(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 120019651 A
(43)申请公布日 2025.05.16

(21)申请号 202380070570.5
(22)申请日 2023.09.27
(30)优先权数据
22306480.9 2022.10.04 EP
(85)PCT国际申请进入国家阶段日
2025.04.01
(86)PCT国际申请的申请数据
PCT/EP2023/076733 2023.09.27
(87)PCT国际申请的公布数据
WO2024/074373 EN 2024.04.11
(71)申请人 交互数字CE专利控股有限公司
地址 法国巴黎
(72)发明人 B•B•达莫达兰 M•巴西拉尔 P•赫利尔 F•施尼茨勒
(74)专利代理机构 北京市中伦律师事务所 11410
专利代理师 钟锦舜
(51)Int.Cl.
H04N 19/147(2006.01)
H04N 19/19(2006.01)
H04N 19/124(2006.01)
G06N 3/045(2006.01)
G06N 3/084(2006.01)
H03M 7/00(2006.01)
H04N 19/98(2006.01)

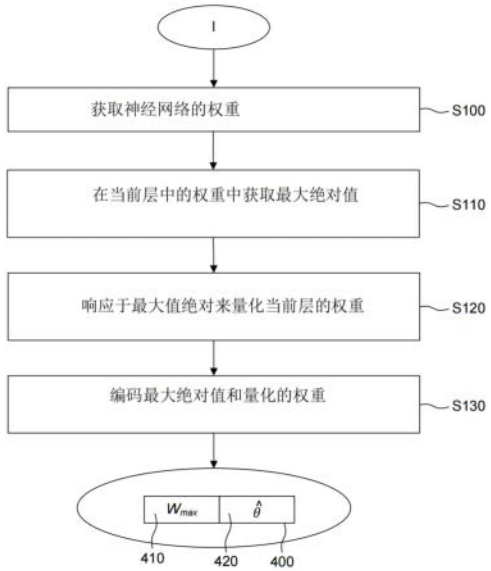
权利要求书2页 说明书15页 附图13页

(54)发明名称

基于神经网络的压缩方案中的权重的量化

(57)摘要

公开了一种编码方法。首先获取代表输入图像的神经网络的权重。然后获取代表所述神经网络的层中的权重的最大绝对值的至少一个值。响应于所述至少一个值来量化所述层的权重。最终将所述至少一个值和所量化的权重编码到比特流中。可以将这些编码的权重提供给被配置为重建图像的解码器。



CN 120019651 A

1.一种编码方法,包括:

获取神经网络的权重,所述权重代表输入图像;

获取代表所述神经网络的层中的权重的最大绝对值的至少一个值;

响应于所述至少一个值来量化所述层的权重;以及

将所述至少一个值和所量化的权重编码到比特流中。

2.如权利要求1所述的方法,其中响应于所述至少一个值来量化所述层的权重包括:

将所述权重除以所述至少一个值以获取归一化权重;以及

使用固定比特量化器来量化所归一化的权重。

3.如权利要求1或2所述的方法,其中对所量化的权重进行编码包括使用由边界符号值的固定概率和剩余符号的高斯分布定义的概率模型对所量化的权重进行熵编码。

4.如权利要求3所述的方法,其中将所述高斯分布的均值和标准差编码到所述比特流中。

5.如权利要求1至4中任一项所述的方法,其中获取神经网络的权重包括最小化所述输入图像与从由反量化权重参数化的神经网络所重建的图像之间的失真。

6.如权利要求1至4中任一项所述的方法,其中获取神经网络的权重包括最小化损失函数,所述损失函数是第一失真与第二失真之间的加权和,其中所述第一失真是所述输入图像与从由反量化权重参数化的所述神经网络所重建的图像之间的失真,并且所述第二失真是从由具有全精度的固定权重参数化的所述神经网络所重建的图像与从由反量化权重参数化的所述神经网络所重建的图像之间的失真。

7.如权利要求1至4中任一项所述的方法,其中获取神经网络的权重包括最小化损失函数,所述损失函数是第一失真与第二失真之间的加权和,其中所述第一失真是所述输入图像与从由反量化权重参数化的所述神经网络所重建的图像之间的失真,并且所述第二失真是从由非量化的权重参数化的所述神经网络所重建的图像与从由反量化权重参数化的所述神经网络所重建的图像之间的失真。

8.如权利要求1至7中任一项所述的方法,其中所述权重属于权重集合,所述权重集合包括偏差和张量值。

9.一种解码方法,包括:

获取比特流,所述比特流包括代表神经网络的层中的权重的最大绝对值的至少一个值和所述层的量化的权重;

从所述比特流解码所述至少一个值和神经网络的所述量化的权重;

响应于所述至少一个值来对所述层的所量化的权重进行逆量化以获取反量化的权重;以及

使用由所反量化的权重参数化的神经网络来重建图像。

10.如权利要求9所述的方法,其中响应于所述至少一个值来逆量化所述层的权重包括:

使用固定比特量化器对所量化的权重进行逆量化;以及

将所逆量化的权重与所述至少一个值相乘以获取反量化的权重。

11.如权利要求9或10所述的方法,其中对所量化的权重进行解码包括使用由边界符号值的固定概率和剩余符号的高斯分布定义的概率模型对所量化的权重进行熵解码。

12.如权利要求11所述的方法,其中从所述比特流解码所述高斯分布的均值和标准差。

13.如权利要求8至12中任一项所述的方法,其中所述权重属于权重集合,所述权重集合包括偏差和张量值。

14.一种编码设备,包括一个或多个处理器和耦合到所述一个或多个处理器的至少一个存储器,其中所述一个或多个处理器被配置为执行如权利要求1至8中任一项所述的方法。

15.一种解码设备,包括一个或多个处理器和耦合到所述一个或多个处理器的至少一个存储器,其中所述一个或多个处理器被配置为执行如权利要求9至13中任一项所述的方法。

16.一种计算机程序,包括程序代码指令,所述程序代码指令当由处理器执行时用于实现根据权利要求1至13中任一项所述的方法。

17.一种计算机可读存储介质,其上存储有指令,所述指令用于在由处理器执行时实现根据权利要求1至13中任一项所述的方法。

基于神经网络的压缩方案中的权重的量化

[0001] 相关申请的交叉引用

[0002] 本申请要求2022年10月4日提交的欧洲申请号22306480.9的权益,该申请通过引用以其全文并入本文。

技术领域

[0003] 本实施例中的至少一个总体涉及一种用于编码(分别解码)神经网络的权重的方法和设备,所述权重代表图像。

背景技术

[0004] 图像和视频压缩是图像处理中的基本任务,其在视频流大规模流行和增加的时代变得至关重要。得益于社会数十年来的巨大努力,传统方法已达到目前最先进的率失真性能,并且主导了当前的工业编解码器解决方案。端到端可训练深度模型最近作为替代方案出现并取得了有前途的结果。现在,即使在单幅图像压缩的峰值信噪比方面,它们也击败了最好的传统压缩方法(VVC、通用视频编码)。

发明内容

[0005] 在一个实施例中,公开了一种编码方法,包括:

[0006] 获取神经网络的权重,所述权重代表输入图像;

[0007] 获取代表所述神经网络的层中的权重的最大绝对值的至少一个值;

[0008] 响应于所述至少一个值来量化所述层的权重;以及

[0009] 将所述至少一个值和所量化的权重编码到比特流中。

[0010] 公开了一种编码设备,所述编码设备包括一个或多个处理器和耦合到所述一个或多个处理器的至少一个存储器,其中所述一个或多个处理器被配置为执行刚才上文公开的所述方法。

[0011] 在另一个实施例中,公开了一种解码方法,包括:

[0012] 获取比特流,所述比特流包括代表神经网络的层中的权重的最大绝对值的至少一个值和所述层的量化的权重;

[0013] 从所述比特流解码所述至少一个值和神经网络的所述量化的权重;

[0014] 响应于所述至少一个值来对所述层的所量化的权重进行逆量化以获取反量化的权重;以及

[0015] 使用由所反量化的权重参数化的神经网络来重建图像。

[0016] 公开了一种解码设备,所述解码设备包括一个或多个处理器和耦合到所述一个或多个处理器的至少一个存储器,其中所述一个或多个处理器被配置为执行上文公开的所述方法。

[0017] 本文描述了可以单独使用或组合使用的另外的实施例。

[0018] 一个或多个实施例还提供了一种计算机程序,所述计算机程序包括指令,所述指

令当由一个或多个处理器执行时使得所述一个或多个处理器执行根据本文描述的任何实施例的用于编码/解码图像或视频数据的所述方法。本实施例中的一个或多个实施例还提供了一种非暂态计算机可读介质和/或计算机可读存储介质,其上存储有用于根据本文描述的方法来编码/解码图像或视频数据的指令。

[0019] 一个或多个实施例还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具有存储在其上的根据本文描述的方法生成的编码数据,例如比特流。一个或多个实施例还提供了一种用于发射或接收根据本文描述的方法生成的编码数据(例如比特流)的方法和设备。

附图说明

[0020] 图1示出了可以在其内实施本实施例的各方面的系统的框图;

[0021] 图2示出了用于使用深度神经网络对图像进行编码的基于端到端神经网络的压缩系统200的示例;

[0022] 图3示出了用于对图像进行编码的基于端到端隐式神经网络的压缩系统的示例;

[0023] 图4示出了根据实施例的用于编码的方法的流程图的示例;

[0024] 图5示出了根据至少一个实施例的图像解码器的示例;

[0025] 图6示出了根据实施例的用于解码的方法的流程图的示例;

[0026] 图7示出了根据实施例的用于训练意识到量化的INR的方法;

[0027] 图8示出了根据实施例的用于编码的方法的流程图的示例;

[0028] 图9示出了根据实施例的用于熵编码的模型;

[0029] 图10示出了根据至少一个实施例的图像解码器的示例;

[0030] 图11示出了根据实施例的用于解码的方法的流程图的示例;以及

[0031] 图12至图14示出了使用根据至少一个实施例的方法获取的实验结果。

具体实施方式

[0032] 本申请描述了各种方面,包括工具、特征、实施例、模型、方法等。这些方面中的许多方面都被描述成具有特异性,并且至少为了显示各个特征,通常以听起来可能具有限制性的方式进行描述。然而,这是为了描述清晰的目的,并且不限制这些方面的应用或范围。实际上,所有不同的方面都可以组合和互换以提供另外的方面。此外,这些方面也可以与先前的文件中描述的方面组合和互换。

[0033] 本申请中描述和设想的方面可以以许多不同的形式实现。至少一个方面总体涉及视频编码和解码,并且至少一个其他方面总体涉及发射生成或编码的比特流。这些和其他方面可以实现为方法、设备、其上存储有用于根据所述任何方法编码或解码视频数据的指令的计算机可读存储介质和/或其上存储有根据所述任何方法生成的比特流的计算机可读存储介质。

[0034] 在本申请中,可以互换使用术语“重建”和“解码”,可以互换使用术语“编码”或“编译”,可以互换使用术语“像素”和“样本”,并且可以互换使用术语“图像”、“图片”和“帧”。通常但不一定的是,术语“重建”用在编码器侧,而“解码”用在解码器侧。

[0035] 本文描述了各种方法,并且这些方法中的每种方法包括用于实现所述方法的一个

或多个步骤或动作。除非方法的正确操作需要步骤或动作的特定顺序,否则可以修改或组合特定步骤和/或动作的顺序和/或使用。另外地,在各种实施例中,可以使用诸如“第一”、“第二”等术语来修饰元件、部件、步骤、操作等,诸如,例如“第一解码”和“第二解码”。除非特别要求,否则使用此类术语并不暗示对所修饰的操作进行排序。因此,在该示例中,第一解码不需要在第二解码之前执行,而是可以在例如第二解码的之前、期间或与第二解码重叠的时间段内发生。

[0036] 图1示出了其中可以实现各种方面和实施例的系统的示例的框图。系统100可以体现为包括下面描述的各种部件的装置,并且被配置为执行本申请中描述的一个或多个方面。此类装置的示例包括但不限于各种电子装置,诸如个人计算机、膝上型计算机、智能手机、平板计算机、数字多媒体机顶盒、数字电视接收器、个人视频记录系统、连接的家用器具以及服务器。系统100的元件可以单独或组合地体现在单个集成电路、多个IC和/或离散部件中。例如,在至少一个实施例中,系统100的处理元件和编码器/解码器元件分布在多个IC和/或离散部件上。在各种实施例中,系统100经由例如通信总线或通过专用输入和/或输出端口通信地耦合到其他系统或其他电子装置。在各种实施例中,系统100被配置为实现本申请中描述的一个或多个方面。

[0037] 系统100包括至少一个处理器110,其配置成执行加载在其中的指令,以用于实现例如本申请中描述的各个方面。处理器110可以包括嵌入式存储器、输入输出接口和本领域已知的各种其他电路。系统100包括至少一个存储器120(例如,易失性存储器装置和/或非易失性存储器装置)。系统100包括存储装置140,该存储装置可以包括非易失性存储器和/或易失性存储,包括但不限于EEPROM、ROM、PROM、RAM、DRAM、SRAM、闪存、磁盘驱动器和/或光盘驱动器。作为非限制性示例,存储装置140可以包括内部存储装置、附接的存储装置和/或网络可访问的存储装置。

[0038] 系统100包括编码器/解码器模块130,其配置成例如处理数据以提供编码视频或解码视频,并且编码器/解码器模块130可以包括其自己的处理器和存储器。编码器/解码器模块130表示可以包括在装置中以执行编码和/或解码功能的模块。众所周知,装置可以包括编码和解码模块中的一个或两个。此外,编码器/解码器模块130可以实现为系统100的独立元件,或者可以结合在处理器110内作为本领域技术人员已知的硬件和软件的组合。

[0039] 要被加载到处理器110或编码器/解码器模块130上以执行本申请中描述的各个方面的程序代码可以存储在存储装置140中,并且随后被加载到存储器120上以供处理器110执行。根据各种实施例,处理器110、存储器120、存储装置140和编码器/解码器模块130中的一者或多者可以在执行本申请中描述的过程期间存储各种项目中的一者或多者。此类存储的项目可以包括但不限于输入视频、解码视频或解码视频的部分、比特流、矩阵、变量以及来自等式、公式、运算和操作逻辑处理的中间或最终结果。

[0040] 在一些实施例中,处理器110和/或编码器/解码器模块130内部的存储器用于存储指令,并为编码或解码期间所需的处理提供工作存储器。然而,在其他实施例中,处理装置(例如,处理装置可以是处理器110或编码器/解码器模块130)外部的存储器用于这些功能中的一者或多者。外部存储器可以是存储器120和/或存储装置140,例如,动态易失性存储器和/或非易失性闪存存储器。在若干实施例中,外部非易失性闪存存储器用于存储电视的操作系统。在至少一个实施例中,诸如RAM的快速外部动态易失性存储器用作视频编码和解

码运算的工作存储器。

[0041] 如块105所示,可以通过各种输入装置向系统100的元件提供输入。此类输入装置包括但不限于:(i)接收例如由广播方通过空中发射的射频(RF))信号的RF部分,(ii)分量(COMP)输入终端(或COMP输入终端的集合),(iii)通用串行总线(USB)输入终端,和/或(iv)高清晰度多媒体接口(HDMI)输入终端。图1中未示出的其他示例包括复合视频。

[0042] 在各种实施例中,块105的输入装置具有本领域已知的相关联的相应输入处理元件。例如,RF部分可以与适合于以下操作的元件相关联:(i)选择期望的频率(也称为选择信号,或者将信号频带限制到频带),(ii)下变频所选择的信号,(iii)再次频带限制到较窄的频带,以选择(例如)在某些实施例中可以被称为信道的信号频带,(iv)解调下变频和频带限制的信号,(v)执行纠错,以及(vi)解复用以选择目标数据分组流。各种实施例的RF部分包括执行这些功能的一个或多个元件,例如,频率选择器、信号选择器、频带限制器、信道选择器、滤波器、下变频器、解调器、纠错器和解复用器。RF部分可以包括执行这些功能中的各种功能的调谐器,包括例如将接收信号下变频到较低频率(例如,中频或近基带频率)或基带。在一个机顶盒实施例中,RF部分及其相关联的输入处理元件接收通过有线(例如,电缆)介质发射的RF信号,并通过滤波、下变频和再次滤波到目标频带来执行频率选择。各种实施例重新排列上述(和其他)元件的次序,移除这些元件中的一些和/或添加执行类似或不同功能的其他元件。添加元件可以包括在现有元件之间插入元件,例如,插入放大器和模数转换器。在各种实施例中,RF部分包括天线。

[0043] 此外,USB和/或HDMI端子可以包括各自的接口处理器,用于通过USB和/或HDMI连接将系统100连接到其他电子装置。应当理解,可以根据需要在例如单独的输入处理IC内或者在处理器110内实现输入处理的各个方面,例如Reed-Solomon纠错。类似地,可以根据需要在单独的接口IC内或在处理器110内实现USB或HDMI接口处理的各方面。将经过解调、纠错和解复用的流提供给各种处理元件,包括例如处理器110以及与存储器和存储元件结合操作的编码器/解码器模块130,以根据需要处理数据流,以便在输出装置上呈现。

[0044] 系统100的各种元件可以设置在集成外壳内。在集成外壳内,各种元件可以使用合适的连接布置115互连并在其间传输数据,连接布置例如是本领域已知的内部总线,包括I2C总线、布线和印刷电路板。

[0045] 系统100包括通信接口150,其能够经由通信信道190与其他装置通信。通信接口150可以包括但不限于配置成通过通信信道190发送和接收数据的收发器。通信接口150可以包括但不限于调制解调器或网卡,并且通信信道190可以在例如有线和/或无线介质中实现。

[0046] 在各种实施例中,使用Wi-Fi网络(诸如IEEE 802.11(IEEE是指电气和电子工程师协会))向系统100流式传输数据。这些实施例的Wi-Fi信号是通过适于Wi-Fi通信的通信信道190和通信接口150接收的。这些实施例的通信信道190通常连接到接入点或路由器,该接入点或路由器提供对包括互联网的外部网络的访问,以允许流应用和其他过顶通信。其他实施例使用机顶盒向系统100提供流数据,机顶盒通过输入块105的HDMI连接传递数据。同样,其他实施例使用输入块105的RF连接向系统100提供流数据。如上所指示,各种实施例以非流式传输方式提供数据。另外地,各种实施例使用除Wi-Fi之外的无线网络,例如,蜂窝网络或蓝牙网络。

[0047] 系统100可以向各种输出装置提供输出信号,包括显示器165、扬声器175和其他外围装置185。各种实施例的显示器165包括例如触摸屏显示器、有机发光二极管(OLED)显示器、曲面显示器和/或可折叠显示器中的一者或多者。显示器165可以用于电视、平板电脑、膝上型计算机、手机(移动电话)或其他装置。显示器165还可以与其他部件集成(例如,如在智能手机中),或是单独的(例如,膝上型计算机的外部监视器)。在实施例的各种示例中,其他外围装置185包括独立数字视频光盘(或数字多功能光盘)(DVR,用于这两个术语)、光盘播放器、立体声系统和/或照明系统中的一者或多者。各种实施例使用基于系统100的输出来提供功能的一个或多个外围装置185。例如,光盘播放器执行播放系统100的输出的功能。

[0048] 在各种实施例中,使用诸如AV的信令在系统100与显示器165、扬声器175或其他外围装置185之间传送控制信号。链路、CEC或使得能够在有或没有用户干预的情况下进行装置到装置控制的其他通信协议。输出装置可以经由通过相应接口160、170和180的专用连接通信地耦合到系统100。替代地,输出装置可以经由通信接口150使用通信通道190连接到系统100。显示器165和扬声器175可以与电子装置(例如,电视)中的系统100的其他部件一起集成在单个单元中。在各种实施例中,显示接口160包括显示驱动器,例如,时序控制器(TCon)芯片。

[0049] 例如,如果输入105的RF部分是独立机顶盒的一部分,则显示器165和扬声器175可以可替换地与其他组件中的一个或多个分离。在其中显示器165和扬声器175是外部组件的各种实施例中,输出信号可以经由专用输出连接来提供,包括例如HDMI端口、USB端口或COMP输出。

[0050] 实施例可以通过由处理器110或由硬件或由硬件和软件的组合实现的计算机软件来执行。作为非限制性示例,实施例可以通过一个或多个集成电路来实现。作为非限制性示例,存储器120可以是适合于技术环境的任何类型,并且可以使用任何适当的数据存储技术来实现,诸如光学存储器装置、磁性存储器装置、基于半导体的存储器装置、固定存储器和可移动存储器。作为非限制性示例,处理器110可以是适合于技术环境的任何类型,并且可以涵盖一个或多个微处理器、通用计算机、专用计算机和基于多核架构的处理器。

[0051] 图2示出了用于使用深度神经网络对图像进行编码的基于端到端神经网络的压缩系统200的示例。要编码的输入图像I首先由深度神经网络编码器210(以下称为深度编码器)处理。编码器的输出y称为图像的嵌入。该嵌入通过通过量化器Q、然后通过熵编码器(例如算术编码器AE)而例如编码成比特流220。得到的比特流220通过通过熵解码器(例如算术解码器AD)进行解码,以重建量化的嵌入$\hat{y}$。重建的量化的嵌入可以由深度神经网络解码器230(以下称为深度解码器或解码器)处理,以获取解压缩的图像$\hat{I}$。

[0052] 深度编码器和解码器由诸如卷积层的多个神经层组成。每个神经层都可以描述为函数,该函数首先将输入乘以张量,添加称为偏差的矢量,然后对结果值应用非线性函数。张量和偏差的值由术语“权重”表示。权重和(如果适用)非线性函数的参数称为网络的参数。在这种压缩系统中,基于在编码和解码时应该已知的预定模型,编码器和解码器是固定的。编码器和解码器神经网络例如被同时训练,以便它们兼容。实际上,为了学习编码器和解码器的权重,神经网络在海量图像数据库D上进行训练。它们有时一起被称为“自动编码器”,它对输入进行编码然后重建它。解码器的架构通常与编码器相反,尽管某些层或它们

的顺序可以略有不同。

[0053] 图3示出了用于对图像进行编码的基于端到端隐式神经网络(INR)的压缩系统300的示例。该系统包括编码器312和解码器332,该编码器生成编码数据(例如,呈比特流320的形式)。编码器312包括INR 310,并且解码器332包括INR 330。与使用潜在点来控制率失真目标的基于自动编码器的图像压缩相比,在基于INR的压缩系统中,率(R)-失真(D)权衡由权重的数量或神经网络的大小来控制。因此,对于不同的率,INR具有不同的神经网络架构和不同的权重数量。如图3所示,INR 310或330将像素坐标(x、y)映射到像素值,例如(R、G、B)值或其他值,诸如YCbCr、YUV或给定颜色空间的任意其他颜色值,例如在考虑RGB颜色空间的情况下$f_\theta(x,y)=(r,g,b)$,其中$f_\theta()$是INR函数。INR使用多层感知器(MLP)来设计,其中"L"是层数,每个层包含所需数量的隐藏神经元。每个层都可以描述为函数,该函数首先将输入值乘以张量,添加偏差,并且最后通过非线性激活函数来转换结果。张量和偏差的值由术语"权重"表示,并且表示为θ。这些权重是未知的,并且要在编码器侧进行估计。

[0054] 使用INR函数f_θ来压缩图像I相当于确定这些权重以便进行存储或发射。为此,图像I首先由负责确定来自图像I的权重θ的INR 310来处理。权重θ通过经由量化器Q、然后经由编码器ENC(例如,诸如算术编码器的熵编码器)而例如编码成比特流320。所得的比特流通过经由解码器DEC而进行解码,以重建量化的权重,该量化的权重由逆量化器IQ(又称为反量化器)反量化。然后将要重建的图像的像素坐标输入到由反量化权重参数化的INR 330中,以获取重建图像$\hat{I}$。

[0055] 与自动编码器相反,可以通过学习要编码的图像I来确定权重θ。因此,每个要编码的图像都有其自己的相关联的权重。权重θ可以通过最小化以下损失函数来确定:

[0056] $$Loss=\frac{1}{MN}\sum_{x,y}d(I(x,y),f_{\theta}(x,y)) \qquad (1)$$

[0057] 在等式(1)中,对大小为M×N的图像中的坐标(x、y)的所有像素求总和,d是测量重建像素值(也称为预测像素值,表示为$f_\theta(x,y)$)与图像I的实际像素值(表示为I(x、y))之间的相似性的失真。因此,d可以是任何可微分的失真测量,诸如均方误差。也可以使用感知指标,诸如LPIPS(学习感知图像块相似性)。在这种情况下,损失是神经网络的激活之间的均方误差。权重θ可以通过批量梯度下降法或随机梯度下降法来确定。INR中使用的非线性激活函数在底层图像中的高频信号的过度拟合中起到至关重要的作用。正弦激活函数可以用于捕获高频细节并更好地过度拟合图像I。

[0058] 对于每个图像I,都有一个特定的INR函数f_θ与给定图像I过度拟合。由f_θ重建的图像的质量取决于神经网络的大小。由于权重用作图像的描述符,因此神经网络的大小越大,位长越高。另一方面,限制权重的数量将以失真为代价减少位长。

[0059] 用于量化权重的一些现有方法通过将32比特精度权重量化为16比特精度权重来执行权重的简单量化。也可以使用训练后量化或原始量化感知训练方法。然而,这些方法的压缩效率不是最佳的,因为INR不知道来自训练后量化或量化方法的失真,并且熵模型在现有的量化感知训练过程中效率不高。

[0060] 下文描述的实施例旨在改进量化和可能的熵编码以提高压缩效率,即在重建质量损失可忽略不计或最小的情况下减小权重的文件大小。该原理也可以应用于视频序列的图

像(即帧)的编码/解码。此外,下文公开的解码方法使得可以逐步解码图像,例如通过首先解码图像的部分或低分辨率图像,只需通过在各个像素位置(例如两个像素中的一个)处评估函数f_θ即可。使用自动编码器难以对图像进行部分解码。

[0061] 图4示出了根据实施例的用于编码图像I的方法的流程图的示例。该方法可以由图3的编码器312操作,并且例如在图1的系统100中实现。设$\boldsymbol{\theta}_w = [\boldsymbol{\theta}_{w^1}, \boldsymbol{\theta}_{w^2}, \ldots, \boldsymbol{\theta}_{w^L}]$是张量值的集合,并且$\boldsymbol{\theta}_b = [\boldsymbol{\theta}_{b^1}, \boldsymbol{\theta}_{b^2}, \ldots, \boldsymbol{\theta}_{b^L}]$是具有全精度的所有层的集合偏差,并且$\theta = [\theta_w, \theta_b]$。这些权重可以在步骤S100处通过最小化等式(1)的损失函数以全精度(例如32比特浮点权重)训练神经网络来获取。

[0062] 在步骤S110中,在一种权重类型中、例如在张量值中或在偏差中在索引l的当前层中获取最大绝对值。最大绝对值是针对此类型的权重(例如,对于张量值)计算的,如下所示:

[0063] $$w_{max}^{l} = \max(|\boldsymbol{\theta}_{w^l}|)$$

[0064] 在步骤S120中,响应于获取的最大绝对值对当前层中的权重进行量化,以获取量化的权重。量化权重包括将权重除以获取的最大绝对值,以获取归一化权重,如下所示:

[0065] $$\boldsymbol{\theta}_{nw^l} = \frac{\boldsymbol{\theta}_{w^l}}{w_{max}^{l}}$$

[0066] 然后使用固定比特量化器对归一化权重进行量化。设q是用于量化权重的固定比特数。在一个示例中,对于8比特量化,q=8,并且$k = \frac{2^q}{2} - 1$。重获量化的权取如下:

[0067] $$Q(\boldsymbol{\theta}_{w^l}) = \widehat{\boldsymbol{\theta}}_{w^l} = round(\boldsymbol{\theta}_{nw^l}.k)$$

[0068] 换句话说,直接获取量化的权重如下:

[0069] $$Q(\boldsymbol{\theta}_{w^l}) = \widehat{\boldsymbol{\theta}}_{w^l} = round(\frac{\boldsymbol{\theta}_{w^l}}{\max(|\boldsymbol{\theta}_{w^l}|)}.k)$$

[0070] 固定比特数(q)对于整个数据集可以相同。在变型中,q的值可以根据要编码的任何传入图像进行选择,并且因此可以因图像而异。在这种情况下,q的值可以编码到比特流中,从而在解码器侧进行解码。

[0071] 在步骤S130中,使用n比特(例如n=16比特)对最大绝对值w_{max}^{l}进行编码,并且将量化的权重$\widehat{\boldsymbol{\theta}}_{w^l}$编码在例如比特流400中,该比特流可以存储在存储介质上或者发射到另一装置,例如发射到解码器。量化的权重可以使用q比特直接写入比特流中。在变型中,量化的权重可以例如使用算术编码器进行熵编码。本领域技术人员将理解,比特流400中的元素410(编码的最大绝对值)和420(编码的量化权重)可以按任何顺序排列,或者甚至可以在比特流中交错排列。

[0072] 在一个示例中,可以对另一层重复上述步骤S110至S130。在一个示例中,针对所有剩余层重复上述步骤S110至S130,并且将所有层的固定比特量化权重表示为$\widehat{\boldsymbol{\theta}}_w = [\widehat{\boldsymbol{\theta}}_{w^1}, \ldots, \widehat{\boldsymbol{\theta}}_{w^L}]$.。对所有层的权重的最大绝对值进行编码除了固定比特量化的权重

之外还需要花费L×n比特。

[0073] 以类似的方式,可以重复上述步骤S110至S130,以便对一个当前层或多于一个层(例如所有层)的另一类型的权重(例如偏差)进行量化和编码。层l的量化的偏差被表示为$\hat{\theta}_{b^l}$,并且最大绝对值被表示为b^l_{max}。所有层的固定比特量化的偏差被表示为$\hat{\theta}_b = [\hat{\theta}_{b^1}, \ldots, \hat{\theta}_{b^L}]$。

[0074] 除了网络权重之外,对当前层的张量和偏差的最大绝对值进行编码还需要花费2×L×n比特。在这种情况下,$w_{max} = [w^1_{max}, \ldots, w^L_{max}, b^1_{max}, \ldots, b^L_{max}]$

[0075] 在一个示例中,可以仅量化权重的子集,例如仅量化偏差、仅量化张量值和/或仅量化某些层。在这种情况下,因此在比特流中仅发信号通知最大绝对值的子集,例如仅发信号通知$[b^1_{max}, \ldots, b^L_{max}]$。

[0076] 在一个示例中,上述量化可以一次对所有量化的权重执行,而不是在层上的迭代过程中执行。

[0077] 上述迭代过程不是逐层执行,而是可以在任何权重的子集上执行,例如逐个权重、逐个神经元、逐个神经元组或这些子集的任意组合执行,包括例如在每次迭代时量化某些/所有层的一些权重。

[0078] 图5示出了根据至少一个实施例的图像解码器432的示例。该图像解码器432例如在图1的系统100中实现,并且适于解码编码的数据,例如被排列为比特流400的数据,包括编码的最大绝对值410和编码的量化的权重420。从比特流解码(dec)编码的最大绝对值410。响应于解码的最大绝对值来解码(DEC)编码的量化的权重420并进行逆量化(也称为反量化)。然后将要重建的图像的像素坐标输入到由反量化权重参数化的INR 430中,以获取重建图像$\hat{I}$。

[0079] 图6示出了根据实施例的用于解码的方法的流程图的示例。该方法可以由图3的解码器332或图5的解码器432操作,并且例如在图1的系统100中实现。

[0080] 在步骤S600中,解码器获取例如从另一装置接收或从存储介质读取的呈比特流形式的编码数据。编码数据,例如比特流400,包括至少一个最大绝对值w_{max}410和量化的权重$\hat{\theta}$420,例如如图5所示。

[0081] 在步骤S610中,从比特流解码量化的权重$\hat{\theta}$和至少一个最大值w_{max}。该步骤是编码器侧的步骤S130的逆步骤。因此,在量化的权重被熵编码的情况下,它们在S610处被熵解码。

[0082] 在步骤S620中,对解码的量化的权重进行逆量化。作为示例,对于当前层l和张量值,逆量化的权重获取如下:$Q^{-1}(\hat{\theta}_{w^l}) = \frac{\hat{\theta}_{w^l}}{k} w^l_{max}$。相同的原理可以适用于所有层和所有类型的权重,例如偏差,或者取决于编码内容的偏差的子集。

[0083] 在步骤S630中,然后将要重建的图像的像素坐标输入到由反量化权重参数化的INR 330中,以获取重建图像$\hat{I}$。

[0084] 图7示出了根据实施例的用于训练意识到量化的INR的方法。该方法可以用于在步

骤S100处获取要编码的权重。

[0085] 量化感知训练可以从已训练的模型的具有全精度的权重θ^*(例如32比特浮点权重)开始。换句话说,在步骤S100-1处获取初始权重,例如权重θ^*。在变型中,可以改为获取权重的默认随机初始化。

[0086] 在步骤S100-2中,通过应用图4中方法的步骤S110至S120将这些权重量化为量化的权重$\widehat{\boldsymbol{\theta}}$(即,$\widehat{\boldsymbol{\theta}}_{x^l} = round\left(\frac{\boldsymbol{\theta}_{x^l}}{\max(|\boldsymbol{\theta}_{x^l}|)} . k\right)$,其中x=w或x=b,并且用作参数的初始值。

[0087] 在步骤S100-3中,将量化的权重反量化如下:

[0088] $$Q^{-1}\left(\widehat{\boldsymbol{\theta}}_{x^l}\right) = \frac{\widehat{\boldsymbol{\theta}}_{x^l}}{\boldsymbol{k}} x^l_{max}$$

[0089] 反量化的权重被表示为$\breve{\boldsymbol{\theta}}$。

[0090] 在步骤S100-4中,重建损失计算如下:

[0091] $$Loss = \frac{1}{MN}\sum_{x,y} d(I(x,y), f_{\breve{\theta}}(x,y)) \qquad (2)$$

[0092] 该损失函数由$f_{\breve{\theta}}(x,y)$(称为量化模型的预测,即从使用反量化的权重$\breve{\boldsymbol{\theta}}$参数化的神经网络INR重建的图像)与原始输入图像I之间的失真d()定义。

[0093] 在步骤S100-5中,响应于重建损失使用批量梯度下降法或随机梯度下降法来更新权重。

[0094] 重复这些步骤S100-2至S100-5,直到达到停止标准(S100-6)。停止标准可以是收敛标准(例如,损失<阈值)或达到一定次数K的迭代,例如K=10000。

[0095] 在第一变型中,基于从量化模型的预测$f_{\breve{\theta}}(x,y)$与原始输入图像I之间的失真定义的损失函数的量化感知训练被修改为包括具有超参数λ的规则项T。因此,在训练期间,最小化以下损失函数而不是等式(2)的损失:

[0096] $$Loss = \frac{1}{MN}\sum_{x,y} d(I(x,y), f_{\breve{\theta}}(x,y)) + \lambda T \qquad (3)$$

[0097] 正则化项T可以具有各种定义。

[0098] 在第一示例中,T是量化模型的预测$f_{\breve{\theta}}(x,y)$与固定(整个训练期间)全精度模型的预测$f_{\theta^*}(x,y)$=之间的失真。换句话说,T是从用反量化的权重$\breve{\boldsymbol{\theta}}$参数化的神经网络INR重建的图像与从用全精度权重$\theta^*$参数化的神经网络INR重建的图像之间的失真。因此,在训练过程中,以下损失函数被最小化:

[0099] $$Loss = \frac{1}{MN}\sum_{x,y} d(I(x,y), f_{\breve{\theta}}(x,y)) + \lambda d\left(f_{\theta^*}(x,y), f_{\breve{\theta}}(x,y)\right) \qquad (4)$$

[0100] 在第二示例中,T是在当前迭代处量化模型的预测$f_{\breve{\theta}}(x,y)$与未量化模型的预测$f_{\theta}(x,y)$之间的失真。换句话说,T是从用反量化的权重$\breve{\theta}$参数化的神经网络INR重建的图像与从用未量化的权重θ.参数化的神经网络INR重建的图像之间的失真。因此,在训练过程中,以下损失函数被最小化:

[0101] $$Loss=\frac{1}{MN}\sum_{x,y}d(I(x,y),f_{\breve{\theta}}(x,y))+\lambda d\left(f_{\theta}(x,y),f_{\breve{\theta}}(x,y)\right) \quad (5)$$

[0102] 在训练中使用正则化项T至少具有两个优点。首先,它平滑在前向传递过程中由量化引入的梯度中的噪声。在神经网络文献中,前向传递表示从“输入”到“输出”的流动方向。后向传递表示从“输出”到“输入”的流动方向,此后的梯度被向后传播。

[0103] 其次,在量化模型$f_{\breve{\theta}}(x,y)$无法收敛到原始图像中的高频分量的情况下,至少其会尝试收敛到比原始图像具有更少高频分量的全精度模型的预测$f_{\theta^*}(x,y)$。因此,该正则化项有助于优化,尤其是有助于针对更高质量的优化。

[0104] 为了具有更快的编码,只需最小化等式(4)中的正则化项就足够了,即$d\left(f_{\theta^*}(x,y),f_{\breve{\theta}}(x,y)\right)$。可以选择一次超参数λ并将其用于整个数据集,或者其可以根据特定图像进行调整。在编码过程中,可以在多个装置中针对超参数集合中的每个超参数进行训练,例如使用更快的编码,而不是在单个装置上进行编码。对应于较低损失的权重是经量化和编码的权重。具有图像特定的超参数λ带来更好的性能。

[0105] 在反向传递期间,由于量化的性质是不可微分的,因此使用直通估计器(STE)计算梯度,并且使用任意优化器更新权重。最后,一旦确定,权重(张量值和/或偏差)会被量化为q比特并进行编码。为此目的,与前述实施例一样,将步骤S110至S130应用于通过上述训练方法获取的权重。因此,确定每个层和每种类型的权重(张量、偏差等)的最大绝对值。响应于获取的最大绝对值对通过上述训练方法获取的权重进行量化。使用n比特(例如n=16比特)对获取的最大绝对值进行编码,并且例如通过熵编码器对量化的权重$\hat{\theta}$进行编码。

[0106] 图8示出了根据另一实施例的用于编码图像I的方法的流程图的示例。该方法可以由图3的编码器312操作,并且例如在图1的系统100中实现。与图4上所描绘的编码方法的步骤相同的步骤在图9上用相同的数字参考标识。具体地,该方法包括步骤S100、S110和S120。如参考先前的实施例所述,在步骤S130处,可以使用q比特将量化的权重直接写入比特流中。然而,它们也可以使用各种方法进行编码,例如熵编码方法,并且更具体地说是算术编码方法,以获取额外的压缩效率。熵编码可以利用权重分布形状,并且对q比特量化的权重$\hat{\theta}=[\hat{\theta}_w,\hat{\theta}_b]$进行建模以遵循显式单变量概率分布,即边界值的固定概率P_{border}(对于8比特量化,它是-127和+127,或者更一般地,对于q比特量化,它是$-(2^{q-1}-1)$和$+(2^{q-1}-1)$),以及其余符号的高斯分布G,如图9所示。实际上,在每一层中,至少有一个符号的值是最大绝对值(正值或负值)。在8比特量化的情况下,此符号可以是-127或+127,并且它们的概率无法很好地拟合任何高斯分布。由于存在要编码的权重的$|\hat{\theta}|=|\hat{\theta}_w|+|\hat{\theta}_b|$个数量,并且

$|\widehat{\boldsymbol{\theta}}_{\boldsymbol{w}}|$个张量值中的至少L个和$|\widehat{\boldsymbol{\theta}}_{\boldsymbol{b}}|$个偏差中的L个(它们以相同的概率被量化为-127或+127),因此该相同的概率可以定义如下$\mathrm{P}_{\mathrm{border}}=p(-127)=p(127)=L/|\widehat{\boldsymbol{\theta}}|$。其余符号可以遵循截断高斯分布,其支持[-126+126],并且总概率为$1-2L/|\widehat{\boldsymbol{\theta}}|$。高斯分布的参数可以通过值不是-127或+127的编码的符号的统计数据来计算。因此,如果值不是-127或+127的要编码的权重由$\overline{\boldsymbol{\theta}}=[\theta\in\widehat{\boldsymbol{\theta}}\,|126\geq\theta\geq-126]$定义,则可以从$\overline{\boldsymbol{\theta}}$估计高斯分布的均值$\mu=\mathrm{E}(\overline{\boldsymbol{\theta}})$和方差$\sigma^2=\mathrm{E}(\overline{\boldsymbol{\theta}}^2)-\mathrm{E}(\overline{\boldsymbol{\theta}})^2$的参数。因此,在N(.;μ,$\sigma^2$)是具有给定参数μ,$\sigma^2$的高斯分布的情况下,每个符号的概率可以定义如下。

[0107] $$p(x)=\begin{cases}(1-\frac{2L}{|\widehat{\boldsymbol{\theta}}|})\cdot\frac{N(x;\mu,\sigma^2)}{\sum_{u=-126}^{126}(N(u;\mu,\sigma^2))} & if\ 126\geq x\geq-126\\ L/|\widehat{\boldsymbol{\theta}}| & if\ x=-127\ or\ x=127\\ 0 & else\end{cases}$$

[0108] 在步骤S132中,将量化的权重进行熵编码,例如由算术编码器使用上述概率分布(也称为概率模型)来进行熵编码,该概率分布被定义为截断高斯分布(也称为正态分布),其参数为μ和σ^2并且进一步由固定概率边界值$\mathrm{P}_{\mathrm{border}}$来定义。

[0109] $\widehat{\boldsymbol{\theta}}$的率(预期位长)可以计算如下:

[0110] $$R=-\sum_i\log_2 p(\widehat{\boldsymbol{\theta}}_i)$$

[0111] 在该实施例中,在步骤S134处,除了权重的最大绝对值和量化的权重$\widehat{\boldsymbol{\theta}}$之外,还例如在比特流(诸如比特流500)中各自使用16比特浮点对高斯分布的均值μ和方差σ^2或标准差σ进行编码。

[0112] 在另一实施例中,可以使用不同的值$L_1/|\widehat{\boldsymbol{\theta}}|$和$2L-L_1/|\widehat{\boldsymbol{\theta}}|$来定义边界值的概率。在这种情况下,可以在比特流中对L_1进行编码。

[0113] 边界值的概率还可以包括来自高斯分布的项,如下定义:

[0114] $$p(x)=\begin{cases}(1-\frac{2L}{|\widehat{\boldsymbol{\theta}}|})\cdot\frac{N(x;\mu,\sigma^2)}{\sum_{u=-127}^{127}(N(u;\mu,\sigma^2))} & if\ 126\geq x\geq-126\\ \frac{L}{|\widehat{\boldsymbol{\theta}}|}+(1-\frac{2L}{|\widehat{\boldsymbol{\theta}}|})\cdot\frac{N(x;\mu,\sigma^2)}{\sum_{u=-127}^{127}(N(u;\mu,\sigma^2))} & if\ x=-127\ or\ x=127\\ 0 & else\end{cases}$$

[0115] 边界值的概率可以被定义为固定值,而不是$L/|\widehat{\boldsymbol{\theta}}|$.。

[0116] 在针对每个图像调整数据的情况下,可以在比特流中包括附加信息,例如,L_1或者一个或多个比特发信号通知针对每个图像做出的选择。

[0117] 图10示出了根据至少一个实施例的图像解码器532的示例。该解码器532例如在图

1的系统100中实现,并且适于解码编码的数据,例如被排列为比特流500的数据,包括熵模型参数510均值μ和标准差σ(或方差σ^2)、编码的最大绝对值515和编码的量化的权重520。从比特流解码(dec)编码的最大绝对值。解码(D)熵模型的参数。编码的量化的权重520由熵解码器AD进行熵解码,其概率模型由参数μ和σ^2参数化,并且进一步由固定概率边界值P_{border}参数化。解码的量化的权重响应于解码的最大绝对值进行逆量化(也称为反量化)。然后将要重建的图像的像素坐标输入到由反量化权重参数化的INR 530中,以获取重建图像$\hat{I}$。

[0118] 图11示出了根据实施例的用于解码的方法的流程图的示例。该方法可以由图3的解码器332或图10的532操作,并且例如在图1的系统100中实现。

[0119] 在步骤S900中,解码器获取例如从另一装置接收或从存储介质读取的呈比特流形式的编码数据。例如如图9所描绘的,该编码数据包括概率模型的至少一个最大绝对值w_{max}、量化的权重$\hat{\theta}$、均值μ和标准差σ(或方差σ^2)。

[0120] 在步骤S910中,从比特流中解码均值μ和标准差σ(或方差σ^2)以及至少一个最大绝对值w_{max}。

[0121] 在步骤S920中,使用被定义为截断高斯分布的概率模型对被熵编码的量化的权重进行熵解码,该概率模型的参数为μ和σ^2并且进一步由固定概率边界值P_{border}定义。该步骤是熵编码步骤的逆步骤。

[0122] 在步骤S930中,响应于解码的最大绝对值对解码的量化的权重进行逆量化。作为示例,对于当前层l和张量值,逆量化的权重获取如下:$Q^{-1}(\hat{\theta}_{w^l}) = \frac{\hat{\theta}_{w^l}}{k} W^l_{max}$。相同的原理可以适用于所有层和所有类型的权重,例如偏差,或者根据编码内容的偏差的子集。

[0123] 在步骤S940中,然后将要重建的图像的像素坐标输入到由反量化权重参数化的INR 330中,以获取重建图像$\hat{I}$。

[0124] 下图示出了使用上述方法(采用量化、熵编码和量化感知训练)在Kodak测试集上获取的实验结果。图12示出了Kodak数据集中所有图像上取平均的率失真曲线,并且示出了所提出的方法600比竞争对手(称为硬币610和硬币++620)具有显著的增益。为了量化%中的增益,计算BD率增益。图13示出了所公开的方法700超过硬币方法710的平均增益为41.8%,并且图14示出了所公开的方法800超过硬币++810的平均增益为31.5%。正则化项T比仅使用熵编码的8比特量化带来约10%的增益。此外,所公开的方法是通用的,并且可以应用于任何基于INR的图像/视频编解码器。

[0125] 除非另有说明或技术上排除,可以单独使用或组合使用本申请中描述的这些方面。

[0126] 在本申请中使用了各种数值。特定值是出于示例的目的,并且所描述的方面不限于这些特定值。

[0127] 各种实现方式涉及解码。本申请中使用的“解码”可以包括例如对接收的编码序列执行的全部或部分过程,以便产生适合于显示的最终输出。在各种实施例中,此类过程包括通常由解码器执行的过程中的一者或多者,例如,熵解码和逆量化。基于具体描述的上下文,短语“解码过程”意图专门指操作的子集还是一般指更广泛的解码过程将是清楚的,并且相信本领域技术人员会很好地理解。

[0128] 各种实现方式涉及编码。以类似于上面关于“解码”的讨论的方式,本申请中使用的“编码”可以包括例如对输入视频序列执行的全部或部分处理,以便产生编码的比特流。

[0129] 可以在例如方法或过程、设备、软件程序、数据流或信号中实现本文描述的实现和方面。即使仅在单一实现形式的上下文中讨论(例如,仅作为方法讨论),也可以以其他形式实现(例如,设备或程序)所讨论的特征的实现。设备可以在例如适当的硬件、软件和固件中实现。方法可以在例如设备中实现,例如处理器,其通常指处理装置,包括例如计算机、微处理器、集成电路或可编程逻辑装置。处理器还包括通信装置,例如计算机、蜂窝电话、便携式/个人数字助理(“PDA”)以及便于终端用户之间进行信息通信的其他装置。

[0130] 对“一个实施例”或“实施例”或“一个实现”或“实现”以及它们的其他变型的引用意味着结合实施例描述的特定特征、结构、特性等被包括在至少一个实施例中。因此,贯穿本说明书在各处出现的短语“在一个实施例中”或“在实施例中”或“在一个实现方式中”或“在实现方式中”以及任何其他变型的出现不一定都指相同实施例。

[0131] 此外,该申请或其权利要求可以指“确定”各种信息。确定信息可以包括以下一项或多项:例如,估计信息、计算信息、预测信息或从存储器中检索信息。

[0132] 此外,该申请或其权利要求可以指“访问”各种信息。访问信息可以包括以下一项或多项:例如,接收信息、检索信息(例如,从存储器中检索)、存储信息、移动信息、复制信息、计算信息、预测信息或估计信息。

[0133] 此外,该申请或其权利要求可以指“接收”各种信息。与“访问”一样,接收旨在是广义术语。接收信息可以包括以下一项或多项:例如,访问信息或检索信息(例如,从存储器或光学介质存储装置中检索)。此外,在操作期间通常以一种方式或另一种方式涉及“接收”,例如,诸如存储信息、处理信息、发射信息、移动信息、复制信息、擦除信息、计算信息、确定信息、预测信息或估计信息。

[0134] 应该理解的是,例如在“A/B”、“A和/或B”和“A和B中的至少一个”的情况下,任何下列“/”、“和/或”和“至少一个”的使用旨在包括仅选择第一列出的选项(A),或仅选择第二列出的选项(B),或选择两个选项(A和B)。作为另一个示例,在“A、B和/或C”和“A、B和C中的至少一个”的情况下,此种措辞旨在包括仅选择第一列出的选项(A),或仅选择第二列出的选项(B),或仅选择第三列出的选项(C),或仅选择第一和第二列出的选项(A和B),或者仅选择第一和第三列出的选项(A和C),或者仅选择第二和第三列出的选项(B和C),或者选择所有三个选项(A和B和C)。本领域和相关领域的普通技术人员容易理解的是,这可以扩展到尽可能多的列出的项目。

[0135] 此外,如本文所使用的,单词“发信号通知”尤其是指向相应的解码器指示某些东西。例如,在某些实施例中,编码器发信号通知用于反量化的量化矩阵,或者表示所述神经网络的层中的权重的最大绝对值的至少一个值,量化高斯分布的权重、均值和标准差。以这种方式,在实施例中,在编码器侧和解码器侧都使用相同的参数。因此,例如,编码器可以向解码器发射(显式信令)特定参数,使得解码器可以使用相同的特定参数。相反,如果解码器已经具有特定参数以及其他参数,则可以使用信令而不发射(隐式信令)来简单地允许解码器知道并选择特定参数。通过避免任何实际功能的发射,在各种实施例中实现了比特节省。应当理解,可以以多种方式实现信令。例如,在各种实施例中,一个或多个句法元素、标志等用于向对应的解码器发送信息。虽然前面涉及单词“发信号通知(signal)”的动词形式,但

是单词“信号(signal)”在本文也可以用作名词。

[0136] 对本领域技术人员来说显而易见的是,实现方式可以产生多种信号,这些信号被格式化以承载例如可以被存储或传输的信息。信息可以包括例如用于执行方法的指令,或由所描述的实现方式中的一者产生的数据。例如,信号可以被格式化以携带所描述的实施例的比特流。此种信号可以被格式化为例如电磁波(例如,使用频谱的射频部分)或基带信号。格式化可以包括例如编码数据流以及用编码的数据流调制载波。信号承载的信息可以是例如模拟或数字信息。众所周知,信号可以通过各种不同的有线或无线链路发射。信号可以存储在处理器可读介质上。

[0137] 上文已经描述了许多实施例。可以跨越各种权利要求类别和类型单独提供或以任何组合提供这些实施例的特征。

[0138] 公开了一种编码方法,该方法包括:

[0139] 获取神经网络的权重,所述权重代表输入图像;

[0140] 获取代表所述神经网络的层中的权重的最大绝对值的至少一个值;

[0141] 响应于所述至少一个值来量化所述层的权重;以及

[0142] 将所述至少一个值和所量化的权重编码到比特流中。

[0143] 在一个示例中,响应于所述至少一个值来量化所述层的权重包括:

[0144] 将所述权重除以所述至少一个值以获取归一化权重;以及

[0145] 使用固定比特量化器来量化所归一化的权重。

[0146] 在一个示例中,对所量化的权重进行编码包括使用由边界符号值的固定概率和剩余符号的高斯分布定义的概率模型对所量化的权重进行熵编码。

[0147] 在一个示例中,将所述高斯分布的均值和标准差编码到比特流中。

[0148] 在一个示例中,获取神经网络的权重包括最小化所述输入图像与从由反量化权重参数化的神经网络所重建的图像之间的失真。

[0149] 在一个示例中,获取神经网络的权重包括最小化损失函数,所述损失函数是第一失真与第二失真之间的加权和,其中所述第一失真是所述输入图像与从由反量化权重参数化的所述神经网络所重建的图像之间的失真,并且所述第二失真是从由具有全精度的固定权重参数化的所述神经网络所重建的图像与从由反量化权重参数化的所述神经网络所重建的图像之间的失真。

[0150] 在一个示例中,获取神经网络的权重包括最小化损失函数,所述损失函数是第一失真与第二失真之间的加权和,其中所述第一失真是所述输入图像与从由反量化权重参数化的所述神经网络所重建的图像之间的失真,并且所述第二失真是从由非量化的权重参数化的所述神经网络所重建的图像与从由反量化权重参数化的所述神经网络所重建的图像之间的失真。

[0151] 在一个示例中,权重属于权重集合,所述权重集合包括偏差和张量值。

[0152] 公开了一种解码方法,该方法包括:

[0153] 获取比特流,所述比特流包括代表神经网络的层中的权重的最大绝对值的至少一个值和所述层的量化的权重;

[0154] 从所述比特流解码所述至少一个值和神经网络的所述量化的权重;

[0155] 响应于所述至少一个值来对所述层的所量化的权重进行逆量化以获取反量化的

权重;以及

[0156] 使用由所反量化的权重参数化的神经网络来重建图像。

[0157] 在一个示例中,响应于所述至少一个值来对所述层的权重进行逆量化包括:

[0158] 使用固定比特量化器对所量化的权重进行逆量化;以及

[0159] 将所逆量化的权重与所述至少一个值相乘以获取反量化的权重。

[0160] 在一个示例中,对所量化的权重进行解码包括使用由边界符号值的固定概率和剩余符号的高斯分布定义的概率模型对所量化的权重进行熵解码。

[0161] 在一个示例中,从所述比特流解码所述高斯分布的均值和标准差。

[0162] 在一个示例中,所述权重属于权重集合,所述权重集合包括偏差和张量值。

[0163] 公开了一种编码设备,所述编码设备包括一个或多个处理器和耦合到所述一个或多个处理器的至少一个存储器,其中所述一个或多个处理器被配置为被配置为执行根据先前公开的任一示例所述的编码方法。

[0164] 公开了一种解码设备,所述解码设备包括一个或多个处理器和耦合到所述一个或多个处理器的至少一个存储器,其中所述一个或多个处理器被配置为被配置为执行根据先前公开的任一示例所述的解码方法。

[0165] 公开了一种计算机程序,所述计算机程序包括用于在由处理器执行时实现所述编码或解码方法的程序代码指令。

[0166] 公开了一种计算机可读存储介质,其上存储有用于实现所述编码或解码方法的指令。

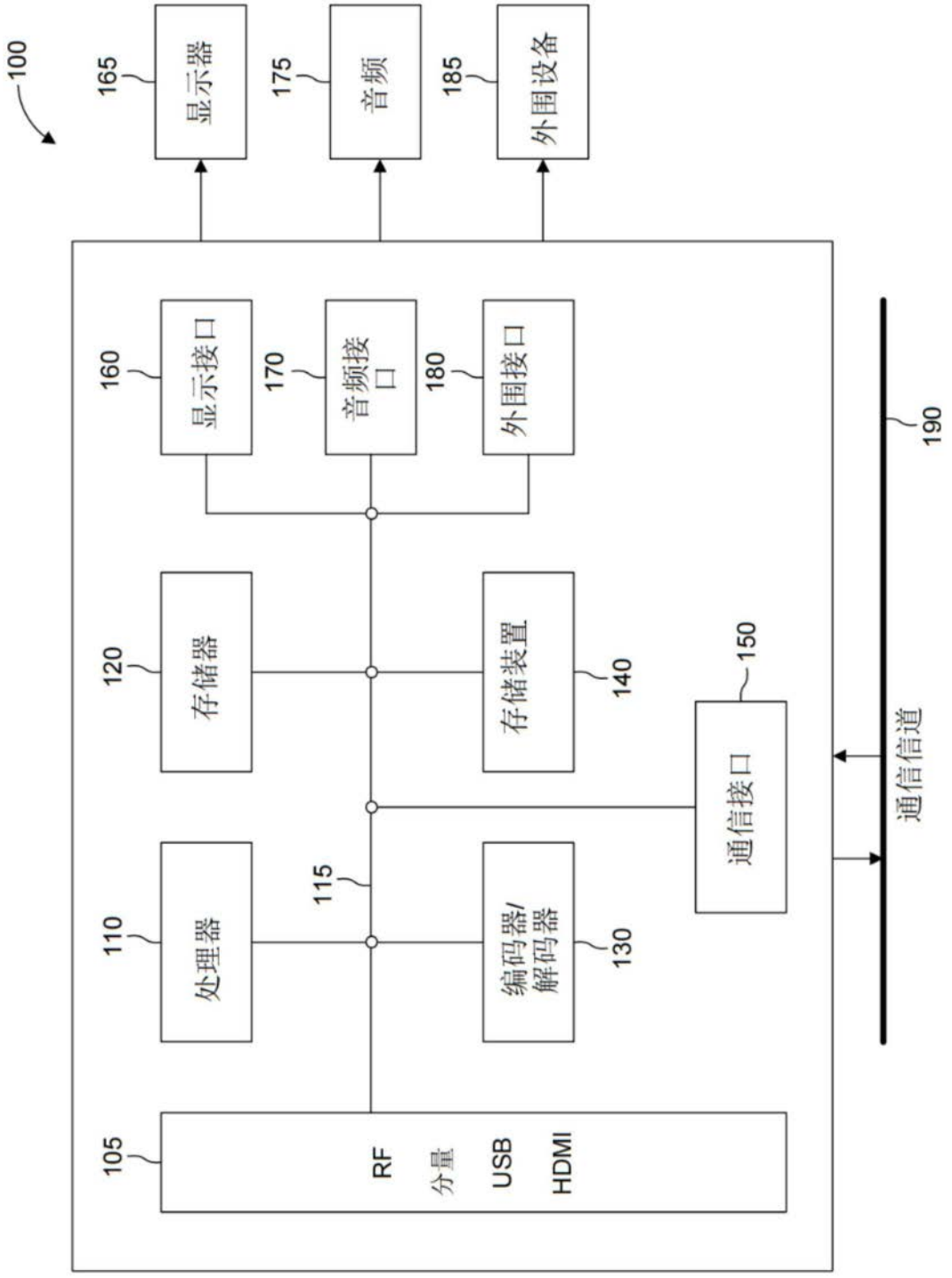

100
165
显示器
175
音频
185
外围设备
160
显示接口
170
音频接口
180
外围接口
190
120
存储器
140
存储装置
150
通信接口
通信信道
110
处理器
115
130
编码器/解码器
105
RF
分量
USB
HDMI

图1

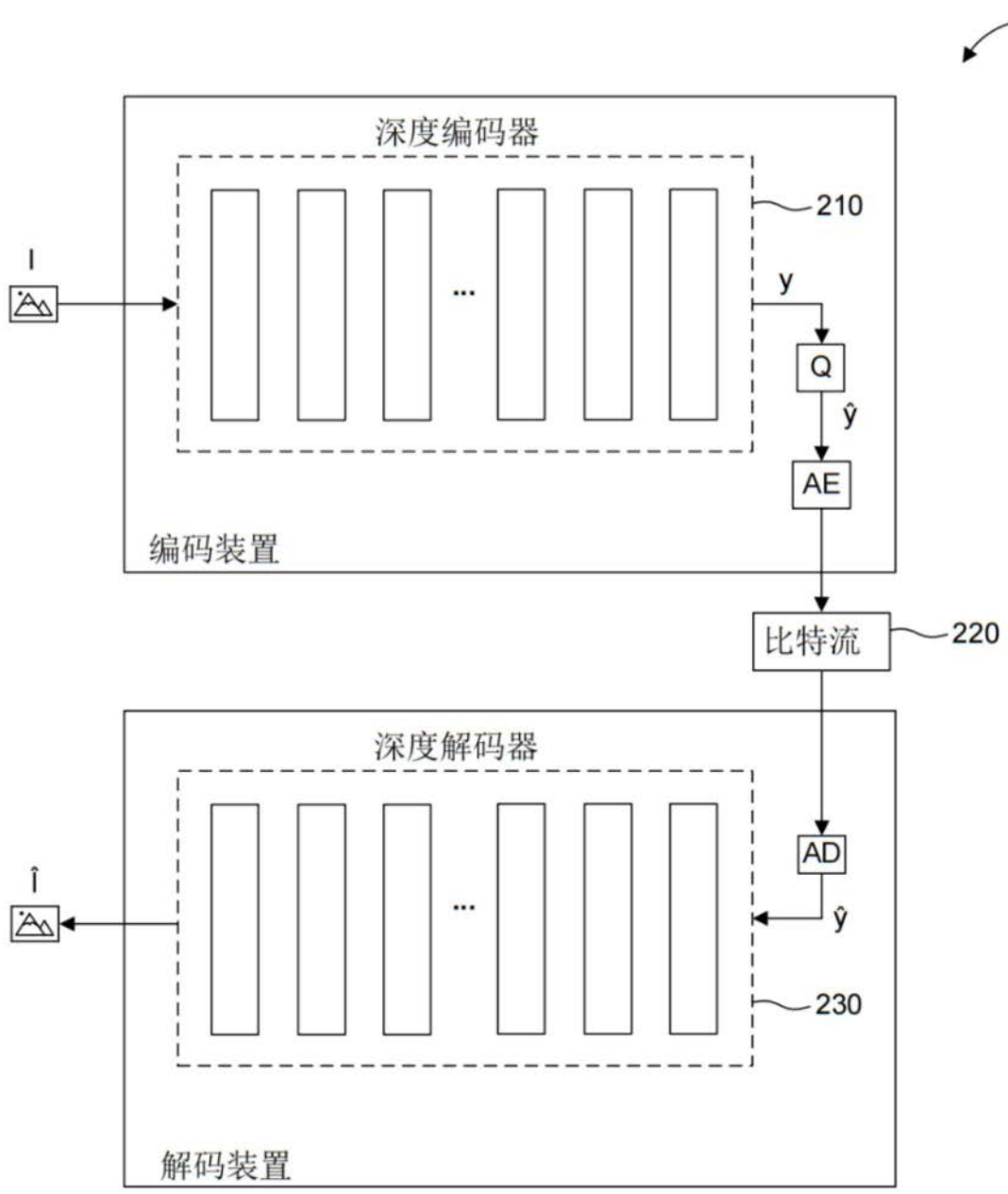


图2

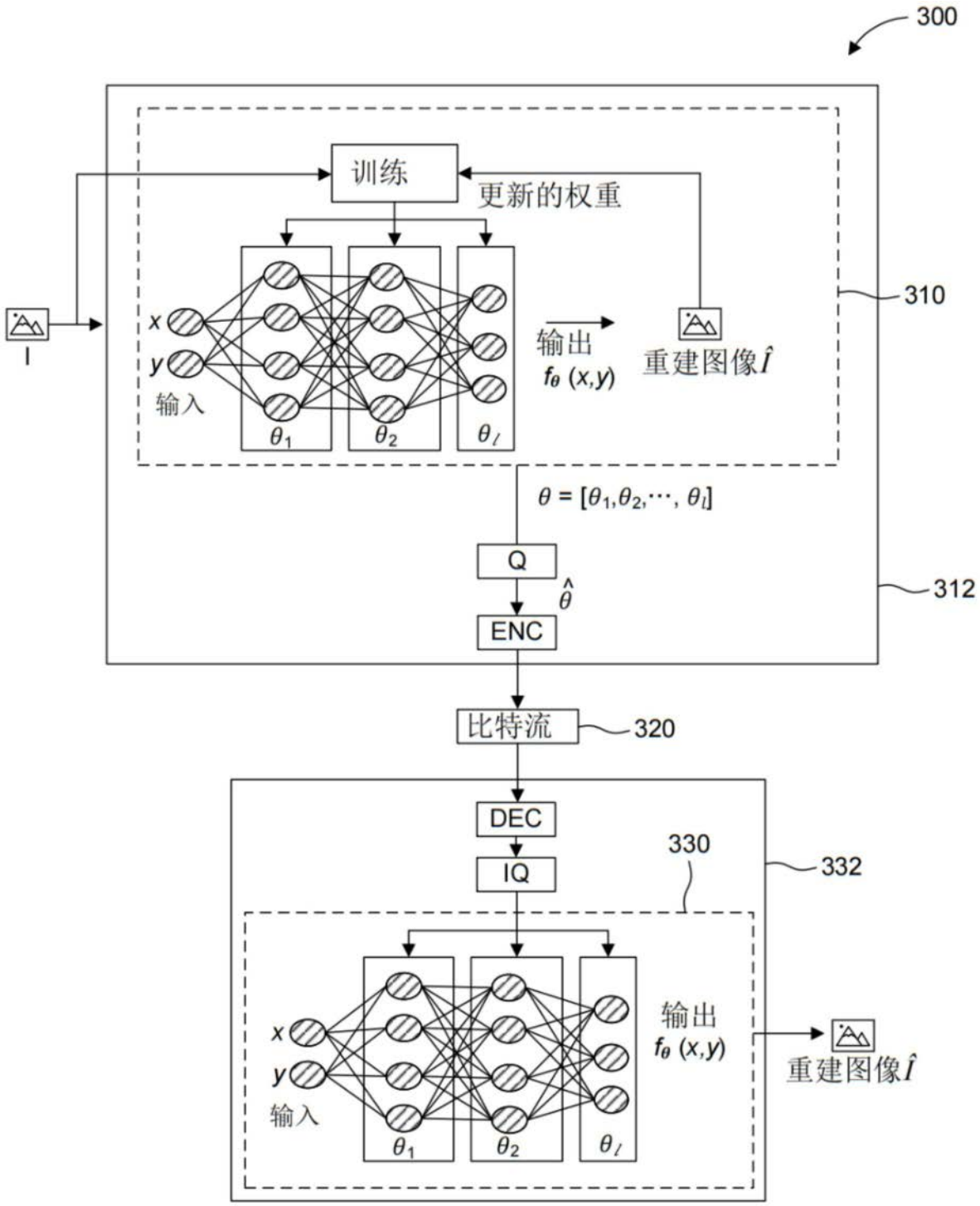

300
训练
更新的权重
310
x
y
输入
I
θ_1
θ_2
θ_l
输出
$f_\theta(x,y)$
重建图像$\hat{I}$
$\theta = [\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_l]$
Q
$\hat{\theta}$
ENC
312
比特流
320
DEC
IQ
330
332
x
y
输入
θ_1
θ_2
θ_l
输出
$f_\theta(x,y)$
重建图像$\hat{I}$

图3

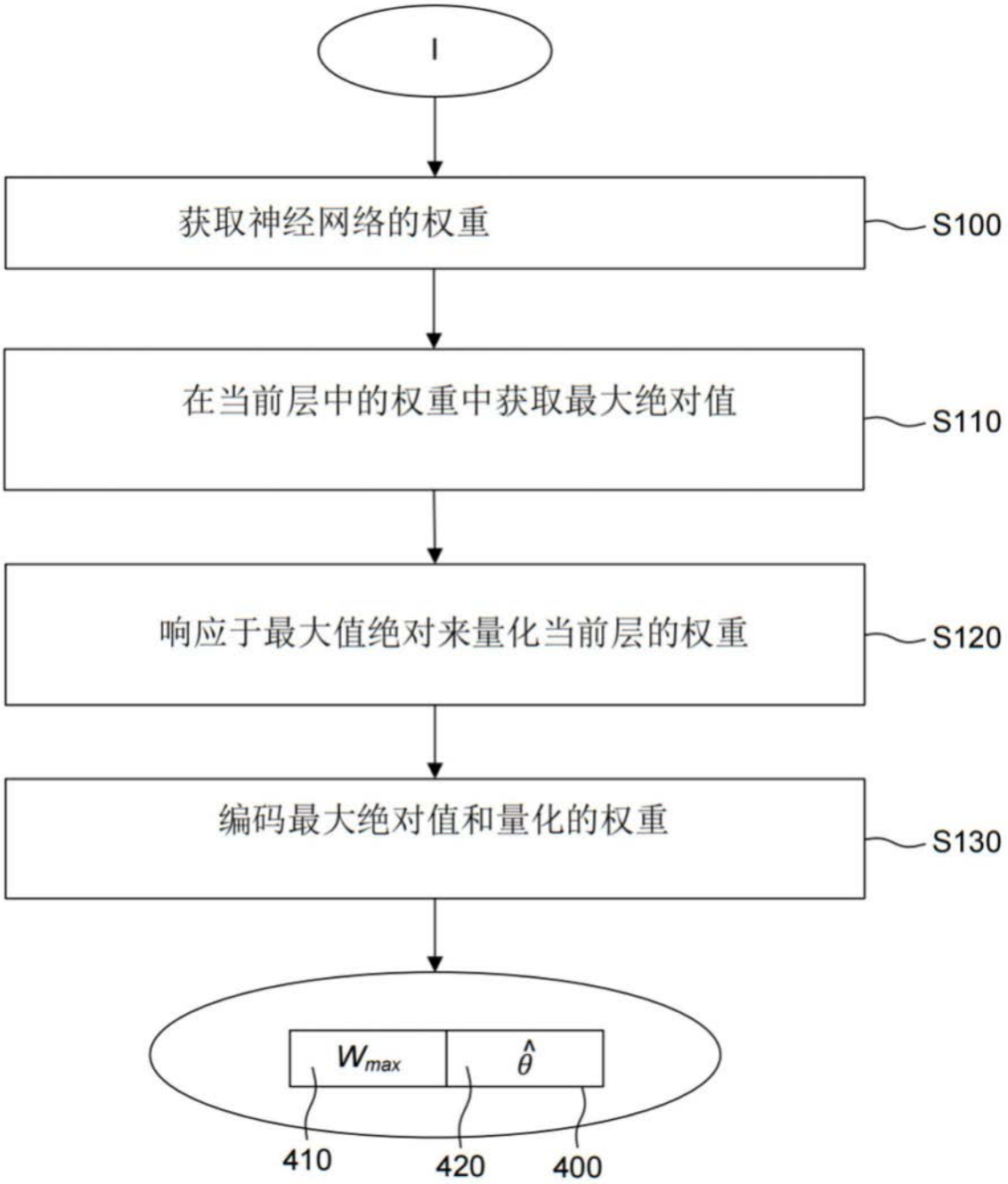

I
获取神经网络的权重
S100
在当前层中的权重中获取最大绝对值
S110
响应于最大值绝对来量化当前层的权重
S120
编码最大绝对值和量化的权重
S130
W_{max}
$\hat{\theta}$
410
420
400

图4

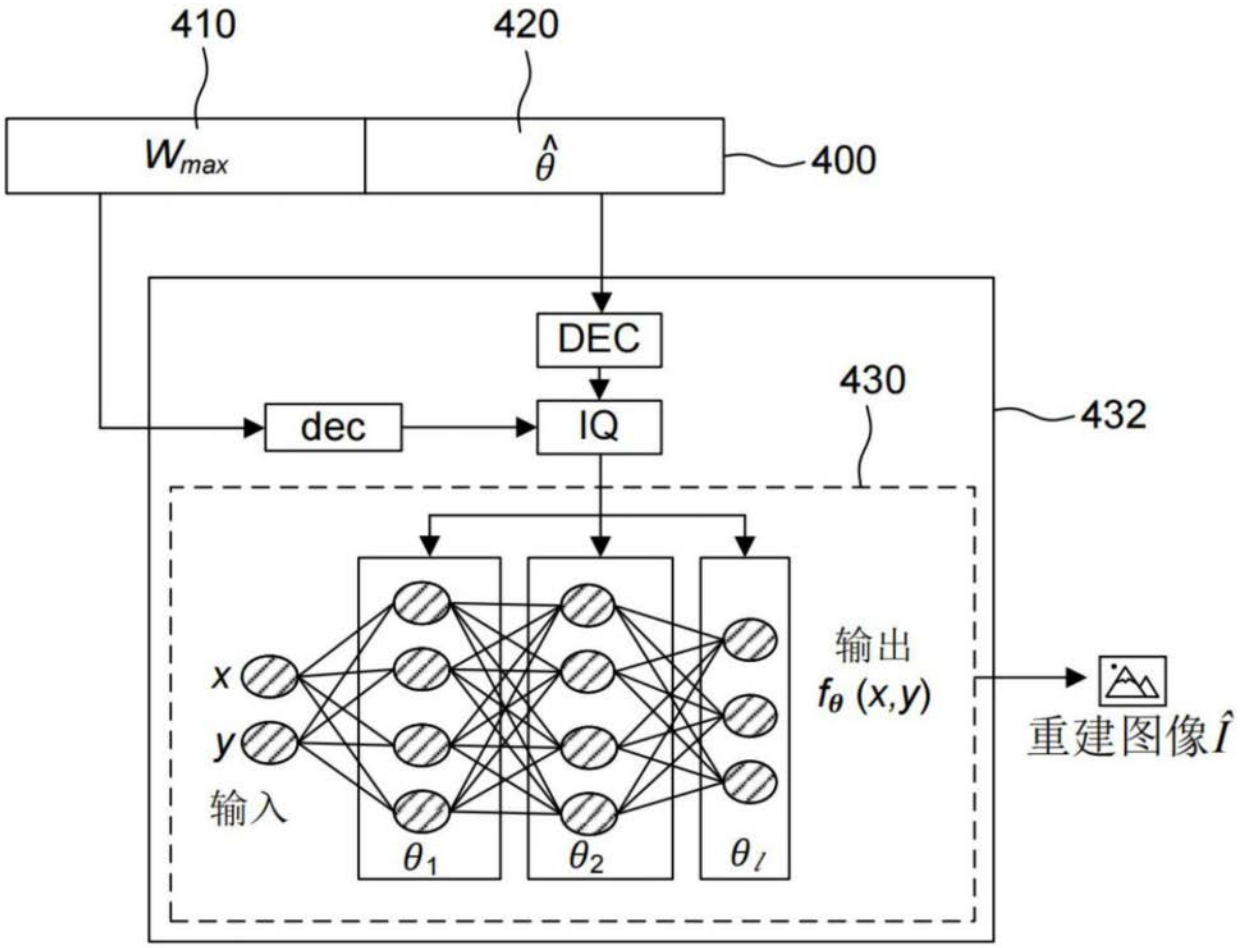

410
420
W_{max}
$\hat{\theta}$
400
DEC
dec
IQ
430
432
x
y
输入
θ_1
θ_2
θ_l
输出
$f_\theta(x,y)$
重建图像$\hat{I}$

图5

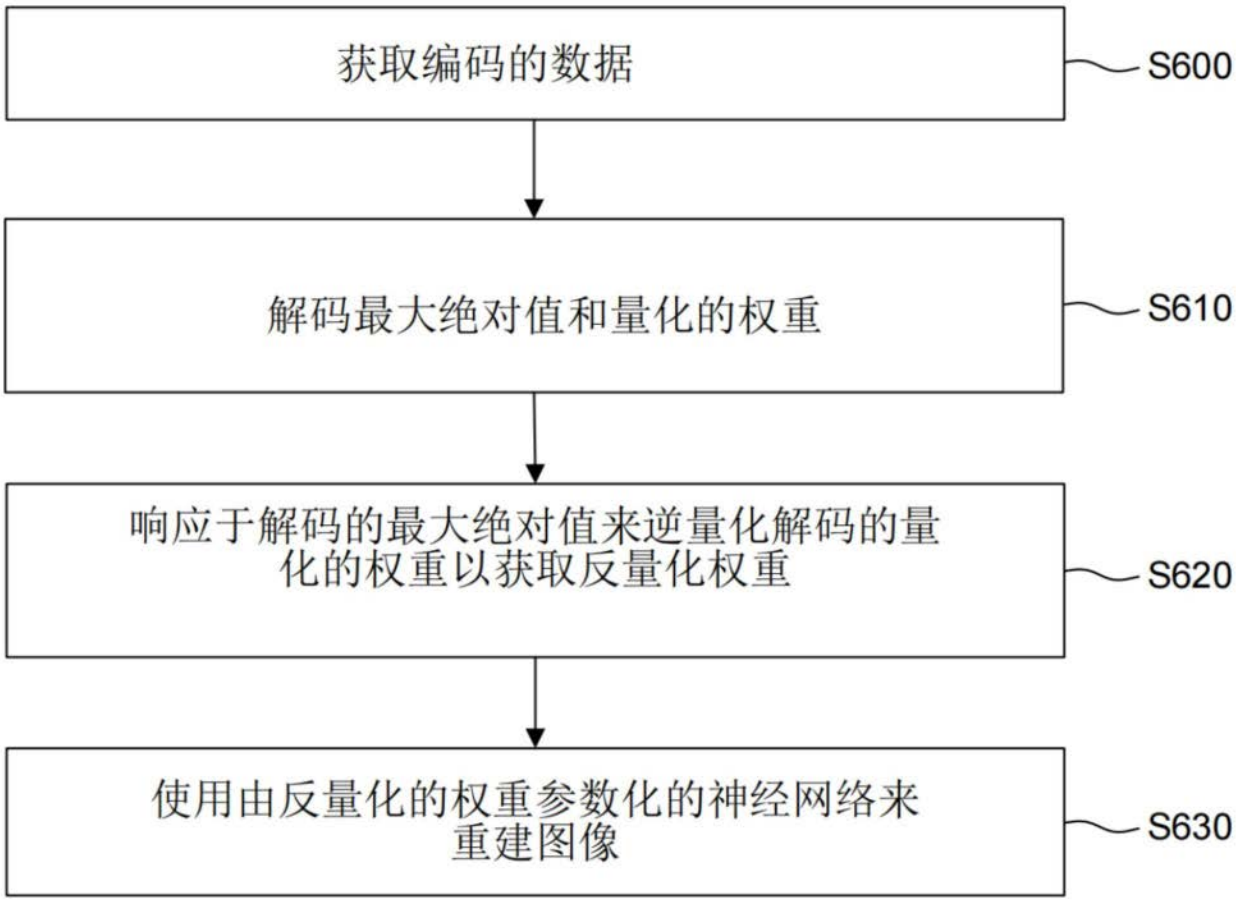

获取编码的数据
S600
解码最大绝对值和量化的权重
S610
响应于解码的最大绝对值来逆量化解码的量化的权重以获取反量化权重
S620
使用由反量化的权重参数化的神经网络来重建图像
S630

图6

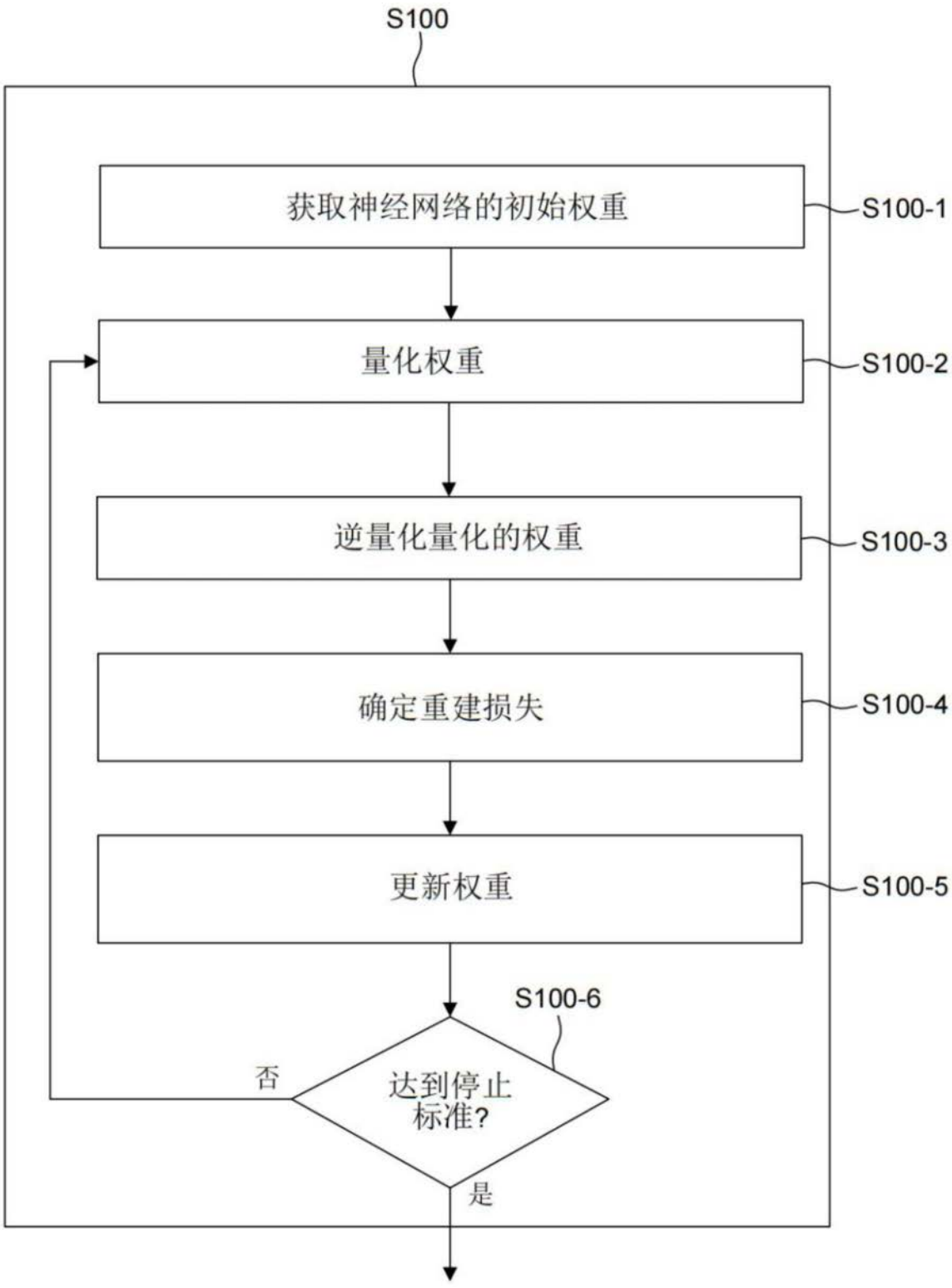

S100
获取神经网络的初始权重
S100-1
量化权重
S100-2
逆量化量化的权重
S100-3
确定重建损失
S100-4
更新权重
S100-5
S100-6
达到停止标准?
否
是

图7

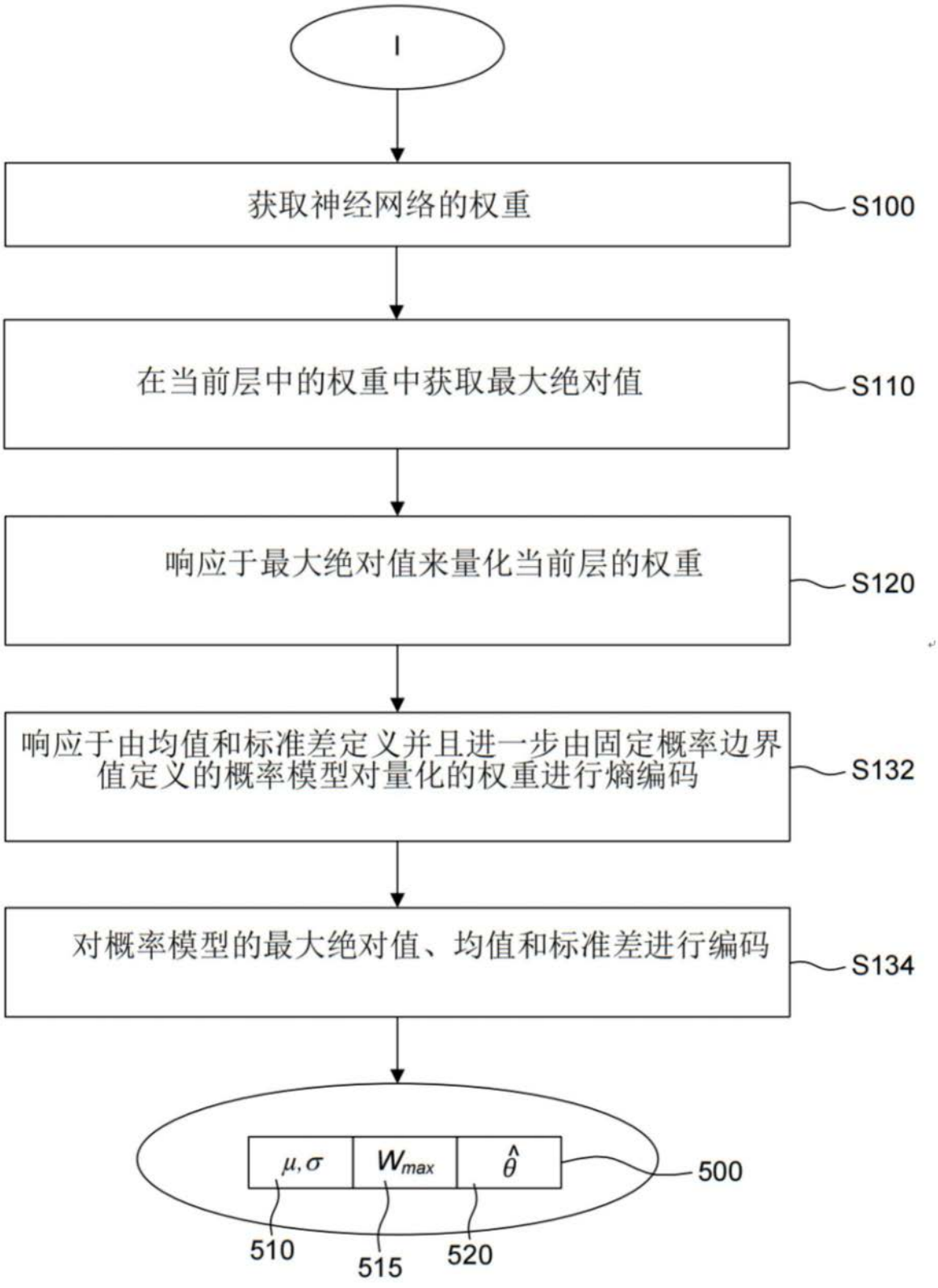

I
获取神经网络的权重
S100
在当前层中的权重中获取最大绝对值
S110
响应于最大绝对值来量化当前层的权重
S120
响应于由均值和标准差定义并且进一步由固定概率边界值定义的概率模型对量化的权重进行熵编码
S132
对概率模型的最大绝对值、均值和标准差进行编码
S134
μ,σ
W_{max}
$\hat{\theta}$
500
510
515
520

图8

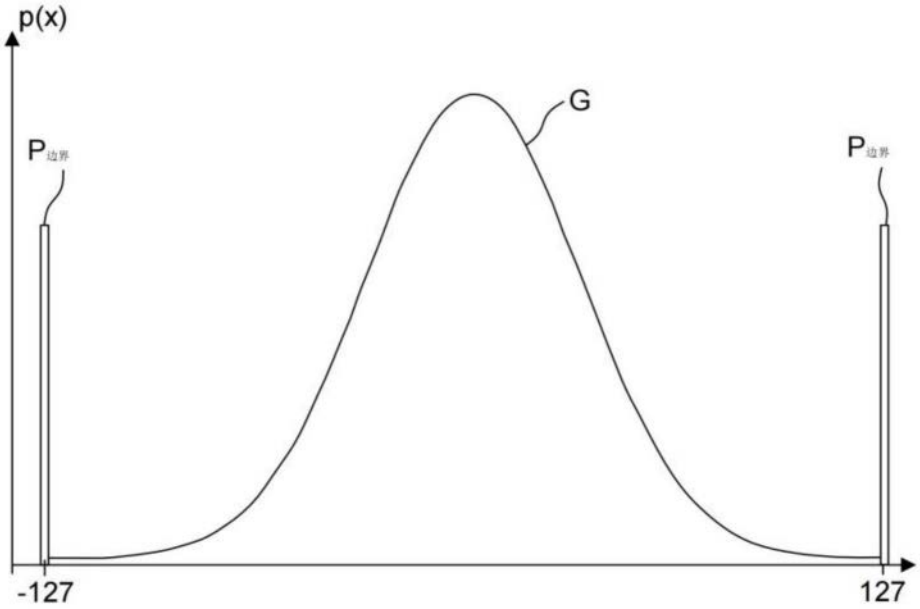

p(x)
G
P边界
P边界
-127
127

图9

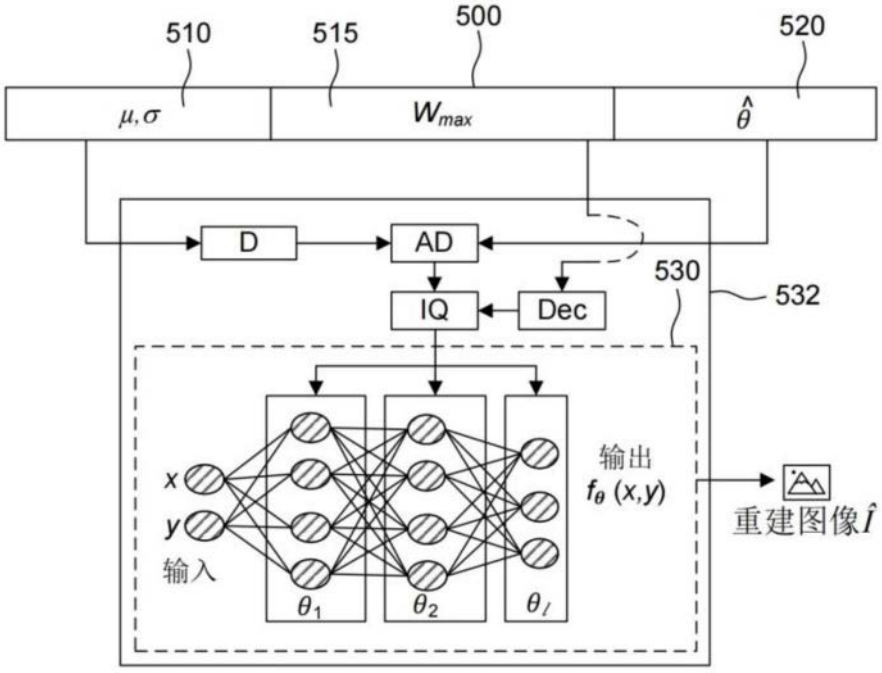

510
515
500
520
μ,σ
W_max
θ̂
D
AD
IQ
Dec
530
532
x
y
输入
θ1
θ2
θl
输出
fθ (x,y)
重建图像Î

图10

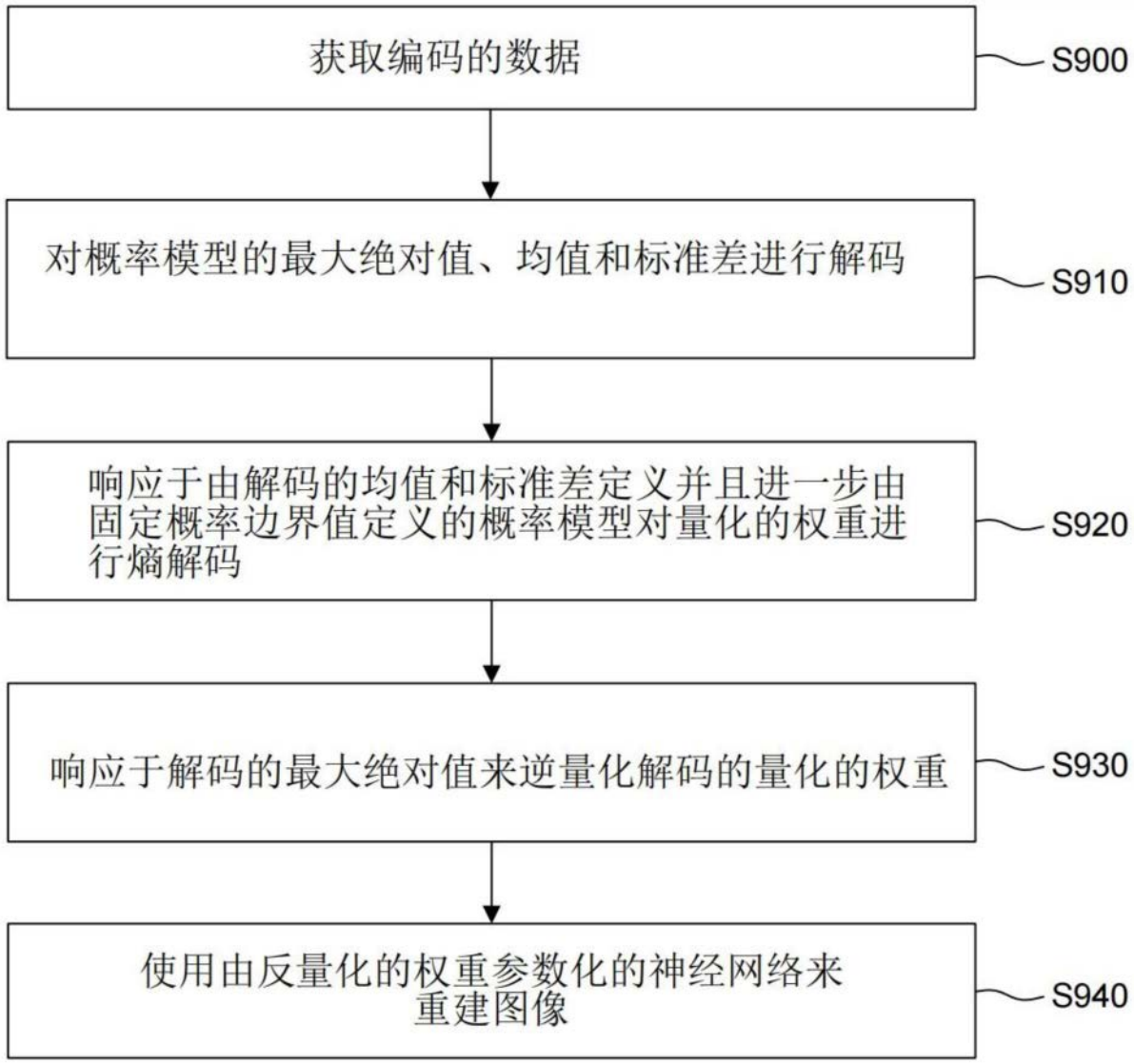

获取编码的数据
S900
对概率模型的最大绝对值、均值和标准差进行解码
S910
响应于由解码的均值和标准差定义并且进一步由固定概率边界值定义的概率模型对量化的权重进行熵解码
S920
响应于解码的最大绝对值来逆量化解码的量化的权重
S930
使用由反量化的权重参数化的神经网络来重建图像
S940

图11

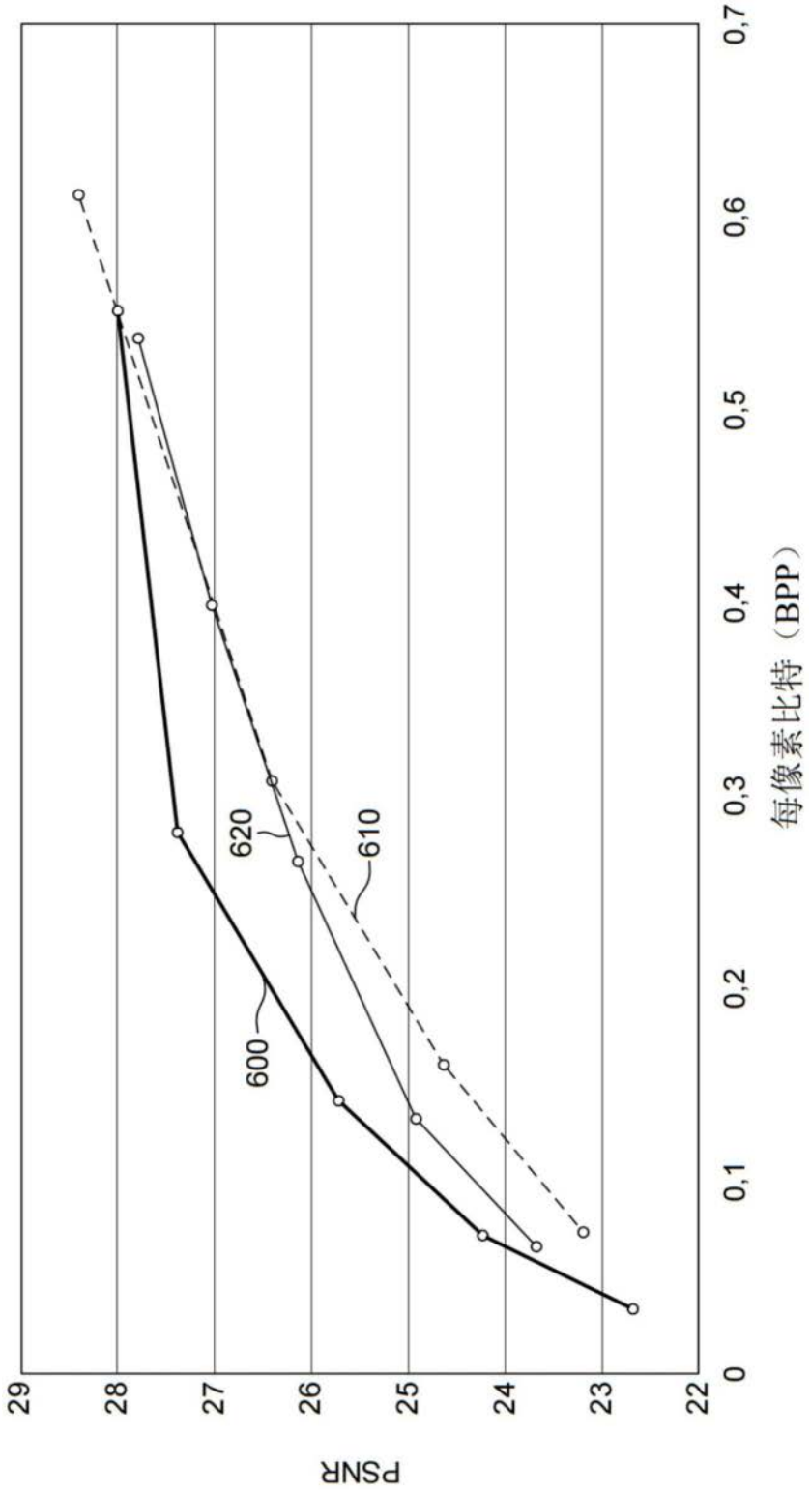

PSNR
29
28
27
26
25
24
23
22
每像素比特（BPP）
0
0,1
0,2
0,3
0,4
0,5
0,6
0,7
600
610
620

图12

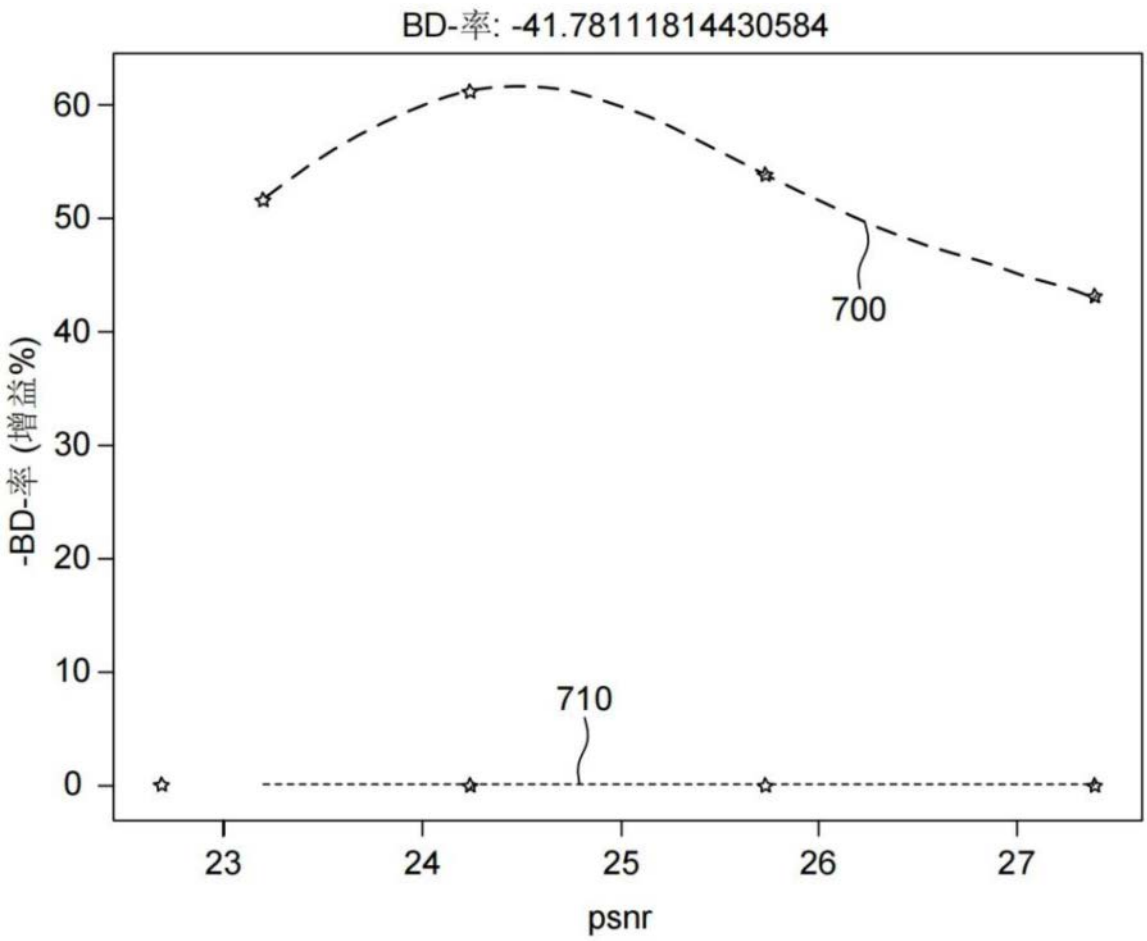

BD-率: -41.78111814430584
60
50
40
30
20
10
0
-BD-率 (增益%)
700
710
23
24
25
26
27
psnr

图13

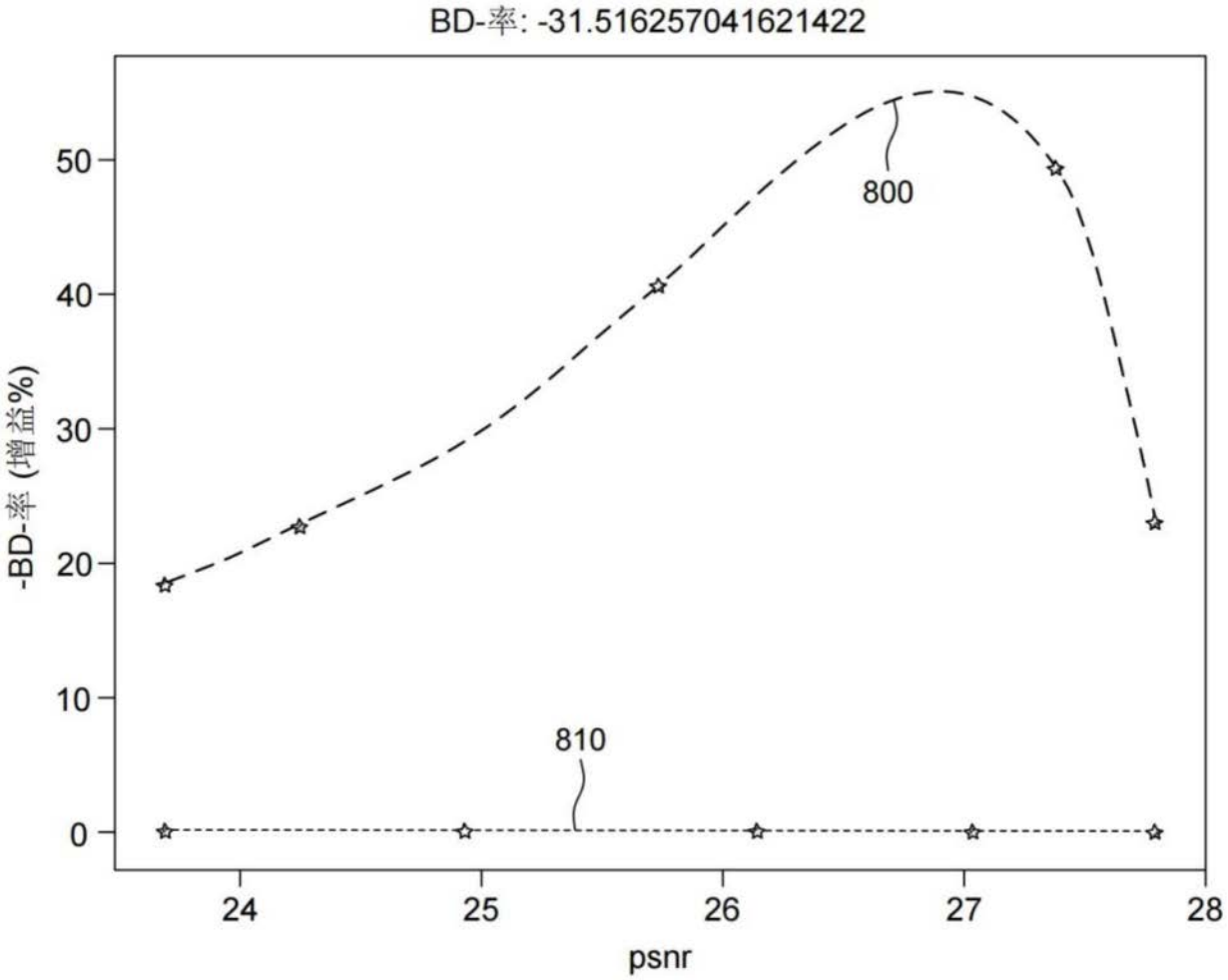

BD-率: -31.516257041621422
-BD-率 (增益%)
50
40
30
20
10
0
800
810
24
25
26
27
28
psnr

图14