需要说明的是，第一超先验特征为多个特征点的超先验特征。解码端解析出的第一超先验特征，与编码端所确定的第一超先验特征是一致的，也即是，解码端得到的第一超先验特征正是图 4 实施例中所讲的第二图像特征的第一超先验特征，或者说是第三图像特征的第一超先验特征。其中，第二图像特征为未量化的图像特征，第三图像特征为反量化后的图像特征。

步骤 1202：基于第一超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数，第一概率分布参数表征图像的未量化的图像特征的概率分布。

在本申请实施例中，第一超先验特征为多个特征点的超先验特征，第一概率分布参数为多个特征点的概率分布参数，解码端基于第一超先验特征中各个特征点的超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数中各个特征点的概率分布参数。

需要说明的是，在未利用上下文网络进行编解码的实现方式中，解码端可以并行解码该多个特征点。而在利用上下文网络进行编解码的实现方式中，解码端不能够同时解码该多个特征点，例如，解码端依次解码该多个特征点，或者，解码端依次解码一个通道的各个特征点，或者，解码端依次解码多组特征点，每组特征点的数量可以不同，或者，解码端按照其他顺序解码该多个特征点。

另外,由前述可知,第一超先验特征是经量化的超先验特征,也可以是未量化的超先验特征。基于此,在未利用上下文网络进行编解码,且第一超先验特征是经量化的超先验特征的实现方式中,解码端按照上述第三量化步长,对第一超先验特征进行反量化,以得到第二超先验特征,将第二超先验特征输入概率分布估计网络,以得到第一概率分布参数。在未利用上下文网络进行编解码,且第一超先验特征是未量化的超先验特征的实现方式中,解码端将第一超先验特征输入概率分布估计网络,以得到第一概率分布参数。

而在利用上下文网络进行编解码的一种实现方式中,假设第一特征点为该多个特征点中的任意一个,解码端对于第一特征点执行如下操作来确定第一特征点的概率分布参数:基于第一图像特征中已解码的特征点的图像特征,确定第一特征点的上下文特征;基于第一特征点的超先验特征,确定第一特征点的第一先验特征;基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征,通过概率分布估计网络确定第一特征点的概率分布参数,即确定第一概率分布参数中第一特征点的概率分布参数。

其中,在第一超先验特征是经量化的超先验特征的实现方式中,解码端按照第三量化步长对解析出的第一超先验特征进行反量化,以得到第二超先验特征,将第二超先验特征输入超解码网络,以得到多个特征点中各个特征点的第一先验特征。对于第一特征点来说,解码端对第一超先验特征中第一特征点的超先验特征进行反量化,以得到第二超先验特征中第一特征点的超先验特征,将第二超先验特征中第一特征点的超先验特征输入超解码网络,以得到第一特征点的第一先验特征。在第一超先验特征是经量化的超先验特征的实现方式中,解码端将解析出的第一超先验特征输入超解码网络,以得到多个特征点中各个特征点的第一先验特征。对于第一特征点来说,解码端将第一超先验特征中第一特征点的超先验特征输入超解码网络,以得到第一特征点的第一先验特征。

可选地,解码端基于第一图像特征中已解码的特征点的图像特征,确定第一特征点的上下文特征的一种实现过程为:解码端从已解码的特征点中,确定第一特征点的周边特征点,按照第一量化步长,对第一图像特征中周边特征点的图像特征进行反量化,以得到第一特征点的周边特征。然后,解码端将第一特征点的周边特征输入上下文网络,以得到第一特征点的上下文特征。相应地,解码端基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征,通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数中第一特征点的概率分布参数的实现过程为:解码端将第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征输入概率分布估计网络,以得到第一概率分布参数中第一特征点的概率分布参数。也即是,解码端对反量化后的图像特征提取上下文特征,进而结合上下文特征和第一先验特征来确定第一概率分布参数。其中,第一特征点的周边特征点包括第一特征点邻域的一个或多个特征点。

可选地,解码端基于第一图像特征中已解码的特征点的图像特征,确定第一特征点的上下文特征的另一种实现过程为:解码端从已解码的特征点中,确定第一特征点的周边特征点,将第一图像特征中该周边特征点的图像特征输入上下文网络,以得到第一特征点的上下文特征。相应地,解码端基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征,通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数中第一特征点的概率分布参数的实现过程为:解码端按照第二量化步长,对第一特征点的第一先验特征进行量化,以得到第一特征点的第二先验特征,将第一特征点的第二先验特征和第一特征点的上下文特征输入概率分布估计网络,以得到第一概率分布参数中第一特征点的概率分布参数。也即是,解码端对经量化的图像特征提

取上下文特征，再通过对第一先验特征增加一个量化操作来得到第二先验特征，从而结合第二先验特征和上下文特征来确定第一概率分布参数。其中，第二量化步长与第一量化步长相同或不同。

需要说明的是，在利用上下文网络进行编解码的实现方式中，解码端确定第一特征点的第一先验特征的实现方式与前述实施例相关内容类似，这里不再赘述。另外，第一图像特征中已解码的特征点的图像特征是按照步骤 1202 至下述步骤 1204 从码流中解码得到的。也即是，在利用上下文网络进行编解码的实现方式中，解码端按照步骤 1202 至步骤 1204 依次从码流中解析出第一图像特征中各个特征点的图像特征，解码端每次可以解码至少一个特征点。另外，上述第一图像特征为按照第一量化步长对图像的第二图像特征进行量化得到的图像特征，该量化操作是在编码过程中执行的，第二图像特征是编码过程中得到的图像特征。

步骤 1203：按照第一量化步长，对第一概率分布参数进行量化，以得到第二概率分布参数。

其中，第二概率分布参数为多个特征点的概率分布，解码端在解码出第一概率分布参数中第一特征点的概率分布参数之后，按照第一量化步长，对第一概率分布参数中第一特征点的概率分布参数进行量化，以得到第二概率分布参数中第一特征点的概率分布参数。需要说明的是，在未利用上下文网络进行编解码的实现方式中，解码端可以并行量化第一概率分布参数中多个特征点的概率分布参数。在利用上下文网络进行编解码的实现方式中，解码端每得到第一概率分布参数中至少一个特征点的概率分布参数，对第一概率分布参数中该至少一个特征点的概率分布参数进行量化。

步骤 1204：基于第二概率分布参数，从码流中解析出图像的第一图像特征。

其中，解码端在得到第二概率分布参数中第一特征点的概率分布参数之后，基于第二概率分布参数中第一特征点的概率分布参数，从码流中解析出第一图像特征中第一特征点的图像特征。可选地，解码端通过熵解码从码流中解析出第一图像特征中各个特征点的图像特征。需要说明的是，在未利用上下文网络进行编解码的实现方式中，解码端可以并行解析多个特征点，得到第一图像特征。在利用上下文网络进行编解码的实现方式中，解码端每得到第二概率分布参数中至少一个特征点的概率分布参数，从码流中解析出第一图像特征中该至少一个特征点的图像特征，直至解析出第一图像特征中所有特征点的图像特征时，得到图像的第一图像特征。

步骤 1205：按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以重构图像。

在本申请实施例中，解码端从码流中解析出第一图像特征之后，按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以得到图像的第三图像特征，基于第三图像特征，重构该图像。可选地，解码端将第三图像特征输入解码网络，以重构该图像。其中，解码网络内所执行的解码过程是上述图像特征提取网络所执行的特征提取的逆过程。需要说明的是，第三图像特征与编码过程中的第三图像特征是一致的，均是反量化后的图像特征。

可选地，在另一些实施例中，解码端按照第四量化步长，对第一图像特征进行反量化，以得到图像的第四图像特征，基于第四图像特征，重构该图像。其中，第四量化步长可与第一量化步长有所偏差。

接下来结合图 6 至图 10 对以上解码过程再次进行解释说明。

在图 6 所示编解码方法的解码过程中，首先从码流中解析出超先验特征 $\hat{z}$ ，按照量化步

长 q_2 对超先验特征 $\hat{z}$ 进行反量化, 以得到超先验特征 z 。然后将超先验特征 z 输入概率分布估计网络, 以得到特征图 y 中各个特征值的概率分布参数 μ 和 σ 。按照量化步长 q_1 对概率分布参数 μ 和 σ 进行量化, 以得到特征图 $\hat{y}_s$ 中各个特征值的概率分布参数 μ_s 和 σ_s 。基于特征图 $\hat{y}_s$ 中各个特征值的概率分布参数 μ_s 和 σ_s , 从码流中解析出特征图 $\hat{y}_s$ 。按照量化步长 q_1 对特征图 $\hat{y}_s$ 进行反量化, 以得到特征图 $\hat{y}$ 。最后将特征图 $\hat{y}$ 输入解码网络 (decoder, Dec), 以重构图像。

在图 7 所示编解码方法的解码过程中, 首先从码流中解析出多个特征点中各个特征点的超先验特征 $\hat{z}$, 按照量化步长 q_2 对各个特征点的超先验特征 $\hat{z}$ 进行反量化, 以得到各个特征点的超先验特征 z 。然后将各个特征点的超先验特征 z 输入超解码网络, 以得到各个特征点的先验特征 φ 。然后, 对于待解码的第一特征点, 从已解码的特征点中确定第一特征点的周边特征点。按照量化步长 q_1 , 对特征图 $\hat{y}_s$ 中该周边特征点的特征值进行反量化, 以得到特征图 $\hat{y}$ 中该周边特征点的特征值, 即得到第一特征点的周边特征。将特征图 $\hat{y}$ 中该周边特征点的特征值输入上下文网络, 以得到第一特征点的上下文特征。将第一特征点的上下文特征和第一特征点的先验特征输入概率分布估计网络, 以得到第一特征点的概率分布估计参数 μ 和 σ 。按照第一量化步长, 对第一特征点的概率分布估计参数 μ 和 σ 进行量化, 以得到第一特征点的概率分布估计参数 μ_s 和 σ_s 。基于第一特征点的概率分布估计参数 μ_s 和 σ_s , 从码流中解析出特征图 $\hat{y}_s$ 中第一特征点的图像特征。在从码流中解析出特征图 $\hat{y}_s$ 中所有特征点的图像特征时, 即得到特征图 $\hat{y}_s$ 。然后, 按照量化步长 q_1 , 对特征图 $\hat{y}_s$ 中各个特征值进行反量化, 以得到特征图 $\hat{y}$ 。最后将特征图 $\hat{y}$ 输入解码网络, 以重构图像。

图 8 所示编解码方法的解码过程与图 6 所示编解码方法的解码过程是相同的。图 9 所示编解码方法的解码过程与图 7 所示编解码方法的解码过程是相同的。图 10 所示编解码方法的解码过程与图 7 和图 9 的区别在于, 在通过超解码网络得到先验特征 φ 之后, 增加一个量化操作, 即按照量化步长 q_3 对先验特征 φ 进行量化, 以得到先验特征 φ_s 。将各个特征点的上下文特征和先验特征 φ_s 输入概率分布估计网络, 以得到第一概率分布参数 μ 和 σ 。

综上所述, 在本申请实施例中, 为了得到经量化的图像特征的概率分布参数, 在解码过程中通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数, 第一概率分布参数表征未量化的图像特征的概率分布。然后按照第一量化步长 (即量化图像特征所用的量化步长) 对第一概率分布参数进行量化, 从而得到用于表征经量化的图像特征的概率分布的第二概率分布参数。可见在这种方案中训练用于确定未量化的图像特征的概率分布参数的概率分布估计网络即可。即使得多码率场景下, 由于未量化的图像特征的数值范围是较稳定的, 不受量化步长的影响, 即, 概率分布估计网络的输入数值范围不会随着码率的不同而变化, 因此, 概率分布估计网络的训练难度较小, 网络训练稳定, 能够训练出性能良好的概率分布估计网络, 从而有利于提升编解码性能。

图 13 是本申请实施例提供的另一种解码方法的流程图。该方法应用于解码端。请参考图 13, 该方法包括如下步骤。

步骤 1301: 从码流中解析出待解码的图像的第一超先验特征。

需要说明的是, 步骤 1301 的具体实现过程与上述图 12 实施例中步骤 1201 的具体实现过程相同, 请参照上述步骤 1201 中的相关介绍, 这里不再赘述。

步骤 1302: 基于第一超先验特征, 通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数, 第二概率分布估计网络的网络参数是基于第一概率分布估计网络的网络参数和第一量化步长得到的, 第一概率分布估计网络用于确定未量化的图像特征的概率分布。

可选地, 第一概率分布估计网络的最后一层为卷积层, 卷积层的网络参数包括权重和偏置。基于此, 第二概率分布估计网络的最后一层卷积层的权重和偏置是基于第一概率分布估计网络的最后一层卷积层的权重和偏置, 以及第一量化步长得到的。可选地, 第二概率分布估计网络是将第一概率分布估计网络中最后一层的网络参数乘以第一量化步长后得到的。或者, 在一些实施例中, 第二概率分布估计网络是将第一概率分布估计网络中最后一层的网络参数按照二进制向左位移或者向右位移的方式进行调整, 使调整后的网络参数等于调整前的网络参数乘以第一量化步长。

在本申请实施例中, 第一超先验特征为多个特征点的超先验特征, 第二概率分布参数为多个特征点的概率分布参数, 解码端基于第一超先验特征中各个特征点的超先验特征, 通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数中各个特征点的概率分布参数。

需要说明的是, 在未利用上下文网络进行编解码的实现方式中, 解码端可以并行解码该多个特征点。而在利用上下文网络进行编解码的实现方式中, 解码端不能够同时解码该多个特征点。

另外, 由前述可知, 第一超先验特征是经量化的超先验特征, 也可以是未量化的超先验特征。基于此, 在未利用上下文网络进行编解码, 且第一超先验特征是经量化的超先验特征的实现方式中, 解码端按照上述第三量化步长, 对第一超先验特征进行反量化, 以得到第二超先验特征, 将第二超先验特征输入第二概率分布估计网络, 以得到第二概率分布参数。在未利用上下文网络进行编解码, 且第一超先验特征是未量化的超先验特征的实现方式中, 解码端将第一超先验特征输入第二概率分布估计网络, 以得到第二概率分布参数。

而在利用上下文网络进行编解码的一种实现方式中, 假设第一特征点为该多个特征点中的任意一个, 解码端对于第一特征点执行如下操作来确定第二概率分布参数中第一特征点的概率分布参数: 基于第一图像特征中已解码的特征点的图像特征, 确定第一特征点的上下文特征; 基于第一超先验特征中第一特征点的超先验特征, 确定第一特征点的第一先验特征; 基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征, 通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数中第一特征点的概率分布参数。

其中, 在第一超先验特征是经量化的超先验特征的实现方式中, 解码端按照第三量化步长对解析出的第一超先验特征进行反量化, 以得到第二超先验特征, 将第二超先验特征输入超解码网络, 以得到多个特征点中各个特征点的第一先验特征。在第一超先验特征是经量化的超先验特征的实现方式中, 解码端将解析出的第一超先验特征输入超解码网络, 以得到多个特征点中各个特征点的第一先验特征。

可选地, 解码端基于第一图像特征中已解码的特征点的图像特征, 确定第一特征点的上下文特征的一种实现过程为: 解码端从已解码的特征点中, 确定第一特征点的周边特征点, 按照第一量化步长, 对第一图像特征中周边特征点的图像特征进行反量化, 以得到第一特征点的周边特征。然后, 解码端将第一特征点的周边特征输入上下文网络, 以得到第一特征点的上下文特征。相应地, 解码端基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征, 通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数中第一特征点的概率分布参数的实现过程

为：解码端将第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征输入第二概率分布估计网络，以得到第二概率分布参数中第一特征点的概率分布参数。也即是，解码端对反量化后的图像特征提取上下文特征，进而结合上下文特征和第一先验特征来确定第二概率分布参数。其中，第一特征点的周边特征点包括第一特征点邻域的一个或多个特征点。

可选地，解码端基于第一图像特征中已解码的特征点的图像特征，确定第一特征点的上下文特征的另一种实现过程为：解码端从已解码的特征点中，确定第一特征点的周边特征点，将第一图像特征中该周边特征点的图像特征输入上下文网络，以得到第一特征点的上下文特征。相应地，解码端基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征，通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数中第一特征点的概率分布参数的实现过程为：解码端按照第二量化步长，对第一特征点的第一先验特征进行量化，以得到第一特征点的第二先验特征，将第一特征点的第二先验特征和第一特征点的上下文特征输入第二概率分布估计网络，以得到第二概率分布参数中第一特征点的概率分布参数。也即是，解码端对经量化的图像特征提取上下文特征，再通过对第一先验特征增加一个量化操作来得到第二先验特征，从而结合第二先验特征和上下文特征来确定第一概率分布参数。其中，第二量化步长与第一量化步长相同或不同。

需要说明的是，在利用上下文网络进行编解码的实现方式中，解码端确定第一特征点的第一先验特征的实现方式与前述实施例相关内容类似，这里不再赘述。另外，第一图像特征中已解码的特征点的图像特征是按照步骤 1302 至下述步骤 1304 从码流中解码得到的。也即是，在利用上下文网络进行编解码的实现方式中，解码端按照步骤 1302 至步骤 1304 依次从码流中解析出第一图像特征中各个特征点的图像特征，解码端每次可以解码至少一个特征点。另外，上述第一图像特征为按照第一量化步长对图像的第二图像特征进行量化得到的图像特征，该量化操作是在编码过程中执行的，第二图像特征是编码过程中得到的图像特征。

步骤 1303：基于第二概率分布参数，从码流中解析出图像的第一图像特征。

其中，解码端在得到第二概率分布参数中第一特征点的概率分布参数之后，基于第二概率分布参数中第一特征点的概率分布参数，从码流中解析出第一图像特征中第一特征点的图像特征。可选地，解码端通过熵解码从码流中解析第一图像特征中各个特征点的图像特征。需要说明的是，在未利用上下文网络进行编解码的实现方式中，解码端可以并行解析多个特征点，得到第一图像特征。在利用上下文网络进行编解码的实现方式中，解码端每得到第二概率分布参数中至少一个特征点的概率分布参数，从码流中解析出第一图像特征中该至少一个特征点的图像特征，直至解析出第一图像特征中所有特征点的图像特征时，得到图像的第一图像特征。

需要说明的是，解码端得到的第一图像特征与编码端得到的第一图像特征是一致的，编码端得到的第一图像特征为按照第一量化步长对图像的第二图像特征进行量化得到的图像特征。

步骤 1304：按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以重构图像。

在本申请实施例中，解码端从码流中解析出第一图像特征之后，按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以得到图像的第三图像特征，基于第三图像特征，重构该图像。可选地，解码端将第三图像特征输入解码网络，以重构该图像。其中，解码网络内所执行的解码过程是上述图像特征提取网络所执行的特征提取的逆过程。需要说明的是，第三图像特

征与编码过程中的第三图像特征是一致的，均是反量化后的图像特征。

需要说明的是，假设将上述图 6 至图 10 所示的编解码流程中的概率分布估计网络称为第一概率分布估计网络，那么将图 6 至图 10 中的第一概率分布估计网络替换为第二概率分布估计网络，并去掉对概率分布参数的量化操作后，即得到与图 13 实施例一致的编解码方法的流程图。

综上所述，在本申请实施例的解码过程中通过第二概率分布估计网络直接得到第二概率分布参数，第二概率分布估计网络是基于第一量化步长对第一概率分布估计网络中的网络参数进行处理后得到的，第一概率分布估计网络用于确定未量化的图像特征的概率分布参数。可见在这种方案中训练第一概率分布估计网络（用于确定未量化的图像特征的概率分布参数）即可。即使在多码率场景下，由于未量化的图像特征的数值范围是较稳定的，不受量化步长的影响，即，第一概率分布估计网络的输入数值范围不会随着码率的不同而变化，因此，第一概率分布估计网络的训练难度较小，网络训练稳定，能够训练出性能良好的第一概率分布估计网络，从而有利于提升编解码性能。

另外，通过多次实验对本申请实施例提供的编解码方法进行验证后，得到的结论为本方案对于 YUV 格式的图像来说，可以在 Y、U、V 这三个分量上均获得编解码性能的提升。由上述图 4 实施例可知，本方案所提供的编解码方法，对于未量化的图像特征进行一次概率分布估计得到第一概率分布参数之后，可推导出不同码率（对应不同的第一量化步长）下的第二概率分布参数，无需针对每个码率分别进行一次概率估计。由此可见，本方案能够降低概率估计的运算复杂度，有利于特征图的率失真优化（rate distortion optimization, RDO），针对不同码率作概率估计统一化，有利于概率分布估计网络的训练。

图 14 是本申请实施例提供的一种编码装置 1400 的结构示意图，该编码装置 1400 可以由软件、硬件或者两者的结合实现成为编码端设备的部分或者全部，该编码端设备可以为图 1 至图 3 所示的任一编码端。参见图 14，该装置 1400 包括：第一确定模块 1401、第二确定模块 1402、第一编码模块 1403、概率估计模块 1404、量化模块 1405 和第二编码模块 1406。

第一确定模块 1401，用于确定待编码的图像的第一图像特征和第二图像特征，第一图像特征为按照第一量化步长对第二图像特征进行量化得到的图像特征；

第二确定模块 1402，用于确定第二图像特征的第一超先验特征；

第一编码模块 1403，用于将第一超先验特征编入码流；

概率估计模块 1404，用于基于第一超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数；

量化模块 1405，用于按照第一量化步长，对第一概率分布参数进行量化，以得到第二概率分布参数；

第二编码模块 1406，用于基于第二概率分布参数，将第一图像特征编入码流。

可选地，第二确定模块 1402 包括：

第一超编码子模块，用于将第二图像特征输入超编码网络，以得到第一超先验特征。

可选地，第二确定模块 1402 包括：

反量化子模块，用于按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以得到图像的第三图像特征；

第二超编码子模块，用于将第三图像特征输入超编码网络，以得到第一超先验特征。

可选地，概率估计模块 1404 包括：

上下文子模块，用于将图像的第三图像特征输入上下文网络，以得到第三图像特征的上下文特征，第三图像特征是按照第一量化步长对第一图像特征进行反量化得到的图像特征；

第一确定子模块，用于基于第一超先验特征，确定第一先验特征；

第一概率估计子模块，用于将第一先验特征和上下文特征输入概率分布估计网络，以得到第一概率分布参数。

可选地，概率估计模块 1404 包括：

上下文子模块，用于将第一图像特征输入上下文网络，以得到第一图像特征的上下文特征；

第二确定子模块，用于基于第一超先验特征，确定第一先验特征；

量化子模块，用于按照第二量化步长，对第一先验特征进行量化，以得到第二先验特征；

第二概率估计子模块，用于将第二先验特征和上下文特征输入概率分布估计网络，以得到第一概率分布参数。

在本申请实施例中，为了得到经量化的图像特征的概率分布参数，在编码过程中基于未量化的图像特征的超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数，第一概率分布参数即表征了未量化的图像特征的概率分布。然后按照第一量化步长（即量化图像特征所用的量化步长）对第一概率分布参数进行量化，从而得到用于表征经量化的图像特征的概率分布的第二概率分布参数。可见在这种方案中训练用于确定未量化的图像特征的概率分布参数的概率分布估计网络即可。即使在多码率场景下，由于未量化的图像特征的数值范围是较稳定的，不受量化步长的影响，即，概率分布估计网络的输入数值范围不会随着码率的不同而变化，因此，概率分布估计网络的训练难度较小，网络训练稳定，能够训练出性能良好的概率分布估计网络，从而有利于提升编解码性能。

需要说明的是：上述实施例提供的编码装置在进行编码时，仅以上述各功能模块的划分进行举例说明，实际应用中，可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能模块完成，即将装置的内部结构划分成不同的功能模块，以完成以上描述的全部或者部分功能。另外，上述实施例提供的编码装置与编码方法实施例属于同一构思，其具体实现过程详见方法实施例，这里不再赘述。

图 15 是本申请实施例提供的一种解码装置 1500 的结构示意图，该编码装置 1500 可以由软件、硬件或者两者的结合实现成为解码端设备的部分或者全部，该解码设备可以为图 1 至图 3 所示的任一解码端。参见图 15，该装置 1500 包括：第一解析模块 1501、概率估计模块 1502、量化模块 1503、第二解析模块 1504 和重构模块 1505。

第一解析模块 1501，用于从码流中解析出待解码的图像的第一超先验特征；

概率估计模块 1502，用于基于第一超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数，第一概率分布参数表征图像的未量化的图像特征的概率分布；

量化模块 1503，用于按照第一量化步长，对第一概率分布参数进行量化，以得到第二概率分布参数；

第二解析模块 1504，用于基于第二概率分布参数，从码流中解析出图像的第一图像特征；

重构模块 1505, 用于按照第一量化步长, 对第一图像特征进行反量化, 以重构图像。

可选地, 第一图像特征为按照第一量化步长对图像的第二图像特征进行量化得到的图像特征。

可选地, 重构模块 1505 包括:

反量化子模块, 用于按照第一量化步长, 对第一图像特征进行反量化, 以得到图像的第三图像特征;

重构子模块, 用于基于第三图像特征, 重构图像。

可选地, 第一概率分布参数为多个特征点的概率分布参数, 第一超先验特征为该多个特征点的超先验特征, 概率估计模块 1502 包括: 上下文子模块、第一确定子模块和概率估计子模块;

对于第一特征点通过上下文子模块、第一确定子模块和概率估计子模块来确定第一特征点的概率分布参数, 第一特征点为该多个特征点中的任意一个; 其中,

上下文子模块, 用于基于第一图像特征中已解码的特征点的图像特征, 确定第一特征点的上下文特征;

第一确定子模块, 用于基于第一特征点的超先验特征, 确定第一特征点的第一先验特征;

概率估计子模块, 用于基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征, 通过概率分布估计网络确定第一特征点的概率分布参数。

可选地, 上下文子模块用于:

从已解码的特征点中, 确定第一特征点的周边特征点;

按照第一量化步长, 对第一图像特征中周边特征点的图像特征进行反量化, 以得到第一特征点的周边特征;

将第一特征点的周边特征输入上下文网络, 以得到第一特征点的上下文特征;

基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征, 通过概率分布估计网络确定第一特征点的概率分布参数, 包括:

将第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征输入概率分布估计网络, 以得到第一特征点的概率分布参数。

可选地, 上下文子模块用于:

从已解码的特征点中, 确定第一特征点的周边特征点;

将第一图像特征中周边特征点的图像特征输入上下文网络, 以得到第一特征点的上下文特征;

基于第一特征点的第一先验特征和第一特征点的上下文特征, 通过概率分布估计网络确定第一特征点的概率分布参数, 包括:

按照第二量化步长, 对第一特征点的第一先验特征进行量化, 以得到第一特征点的第二先验特征;

将第一特征点的第二先验特征和第一特征点的上下文特征输入概率分布估计网络, 以得到第一特征点的概率分布参数。

在本申请实施例中, 为了得到经量化的图像特征的概率分布参数, 在解码过程中通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数, 第一概率分布参数表征未量化的图像特征的概率分布。然后按照第一量化步长 (即量化图像特征所用的量化步长) 对第一概率分布参数进行量

化，从而得到用于表征经量化的图像特征的概率分布的第二概率分布参数。可见在这种方案中训练用于确定未量化的图像特征的概率分布参数的概率分布估计网络即可。即使在多码率场景下，由于未量化的图像特征的数值范围是较稳定的，不受量化步长的影响，因此，通过未量化的图像特征来训练概率分布估计网络的训练难度较小，网络训练稳定，能够训练出性能良好的概率分布估计网络，从而有利于提升编解码性能。

需要说明的是：上述实施例提供的解码装置在进行解码时，仅以上述各功能模块的划分进行举例说明，实际应用中，可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能模块完成，即将装置的内部结构划分成不同的功能模块，以完成以上描述的全部或者部分功能。另外，上述实施例提供的解码装置与解码方法实施例属于同一构思，其具体实现过程详见方法实施例，这里不再赘述。

图 16 是本申请实施例提供的一种编码装置 1600 的结构示意图，该编码装置 1600 可以由软件、硬件或者两者的结合实现成为编码端设备的部分或者全部，该编码端设备可以为图 1 至图 3 所示的任一编码端。参见图 16，该装置 1600 包括：第一确定模块 1601、第二确定模块 1602、第一编码模块 1603、概率估计模块 1604 和第二编码模块 1605。

第一确定模块 1601，用于确定待编码的图像的第一图像特征和第二图像特征，第一图像特征为按照第一量化步长对第二图像特征进行量化得到的图像特征；

第二确定模块 1602，用于确定第二图像特征的第一超先验特征；

第一编码模块 1603，用于将第一超先验特征编入码流；

概率估计模块 1604，用于基于第一超先验特征，通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数，第二概率分布估计网络的网络参数是基于第一概率分布估计网络的网络参数和第一量化步长得到的，第一概率分布估计网络用于确定未量化的图像特征的概率分布；

第二编码模块 1605，用于基于第二概率分布参数，将第一图像特征编入码流。

可选地，第二概率分布估计网络是将第一概率分布估计网络中最后一层的网络参数乘以第一量化步长后得到的。

可选地，第一概率分布估计网络的最后一层为卷积层，卷积层的网络参数包括权重和偏置。

可选地，第二确定模块 1602 包括：

第一超编码子模块，用于将第二图像特征输入超编码网络，以得到第一超先验特征。

可选地，第二确定模块 1602 包括：

反量化子模块，用于按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以得到图像的第三图像特征；

第二超编码子模块，用于将第三图像特征输入超编码网络，以得到第一超先验特征。

在本申请实施例的编码过程中也是确定未量化的图像特征的超先验特征，只不过后续通过第二概率分布估计网络直接得到第二概率分布参数，第二概率分布估计网络是基于第一量化步长对第一概率分布估计网络中的网络参数进行处理后得到的。可见在这种方案中训练第一概率分布估计网络（用于确定未量化的图像特征的概率分布参数）即可。即使在多码率场景下，由于未量化的图像特征的数值范围是较稳定的，不受量化步长的影响，因此，第一概率分布估计网络的训练难度较小，网络训练稳定，能够训练出性能良好的第一概率分布估计

网络，从而有利于提升编解码性能。

需要说明的是：上述实施例提供的编码装置在进行编码时，仅以上述各功能模块的划分进行举例说明，实际应用中，可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能模块完成，即将装置的内部结构划分成不同的功能模块，以完成以上描述的全部或者部分功能。另外，上述实施例提供的编码装置与编码方法实施例属于同一构思，其具体实现过程详见方法实施例，这里不再赘述。

图 17 是本申请实施例提供的一种解码装置 1700 的结构示意图，该解码装置 1700 可以由软件、硬件或者两者的结合实现成为解码端设备的部分或者全部，该解码端设备可以为图 1 至图 3 所示的任一解码端。参见图 17，该装置 1700 包括：第一解析模块 1701、概率估计模块 1702、第二解析模块 1703 和重构模块 1704。

第一解析模块 1701，用于从码流中解析出待解码的图像的第一超先验特征；

概率估计模块 1702，用于基于第一超先验特征，通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数，第二概率分布估计网络的网络参数是基于第一概率分布估计网络的网络参数和第一量化步长得到的，第一概率分布估计网络用于确定未量化的图像特征的概率分布；

第二解析模块 1703，用于基于第二概率分布参数，从码流中解析出图像的第一图像特征；

重构模块 1704，用于按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以重构图像。

可选地，第二概率分布估计网络是将第一概率分布估计网络中最后一层的网络参数乘以第一量化步长后得到的。

可选地，第一概率分布估计网络的最后一层为卷积层，卷积层的网络参数包括权重和偏置。

可选地，第一图像特征为按照第一量化步长对图像的第二图像特征进行量化得到的图像特征。

可选地，重构模块 1704 包括：

反量子模块，用于按照第一量化步长，对第一图像特征进行反量化，以得到图像的第三图像特征；

重构子模块，用于基于第三图像特征，重构图像。

在本申请实施例的解码过程中通过第二概率分布估计网络直接得到第二概率分布参数，第二概率分布估计网络是基于第一量化步长对第一概率分布估计网络中的网络参数进行处理后得到的，第一概率分布估计网络用于确定未量化的图像特征的概率分布参数。可见在这种方案中训练第一概率分布估计网络（用于确定未量化的图像特征的概率分布参数）即可。即使在多码率场景下，由于未量化的图像特征的数值范围是较稳定的，不受量化步长的影响，即，第一概率分布估计网络的输入数值范围不会随着码流的变化而发生变化，因此，第一概率分布估计网络的训练难度较小，网络训练稳定，能够训练出性能良好的第一概率分布估计网络，从而有利于提升编解码性能。

需要说明的是：上述实施例提供的解码装置在进行解码时，仅以上述各功能模块的划分进行举例说明，实际应用中，可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能模块完成，即将装置的内部结构划分成不同的功能模块，以完成以上描述的全部或者部分功能。另外，上述实施例提供的解码装置与解码方法实施例属于同一构思，其具体实现过程详见方法实施例，

这里不再赘述。

图 18 为用于本申请实施例的一种编解码装置 1800 的示意性框图。其中,编解码装置 1800 可以包括处理器 1801、存储器 1802 和总线系统 1803。其中,处理器 1801 和存储器 1802 通过总线系统 1803 相连,该存储器 1802 用于存储指令,该处理器 1801 用于执行该存储器 1802 存储的指令,以执行本申请实施例描述的的各种的编码或解码方法。为避免重复,这里不再详细描述。

在本申请实施例中,该处理器 1801 可以是中央处理单元 (central processing unit, CPU),该处理器 1801 还可以是其他通用处理器、DSP、ASIC、FPGA 或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。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。

该存储器 1802 可以包括 ROM 设备或者 RAM 设备。任何其他适宜类型的存储设备也可以用作存储器 1802。存储器 1802 可以包括由处理器 1801 使用总线 1803 访问的代码和数据 18021。存储器 1802 可以进一步包括操作系统 18023 和应用程序 18022,该应用程序 18022 包括允许处理器 1801 执行本申请实施例描述的编码或解码方法的至少一个程序。例如,应用程序 18022 可以包括应用 1 至 N,其进一步包括执行在本申请实施例描述的编码或解码方法的编码或解码应用 (简称编解码应用)。

该总线系统 1803 除包括数据总线之外,还可以包括电源总线、控制总线和状态信号总线等。但是为了清楚说明起见,在图中将各种总线都标为总线系统 1803。

可选地,编解码装置 1800 还可以包括一个或多个输出设备,诸如显示器 1804。在一个示例中,显示器 1804 可以是触感显示器,其将显示器与可操作地感测触摸输入的触感单元合并。显示器 1804 可以经由总线 1803 连接到处理器 1801。

需要指出的是,编解码装置 1800 可以执行本申请实施例中的编码方法,也可执行本申请实施例中的解码方法。

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执行。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,基于通信协议)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的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、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执行指令。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。在一种示例下，编码器 100 及解码器 200 中的各种说明性逻辑框、单元、模块可以理解为对应的电路器件或逻辑元件。

本申请实施例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)。本申请实施例中描述各种组件、模块或单元是为了强调用于执行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。

也就是说，在上述实施例中，可以全部或部分地通过软件、硬件、固件或者其任意结合来实现。当使用软件实现时，可以全部或部分地以计算机程序产品的形式实现。所述计算机程序产品包括一个或多个计算机指令。在计算机上加载和执行所述计算机指令时，全部或部分地产生按照本申请实施例所述的流程或功能。所述计算机可以是通用计算机、专用计算机、计算机网络或其他可编程装置。所述计算机指令可以存储在计算机可读存储介质中，或者从一个计算机可读存储介质向另一个计算机可读存储介质传输，例如，所述计算机指令可以从一个网站站点、计算机、服务器或数据中心通过有线（例如：同轴电缆、光纤、数据用户线（digital subscriber line, DSL））或无线（例如：红外、无线、微波等）方式向另一个网站站点、计算机、服务器或数据中心进行传输。所述计算机可读存储介质可以是计算机能够存取的任何可用介质，或者是包含一个或多个可用介质集成的服务器、数据中心等数据存储设备。所述可用介质可以是磁性介质（例如：软盘、硬盘、磁带）、光介质（例如：数字通用光盘(digital versatile disc, DVD)）或半导体介质（例如：固态硬盘(solid state disk, SSD)）等。值得注意的是，本申请实施例提到的计算机可读存储介质可以为非易失性存储介质，换句话说，可以是非瞬时性存储介质。

应当理解的是，本文提及的“至少一个”是指一个或多个，“多个”是指两个或两个以上。在本申请实施例的描述中，除非另有说明，“/”表示或的意思，例如，A/B 可以表示 A 或 B；本文中的“和/或”仅仅是一种描述关联对象的关联关系，表示可以存在三种关系，例如，A 和/或 B，可以表示：单独存在 A，同时存在 A 和 B，单独存在 B 这三种情况。另外，为了便于清楚描述本申请实施例的技术方案，在本申请的实施例中，采用了“第一”、“第二”等字样对功能和作用基本相同的相同项或相似项进行区分。本领域技术人员可以理解“第一”、“第

二”等字样并不对数量和执行次序进行限定，并且“第一”、“第二”等字样也并不限定一定不同。

需要说明的是，本申请实施例所涉及的信息（包括但不限于用户设备信息、用户个人信息等）、数据（包括但不限于用于分析的数据、存储的数据、展示的数据等）以及信号，均为经用户授权或者经过各方充分授权的，且相关数据的收集、使用和处理需要遵守相关国家和地区的相关法律法规和标准。例如，本申请实施例中涉及到的图像、视频都是在充分授权的情况下获取的。

以上所述仅为本申请的示例性实施例，并不用以限制本申请，凡在本申请的精神和原则之内，所作的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本申请的保护范围之内。

权 利 要 求 书

1.一种编码方法，其特征在于，所述方法包括：

确定待编码的图像的第一图像特征和第二图像特征，所述第一图像特征为按照第一量化步长对所述第二图像特征进行量化得到的图像特征；

确定所述第二图像特征的第一超先验特征；

将所述第一超先验特征编入码流；

基于所述第一超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数；

按照所述第一量化步长，对所述第一概率分布参数进行量化，以得到第二概率分布参数；

基于所述第二概率分布参数，将所述第一图像特征编入所述码流。

2.如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述确定所述第二图像特征的第一超先验特征，包括：

将所述第二图像特征输入超编码网络，以得到所述第一超先验特征。

3.如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述确定所述第二图像特征的第一超先验特征，包括：

按照所述第一量化步长，对所述第一图像特征进行反量化，以得到所述图像的第三图像特征；

将所述第三图像特征输入超编码网络，以得到所述第一超先验特征。

4.如权利要求 1-3 任一所述的方法，其特征在于，所述基于所述第一超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数，包括：

将所述图像的第三图像特征输入上下文网络，以得到所述第三图像特征的上下文特征，所述第三图像特征是按照所述第一量化步长对所述第一图像特征进行反量化得到的图像特征；

基于所述第一超先验特征，确定第一先验特征；

将所述第一先验特征和所述上下文特征输入所述概率分布估计网络，以得到所述第一概率分布参数。

5.如权利要求 1-3 任一所述的方法，其特征在于，所述基于所述第一超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数，包括：

将所述第一图像特征输入上下文网络，以得到所述第一图像特征的上下文特征；

基于所述第一超先验特征，确定第一先验特征；

按照第二量化步长，对所述第一先验特征进行量化，以得到第二先验特征；

将所述第二先验特征和所述上下文特征输入所述概率分布估计网络，以得到所述第一概率分布参数。

6.一种解码方法，其特征在于，所述方法包括：

从码流中解析出待解码的图像的第一超先验特征；

基于所述第一超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数，所述第一概率分布参数表征所述图像的未量化的图像特征的概率分布；

按照第一量化步长，对所述第一概率分布参数进行量化，以得到第二概率分布参数；

基于所述第二概率分布参数，从所述码流中解析出所述图像的第一图像特征；

按照所述第一量化步长，对所述第一图像特征进行反量化，以重构所述图像。

7.如权利要求6所述的方法，其特征在于，所述第一图像特征为按照所述第一量化步长对所述图像的第二图像特征进行量化得到的图像特征。

8.如权利要求6或7所述的方法，其特征在于，所述按照所述第一量化步长，对所述第一图像特征进行反量化，以重构所述图像，包括：

按照所述第一量化步长，对所述第一图像特征进行反量化，以得到所述图像的第三图像特征；

基于所述第三图像特征，重构所述图像。

9.如权利要求6-8任一所述的方法，其特征在于，所述第一概率分布参数为多个特征点的概率分布参数，所述第一超先验特征为所述多个特征点的超先验特征，所述基于所述第一超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数，包括：

对于第一特征点执行如下操作来确定所述第一特征点的概率分布参数，所述第一特征点为所述多个特征点中的任意一个：

基于所述第一图像特征中已解码的特征点的图像特征，确定所述第一特征点的上下文特征；

基于所述第一特征点的超先验特征，确定所述第一特征点的第一先验特征；

基于所述第一特征点的第一先验特征和所述第一特征点的上下文特征，通过所述概率分布估计网络确定所述第一特征点的概率分布参数。

10.如权利要求9所述的方法，其特征在于，所述基于所述第一图像特征中已解码的特征点的图像特征，确定所述第一特征点的上下文特征，包括：

从所述已解码的特征点中，确定所述第一特征点的周边特征点；

按照所述第一量化步长，对所述第一图像特征中所述周边特征点的图像特征进行反量化，以得到所述第一特征点的周边特征；

将所述第一特征点的周边特征输入上下文网络，以得到所述第一特征点的上下文特征；

所述基于所述第一特征点的第一先验特征和所述第一特征点的上下文特征，通过所述概率分布估计网络确定所述第一特征点的概率分布参数，包括：

将所述第一特征点的第一先验特征和所述第一特征点的上下文特征输入所述概率分布估计网络，以得到所述第一特征点的概率分布参数。

11.如权利要求9所述的方法，其特征在于，所述基于所述第一图像特征中已解码的特征点的图像特征，确定所述第一特征点的上下文特征，包括：

从所述已解码的特征点中，确定所述第一特征点的周边特征点；

将所述第一图像特征中所述周边特征点的图像特征输入上下文网络，以得到所述第一特征点的上下文特征；

所述基于所述第一特征点的第一先验特征和所述第一特征点的上下文特征，通过所述概率分布估计网络确定所述第一特征点的概率分布参数，包括：

按照第二量化步长，对所述第一特征点的第一先验特征进行量化，以得到所述第一特征点的第二先验特征；

将所述第一特征点的第二先验特征和所述第一特征点的上下文特征输入所述概率分布估计网络，以得到所述第一特征点的概率分布参数。

12.一种编码方法，其特征在于，所述方法包括：

确定待编码的图像的第一图像特征和第二图像特征，所述第一图像特征为按照第一量化步长对所述第二图像特征进行量化得到的图像特征；

确定所述第二图像特征的第一超先验特征；

将所述第一超先验特征编入码流；

基于所述第一超先验特征，通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数，所述第二概率分布估计网络的网络参数是基于第一概率分布估计网络的网络参数和所述第一量化步长得到的，所述第一概率分布估计网络用于确定未量化的图像特征的概率分布；

基于所述第二概率分布参数，将所述第一图像特征编入所述码流。

13.如权利要求 12 所述的方法，其特征在于，所述第二概率分布估计网络是将所述第一概率分布估计网络中最后一层的网络参数乘以所述第一量化步长后得到的。

14.如权利要求 12 或 13 所述的方法，其特征在于，所述第一概率分布估计网络的最后一层为卷积层，所述卷积层的网络参数包括权重和偏置。

15.如权利要求 12-14 任一所述的方法，其特征在于，所述确定所述第二图像特征的第一超先验特征，包括：

将所述第二图像特征输入超编码网络，以得到所述第一超先验特征。

16.如权利要求 12-14 任一所述的方法，其特征在于，所述确定所述第二图像特征的第一超先验特征，包括：

按照所述第一量化步长，对所述第一图像特征进行反量化，以得到所述图像的第三图像特征；

将所述第三图像特征输入超编码网络，以得到所述第一超先验特征。

17.一种解码方法，其特征在于，所述方法包括：

从码流中解析出待解码的图像的第一超先验特征；

基于所述第一超先验特征，通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数，所述第

二概率分布估计网络的网络参数是基于第一概率分布估计网络的网络参数和第一量化步长得到的, 所述第一概率分布估计网络用于确定未量化的图像特征的概率分布;

基于所述第二概率分布参数, 从所述码流中解析出所述图像的第一图像特征;

按照所述第一量化步长, 对所述第一图像特征进行反量化, 以重构所述图像。

18.如权利要求 17 所述的方法, 其特征在于, 所述第二概率分布估计网络是将所述第一概率分布估计网络中最后一层的网络参数乘以所述第一量化步长后得到的。

19.如权利要求 17 或 18 所述的方法, 其特征在于, 所述第一概率分布估计网络的最后一层为卷积层, 所述卷积层的网络参数包括权重和偏置。

20.如权利要求 17-19 任一所述的方法, 其特征在于, 所述第一图像特征为按照所述第一量化步长对所述图像的第二图像特征进行量化得到的图像特征。

21.如权利要求 17-20 任一所述的方法, 其特征在于, 所述按照所述第一量化步长, 对所述第一图像特征进行反量化, 以重构所述图像, 包括:

按照所述第一量化步长, 对所述第一图像特征进行反量化, 以得到所述图像的第三图像特征;

基于所述第三图像特征, 重构所述图像。

22.一种编码装置, 其特征在于, 所述装置包括:

第一确定模块, 用于确定待编码的图像的第一图像特征和第二图像特征, 所述第一图像特征为按照第一量化步长对所述第二图像特征进行量化得到的图像特征;

第二确定模块, 用于确定所述第二图像特征的第一超先验特征;

第一编码模块, 用于将所述第一超先验特征编入码流;

概率估计模块, 用于基于所述第一超先验特征, 通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数;

量化模块, 用于按照所述第一量化步长, 对所述第一概率分布参数进行量化, 以得到第二概率分布参数;

第二编码模块, 用于基于所述第二概率分布参数, 将所述第一图像特征编入所述码流。

23.如权利要求 22 所述的装置, 其特征在于, 所述第二确定模块包括:

第一超编码子模块, 用于将所述第二图像特征输入超编码网络, 以得到所述第一超先验特征。

24.如权利要求 22 所述的装置, 其特征在于, 所述第二确定模块包括:

反量化子模块, 用于按照所述第一量化步长, 对所述第一图像特征进行反量化, 以得到所述图像的第三图像特征;

第二超编码子模块, 用于将所述第三图像特征输入超编码网络, 以得到所述第一超先验

特征。

25.一种解码装置，其特征在于，所述装置包括：

第一解析模块，用于从码流中解析出待解码的图像的第一超先验特征；

概率估计模块，用于基于所述第一超先验特征，通过概率分布估计网络确定第一概率分布参数，所述第一概率分布参数表征所述图像的未量化的图像特征的概率分布；

量化模块，用于按照第一量化步长，对所述第一概率分布参数进行量化，以得到第二概率分布参数；

第二解析模块，用于基于所述第二概率分布参数，从所述码流中解析出所述图像的第一图像特征；

重构模块，用于按照所述第一量化步长，对所述第一图像特征进行反量化，以重构所述图像。

26.如权利要求 25 所述的装置，其特征在于，所述第一图像特征为按照所述第一量化步长对所述图像的第二图像特征进行量化得到的图像特征。

27.如权利要求 25 或 26 所述的装置，其特征在于，所述重构模块包括：

反量子模块，用于按照所述第一量化步长，对所述第一图像特征进行反量化，以得到所述图像的第三图像特征；

重构子模块，用于基于所述第三图像特征，重构所述图像。

28.一种编码装置，其特征在于，所述装置包括：

第一确定模块，用于确定待编码的图像的第一图像特征和第二图像特征，所述第一图像特征为按照第一量化步长对所述第二图像特征进行量化得到的图像特征；

第二确定模块，用于确定所述第二图像特征的第一超先验特征；

第一编码模块，用于将所述第一超先验特征编入码流；

概率估计模块，用于基于所述第一超先验特征，通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数，所述第二概率分布估计网络的网络参数是基于第一概率分布估计网络的网络参数和所述第一量化步长得到的，所述第一概率分布估计网络用于确定未量化的图像特征的概率分布；

第二编码模块，用于基于所述第二概率分布参数，将所述第一图像特征编入所述码流。

29.如权利要求 28 所述的装置，其特征在于，所述第二概率分布估计网络是将所述第一概率分布估计网络中最后一层的网络参数乘以所述第一量化步长后得到的。

30.如权利要求 28 或 29 所述的装置，其特征在于，所述第一概率分布估计网络的最后一层为卷积层，所述卷积层的网络参数包括权重和偏置。

31.一种解码装置，其特征在于，所述装置包括：

第一解析模块，用于从码流中解析出待解码的图像的第一超先验特征；

概率估计模块，用于基于所述第一超先验特征，通过第二概率分布估计网络确定第二概率分布参数，所述第二概率分布估计网络的网络参数是基于第一概率分布估计网络的网络参数和第一量化步长得到的，所述第一概率分布估计网络用于确定未量化的图像特征的概率分布；

第二解析模块，用于基于所述第二概率分布参数，从所述码流中解析出所述图像的第一图像特征；

重构模块，用于按照所述第一量化步长，对所述第一图像特征进行反量化，以重构所述图像。

32.如权利要求 31 所述的装置，其特征在于，所述第二概率分布估计网络是将所述第一概率分布估计网络中最后一层的网络参数乘以所述第一量化步长后得到的。

33.如权利要求 31 或 32 所述的装置，其特征在于，所述第一概率分布估计网络的最后一层为卷积层，所述卷积层的网络参数包括权重和偏置。

34.一种编码端设备，其特征在于，所述编码端设备包括存储器和处理器；

所述存储器用于存储计算机程序，所述处理器用于执行所述存储器中存储的所述计算机程序，以实现权利要求 1-5 任一项所述的编码方法，或者实现权利要求 12-16 任一项所述的编码方法。

35.一种解码端设备，其特征在于，所述解码端设备包括存储器和处理器；

所述存储器用于存储计算机程序，所述处理器用于执行所述存储器中存储的所述计算机程序，以实现权利要求 6-11 任一项所述的解码方法，或者实现权利要求 17-21 任一项所述的解码方法。

36.一种计算机可读存储介质，其特征在于，所述存储介质内存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求 1-5 任一所述的方法的步骤，或者实现权利要求 12-16 任一所述的方法的步骤，或者实现权利要求 6-11 任一所述的方法的步骤，或者实现权利要求 17-21 任一所述的方法的步骤。

37.一种计算机程序产品，其特征在于，所述计算机程序产品内存储有计算机指令，所述计算机指令被处理器执行时实现权利要求 6-11 任一所述的方法的步骤，或者实现权利要求 17-21 任一所述的方法的步骤，或者实现权利要求 1-5 任一所述的方法的步骤，或者实现权利要求 12-16 任一所述的方法的步骤。