



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113574887 B

(45) 授权公告日 2024.09.27

(21) 申请号 202080021701.7

(22) 申请日 2020.03.13

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 113574887 A

(43) 申请公布日 2021.10.29

(30) 优先权数据
62/818,914 2019.03.15 US

(85) PCT国际申请进入国家阶段日
2021.09.14

(86) PCT国际申请的申请数据
PCT/US2020/022585 2020.03.13

(87) PCT国际申请的公布数据
W02020/190696 EN 2020.09.24

(73) 专利权人 交互数字VC控股公司
地址 美国特拉华州

(72) 发明人 F·拉卡佩 S·杰恩
S·哈密迪拉德
D·帕帕季米特里乌

(74) 专利代理机构 北京润平知识产权代理有限公司 11283
专利代理师 肖冰滨 王晓晓

(51) Int.Cl.
H04N 19/42 (2014.01)
G06N 3/082 (2023.01)

(56) 对比文件
CN 107145940 A, 2017.09.08
Liang Zhao ET AL. Theoretical
Properties for Neural Networks with
Weight Matrices of Low Displacement Rank.
《arXiv》.2017, 第1-13页.

审查员 胡西

权利要求书2页 说明书11页 附图9页

(54) 发明名称

基于低位移秩的神经网络压缩

(57) 摘要

一种用于执行神经网络压缩的方法和装置,使用近似训练集以及诸如表示权重、偏差和非线性的矩阵中的信息,来通过网络层权重矩阵的基于低位移秩的近似来迭代地压缩预训练的神经网络。所述低位移秩近似允许将预训练的神经网络的原始层权重矩阵替换为少量结构化矩阵的总和,从而允许压缩和低推断复杂度。



1. 一种用于将表示深度神经网络的参数编码成比特流的方法,包括:

获得表示深度神经网络的权重、偏置和非线性的信息,以及用于所述深度神经网络的图像数据的近似训练集;

基于用于所述深度神经网络的至少一个第k层的所述权重、偏置和非线性并基于所述近似训练集来生成所述至少一个第k层的输入和输出,所述输入和输出表示图像数据;

基于所获得的所述至少一个第k层的输入和输出来确定输出矩阵,所述输出矩阵用于导出所述至少一个第k层的所述权重的低位移秩近似;其中确定所述输出矩阵包括:

通过最小化所生成的所述至少一个第k层的输出与从所述权重的低位移秩近似获得的相应输出之间的误差,使用所述至少一个第k层的当前批次的输入和输出来生成用于所述至少一个第k层的当前输出矩阵;

基于所述当前输出矩阵更新针对先前迭代生成的输出矩阵;

采用下一批次重复生成和更新,直到已经满足最小化准则;以及

对所述输出矩阵的系数执行量化和熵译码以形成所述比特流。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中所述近似训练集包括所述深度神经网络的原始训练集的子集。

3. 根据权利要求1所述的方法,其中最小化所生成的所述至少一个第k层的输出与从所述权重的低位移秩近似获得的相应输出之间的误差包括:在约束 $\widehat{W}_k - A\widehat{W}_k B = G_k H_k^T$ 下,在所述输出矩阵 (G_k, H_k) 内最小化以下的和:

$$\sum_{x_t \in \mathcal{X}} l\left(y_{x_t}^{k+1} - g_k\left(\widehat{W}_k y_{x_t}^k + b_k\right)\right),$$

其中 $l(\cdot)$ 是范数, $y_{x_t}^{k+1}$ 是针对所述近似训练集的元素 x_t 的所述第k层的所述输出, A 和 B 是预定矩阵, b_k 是所述第k层的所述偏置, g_k 是所述第k层的所述非线性, \widehat{W}_k 是所述权重的所述低位移秩近似。

4. 一种用于将表示深度神经网络的参数编码成比特流的装置,包括:

处理器,其被配置为执行:

获得表示深度神经网络的权重、偏差和非线性的信息,以及用于所述深度神经网络的图像数据的近似训练集;

基于用于所述深度神经网络的至少一个第k层的所述权重、偏置和非线性并基于所述近似训练集来生成所述至少一个第k层的输入和输出,所述输入和输出表示图像数据;

基于所获得的所述至少一个第k层的输入和输出来确定输出矩阵,所述输出矩阵用于导出所述至少一个第k层的所述权重的低位移秩近似;其中确定所述输出矩阵包括:

通过最小化所生成的所述至少一个第k层的输出与从所述权重的低位移秩近似获得的相应输出之间的误差,使用所述至少一个第k层的当前批次的输入和输出来生成用于所述至少一个第k层的当前输出矩阵;

基于所述当前输出矩阵更新针对先前迭代生成的输出矩阵;

采用下一批次重复生成和更新,直到已经满足最小化准则;以及

对所述输出矩阵的系数执行量化和熵译码。

5. 根据权利要求4所述的装置,其中所述近似训练集包括所述深度神经网络的原始训练集的子集。

6. 根据权利要求5所述的装置,其中最小化所生成的所述至少一个第k层的输出与从所述权重的低位移秩近似获得的相应输出之间的误差包括:在约束 $\widehat{W}_k - A\widehat{W}_k B = G_k H_k^T$ 下,在所述输出矩阵 (G_k, H_k) 内最小化以下的和:

$$\sum_{x_t \in X} l\left(y_{x_t}^{k+1} - g_k\left(\widehat{W}_k y_{x_t}^k + b_k\right)\right),$$

其中 $l(\cdot)$ 是范数, $y_{x_t}^{k+1}$ 是针对所述近似训练集的元素 x_t 的所述第k层的所述输出,A和B是预定矩阵, b_k 是所述第k层的所述偏置, g_k 是所述第k层的所述非线性, \widehat{W}_k 是所述权重的所述低位移秩近似。

7. 一种包括指令的计算机程序产品,当所述程序由计算机执行时,所述指令使所述计算机执行根据权利要求1-3中任一项所述的方法。

基于低位移秩的神经网络压缩

技术领域

[0001] 本发明的至少一个实施例一般涉及一种用于视频编码或解码的方法或装置。

背景技术

[0002] 为了实现高压缩效率,图像和视频译码方案通常采用预测(包括空间和/或运动矢量预测),以及变换以利用视频内容中的空间和时间冗余。通常,帧内或帧间预测用于利用帧内或帧间相关性,然后对原始图像与预测图像之间的差异(通常表示为预测误差或预测残差)进行变换、量化和熵译码。为了重构视频,通过与熵编码、量化、变换和预测相对应的逆处理来对压缩数据进行解码。映射和逆映射过程可用于编码器和解码器中以实现改进的译码性能。实际上,为了更好的译码效率,可以使用信号映射。映射旨在更好地利用视频图片的样本码字值分布。

发明内容

[0003] 现有技术的缺点和不足可以通过本文描述的一般方面来解决,其涉及编码和解码中的帧内预测模式分割。

[0004] 根据第一方面,提供了一种方法。所述方法包括以下步骤:获取表示深度神经网络的权重、偏置和非线性的信息以及用于深度神经网络的近似训练集;使用所述信息和所述近似训练集来生成所述深度神经网络的层的信息的输出矩阵;以及,通过迭代地使用深度神经网络的先前层的输出矩阵和所述近似训练集来更新用于附加层的所述输出矩阵,直到已经满足用于该层的最小化准则,并且直到达到最后一层以生成表示所述输出矩阵的系数;以及,对所述系数执行量化和熵译码。

[0005] 根据第二方面,提供了一种方法。该方法包括以下步骤:对来自比特流的数据执行熵解码;对所述熵解码的数据执行逆量化;以及迭代地获得表示深度神经网络的去量化矩阵并构建权重矩阵,直到达到最后一层。

[0006] 根据另一方面,提供了一种装置。该装置包括处理器。所述处理器可以被配置为通过执行上述方法中的任何方法来压缩和解压缩深度神经网络。

[0007] 根据至少一个实施例的另一个一般方面,提供了一种设备,包括根据解码实施例中的任何实施例的装置;以及以下各项中的至少一者:(i) 天线,被配置成接收信号,该信号包括视频块,(ii) 频带限制器,被配置成将所接收的信号限制到包括视频块的频带,或(iii) 显示器,被配置成显示表示视频块的输出。

[0008] 根据至少一个实施例的另一个一般方面,提供了一种非暂时性计算机可读介质,其包含根据所描述的编码实施例或变型中的任意者生成的数据内容。

[0009] 根据至少一个实施例的另一个一般方面,提供了一种包括根据所描述的编码实施例或变型中的任意者生成的视频数据的信号。

[0010] 根据至少一个实施例的另一个一般方面,比特流被格式化为包括根据所描述的编码实施例或变型中的任意者所生成的数据内容。

[0011] 根据至少一个实施例的另一个一般方面,提供了一种包括指令的计算机程序产品,当所述程序由所述计算机实施时,该指令使所述计算机执行所描述的解码实施例或变型中的任意者。

[0012] 从以下结合附图阅读的示例性实施例的详细描述中,一般方面的这些和其它方面、特征和优点将变得显而易见。

附图说明

[0013] 图1示出了在所描述的一般方面下用于基于低位移秩的神经网络压缩的流水线。

[0014] 图2示出了在所描述的一般方面下的低位移秩近似。

[0015] 图3示出了在所描述的一般方面下用于确定低位移秩近似层的流程图。

[0016] 图4示出了在所描述的一般方面下用于低位移秩近似估计的训练/更新循环的流程图的示例。

[0017] 图5示出了在所描述的一般方面下的解码过程的示例。

[0018] 图6示出了根据所描述的一般方面下的编码方法的一个实施例。

[0019] 图7示出了根据所描述的一般方面下的解码方法的一个实施例。

[0020] 图8示出了用于使用帧内预测模式扩展进行编码或解码的装置的一个实施例。

[0021] 图9示出了一般的标准编码方案。

[0022] 图10示出了一般的标准解码方案。

[0023] 图11示出了其中可以实现所描述的实施例的典型处理器布置。

具体实施方式

[0024] 深度神经网络(DNN)已经在诸如计算机视觉、语音识别、自然语言处理等的各种领域中表现出了现有技术水平的性能。然而,这种性能是以大量计算成本为代价的,因为DNN往往具有大量的参数,这些参数常常达到数百万,有时甚至数十亿。这导致了过高的推断复杂度—将训练的DNN应用于测试数据以进行推断的计算成本。这种高推断复杂度是将DNN的性能带给移动或嵌入式设备的主要挑战,其中移动或嵌入式设备在电池大小、计算能力和存储器容量等方面具有资源限制。

[0025] 本发明适用于压缩预训练的DNN,以便它便于传输和/或存储以及低的推断复杂性。我们提出通过网络层权重矩阵的基于低位移秩(LDR)的近似来压缩预训练的DNN。LDR近似允许将预训练的DNN的原始层权重矩阵替换成少量结构化矩阵的总和。这种对结构化矩阵的总和的分解导致同时压缩和低推断复杂度,从而使得能够在资源有限的设备中进行深度学习。

[0026] 用于DNN压缩的大多数方法是基于稀疏性的假设或基于低秩的近似。虽然这些方法导致压缩,但是它们仍然受到高推断复杂度的影响。稀疏性结构难以在硬件中实现,因为性能严重依赖于稀疏性的模式,并且现有方法对稀疏性模式不具有任何控制。低秩矩阵仍然是非结构化的。由于这些原因,这些方法不一定导致推理复杂度的提高。本发明中提出的基于LDR的近似将给定层权重矩阵近似为少量结构化矩阵的总和,这允许同时压缩和低推断复杂度。

[0027] 假设我们被提供了具有权重矩阵 $\{W_1, \dots, W_L\}$ 、偏差 $\{b_1, \dots, b_L\}$ 和非线性 $\{g_1, \dots,$

g_L 的L层预训练的DNN。利用这些权重、偏置和非线性,第k层的输出 y^{k+1} 被写为如下(其中 $y^1 = x$ 是DNN的输入):

$$[0028] \quad y^{k+1} = g_k(W_k y^k + b_k)$$

[0029] 我们建议用LDR矩阵 $\{W_1, \dots, W_L\}$ 来近似预训练的DNN $\{W_1, \dots, W_L\}$ 的层。假设第k层权重矩阵 \widehat{W}_k 具有低秩 $r_k \ll \min\{m, n\}$,则这意味着

$$[0030] \quad L_{A,B}(\widehat{W}_k) = W_k - AW_kB = G_kH_k^T,$$

[0031] 其中,A、B分别是尺寸 $m \times m$ 、 $n \times n$ 的方阵, G_k 是 $m \times r_k$ 矩阵, H_k 是 $n \times r_k$ 矩阵,并且 m 、 n 是原始权重矩阵 W_k 的行和列的数目。例如,G和H的列可以表示某种滤波器。并且根据A和B,它们可以以不同的方式端到端地交互。

[0032] 这里,位移 r_k 是选择的参数。小 r_k 意味着更大的压缩和计算效率。或者,也可以按照以下等式等同但可选的表达方式寻找LDR

$$[0033] \quad L_{A,B}(\widehat{W}_k) = AW_k - W_kB = G_kH_k^T。$$

[0034] 通过A、B的不同选择,LDR结构足够通用以使得它覆盖诸如Toeplitz、Circulant、Hankel等的大量其他结构。为了描述本发明的目的,我们将使用第一表达式用于位移秩。为了获得这种近似,所提出的方法需要近似训练集 $x = \{x_1, \dots, x_T\}$,该近似训练集 x 可以被选择为用于训练给定DNN的原始训练集的子集,或者它可以被选择为关于假设对其进行操作的DNN的集合示例。使用近似训练集 x ,我们可以获得原始的预训练的DNN的每一层的输出和输入。近似集 x 中的用于给定示例 x_t 的第k层的输入和输出表示为 $y_{x_t}^k$ 和 $y_{x_t}^{k+1}$ 。利用这些,我们求解以下优化问题以获得 G_k 、 H_k :

$$[0035] \quad \min_{\{G_k, H_k\}} \sum_{x_t \in x} l(y_{x_t}^{k+1} - g_k(\widehat{W}_k y_{x_t}^k + b_k)) \text{ s.t. } \widehat{W}_k - A\widehat{W}_kB = G_kH_k^T \quad (1)$$

[0036] 上述问题可以通过使用随机梯度下降算法来近似地解决。求和中的项被最小化。上述问题中的等式约束可以使用来自Pan和Wang的“位移算子的求逆(Inversion of Displacement Operators)”的求逆公式来处理。图1示出了用于压缩神经网络的示例性总体架构。图1示出了DNN训练阶段,该阶段涉及在给定训练数据上训练DNN。下一个框取权重矩阵 $\{W_1, \dots, W_L\}$ 、偏差 $\{b_1, \dots, b_L\}$ 和非线性 $\{g_1, \dots, g_L\}$ 表示的预训练的DNN作为输入,并且所述近似训练集 $x = \{x_1, \dots, x_T\}$ 可以与独立于所述训练集的近似训练集一起工作。基于LDR的压缩块中的第一子步骤是基于LDR的近似,这是本发明的目的。

[0037] 此后,每层的基于LDR的近似的权重矩阵 G_k 和 H_k 被量化,并且这之后是针对每层的无损系数压缩。

[0038] 这导致可被存储或传输的比特流。所得到的比特流与涉及矩阵A、B、偏置矢量 $\{b_1, \dots, b_L\}$ 以及非线性的描述的元数据一起被发送。使用元数据解压缩压缩的比特流,并且为了推断,DNN被加载到存储器中,以用于对即将到来的应用的测试数据的推断。

[0039] 编码器

[0040] 图2详细示出图1中的LDR基近似子块。如图2所示,使用近似训练集 $\chi = \{x_1, \dots, x_T\}$,可以并行地获得用于每一层的LDR近似。

[0041] 图3中描述了在编码器处预训练的DNN的LDR近似。使用近似训练集 χ ,我们可以获得原始的预训练的DNN的每一层的输出和输入。近似集 χ 中的用于给定示例 x_t 的第k层的输

入和输出表示为 $\mathbf{y}_{x_t}^k$ 和 $\mathbf{y}_{x_t}^{k+1}$ 。在步骤101,访问每一层,可能并行地根据计算机资源从步骤104循环,直到最后一层被处理。 G_k 和 H_k 在步骤102和103中按层计算。

[0042] 步骤103在图4中进一步描述,对于每一层,近似集可以按批次被拆分,并且可以在该集合上执行若干次迭代或轮(epoch) (204)。对于每次迭代,访问用于所述层的当前批次的输入/输出数据(201),图片在该数据集上的最小化问题(1) (202),并且更新矩阵 G_k 和 H_k (203)。

[0043] 终止准则(204)可以基于训练步骤的数目(在术语上为轮数),或者如果连续训练步骤中的矩阵 G_k 和 H_k 在数值上彼此接近,具有选择的接近度参数,则对于所有 k 输出矩阵 G_k 和 H_k 。

[0044] 这种并行版本允许以 G_k 和 H_k 矩阵的修改之后考虑到后续层的未更新输入为代价的高效计算。并行版本处理原始网络中每一层的输入和输出,这些输入和输出在开始时获得一次,并且它们用于并行地更新层。在本说明书中,后面提到了串行版本作为变型。作为变型,可以使用训练数据来更新每一层 k 的输出,使得可以使用适当的输入来执行层 $k+1$ 的LDR计算。

[0045] 解码器

[0046] 为了解码所产生的比特流,兼容的解码器需要执行逆压缩步骤。图5详细示出了不同的步骤。输入比特流的符号首先从熵解码引擎301中提取,然后被逆量化(302)。对于每一层(305),访问(303)去量化的矩阵,并且使用先前提到的求逆公式从获得的 G_k 和 H_k 导出每个矩阵 \mathbf{W}_k^{dec} 。

[0047] 因此,为了解码和获得重构的DNN,将实现标准压缩方案(例如未来的MPEG NNR标准)的解码器,将需要包括所提出的方法。

[0048] 在一个变型中,使用上述框架之一,可以针对每一层使用不同的A和B。这将改变需要从编码器发送的元数据。解码器在解码各层时将针对那层使用特定的A和B。

[0049] 在第二变型中,LDR近似也可以以串行方式进行,其中通过考虑先前层中的近似来近似下一层。

[0050] 图6示出了使用这里描述的一般方面的方法600的一个实施例。该方法开始于开始框601,并且控制进行到功能框610,用于获得表示深度神经网络的权重、偏置和非线性的信息以及用于深度神经网络的近似训练集。控制然后从框610前进至框620,用于使用信息和近似训练集来生成用于深度神经网络的层的信息的输出矩阵。然后控制从框620前进到框630,以通过迭代地使用深度神经网络的先前层的输出矩阵和近似训练集来更新用于附加层的输出矩阵,直到已经满足用于该层的最小化准则,并且直到达到最后一层以生成表示所述输出矩阵的系数。控制然后从框630前进到框640,用于对系数执行量化和熵译码。

[0051] 图7示出了使用这里描述的一般方面的方法700的一个实施例。该方法开始于开始框701,并且控制进行到功能框710,用于对来自比特流的数据执行熵解码。控制然后从框710进行到框720,用于对熵解码的数据执行逆量化。然后,控制从框720前进到框730,用于迭代地获得表示深度神经网络的去量化矩阵,并且构建权重矩阵,直到到达最后一层。

[0052] 图8示出了用于对比特流中的深度神经网络进行压缩、编码或解码的装置800的一个实施例。该装置包括处理器810,并且可以通过至少一个端口与存储器820互连。处理器

810和存储器820两者还可具有到外部连接的一个或一个以上附加互连。

[0053] 处理器810还被配置成在比特流中插入或者接收参数,并且使用参数来压缩、编码或解码深度神经网络。

[0054] 本申请描述了多个方面,包括工具、特征、实施例、模型、方法等。这些方面中的许多方面被描述为具有特异性,并且至少为了示出个体特性,通常以可能听起来受限的方式来描述。然而,这是为了描述清楚的目的,并且不限制那些方面的应用或范围。实际上,所有不同的方面可以组合和互换以提供另外的方面。此外,这些方面也可以与在较早的文档中描述的方面组合和互换。

[0055] 本申请中描述和预期的方面可以以许多不同的形式实现。图9、10和11提供了一些实施例,但是可以想到其他实施例,并且对图9、10和11的讨论不限制实现的广度。至少一个方面一般涉及视频编码和解码,并且至少一个其它方面一般涉及传送所生成或编码的比特流。这些和其它方面可以实现为方法、装置、其上存储有用于根据所描述的任何方法来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描述的任何方法生成的比特流的计算机可读存储介质。

[0056] 在本申请中,术语“重构”和“解码”可以互换使用,术语“像素”和“样本”可以互换使用,术语“图像”、“图片”和“帧”可以互换使用。通常,但不是必须的,术语“重构”在编码器侧使用,而“解码”在解码器侧使用。

[0057] 本文描述了各种方法,并且每种方法包括用于实现所描述的方法的一个或多个步骤或动作。除非方法的正确操作需要特定顺序的步骤或动作,否则可修改或组合特定步骤和/或动作的顺序和/或使用。

[0058] 本申请中描述的各种方法和其它方面可用于修改模块,例如图9和图10所示的视频编码器100和解码器200的帧内预测、熵译码和/或解码模块(160、360、145、330)。此外,本发明的方面不限于VVC或HEVC,并且可应用于例如其它标准和建议,无论是预先存在的还是将来开发的,以及任何此类标准和建议的扩展(包括VVC和HEVC)。除非另外指出或在技术上排除,本申请中描述的方面可以单独或组合使用。

[0059] 在本申请中使用各种数值。具体值是出于示例目的,并且所描述的方面不限于这些具体值。

[0060] 图9示出了编码器100。可以设想该编码器100的变型,但是为了清楚起见,下面描述编码器100,而不描述所有预期的变型。

[0061] 在被编码之前,视频序列可以经历预编码处理(101),例如,对输入颜色图片应用颜色变换(例如,从RGB 4:4:4到YCbCr 4:2:0的转换),或者执行输入图片分量的重新映射,以便获得对压缩更有弹性的信号分布(例如,使用颜色分量之一的直方图均衡)。元数据可以与预处理相关联并且被附加到比特流。

[0062] 在编码器100中,如下所述,由编码器元件对图片进行编码。以例如CU为单位分割(102)并处理要编码的图片。使用例如帧内或帧间模式来编码每个单元。当以帧内模式对单元进行编码时,其执行帧内预测(160)。在帧间模式中,执行运动估计(175)和补偿(170)。编码器决定(105)使用帧内模式或帧间模式中的哪一者来对单元进行编码,并且通过例如预测模式标志来指示帧内/帧间决定。例如,通过从原始图像块中减去(110)预测块来计算预测残差。

[0063] 然后,对预测残差进行变换(125)和量化(130)。对量化的变换系数以及运动矢量和和其它语法元素进行熵译码(145)以输出比特流。编码器可以跳过变换,并直接对未变换的残差信号应用量化。编码器可以绕过变换和量化,即,直接对残差进行译码而不应用变换或量化处理。

[0064] 编码器对编码块进行解码,以提供用于进一步预测的参考。对量化变换系数进行去量化(140)和逆变换(150)以对预测残差进行解码。组合(155)解码的预测残差和预测块,重构图像块。环内滤波器(165)被应用于重构的图像,以执行例如解块/SAO(采样自适应偏移)滤波,从而减少编码伪像。将滤波图像存储在参考图片缓冲器(180)中。

[0065] 图10说明视频解码器200的框图。在解码器200中,如下所述,由解码器元件解码比特流。视频解码器200通常执行与图9中所描述的编码回合互逆的解码回合。编码器100通常还执行视频解码作为编码视频数据的一部分。

[0066] 特别地,解码器的输入包括视频比特流,其可以由视频编码器100生成。比特流首先被熵解码(230)以获得变换系数、运动矢量和其它译码信息。图片分割信息指示图片如何被分割。解码器因此可以根据解码的图片分割信息来划分(235)图片。变换系数被去量化(240)和逆变换(250)以解码预测残差。将解码的预测残差与预测块进行组合(255),重构图像块。预测块可以从帧内预测(260)或运动补偿预测(即,帧间预测)(275)获得(270)。环内滤波器(265)被应用于重构的图像。将滤波图像存储在参考图片缓冲器(280)中。

[0067] 解码的图片可以进一步经历后解码处理(285),例如,逆颜色变换(例如,从YCbCr 4:2:0到RGB 4:4:4的转换)或执行在预编码处理(101)中执行的重新映射过程的逆过程的逆重新映射。后解码处理可以使用在预编码处理中导出并且在比特流中用信号通知的元数据。

[0068] 图11示出了其中实现了各个方面和实施例的系统的示例的框图。系统1000可以被实现为包括以下描述的各种组件的设备,并且被配置为执行本文中描述的一个或多个方面。这样的设备的示例包括但不限于各种电子设备,诸如个人计算机、膝上型计算机、智能电话、平板计算机、数字多媒体机顶盒、数字电视接收机、个人视频记录系统、连接的家用电器和服务器。系统1000的元件可以单独地或组合地实现在单个集成电路(IC)、多个IC和/或分立组件中。例如,在至少一个实施例中,系统1000的处理和编码器/解码器元件分布在多个IC和/或分立组件上。在各种实施例中,系统1000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一个或多个其他系统或其他电子设备。在各种实施例中,系统1000被配置为实现本文中描述的一个或多个方面。

[0069] 系统1000包括至少一个处理器1010,其被配置为执行加载在其中的指令,以用于实现例如本文中描述的各个方面。处理器1010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它电路。系统1000包括至少一个存储器1020(例如,易失性存储器设备和/或非易失性存储器设备)。系统1000包括存储设备1040,其可以包括非易失性存储器和/或易失性存储器,包括但不限于电可擦除可编程只读存储器(EEPROM)、只读存储器(ROM)、可编程只读存储器(PROM)、随机存取存储器(RAM)、动态随机存取存储器(DRAM)、静态随机存取存储器(SRAM)、闪存、磁盘驱动器和/或光盘驱动器。作为非限制性示例,存储设备1040可以包括内部存储设备、附接的存储设备(包括可拆卸的和不可拆卸的存储设备)和/或网络可访问的存储设备。

[0070] 系统1000包括编码器/解码器模块1030,其被配置为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1030可以包括其自己的处理器和存储器。编码器/解码器模块1030表示可包括在设备中以执行编码和/或解码功能的模块(一个或多个)。如已知的,设备可以包括编码和解码模块中的一个或两个。另外,编码器/解码器模块1030可实施为系统1000的单独元件或可并入处理器1010内作为如所属领域的技术人员已知的硬件与软件的组合。

[0071] 要加载到处理器1010或编码器/解码器1030上以执行本文档中描述的各个方面的程序代码可以存储在存储设备1040中,并且随后加载到存储器1020上以供处理器1010执行。根据各种实施例,处理器1010、存储器1020、存储设备1040和编码器/解码器模块1030中的一个或多个可以在执行本文中描述的过程期间存储各种项中的一个或多个。这些存储的项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、运算和运算逻辑的处理的中间或最终结果。

[0072] 在一些实施例中,处理器1010和/或编码器/解码器模块1030内的存储器用于存储指令,并且提供用于在编码或解码期间需要的处理的工作存储器。然而,在其它实施例中,处理装置外部的存储器(例如,处理装置可为处理器1010或编码器/解码器模块1030)用于这些功能中的一者或一者以上。外部存储器可以是存储器1020和/或存储设备1040,例如,动态易失性存储器和/或非易失性闪存。在几个实施例中,外部非易失性闪存用于存储例如电视的操作系统。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被用作视频译码和解码操作的工作存储器,诸如用于MPEG-2(MPEG是指运动图片专家组,MPEG-2也被称为ISO/IEC 13818,并且13818-1也被称为H.222,并且13818-2也被称为H.262)、HEVC(HEVC是指高效视频译码,也被称为H.265和MPEG-H部分2)、或VVC(通用视频译码,由JVET(联合视频团队专家)开发的新标准)的工作存储器。

[0073] 如框1130中所示,可以通过各种输入设备来提供对系统1000的元件的输入。这样的输入设备包括但不限于(i)接收例如由广播公司通过空中传输的射频(RF)信号的RF部分,(ii)组件(COMP)输入端子(或一组COMP输入端子),(iii)通用串行总线(USB)输入端子,和/或(iv)高清晰度多媒体接口(HDMI)输入端子。图11中未示出的其它示例包括合成视频。

[0074] 在各种实施例中,框1130的输入设备具有本领域已知的相关联的相应输入处理元件。例如,RF部分可以与适合于用于实现以下过程的元件相关联:(i)选择期望频率(也称为选择信号,或将信号频带限制到频带),(ii)下变频选择的信号,(iii)再次频带限制到较窄频带,以选择(例如)在某些实施例中可以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,和(vi)解复用以选择期望的数据分组流。各种实施例的RF部分包括一个或多个元件以执行这些功能,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部分可以包括执行各种这些功能的调谐器,这些功能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部分及其相关的输入处理元件接收通过有线(例如,电缆)介质发送的RF信号,并通过滤波、下变频和再次滤波到期望的频带来执行频率选择。各种实施例重新安排上述(和其它)元件的顺序,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它元件。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。

[0075] 另外,USB和/或HDMI终端可以包括用于通过USB和/或HDMI连接将系统1000连接到其它电子设备的相应接口处理器。应当理解,输入处理的各个方面(例如Reed-Solomon纠错)可以根据需要在例如单独的输入处理IC或处理器1010内实现。类似地,USB或HDMI接口处理的各方面可以根据需要在单独的接口IC内或在处理器1010内实现。解调、纠错和解复用的流被提供给各种处理元件(包括例如处理器1010和编码器/解码器1030,其与存储器和存储元件结合操作以根据需要处理数据流以便在输出设备上呈现)。

[0076] 系统1000的各种元件可以设置在集成壳体内。在集成壳体内,各种元件可以使用合适的连接布置例如本领域已知的内部总线(包括IC间(I2C)总线)、布线和印刷电路板互连并在其间传输数据。

[0077] 系统1000包括通信接口1050,其使得能够经由通信信道1060与其他设备通信。通信接口1050可以包括但不限于被配置为通过通信信道1060发送和接收数据的收发器。通信接口1050可以包括但不限于调制解调器或网卡,并且通信信道1060可以例如在有线和/或无线介质内实现。

[0078] 在各种实施例中,使用无线网络(例如Wi-Fi网络,例如IEEE 802.11(IEEE是指电气和电子工程师协会))将数据流式传输或以其他方式提供给系统1000。这些实施例的Wi-Fi信号通过适用于Wi-Fi通信的通信信道1060和通信接口1050来接收。这些实施例的通信信道1060通常连接到接入点或路由器,所述接入点或路由器提供对包括因特网的外部网络的接入以允许流式应用和其它过顶通信。其它实施例使用通过输入框1130的HDMI连接传递数据的机顶盒向系统1000提供流式传输的数据。还有一些实施例使用输入框1130的RF连接向系统1000提供流式传输的数据。如上所述,各种实施例以非流式传输方式提供数据。另外,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。

[0079] 系统1000可以向各种输出设备提供输出信号,所述输出设备包括显示器1100、扬声器1110和其他外围设备1120。各种实施例的显示器1100包含以下各项中的一者或多者:例如触摸屏显示器、有机发光二极管(OLED)显示器、弯曲显示器和/或可折叠显示器。显示器1100可以用于电视、平板电脑、膝上型计算机、蜂窝电话(移动电话)或其他设备。显示器1100还可与其它组件集成(例如,如在智能电话中),或是单独的(例如,用于膝上型计算机的外部监视器)。在各实施例的各示例中,其它外围设备1120包括以下各项中的一个或多个:独立数字视频盘(或数字多功能盘)(DVR,针对这两项)、盘播放器、立体声系统和/或照明系统。各种实施例使用一个或多个外围设备1120,其基于系统1000的输出提供功能。例如,盘播放器执行播放系统1000的输出的功能。

[0080] 在各种实施例中,使用(诸如AV.链路、消费电子控制(CEC)、或在有或没有用户干预的情况下实现设备到设备控制的其他通信协议的)信令在系统1000和显示器1100、扬声器1110或其它外围设备1120之间传送控制信号。输出设备可以经由通过相应接口1070、1080和1090的专用连接通信地耦合到系统1000。或者,输出设备可以使用通信信道1060经由通信接口1050连接到系统1000。显示器1100和扬声器1110可以与系统1000的其它组件一起集成在电子设备(例如电视机)中的单个单元中。在各种实施例中,显示接口1070包括显示驱动器,例如定时控制器(T Con)芯片。

[0081] 例如,如果输入1130的RF部分是单独机顶盒的一部分,则显示器1100和扬声器1110可以备选地与其它组件中的一个或多个分离。在显示器1100和扬声器1110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,所述专用输出连接例如包括HDMI端口、USB端口或COMP输出。

[0082] 这些实施例可以由处理器1010或由软件或由硬件和软件的组合实现的计算机软件来实现。作为非限制性示例,实施例可以由一个或多个集成电路实现。存储器1020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,作为非限制性示例,诸如光学存储器设备、磁存储器设备、基于半导体的存储器设备、固定存储器和可移除存储器。处理器1010可以是适合于技术环境的任何类型,并且可以包含以下各项中的一个或多个:作为非限制性示例的微处理器、通用计算机、专用计算机和基于多核架构的处理器。

[0083] 各种实现方式涉及解码。如本申请中所使用的,“解码”可以包括例如对接收到的编码序列执行的全部或部分过程,以产生适于显示的最终输出。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个或多个,例如熵解码、逆量化、逆变换和差分解码。在各种实施例中,这样的过程还或替代地包括由本申请中描述的各种实现的解码器执行的过程。

[0084] 作为进一步的示例,在一个实施例中,“解码”仅指熵解码,在另一实施例中,“解码”仅指差分解码,并且在另一实施例中,“解码”指熵解码和差分解码的组合。短语“解码过程”旨在是具体地指代操作的子集还是一般地指代更广泛的解码过程基于具体描述的上下文将是清楚的,并且相信是本领域技术人员所充分理解的。

[0085] 各种实现涉及编码。以与以上关于“解码”的讨论类似的方式,如在本申请中使用的“编码”可以包括例如对输入视频序列执行的以产生编码比特流的过程的全部或部分。在各种实施例中,此类过程包括通常由编码器执行的一个或多个过程,例如,分割、差分编码、变换、量化和熵编码。在各种实施例中,这样的过程还或替代地包括由本申请中描述的各种实现的编码器执行的过程。

[0086] 作为进一步的示例,在一个实施例中,“编码”仅指熵编码,在另一实施例中,“编码”仅指差分编码,而在另一实施例中,“编码”指差分编码和熵编码的组合。短语“编码过程”旨在是具体地指代操作的子集还是一般地指代更广泛的编码过程将基于具体描述的上下文而变得清楚,并且相信是本领域技术人员所充分理解的。

[0087] 注意,这里使用的语法元素是描述性术语。因此,它们不排除使用其它语法元素名称。

[0088] 当附图被呈现为流程图时,应当理解,它还提供了对应装置的框图。类似地,当附图被呈现为框图时,应当理解,它还提供了对应的方法/过程的流程图。

[0089] 各种实施例可以涉及参数模型或速率失真优化。特别地,在编码过程期间,通常考虑速率和失真之间的平衡或折衷,通常给出计算复杂度的约束。它可以通过速率失真优化(RDO)度量,或者通过最小均方(LMS)、绝对误差均值(MAE)或其它这样的测量来测量。速率失真优化通常被公式化为最小化速率失真函数,该函数是速率和失真的加权和。存在不同的方法来解决率失真优化问题。例如,这些方法可以基于对所有编码选项(包括所有考虑的模式或译码参数值的广泛测试),在译码和解码之后对它们的译码成本和重构信号的相关失真进行完整评估。还可以使用更快的方法来节省编码复杂度,特别是基于预测或预测残差信号而不是重构信号来计算近似失真。还可以使用这两种方法的混合,例如通过仅对一

些可能的编码选项使用近似失真,而对其他编码选项使用完全失真。其它方法仅评估可能的编码选项的子集。更一般地,许多方法采用各种技术中的任何一种来执行优化,但是优化不一定是对译码成本和相关失真两者的完整评估。

[0090] 本文描述的实现方式和方面可以在例如方法或过程、装置、软件程序、数据流或信号中实现。即使仅在单一形式的实现的上下文中讨论(例如,仅作为方法讨论),所讨论的特征的实现也可以以其他形式(例如,装置或程序)来实现。例如,可以以适当的硬件、软件和固件来实现装置。所述方法可以在例如处理器中实现,所述处理器通常指处理设备,包括例如计算机、微处理器、集成电路或可编程逻辑设备。处理器还包括通信设备,例如计算机、蜂窝电话、便携式/个人数字助理(“PDA”)和便于终端用户之间的信息通信的其他设备。

[0091] 对“一个实施例”或“实施例”或“一个实现”或“实现”以及其它变化形式的提及意味着结合实施例描述的特定特征、结构、特性等包含于至少一个实施例中。因此,在本申请中的各个地方出现的短语“在一个实施例中”或“在实施例中”或“在一个实现中”或“在实现中”以及任何其他变型的出现不一定都指同一实施例。

[0092] 另外,本申请可以涉及“确定”各种信息。确定信息可以包括以下各项中的一个或多个:例如估计信息、计算信息、预测信息或从存储器检索信息。

[0093] 此外,本申请可以涉及“访问”各种信息。访问信息可以包括以下各项中的一个或多个:例如接收信息、检索信息(例如,从存储器)、存储信息、移动信息、复制信息、计算信息、确定信息、预测信息或估计信息。

[0094] 另外,本申请可以指“接收”各种信息。如同“访问”一样,接收旨在是广义的术语。接收信息可以包括例如访问信息或(例如从存储器)检索信息中的一个或多个。此外,在诸如存储信息、处理信息、发送信息、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的操作期间,通常以一种方式或另一种方式涉及“接收”。

[0095] 应当理解,使用以下“/”、“和/或”以及“中的至少一个”……中的任何一个(例如在“A/B”、“A和/或B”以及“A和B中的至少一个”的情况下)旨在涵盖仅对第一列出的选项(A)的选择、或仅对第二列出的选项(B)的选择、或对两个选项(A和B)的选择。作为进一步的例子,在“A、B和/或C”和“A、B和C中的至少一个”的情况下,这样的措词旨在包括仅选择第一个列出的选项(A),或者仅选择第二个列出的选项(B),或者仅选择第三个列出的选项(C),或者仅选择第一个和第二个列出的选项(A和B),或者仅选择第一个和第三个列出的选项(A和C),或者仅选择第二个和第三个列出的选项(B和C),或者选择所有三个选项(A和B和C)。如本领域和相关领域的普通技术人员所清楚的,这可以扩展到所列的多个项目。

[0096] 此外,如本文所使用的,词语“用信号通知”尤其是指向对应的解码器指示某物。例如,在某些实施例中,编码器用信号通知多个变换、译码模式或标志中的特定一个。这样,在一个实施例中,在编码器侧和解码器侧都使用相同的变换、参数或模式。因此,例如,编码器可以向解码器发送(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它参数,则可以使用信令而不进行发送(隐式信令),以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传输,在各种实施例中实现了比特节省。应当理解,可以以各种方式来实现信令。例如,在各种实施例中,一个或多个语法元素、标志等被用于将信息用信号通知给对应的解码器。虽然前述内容涉及词语“用信号通知”的动词形式,但是词语“信号”在本文中也可以用作名词。

[0097] 如对于本领域普通技术人员将显而易见的,实现可以产生被格式化以携带例如可以被存储或发送的信息的各种信号。该信息可以包括例如用于执行方法的指令,或者由所描述的实现之一产生的数据。例如,信号可以被格式化以携带所描述的实施例的比特流。这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对数据流进行编码并且利用编码的数据流对载波进行调制。信号携带的信息可以是例如模拟或数字信息。如已知的,信号可以通过各种不同的有线或无线链路来传输。该信号可以存储在处理器可读介质上。

[0098] 我们描述了跨各种权利要求类别和类型的多个实施例。这些实施例的特征可以单独提供或以任何组合提供。此外,实施例可以包括跨越各种权利要求类别和类型的单独或任意组合的以下特征、设备或方面中的一个或多个:

[0099] • 一种利用预训练的神经网络压缩来执行编码和解码的过程或设备。

[0100] • 一种用于利用比特流中的表示参数的插入信息来执行编码和解码以实现包括一个或多个层的预训练的神经网络压缩的过程或设备。

[0101] • 一种用于利用比特流中的表示参数的插入信息来执行编码和解码以实现预训练的神经网络压缩直到达到压缩准则的过程或设备。

[0102] • 一种包括所描述的语法元素中的一个或多个或其变型的比特流或信号。

[0103] • 一种包括根据所描述的任何实施例生成的语法传达信息的比特流或信号。

[0104] • 根据所述的任何实施例创建和/或传送和/或接收和/或解码。

[0105] • 根据所描述的任何实施例的方法、过程、装置、存储指令的介质、存储数据的介质或信号。

[0106] • 在所述信令中插入使得所述解码器能够以对应于编码器所使用的方式来确定译码模式的语法元素。

[0107] • 创建和/或传送和/或接收和/或解码包括一个或多个所描述的语法元素或其变型的比特流或信号。

[0108] • 一种TV、机顶盒、蜂窝电话、平板电脑或执行根据所描述的实施例中的任意者的变换方法(一个或多个)的其他电子设备。

[0109] • 一种TV、机顶盒、蜂窝电话、平板电脑或其他电子设备,其执行根据所描述的实施例中的任意者的变换方法(一个或多个),并且显示(例如,使用监视器、屏幕或其他类型的显示器)产生的图像。

[0110] • 一种TV、机顶盒、蜂窝电话、平板电脑或其他电子设备,其选择、频带限制或调谐(例如,使用调谐器)信道以接收包括编码图像的信号,并且执行根据所描述的实施例中的任意者的变换方法(一个或多个)。

[0111] • 一种TV、机顶盒、蜂窝电话、平板电脑或其他电子设备,其通过空中接收(例如,使用天线)包括编码图像的信号,并且执行变换方法(一个或多个)。

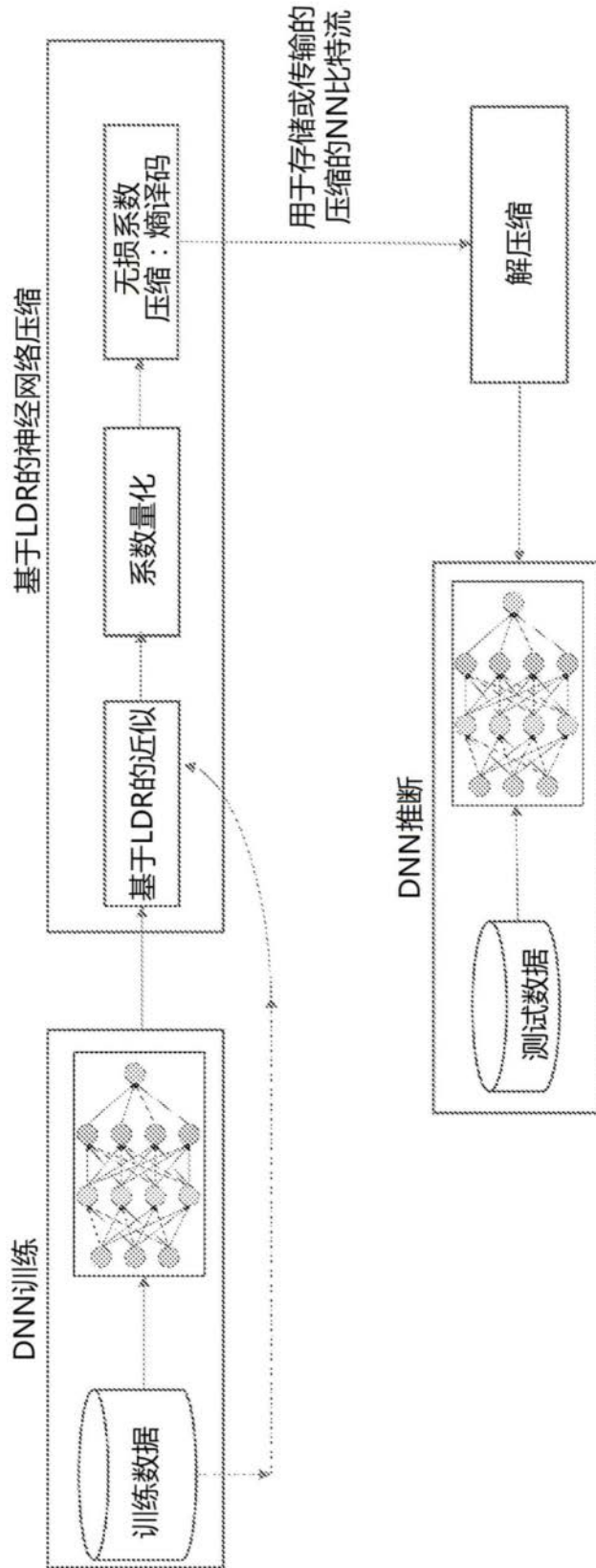


图1

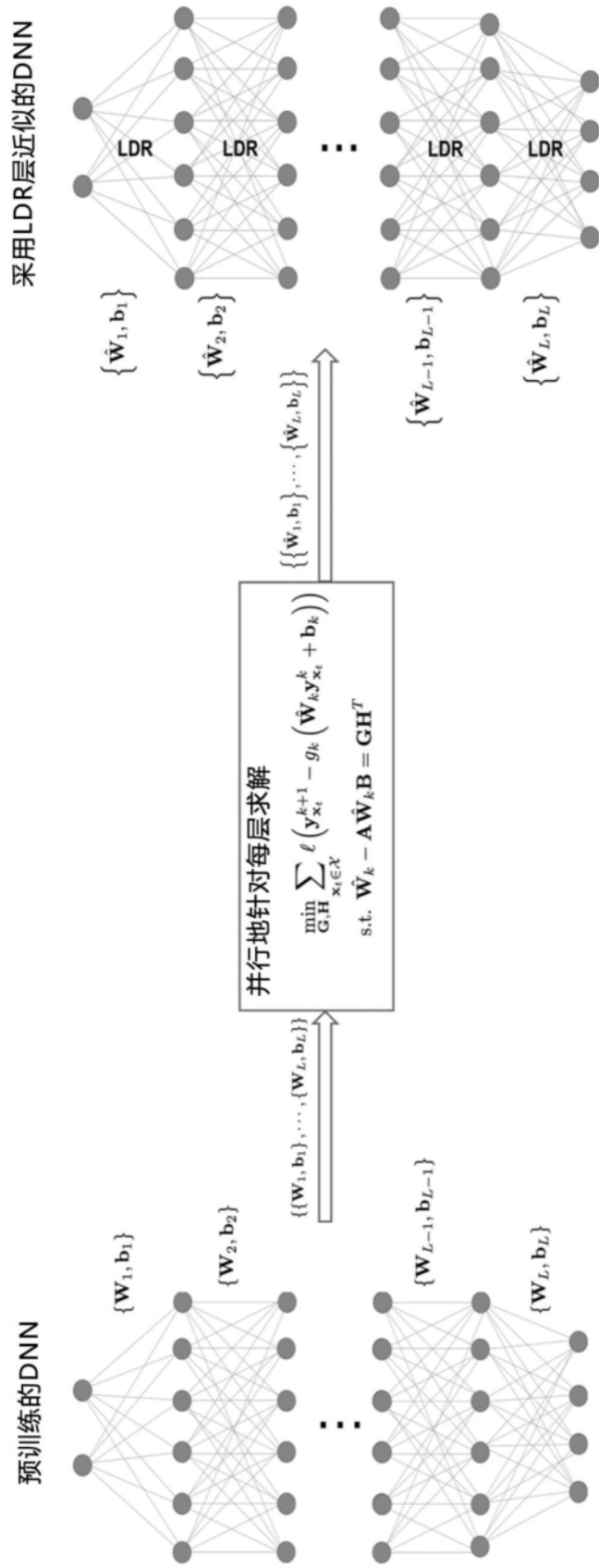


图2

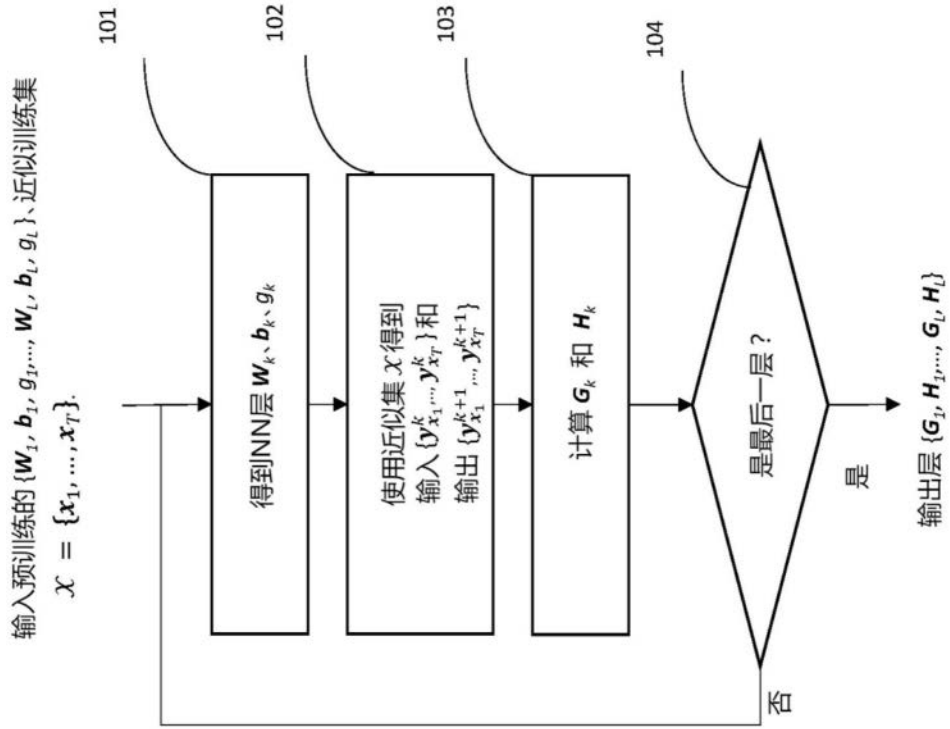


图3

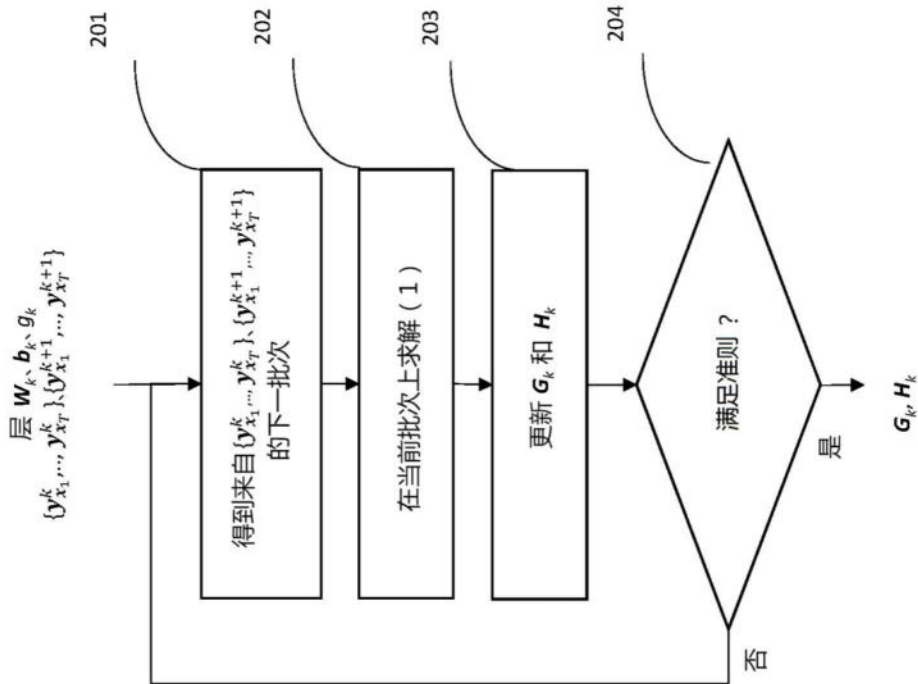


图4

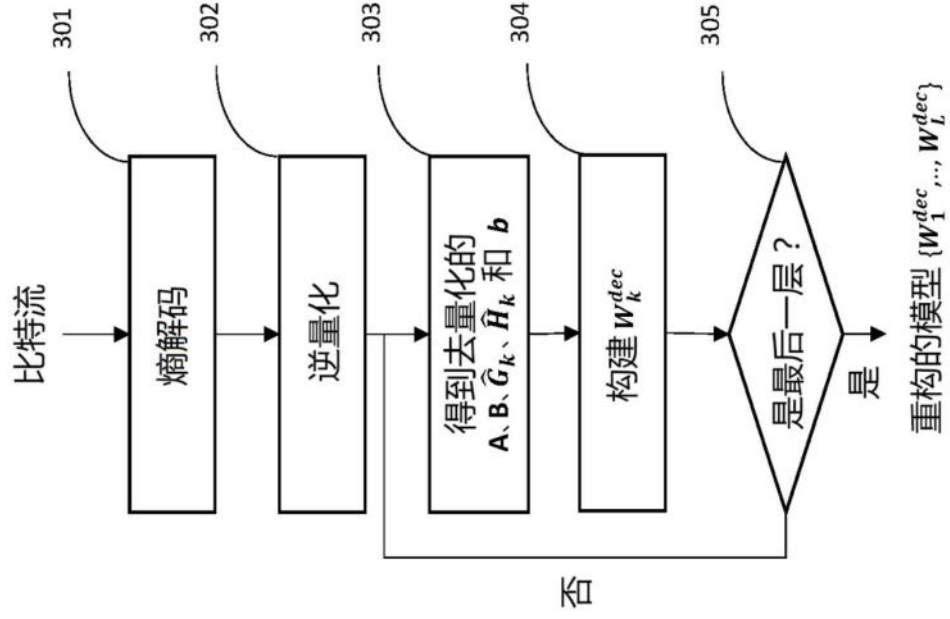


图5

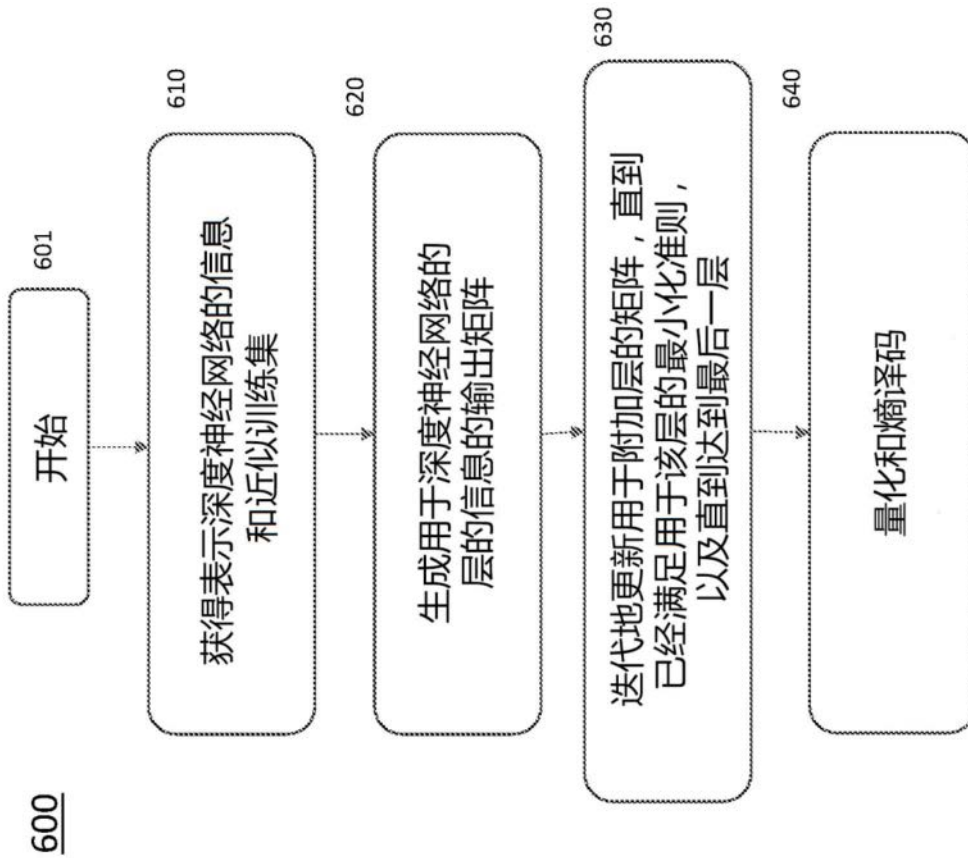


图6

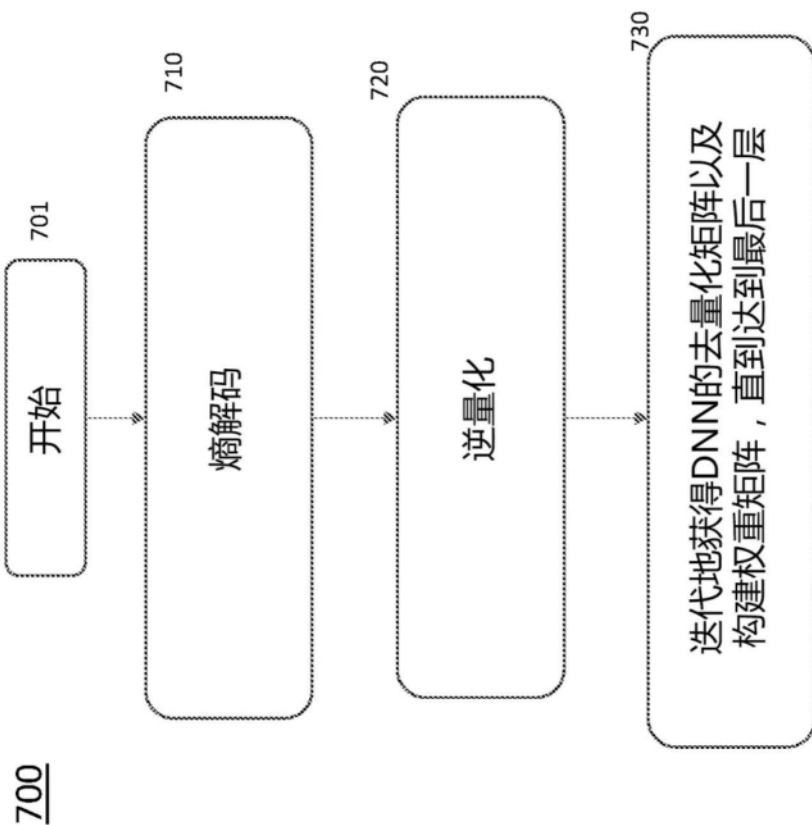


图7

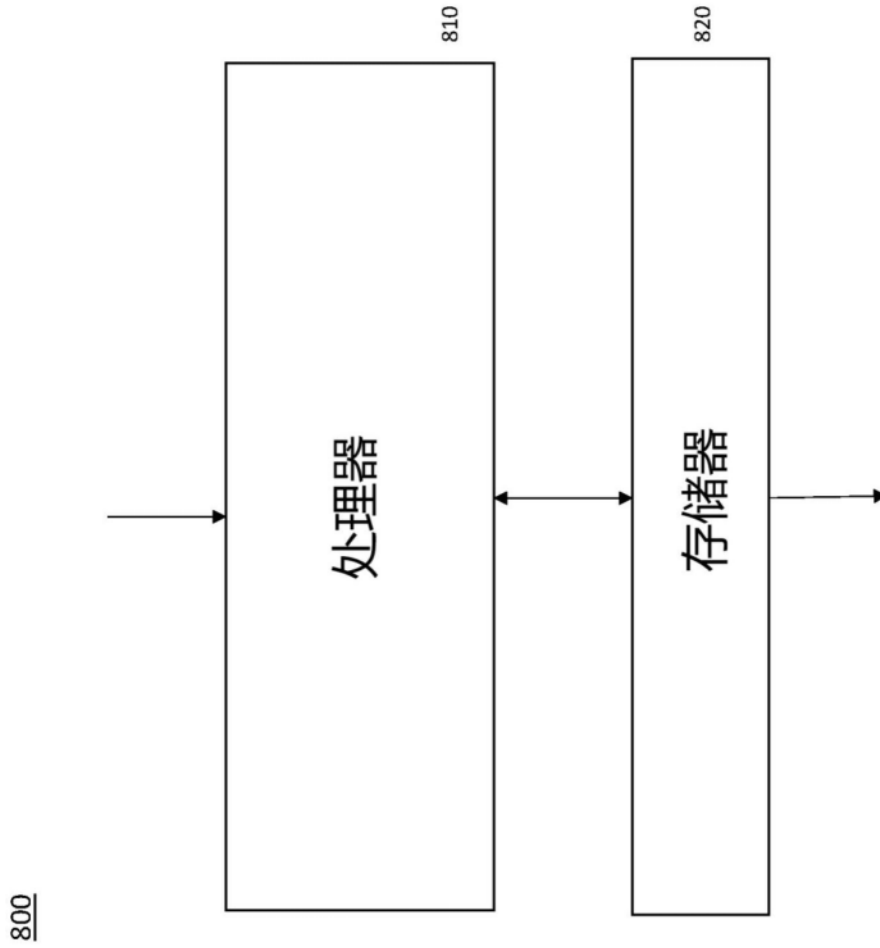


图8

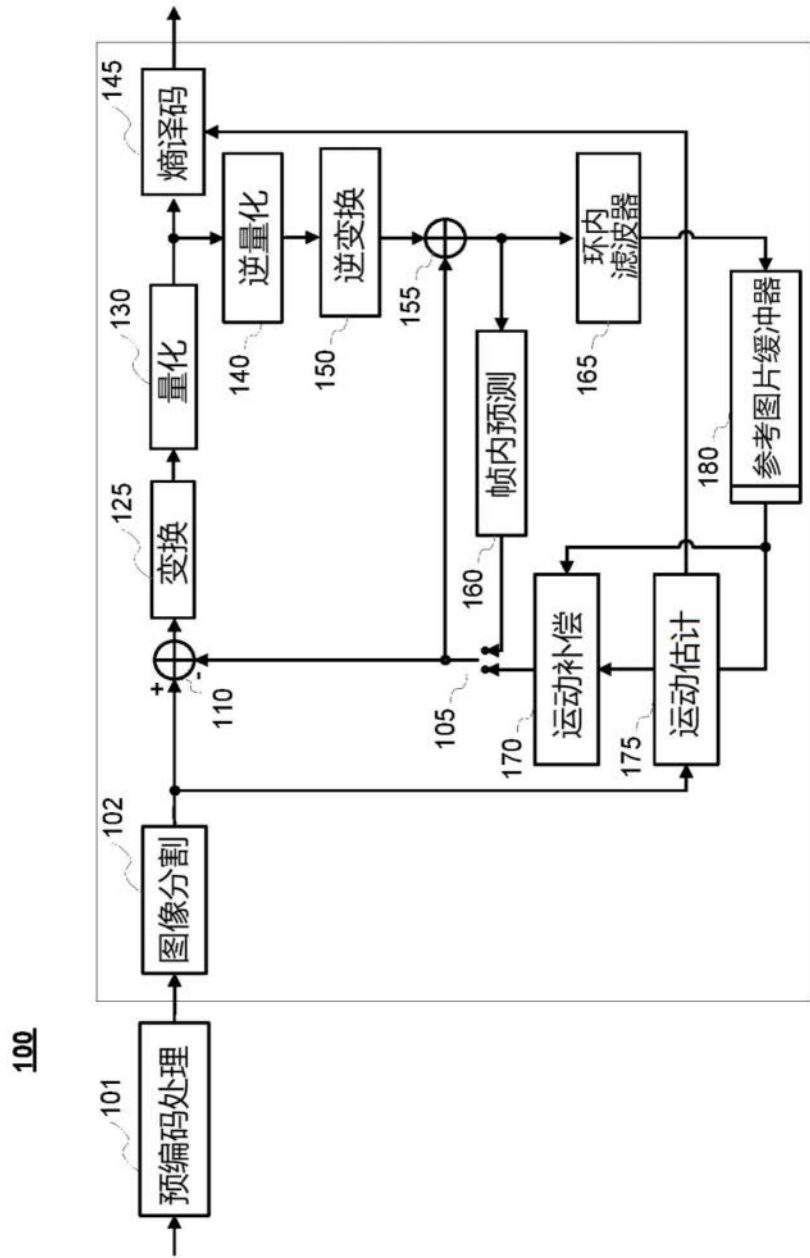


图9

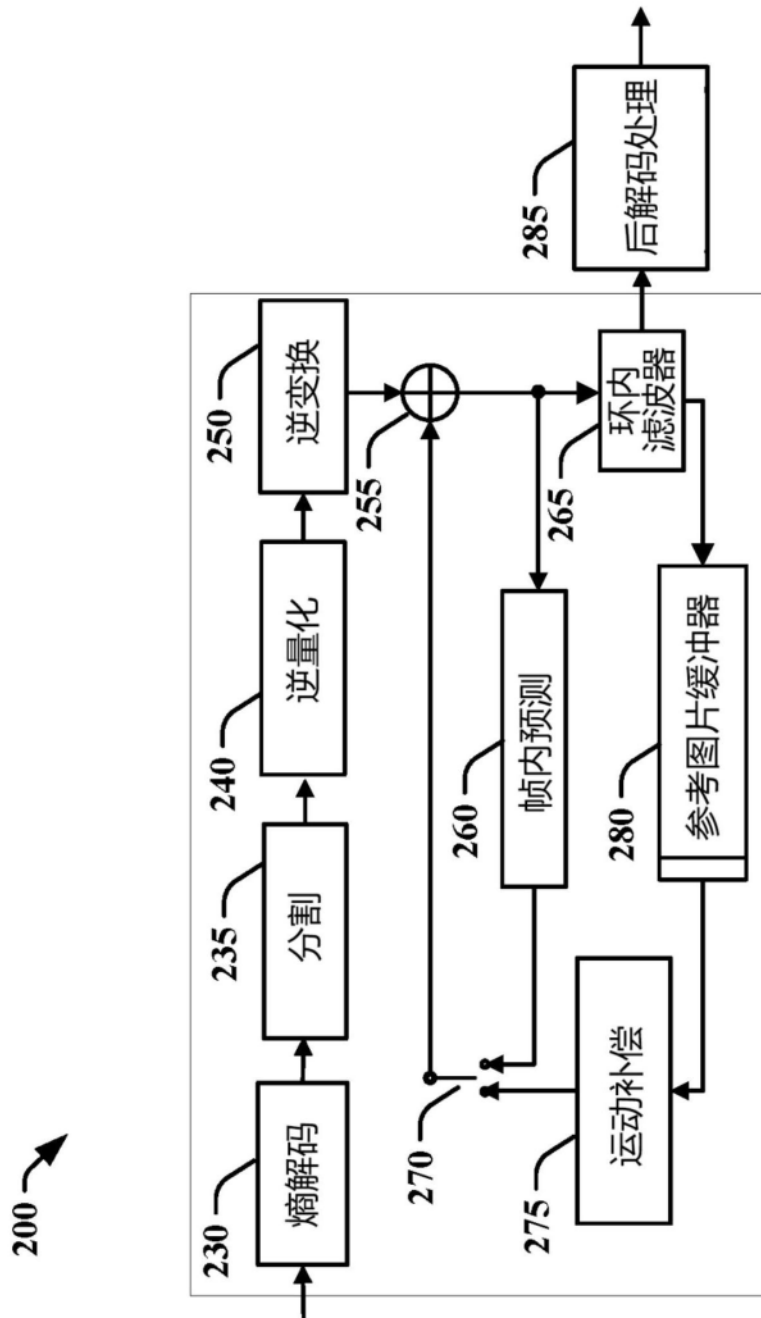


图10

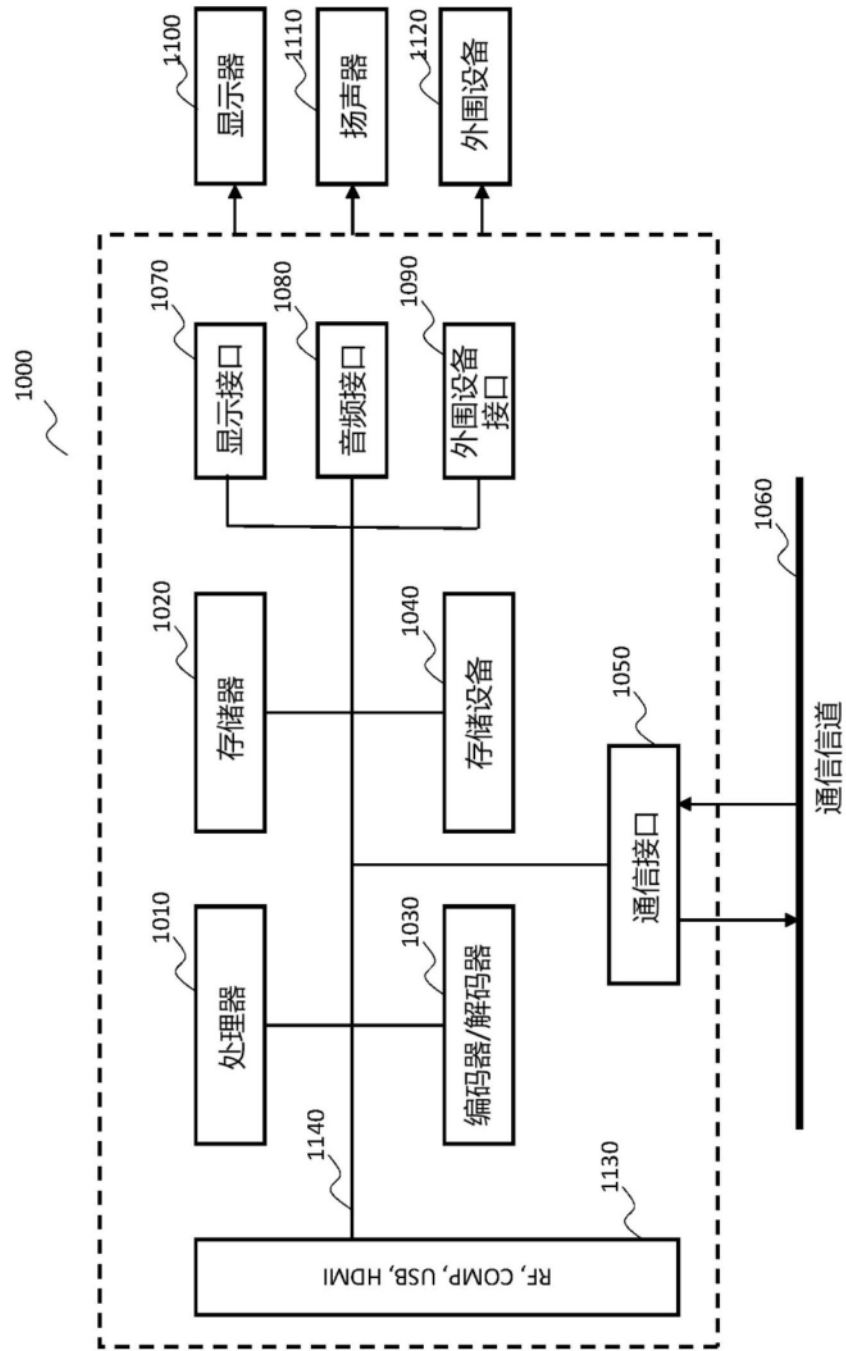


图11