



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 115087988 A

(43) 申请公布日 2022. 09. 20

(21) 申请号 202080094840.2

(22) 申请日 2020.12.21

(30) 优先权数据

19218862.1 2019.12.20 EP

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2022.07.27

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/EP2020/087489 2020.12.21

(87) PCT国际申请的公布数据

W02021/123438 EN 2021.06.24

(71) 申请人 弗劳恩霍夫应用研究促进协会

地址 德国慕尼黑

(72) 发明人 保罗·海瀚 汉勒·科什弗

海科·施瓦茨 德特勒夫·马尔佩

托马斯·威甘德

(74) 专利代理机构 中科专利商标代理有限责任

公司 11021

专利代理师 潘剑颖 罗松梅

(51) Int.Cl.

G06N 3/02 (2006.01)

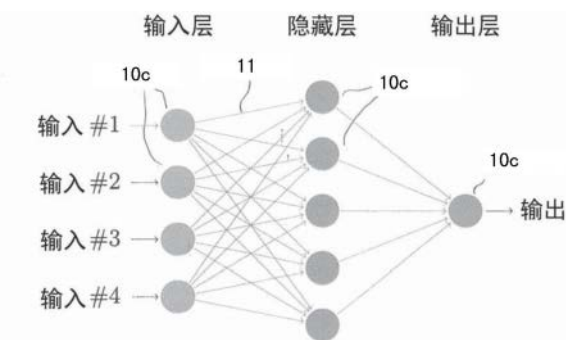
权利要求书14页 说明书42页 附图13页

(54) 发明名称

用于编码神经网络参数的构思

(57) 摘要

根据本发明的第一方面的实施例基于以下思想:通过使用非恒定量化器,但是在编码神经网络参数期间改变该非恒定量化器,即通过根据从数据流中解码的或相应地编码到数据流中的先前的或相应地在先编码的神经网络参数的量化索引选择一组重构级别,可以更高效地压缩神经网络参数。根据本发明的第二方面的实施例基于以下思想:当分阶段(被称为重构层,以将其与神经网络的神经层分层组成区分开)进行时并且如果在这些阶段中提供的参数化然后按神经网络参数组合以产生与任何阶段相比改进的神经网络参数化,则可以实现更高效的神经网络编码。



1. 一种用于从数据流 (14) 中解码定义神经网络 (10) 的神经网络参数 (13) 的装置, 所述装置被配置为:

通过以下方式来顺序地解码所述神经网络参数 (13):

取决于从所述数据流 (14) 中解码的先前神经网络参数的量化索引 (58), 为当前神经网络参数 (13') 从多个 (50) 重构级别组 (52) 中选择 (54) 重构级别组 (48);

从所述数据流 (14) 中解码所述当前神经网络参数 (13') 的量化索引 (56), 其中, 所述量化索引 (56) 指示针对所述当前神经网络参数的所选重构级别组 (48) 中的一个重构级别;

将所述当前神经网络参数 (13') 解量化 (62) 到所选重构级别组 (48) 中的由所述当前神经网络参数的所述量化索引 (56) 指示的所述一个重构级别上。

2. 根据权利要求1所述的装置, 其中, 所述神经网络参数 (13) 与所述神经网络 (10) 的神经元互连 (11) 的权重相关。

3. 根据权利要求1或2所述的装置, 其中, 所述多个 (50) 重构级别组 (52) 中的重构级别组 (52) 的数量是两个。

4. 根据权利要求1至3中任一项所述的装置, 被配置为:

借由预定量化步长 (QP) 来参数化 (60) 所述多个 (50) 重构级别组 (52), 并且从所述数据流 (14) 中导出关于所述预定量化步长的信息。

5. 根据前述权利要求中任一项所述的装置, 其中, 所述神经网络包括一个或多个NN层, 并且所述装置被配置为:

针对每个NN层 ($p; p-1$) 从所述数据流 (14) 中导出关于相应NN层的预定量化步长的信息, 并且

针对每个NN层使用所导出的相应NN层的预定量化步长来参数化所述多个 (50) 重构级别组 (52), 以便用于解量化属于相应NN层的神经网络参数。

6. 根据权利要求1至5中任一项所述的装置, 其中, 所述多个 (50) 重构级别组 (52) 中的重构级别组 (52) 的数量是两个, 并且所述多个重构级别组包括:

第一重构级别组 (组0), 包括预定量化步长的零倍和偶数倍; 以及

第二重构级别组 (组1), 包括所述预定量化步长的零倍和奇数倍。

7. 根据权利要求1至6所述的装置, 其中, 所有重构级别组的所有重构级别表示预定量化步长的整数倍, 并且所述装置被配置为通过以下方式来对所述神经网络参数进行解量化:

针对每个神经网络参数, 取决于相应神经网络参数的所选重构级别组和相应神经网络参数的熵解码量化索引, 导出中间整数值; 以及

针对每个神经网络参数, 将相应神经网络参数的所述中间值与相应神经网络参数的所述预定量化步长相乘。

8. 根据权利要求7所述的装置, 其中, 所述多个 (50) 重构级别组 (52) 中的重构级别组 (52) 的数量是两个, 并且所述装置被配置为通过以下方式导出每个神经网络参数的所述中间值:

如果相应神经网络参数的所选重构级别组是第一组, 则将相应神经网络参数的量化索引乘以2以获得相应神经网络参数的所述中间值; 以及

如果相应神经网络参数的所选重构级别组是第二组, 并且相应神经网络参数的量化索

引等于零,则将相应样本的所述中间值设置为等于零;以及

如果相应神经网络参数的所选重构级别组是第二组,并且相应神经网络参数的量化索引大于零,则将相应神经网络参数的量化索引乘以2,并且从相乘的结果中减1以获得相应神经网络参数的所述中间值;以及

如果当前神经网络参数的所选重构级别组是第二组,并且相应神经网络参数的量化索引小于零,则将相应神经网络参数的量化索引乘以2,并且向相乘的结果加1以获得相应神经网络参数的所述中间值。

9. 根据权利要求1至8中任一项所述的装置,被配置为:

取决于从所述数据流(14)中解码的在先解码的神经网络参数的量化索引(58)的二进制的LSB部分或在先解码的二进制位,为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中选择(54)重构级别组(48)。

10. 根据权利要求1至8中任一项所述的装置,被配置为:

取决于从所述数据流(14)中解码的在先解码的神经网络参数的量化索引(58)的二进制函数的结果,为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中选择(54)重构级别组(48)。

11. 根据权利要求1至10中任一项所述的装置,其中,所述装置被配置为:

取决于从所述数据流(14)中解码的在先解码的神经网络参数的量化索引(58)的奇偶性,为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中选择(54)重构级别组(48)。

12. 根据权利要求1至11中任一项所述的装置,其中,所述多个(50)重构级别组(52)中的重构级别组(52)的数量是两个,并且所述装置被配置为:

基于相应神经网络参数的所选重构级别组和相应神经网络参数的量化索引的二进制函数来导出每个神经网络参数的子集索引,从而产生四个可能的子集索引值;以及

取决于在先解码的神经网络参数的子集索引为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中选择(54)重构级别组(48)。

13. 根据权利要求12所述的装置,其中,所述装置被配置为:

使用取决于一定数量的紧接在先解码的神经网络参数的子集索引的选择规则,为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中选择(54)重构级别组(48),并且

针对所述神经网络参数的全部或一部分使用所述选择规则。

14. 根据权利要求13所述的装置,其中,所述选择规则所依赖的紧接在先解码的神经网络参数的数量是两个。

15. 根据权利要求12至14中任一项所述的装置,其中,基于相应神经网络参数的所选重构级别组和相应神经网络参数的量化索引的奇偶性来导出每个神经网络参数的子集索引。

16. 根据权利要求1至15中任一项所述的装置,其中,所述装置被配置为:

通过以下方式,借助于状态转换过程为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中选择(54)量化级别组(48):

取决于与所述当前神经网络参数(13')相关联的状态,为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中确定所述量化级别组(48),并且

取决于从所述数据流中解码的紧接在前的神经网络参数的量化索引(58),更新后续神经网络参数的状态。

17.根据权利要求16所述的装置,被配置为:使用从所述数据流中解码的紧接在前的神经网络参数的量化索引(58)的二进制函数来更新后续神经网络参数的状态。

18.根据权利要求16所述的装置,被配置为:使用从所述数据流中解码的紧接在前的神经网络参数的量化索引(58)的奇偶性来更新后续神经网络参数的状态。

19.根据权利要求16至18中任一项所述的装置,其中,所述状态转换过程被配置为在四个或八个可能状态之间进行转换。

20.根据权利要求16至19中任一项所述的装置,被配置为:在所述状态转换过程中,在偶数个可能状态之间进行转换,并且所述多个(50)重构级别组(52)中的重构级别组(52)的数量是两个,其中,取决于与所述当前神经网络参数(13')相关联的状态为所述当前神经网络参数(13')从多个量化组(52)中确定所述量化级别组(48)进行如下确定:如果所述状态属于所述偶数个可能状态的第一半,则确定所述多个(50)重构级别组(52)中的第一重构级别组,以及如果所述状态属于所述偶数个可能状态的第二半,则确定所述多个(50)重构级别组(52)中的第二重构级别组。

21.根据权利要求16至20中任一项所述的装置,被配置为:借助于转换表来执行所述状态的更新,所述转换表将从所述数据流中解码的紧接在前的神经网络参数的量化索引(58)的奇偶性和所述状态的组合映射到与后续神经网络参数相关联的另一状态上。

22.根据权利要求1至21中任一项所述的装置,被配置为:使用算术编码从所述数据流(14)中解码所述当前神经网络参数(13')的量化索引(56),所述算术编码使用取决于(123)为所述当前神经网络参数(13')选择的重构级别组(48)的概率模型。

23.根据权利要求1至21中任一项所述的装置,被配置为:

通过以下方式,借助于状态转换过程为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中选择(54)量化级别组(48):

取决于与所述当前神经网络参数(13')相关联的状态,为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中确定所述量化级别组(48),并且

取决于从所述数据流中解码的紧接在前的神经网络参数的量化索引(58),更新后续神经网络参数的状态;以及

使用算术编码从所述数据流(14)中解码所述当前神经网络参数(13')的量化索引(56),所述算术编码使用取决于(122)所述当前神经网络参数(13')的状态的概率模型。

24.根据权利要求23所述的装置,被配置为:通过以下方式,使用二进制算术编码,从所述数据流(14)中解码所述当前神经网络参数(13')的量化索引(56):针对所述量化索引(56)的二进制化(82)的至少一个二进制位(84)使用所述取决于(122)所述当前神经网络参数(13')的状态的概率模型。

25.根据权利要求23所述的装置,其中,所述至少一个二进制位包括指示所述当前神经网络参数的量化索引(56)是否等于零的显著性二进制位。

26.根据权利要求23至25中任一项所述的装置,其中,所述至少一个二进制位包括符号二进制位(86),所述符号二进制位(86)指示所述当前神经网络参数的量化索引(56)大于零或小于零。

27. 根据权利要求23至26中任一项所述的装置,其中,所述至少一个二进制位包括大于X二进制位,所述大于X二进制位指示所述当前神经网络参数的量化索引(56)的绝对值是否大于X,其中X是大于零的整数。

28. 根据权利要求22或权利要求23、25-27中任一项所述的装置,被配置为使得所述概率模型的依赖性涉及:使用所述依赖性从所述神经网络参数的一组上下文中选择(103)上下文(87),每个上下文具有与该上下文相关联的预定概率模型。

29. 根据权利要求28所述的装置,被配置为:基于使用相应上下文所算术编码的量化索引来更新与每一个上下文相关联的所述预定概率模型。

30. 根据权利要求1至29中任一项所述的装置,被配置为:通过以下方式,使用二进制算术编码,从所述数据流(14)中解码所述当前神经网络参数(13')的量化索引(56):针对所述量化索引的二进制化的至少一个二进制位使用取决于为所述当前神经网络参数(13')选择的重构级别组(48)的概率模型。

31. 根据权利要求30所述的装置,其中,所述至少一个二进制位包括指示所述当前神经网络参数的量化索引(56)是否等于零的显著性二进制位。

32. 根据权利要求30至31中任一项所述的装置,其中,所述至少一个二进制位包括符号二进制位,所述符号二进制位指示所述当前神经网络参数的量化索引(56)大于零或小于零。

33. 根据权利要求30至32中任一项所述的装置,其中,所述至少一个二进制位包括大于X二进制位,所述大于X二进制位指示所述当前神经网络参数的量化索引(56)的绝对值是否大于X,其中X是大于零的整数。

34. 根据权利要求22至33中任一项所述的装置,其中,所述概率模型还取决于在先解码的神经网络参数的量化索引。

35. 根据权利要求34所述的装置,被配置为:取决于所述当前神经网络参数(13')的状态或为所述当前神经网络参数(13')选择的重构级别组(48),从多个概率模型中预先选择概率模型子集,并且取决于(121)在先解码的神经网络参数的量化索引从所述概率模型子集中为所述当前神经网络参数选择概率模型。

36. 根据权利要求35所述的装置,被配置为:取决于所述当前神经网络参数(13')的状态或为所述当前神经网络参数(13')选择的重构级别组(48),从所述多个概率模型中预先选择所述概率模型子集,以使得针对第一状态或重构级别组预先选择的子集与针对任何其他状态或重构级别组预先选择的子集不相交。

37. 根据权利要求35或36所述的装置,被配置为:取决于在先解码的神经网络参数的量化索引,为所述当前神经网络参数从所述概率模型子集中选择所述概率模型,所述在先解码的神经网络参数涉及所述神经网络与所述当前神经网络参数所涉及的部分相邻的部分。

38. 根据权利要求35或36所述的装置,被配置为:取决于在先解码的神经网络参数的量化索引的特征,为所述当前神经网络参数从所述概率模型子集中选择所述概率模型,所述在先解码的神经网络参数涉及所述神经网络与所述当前神经网络参数所涉及的部分相邻的部分,所述特征包括以下项中的一个或多个:

涉及所述神经网络与所述当前神经网络参数所涉及的部分相邻的部分的在先解码的神经网络参数的非零量化索引的符号;

涉及所述神经网络与所述当前神经网络参数所涉及的部分相邻的部分的在先解码的神经网络参数的非零量化索引的数量；

涉及所述神经网络与所述当前神经网络参数所涉及的部分相邻的部分的在先解码的神经网络参数的量化索引的绝对值之和；

以下两者之差：

涉及所述神经网络与所述当前神经网络参数所涉及的部分相邻的部分的在先解码的神经网络参数的量化索引的绝对值之和；与

涉及所述神经网络与所述当前神经网络参数所涉及的部分相邻的部分的在先解码的神经网络参数的非零量化索引的数量。

39. 根据权利要求37和38中任一项所述的装置，被配置为：定位所述在先解码的神经网络参数，使得所述在先解码的神经网络参数与所述当前神经网络参数涉及相同的神经网络层。

40. 根据权利要求37和39中任一项所述的装置，被配置为：将所述在先解码的神经网络参数中的一个或多个定位成使得该一个或多个在先解码的神经网络参数涉及如下神经元互连：所述神经元互连从所述当前神经网络参数指代的神经元互连所涉及的神经元或与所述神经元相邻的另一神经元发出，或朝向所述神经元或所述另一神经元引导。

41. 根据权利要求1至40中任一项所述的装置，被配置为：沿着所述神经网络参数(13)间的公共序列顺序(14')解码所述神经网络参数(13)的量化索引(56)和执行所述神经网络参数(13)的解量化。

42. 根据权利要求1至41中任一项所述的装置，被配置为：通过以下方式，使用二进制算术编码，从所述数据流(14)中解码所述当前神经网络参数(13')的量化索引(56)：针对所述量化索引的二进制化的一个或多个前导二进制位使用取决于在先解码的神经网络参数的概率模型，以及使用所述量化索引的二进制化的跟随在所述一个或多个前导二进制位之后的等概率旁路模式后缀二进制位。

43. 根据权利要求42所述的装置，其中，所述量化索引的所述二进制化的所述后缀二进制位表示后缀二进制化的二进制化码的二进制位，所述后缀二进制化用于二进制化绝对值超过可由所述一个或多个前导二进制位表示的最大绝对值的量化索引的值，其中，所述装置被配置为取决于在先解码的神经网络参数的量化索引来选择所述后缀二进制化。

44. 根据权利要求1至43中任一项所述的装置，其中，所述神经网络参数涉及表示所述神经网络(10)所使用的重构层中的一个重构层，并且所述装置被配置为：

通过逐个神经网络参数地将所述神经网络参数与一个或多个另外的重构层的对应神经网络参数组合来重构所述神经网络。

45. 根据权利要求44所述的装置，被配置为：使用算术编码，从所述数据流(14)中解码所述当前神经网络参数(13')的量化索引(56)，所述算术编码使用取决于与所述当前神经网络参数对应的对应神经网络参数的概率模型。

46. 一种用于将定义神经网络的神经网络参数编码到数据流中的装置，被配置为：

通过以下方式来顺序地编码所述神经网络参数(13)：

取决于编码到所述数据流(14)中的在先编码的神经网络参数的量化索引(58)，为当前神经网络参数(13')从多个(50)重构级别组(52)中选择(54)重构级别组(48)；

将所述当前神经网络参数(13')量化(64)到所选重构级别组(48)中的一个重构级别上;以及

将对所述一个重构级别加以指示的所述当前神经网络参数(13')的量化索引(56)编码(530)到所述数据流(14)中,所述当前神经网络参数的量化索引(56)被量化到所述一个重构级别上。

47.根据权利要求46所述的装置,其中,所述神经网络参数(13)涉及所述神经网络(10)的神经元互连(11)的权重。

48.根据权利要求46或47所述的装置,其中,所述多个(50)重构级别组(52)中的重构级别组(52)的数量是两个。

49.根据权利要求46至48中任一项所述的装置,被配置为:

借由预定量化步长(QP)来参数化(60)所述多个(50)重构级别组(52),并且将关于所述预定量化步长的信息插入到所述数据流(14)中。

50.根据前述权利要求中任一项所述的装置,其中,所述神经网络包括一个或多个NN层,并且所述装置被配置为:

针对每个NN层($p:p-1$),将关于相应NN层的预定量化步长的信息插入到所述数据流(14)中,并且

针对每个NN层,使用针对相应NN层所导出的预定量化步长来参数化所述多个(50)重构级别组(52),以便用于量化属于相应NN层的神经网络参数。

51.根据权利要求46至50中任一项所述的装置,其中,所述多个(50)重构级别组(52)中的重构级别组(52)的数量是两个,并且所述多个重构级别组包括:

第一重构级别组(组0),包括预定量化步长的零倍和偶数倍;以及

第二重构级别组(组1),包括所述预定量化步长的零倍和奇数倍。

52.根据权利要求46至51所述的装置,其中,所有重构级别组的所有重构级别表示预定量化步长的整数倍,并且所述装置被配置为对所述神经网络参数进行量化,使得所述神经网络参数能够通过以下方式进行解量化:

针对每个神经网络参数,取决于相应神经网络参数的所选重构级别组和相应神经网络参数的熵编码量化索引,导出中间整数值;以及

针对每个神经网络参数,将相应神经网络参数的所述中间值与相应神经网络参数的所述预定量化步长相乘。

53.根据权利要求52所述的装置,其中,所述多个(50)重构级别组(52)中的重构级别组(52)的数量是两个,并且所述装置被配置为通过以下方式导出每个神经网络参数的所述中间值:

如果相应神经网络参数的所选重构级别组是第一组,则使相应神经网络参数的量化索引乘以2以获得相应神经网络参数的所述中间值;以及

如果相应神经网络参数的所选重构级别组是第二组,并且相应神经网络参数的量化索引等于零,则将相应样本的所述中间值设置为等于零;以及

如果相应神经网络参数的所选重构级别组是第二组,并且相应神经网络参数的量化索引大于零,则将相应神经网络参数的量化索引乘以2并且从相乘的结果中减1以获得相应神经网络参数的所述中间值;以及

如果当前神经网络参数的所选重构级别组是第二组,并且相应神经网络参数的量化索引小于零,则将相应神经网络参数的量化索引乘以2并且向相乘的结果加1以获得相应神经网络参数的所述中间值。

54. 根据权利要求46至53中任一项所述的装置,被配置为:

取决于编码到所述数据流(14)中的在先编码的神经网络参数的量化索引(58)的二进制的LSB部分或在先编码的二进制位,为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中选择(54)重构级别组(48)。

55. 根据权利要求46至53中任一项所述的装置,被配置为:

取决于编码到所述数据流(14)中的在先编码的神经网络参数的量化索引(58)的二进制函数的结果,为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中选择(54)重构级别组(48)。

56. 根据权利要求46至55中任一项所述的装置,其中,所述装置被配置为:

取决于编码到所述数据流(14)中的在先编码的神经网络参数的量化索引(56)的奇偶性,为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中选择(54)重构级别组(48)。

57. 根据权利要求46至56中任一项所述的装置,其中,所述多个(50)重构级别组(52)中的重构级别组(52)的数量是两个,并且所述装置被配置为:

基于相应神经网络参数的所选重构级别组和相应神经网络参数的量化索引的二进制函数来导出每个神经网络参数的子集索引,从而产生四个可能的子集索引值;以及

取决于在先编码的神经网络参数的子集索引,为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中选择(54)重构级别组(48)。

58. 根据权利要求57所述的装置,其中,所述装置被配置为:

使用取决于一定数量的紧接在先编码的神经网络参数的子集索引的选择规则为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中选择(54)重构级别组(48),并且

针对所述神经网络参数的全部或一部分使用所述选择规则。

59. 根据权利要求58所述的装置,其中,所述选择规则所依赖的紧接在先编码的神经网络参数的数量是两个。

60. 根据权利要求57至59中任一项所述的装置,其中,基于相应神经网络参数的所选重构级别组和相应神经网络参数的量化索引的奇偶性来导出每个神经网络参数的子集索引。

61. 根据权利要求46至60中任一项所述的装置,其中,所述装置被配置为:

通过以下方式,借助于状态转换过程为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中选择(54)重构级别组(48):

取决于与所述当前神经网络参数(13')相关联的状态,为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中确定所述量化级别组(48),并且

取决于编码到所述数据流中的紧接在前的神经网络参数的量化索引(58),更新后续神经网络参数的状态。

62. 根据权利要求61所述的装置,被配置为:使用编码到所述数据流中的紧接在前的神经网络参数的量化索引(58)的二进制函数来更新后续神经网络参数的状态。

63. 根据权利要求61所述的装置,被配置为:使用编码到所述数据流中的紧接在前的神经网络参数的量化索引(58)的奇偶性来更新后续神经网络参数的状态。

64. 根据权利要求61至63中任一项所述的装置,其中,所述状态转换过程被配置为在四个或八个可能状态之间进行转换。

65. 根据权利要求61至64中任一项所述的装置,被配置为在所述状态转换过程中,在偶数个可能状态之间进行转换,并且所述多个(50)重构级别组(52)中的重构级别组(52)的数量是两个,其中,取决于与所述当前神经网络参数(13')相关联的状态为所述当前神经网络参数(13')从多个量化组(52)中确定所述量化级别组(48)进行如下确定:如果所述状态属于所述偶数个可能状态的第一半,则确定所述多个(50)重构级别组(52)中的第一重构级别组,以及如果所述状态属于所述偶数个可能状态的第二半,则确定所述多个(50)重构级别组(52)中的第二重构级别组。

66. 根据权利要求61至65中任一项所述的装置,被配置为:借助于转换表来执行所述状态的更新,所述转换表将编码到所述数据流中的紧接在前的神经网络参数的量化索引(58)的奇偶性和所述状态的组合映射到与后续神经网络参数相关联的另一状态上。

67. 根据权利要求46至66中任一项所述的装置,被配置为:使用算术编码将所述当前神经网络参数(13')的量化索引(56)编码到所述数据流(14)中,所述算术编码使用取决于(123)为所述当前神经网络参数(13')选择的重构级别组(48)的概率模型。

68. 根据权利要求46至66中任一项所述的装置,被配置为:

通过以下方式,借助于状态转换过程为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中选择(54)量化级别组(48):

取决于与所述当前神经网络参数(13')相关联的状态,为所述当前神经网络参数(13')从所述多个(50)重构级别组(52)中确定所述量化级别组(48),并且

取决于编码到所述数据流中的紧接在前的神经网络参数的量化索引(58),更新后续神经网络参数的状态;以及

使用算术编码将所述当前神经网络参数(13')的量化索引(56)编码到所述数据流(14)中,所述算术编码使用取决于(122)所述当前神经网络参数(13')的状态的概率模型。

69. 根据权利要求68所述的装置,被配置为:通过以下方式,使用二进制算术编码,将所述当前神经网络参数(13')的量化索引(56)编码到所述数据流(14)中:针对所述量化索引(56)的二进制化(82)的至少一个二进制位(84)使用取决于(122)所述当前神经网络参数(13')的状态的概率模型。

70. 根据权利要求68所述的装置,其中,所述至少一个二进制位包括指示所述当前神经网络参数的量化索引(56)是否等于零的显著性二进制位。

71. 根据权利要求68至70中任一项所述的装置,其中,所述至少一个二进制位包括符号二进制位(86),所述符号二进制位(86)指示所述当前神经网络参数的量化索引(56)大于零或小于零。

72. 根据权利要求68至71中任一项所述的装置,其中,所述至少一个二进制位包括大于X二进制位,所述大于X二进制位指示所述当前神经网络参数的量化索引(56)的绝对值是否大于X,其中X是大于零的整数。

73. 根据权利要求67或权利要求68、70-72中任一项所述的装置,被配置为使得所述概

率模型的依赖性涉及：使用所述依赖性从所述神经网络参数的一组上下文中选择(103)上下文(87)，每个上下文具有与该上下文相关联的预定概率模型。

74. 根据权利要求73所述的装置，被配置为：基于使用相应上下文所算术编码的量化索引来更新与每一个上下文相关联的所述预定概率模型。

75. 根据权利要求46至74中任一项所述的装置，被配置为：通过以下方式，使用二进制算术编码，将所述当前神经网络参数(13')的量化索引(56)编码到所述数据流(14)中：针对所述量化索引的二进制化的至少一个二进制位使用取决于为所述当前神经网络参数(13')选择的重构级别组(48)的概率模型。

76. 根据权利要求75所述的装置，其中，所述至少一个二进制位包括指示所述当前神经网络参数的量化索引(56)是否等于零的显著性二进制位。

77. 根据权利要求75至76中任一项所述的装置，其中，所述至少一个二进制位包括符号二进制位，所述符号二进制位指示所述当前神经网络参数的量化索引(56)大于零或小于零。

78. 根据权利要求75至77中任一项所述的装置，其中，所述至少一个二进制位包括大于X二进制位，所述大于X二进制位指示所述当前神经网络参数的量化索引(56)的绝对值是否大于X，其中X是大于零的整数。

79. 根据权利要求67至78中任一项所述的装置，其中，所述概率模型还取决于在先编码的神经网络参数的量化索引。

80. 根据权利要求79所述的装置，被配置为：取决于所述当前神经网络参数(13')的状态或为所述当前神经网络参数(13')选择的重构级别组(48)从多个概率模型中预先选择概率模型子集，并且取决于(121)在先编码的神经网络参数的量化索引从所述概率模型子集中为所述当前神经网络参数选择概率模型。

81. 根据权利要求80所述的装置，被配置为：取决于所述当前神经网络参数(13')的状态或为所述当前神经网络参数(13')选择的重构级别组(48)，从所述多个概率模型中预先选择所述概率模型子集，以使得针对第一状态或重构级别组预先选择的子集与针对任何其他状态或重构级别组预先选择的子集不相交。

82. 根据权利要求80或81所述的装置，被配置为：取决于在先编码的神经网络参数的量化索引，为所述当前神经网络参数从所述概率模型子集中选择所述概率模型，所述在先编码的神经网络参数涉及所述神经网络与所述当前神经网络参数所涉及的部分相邻的部分。

83. 根据权利要求80或81所述的装置，被配置为：取决于在先编码的神经网络参数的量化索引的特征，为所述当前神经网络参数从所述概率模型子集中选择所述概率模型，所述先前编码的神经网络参数涉及所述神经网络与所述当前神经网络参数所涉及的部分相邻的部分，所述特征包括以下中的一个或多个：

涉及所述神经网络与所述当前神经网络参数所涉及的部分相邻的部分的在先编码的神经网络参数的非零量化索引的符号；

涉及所述神经网络与所述当前神经网络参数所涉及的部分相邻的部分的在先编码的神经网络参数的非零量化索引的数量；

涉及所述神经网络与所述当前神经网络参数所涉及的部分相邻的部分的在先编码的神经网络参数的量化索引的绝对值之和；

以下两者之差：

涉及所述神经网络与所述当前神经网络参数所涉及的部分相邻的部分的在先编码的神经网络参数的量化索引的绝对值之和；与

涉及所述神经网络与所述当前神经网络参数所涉及的部分相邻的部分的在先编码的神经网络参数的非零量化索引的数量。

84. 根据权利要求82和83中任一项所述的装置，被配置为：定位所述在先编码的神经网络参数，使得所述在先编码的神经网络参数与所述当前神经网络参数涉及相同的神经网络层。

85. 根据权利要求82和84中任一项所述的装置，被配置为：将所述在先编码的神经网络参数中的一个或多个定位成使得该一个或多个在先编码的神经网络参数涉及如下神经元互连：所述神经元互连从所述当前神经网络参数指代的神经元互连所涉及的神经元或与所述神经元相邻的另一神经元发出，或朝向所述神经元或所述另一神经元引导。

86. 根据权利要求46至75中任一项所述的装置，被配置为：沿着所述神经网络参数(13)间的公共序列顺序(14')编码所述神经网络参数(13)的量化索引(56)和执行所述神经网络参数(13)的量化。

87. 根据权利要求46至86中任一项所述的装置，被配置为：通过以下方式，使用二进制算术编码，将所述当前神经网络参数(13')的量化索引(56)编码到所述数据流(14)中：针对所述量化索引的二进制化的一个或多个前导二进制位使用取决于在先编码的神经网络参数的概率模型，以及使用所述量化索引的所述二进制化的跟随在所述一个或多个前导二进制位之后的等概率旁路模式后缀二进制位。

88. 根据权利要求87所述的装置，其中，所述量化索引的所述二进制化的所述后缀二进制位表示后缀二进制化的二进制化码的二进制位，所述后缀二进制化用于二进制化绝对值超过可由所述一个或多个前导二进制位表示的最大绝对值的量化索引的值，其中，所述装置被配置为取决于在先编码的神经网络参数的量化索引来选择所述后缀二进制化。

89. 根据前述权利要求46至88中任一项所述的装置，其中，所述神经网络参数涉及表示所述神经网络(10)所使用的重构层中的一个重构层，并且所述装置被配置为使得：

能够通过逐个神经网络参数地将所述神经网络参数与一个或多个另外的重构层的对应神经网络参数组合来重构所述神经网络。

90. 根据权利要求89所述的装置，被配置为：使用算术编码将所述当前神经网络参数(13')的量化索引(56)编码到所述数据流(14)中，所述算术编码使用取决于与所述当前神经网络参数对应的对应神经网络参数的概率模型。

91. 根据权利要求46至90中任一项所述的装置，被配置为：使用维特比算法和率失真成本度量来执行所述选择和/或所述量化。

92. 一种用于重构定义神经网络(10)的神经网络参数(13)的装置(310)，被配置为：

针对第一重构层导出第一神经网络参数，以产生每个神经网络参数(13)的第一重构层神经网络参数值；

针对第二重构层从数据流(14)中解码(312)第二神经网络参数(13)，以产生每个神经网络参数(13)的第二重构层神经网络参数值；以及

通过针对每个神经网络参数组合所述第一重构层神经网络参数值和所述第二重构层

神经网络参数值来重构 (314) 所述神经网络参数 (13)。

93. 根据权利要求92所述的装置 (310), 被配置为:

从所述数据流中或从单独的数据流中解码 (316) 所述第一重构层的所述第一神经网络参数 (13); 以及

通过针对所述第一重构层和所述第二重构层使用单独的的概率上下文的上下文自适应熵解码从所述数据流中解码所述第二重构层的所述第二神经网络参数 (13)。

94. 根据权利要求92至93中任一项所述的装置 (310), 被配置为:

通过每个神经网络参数的所述第一重构层神经网络参数值和所述第二重构层神经网络参数值的按参数之和或按参数之乘积来重构所述神经网络参数 (13)。

95. 根据权利要求92至94中任一项所述的装置 (310), 被配置为:

通过使用取决于所述第一重构层神经网络参数值的概率模型的上下文自适应熵解码来从所述数据流中解码所述第二重构层神经网络参数值。

96. 根据权利要求92至95中任一项所述的装置 (310), 被配置为:

通过以下方式从所述数据流中解码所述第二重构层神经网络参数值:

上下文自适应熵解码;

取决于所述第一重构层神经网络参数值从概率上下文组的集合中选择一概率上下文组;

取决于所述第一重构层神经网络参数值从所选概率上下文组中选择要使用的概率上下文。

97. 根据前述权利要求96所述的装置 (310), 其中, 所述概率上下文组的集合包括三个概率上下文组, 并且所述装置被配置为:

如果所述第一重构层神经网络参数值为负, 则从所述概率上下文组的集合中选择第一概率上下文组作为所选概率上下文组;

如果所述第一重构层神经网络参数值为正, 则从所述概率上下文组的集合中选择第二概率上下文组作为所选概率上下文组;

如果所述第一重构层神经网络参数值为零, 则从所述概率上下文组的集合中选择第三概率上下文组作为所选概率上下文组。

98. 根据前述权利要求96所述的装置 (310), 其中, 所述概率上下文组的集合包括两个概率上下文组, 并且所述装置被配置为:

如果所述第一重构层神经网络参数值大于预定值, 则从所述概率上下文组的集合中选择第一概率上下文组作为所选概率上下文组, 以及如果所述第一重构层神经网络参数值不大于所述预定值, 则从所述概率上下文组的集合中选择第二概率上下文组作为所选概率上下文组; 或者

如果所述第一重构层神经网络参数值的绝对值大于所述预定值, 则从所述概率上下文组的集合中选择所述第一概率上下文组作为所选概率上下文组, 以及如果所述第一重构层神经网络参数值的绝对值不大于所述预定值, 则从所述概率上下文组的集合中选择所述第二概率上下文组作为所选概率上下文组。

99. 一种用于通过使用针对第一重构层的第一神经网络参数 (13) 来编码对神经网络 (10) 进行定义的神经网络参数 (13) 的装置 (320), 所述第一重构层的所述第一神经网络参

数包括每个神经网络参数(13)的第一重构层神经网络参数值,并且所述装置被配置为:

将针对第二重构层的第二神经网络参数(13)编码(322)到数据流(14)中,所述第二重构层的所述第二神经网络参数包括每个神经网络参数(13)的第二重构层神经网络参数值,

其中,能够通过针对每个神经网络参数组合所述第一重构层神经网络参数值和所述第二重构层神经网络参数值来重构所述神经网络参数(13)。

100. 根据权利要求99所述的装置(320),被配置为:

将所述第一重构层的所述第一神经网络参数(13)编码到所述数据流中或单独的数据流中;以及

通过针对所述第一重构层和所述第二重构层使用单独的概率上下文的上下文自适应熵编码,将所述第二重构层的所述第二神经网络参数(13)编码所述数据流中。

101. 根据权利要求99至100中任一项所述的装置(320),

其中,能够通过每个神经网络参数的所述第一重构层神经网络参数值和所述第二重构层神经网络参数值的按参数之和或按参数之乘积来重构所述神经网络参数(13)。

102. 根据权利要求99至101中任一项所述的装置(320),被配置为:

通过使用取决于所述第一重构层神经网络参数值的概率模型的上下文自适应熵编码来将所述第二重构层神经网络参数值编码到所述数据流中。

103. 根据权利要求99至102中任一项所述的装置(320),被配置为:

通过以下方式将所述第二重构层神经网络参数值编码到所述数据流中:

上下文自适应熵编码;

取决于所述第一重构层神经网络参数值从概率上下文组的集合中选择一概率上下文组;

取决于所述第一重构层神经网络参数值从所选概率上下文组中选择要使用的概率上下文。

104. 根据权利要求103所述的装置(320),其中,所述概率上下文组的集合包括三个概率上下文组,并且所述装置被配置为:

如果所述第一重构层神经网络参数值为负,则从所述概率上下文组的集合中选择第一概率上下文组作为所选概率上下文组,

如果所述第一重构层神经网络参数值为正,则从所述概率上下文组的集合中选择第二概率上下文组作为所选概率上下文组,

如果所述第一重构层神经网络参数值为零,则从所述概率上下文组的集合中选择第三概率上下文组作为所选概率上下文组。

105. 根据权利要求103所述的装置(320),其中,所述概率上下文组的集合包括两个概率上下文组,并且所述装置被配置为:

如果所述第一重构层神经网络参数值大于预定值,则从所述概率上下文组的集合中选择第一概率上下文组作为所选概率上下文组,以及如果所述第一重构层神经网络参数值不大于所述预定值,则从所述概率上下文组的集合中选择第二概率上下文组作为所选概率上下文组;或者

如果所述第一重构层神经网络参数值的绝对值大于所述预定值,则从所述概率上下文组的集合中选择所述第一概率上下文组作为所选概率上下文组,以及如果所述第一重构层

神经网络参数值的所述绝对值不大于所述预定值,则从所述概率上下文组的集合中选择所述第二概率上下文组作为所选概率上下文组。

106.一种用于从数据流(14)中解码定义神经网络(10)的神经网络参数(13)的方法(400),所述方法包括:

通过以下方式来顺序地解码所述神经网络参数(13):

取决于从所述数据流(14)中解码的先前神经网络参数的量化索引(58),为当前神经网络参数(13')从多个(50)重构级别组(52)中选择(54)重构级别组(48);

从所述数据流(14)中解码(420)所述当前神经网络参数(13')的量化索引(56),其中,所述量化索引(56)指示针对所述当前神经网络参数的所选重构级别组(48)中的一个重构级别;

将所述当前神经网络参数(13')解量化(62)到所选重构级别组(48)中的由所述当前神经网络参数的所述量化索引(56)指示的所述一个重构级别上。

107.一种用于将定义神经网络的神经网络参数编码到数据流中的方法(500),所述方法包括:

通过以下方式来顺序地编码所述神经网络参数(13):

取决于编码到所述数据流(14)中的在先编码的神经网络参数的量化索引(58),为当前神经网络参数(13')从多个(50)重构级别组(52)中选择(54)重构级别组(48);

将所述当前神经网络参数(13')量化(64)到所选重构级别组(48)中的一个重构级别上;以及

将对所述一个重构级别加以指示的所述当前神经网络参数(13')的量化索引(56)编码(530)到所述数据流(14)中,所述当前神经网络参数的量化索引(56)被量化到所述一个重构级别上。

108.一种用于重构定义神经网络(10)的神经网络参数(13)的方法(600),所述方法(600)包括:

针对第一重构层导出(610)第一神经网络参数,以产生每个神经网络参数(13)的第一重构层神经网络参数值;

针对第二重构层从数据流中解码(620)第二神经网络参数(13),以产生每个神经网络参数(13)的第二重构层神经网络参数值;以及

通过针对每个神经网络参数组合所述第一重构层神经网络参数值和所述第二重构层神经网络参数值来重构(630)所述神经网络参数(13)。

109.一种用于通过使用针对第一重构层的第一神经网络参数(13)来编码对神经网络(10)进行定义的神经网络参数(13)的方法(700),所述第一重构层的所述第一神经网络参数包括每个神经网络参数(13)的第一重构层神经网络参数值,并且所述方法包括:

将针对第二重构层的第二神经网络参数(13)编码(710)到数据流中,所述第二重构层的所述第二神经网络参数包括每个神经网络参数(13)的第二重构层神经网络参数值,

其中,能够通过针对每个神经网络参数组合所述第一重构层神经网络参数值和所述第二重构层神经网络参数值来重构所述神经网络参数(13)。

110.一种通过根据权利要求107和109所述的方法编码的数据流。

111.一种具有程序代码的计算机程序,所述程序代码用于当所述程序在一个或多个计

计算机上运行时执行根据权利要求106、107、108或109所述的方法。

用于编码神经网络参数的构思

技术领域

[0001] 根据本发明的实施例涉及神经网络参数的编码构思。

背景技术

[0002] 1应用领域

[0003] 在其最基本的形式中,神经网络构成仿射变换链,随后是按元素的非线性函数。它们可以被表示为有向非循环图,如图1所示。图1示出了说明神经网络的示意图,这里示例性地是2层前馈神经网络。换言之,图1示出了前馈神经网络的图形表示。具体地,该2层神经网络是将4维输入向量映射到实线中的非线性函数。根据4维输入向量,神经网络包括在作为神经网络的输入的输入层中的4个神经元10c、在隐藏层中的5个神经元10c以及在形成神经网络的输出的输出层中的1个神经元10c。神经网络还包括连接来自不同层或后续层的神经元的神经元互连11。神经元互连11可以与权重相关联,其中权重与彼此连接的神经元10c之间的关系相关联。具体地,权重对一层的神经元在被转发到后续层时的激活进行加权,其中,进而,在该后续层的每个神经元处形成入站加权激活的和(对应于线性函数),随后是应用于在后续层的每个神经元/节点处形成的加权和非线性函数的非线性标量函数。因此,每个节点(例如,神经元10c)限定特定值,该值通过与边缘(例如,神经元互连11)的相应权重值相乘而被前向传播到下一节点。然后,简单地聚合所有传入值。

[0004] 在数学上,图1的神经网络将以下列方式计算输出:

[0005]
$$\text{output} = \sigma(W_2 \cdot \sigma(W_1 \cdot \text{input}))$$

[0006] 其中, W_2 和 W_1 是神经网络参数,例如神经网络权重参数(边缘权重), σ 是某一非线性函数。例如,所谓的卷积层也可以通过将其铸造为如[1]中所述的矩阵-矩阵乘积来使用。从现在开始,将把根据给定输入计算输出的程序称为推理。而且,将把中间结果称为隐藏层或隐藏激活值,其构成线性变换+按元素的非线性,例如,上述第一点积+非线性的计算。

[0007] 通常,神经网络配备有数百万个参数,因此可能需要数百MB(例如,兆字节)来表示。因此,其执行需要高额的计算资源,因为其推理程序涉及大型矩阵之间的众多点积运算的计算。因此,降低执行这些点积的复杂性非常重要。

[0008] 同样,除了上述问题之外,还必须存储神经网络的大量参数,并且甚至可能需要将其例如从服务器传输到客户端。此外,有时有利的是,能够逐渐地向实体提供关于神经网络的参数化的信息,例如在联邦学习(federated learning)环境中,或者在如下的情况下:在当使用神经网络进行推理时某一接收者已经支付或能够处理的不同质量阶段提供神经网络参数化。

[0009] 因此,希望提供用于高效编码神经网络参数的构思,例如在压缩方面更高效。附加地或备选地,希望减少比特流,从而减少神经网络参数的信号化成本。

[0010] 该目的通过本申请的独立权利要求的主题来实现。

[0011] 根据本发明的其他实施例由本申请的从属权利要求的主题限定。

发明内容

[0012] 根据本发明的第一方面的实施例包括用于从数据流中解码定义神经网络的神经网络参数的装置,该装置被配置为通过根据从数据流中解码的先前神经网络参数的量化索引为当前神经网络参数从多个重构级别组中选择一组重构级别来顺序地解码神经网络参数。此外,该装置被配置为通过以下方式来顺序地解码神经网络参数:从数据流中解码当前神经网络参数的量化索引,其中,该量化索引指示针对当前神经网络参数的所选重构级别组中的一个重构级别;以及将当前神经网络参数解量化到由当前神经网络参数的量化索引指示的所选重构级别组中的一个重构级别上。

[0013] 根据本发明的第一方面的其他实施例包括用于将定义神经网络的神经网络参数编码到数据流中的装置,该装置被配置为通过根据编码到数据流中的在先编码的神经网络参数的量化索引为当前神经网络参数从多个重构级别组中选择一组重构级别来顺序地编码神经网络参数。此外,该装置被配置为通过以下方式来顺序地编码神经网络参数:将当前神经网络参数量化到所选重构级别组中的一个重构级别上;以及将指示当前神经网络参数的量化索引被量化到其上的一个重构级别的当前神经网络参数的量化索引编码到数据流中。

[0014] 根据本发明的第一方面的其他实施例包括一种用于从数据流中解码定义神经网络的神经网络参数的方法。该方法包括通过根据从数据流中解码的先前神经网络参数的量化索引为当前神经网络参数从多个重构级别组中选择一组重构级别来顺序地解码神经网络参数。此外,该方法包括通过以下方式来顺序地编码神经网络参数:从数据流中解码当前神经网络参数的量化索引,其中,该量化索引指示针对当前神经网络参数的所选重构级别组中的一个重构级别;以及将当前神经网络参数解量化到由当前神经网络参数的量化索引指示的所选重构级别组中的一个重构级别上。

[0015] 根据本发明的第一方面的其他实施例包括一种用于将定义神经网络的神经网络参数编码到数据流中的方法。该方法包括通过根据编码到数据流中的在先编码的神经网络参数的量化索引为当前神经网络参数从多个重构级别组中选择一组重构级别来顺序地编码神经网络参数。此外,该方法包括通过以下方式来顺序地编码神经网络参数:将当前神经网络参数量化到所选重构级别组中的一个重构级别上;以及将指示当前神经网络参数的量化索引被量化到其上的一个重构级别的当前神经网络参数的量化索引编码到数据流中。

[0016] 根据本发明的第一方面的实施例基于以下思想:通过使用非恒定量化器,但是在编码神经网络参数期间改变该非恒定量化器,即通过根据从数据流中解码的或相应地编码到数据流中的先前的或相应地在先编码的神经网络参数的量化索引选择一组重构级别,可以更高效地压缩神经网络参数。因此,可指代神经网络参数的有序集合的重构向量可以在N维信号空间中更密集地打包,其中N表示要处理的样本集合中的神经网络参数的数量。这种依赖性量化可以分别由用于解码的装置用于解码和解量化或由用于编码的装置用于量化和编码。

[0017] 根据本发明的第二方面的实施例基于以下思想:当分阶段(被称为重构层,以将其与神经网络的神经层分层组成区分开)进行时并且如果在这些阶段中提供的参数化然后按神经网络参数组合以产生与任何阶段相比改进的神经网络参数化,则可以实现更高效神经网络编码。因此,用于重构定义神经网络的神经网络参数的装置可以针对第一重构层导

出第一神经网络参数(例如,第一重构层神经网络参数),以产生每个神经网络参数的第一重构层神经网络参数值。第一神经网络参数可能是先前已经在例如联邦学习过程期间传输的。此外,第一神经网络参数可以是第一重构层神经网络参数值。此外,该装置被配置为从数据流中解码针对第二重构层的第二神经网络参数(例如,第二重构层神经网络参数,以将其与例如最终神经网络参数区分开),以产生每个神经网络参数的第二重构层神经网络参数值。第二神经网络参数在神经网络表示方面可能不具有自成一体的意义,而是可能仅当与第一表示层的参数组合时才导致神经网络表示,即例如最终神经网络参数。此外,该装置被配置为通过对于每个神经网络参数组合第一重构层神经网络参数值和第二重构层神经网络参数值来重构神经网络参数。

[0018] 根据本发明的第二方面的其他实施例包括用于通过使用针对第一重构层的第一神经网络参数来编码定义神经网络的神经网络参数的装置,该第一重构层的第一神经网络参数包括每个神经网络参数的第一重构层神经网络参数值。此外,该装置被配置为将针对第二重构层的第二神经网络参数编码到数据流中,该第二重构层的第二神经网络参数包括每个神经网络参数的第二重构层神经网络参数值,其中,可通过对于每个神经网络参数组合第一重构层神经网络参数值和第二重构层神经网络参数值来重构神经网络参数。

[0019] 根据本发明的第二方面的其他实施例包括一种用于重构定义神经网络的神经网络参数的方法。该方法包括针对第一重构层导出第一神经网络参数,以产生每个神经网络参数的第一重构层神经网络参数值,该第一神经网络参数可能是先前已经在例如联邦学习过程期间传输的,并且可以例如被称为第一重构层神经网络参数。

[0020] 此外,该方法包括从数据流中解码针对第二重构层的第二神经网络参数(其可以例如被称为第二重构层神经网络参数,以将其与例如最终(例如,重构的)神经网络参数区分开),以产生每个神经网络参数的第二重构层神经网络参数值,并且该方法包括通过对于每个神经网络参数组合第一重构层神经网络参数值和第二重构层神经网络参数值来重构神经网络参数。第二神经网络参数在神经表示方面可能不具有自成一体的意义,而是可能仅当与第一表示层的参数组合时才导致神经表示,即例如最终神经网络参数。

[0021] 根据本发明的第二方面的其他实施例包括一种用于通过使用针对第一重构层的第一神经网络参数来编码定义神经网络的神经网络参数的方法,该第一重构层的第一神经网络参数包括每个神经网络参数的第一重构层神经网络参数值。该方法包括将针对第二重构层的第二神经网络参数编码到数据流中,该第二重构层的第二神经网络参数包括每个神经网络参数的第二重构层神经网络参数值,其中,可通过对于每个神经网络参数组合第一重构层神经网络参数值和第二重构层神经网络参数值来重构神经网络参数。

[0022] 根据本发明的第二方面的实施例基于以下思想:可以使用重构层(例如,诸如基本层和增强层之类的子层)例如以比特流中的少量数据高效地压缩和/或传输例如由神经网络参数定义的神经网络。可以定义重构层,使得可通过对于每个神经网络参数组合第一重构层神经网络参数值和第二重构层神经网络参数值来重构神经网络参数。这种分布使得能够进行高效的编码,例如神经网络参数的编码和/或解码和/或传输。因此,可以在数据流中单独地编码和/或传输针对第二重构层的第二神经网络参数。

附图说明

[0023] 附图不一定是按比例绘制的,而是总体上将重点放在说明本发明的原理上。在下文的描述中,参考以下附图来描述本发明的各种实施例,附图中:

[0024] 图1示出了说明可以与本发明的实施例一起使用的2层前馈神经网络的示意图;

[0025] 图2示出了根据实施例的在用于从数据流中解码定义神经网络的神经网络参数的装置内执行的解量化的构思的示意图;

[0026] 图3示出了根据实施例的在用于将神经网络参数编码到数据流中的装置内执行的量化的构思的示意图;

[0027] 图4示出了根据实施例的在用于重构定义神经网络的神经网络参数的装置内执行的解码的构思的示意图;

[0028] 图5示出了根据实施例的在用于重构定义神经网络的神经网络参数的装置内执行的编码的构思的示意图;

[0029] 图6示出了使用与根据本发明的实施例一起使用的神经网络参数的重构层的构思的示意图;

[0030] 图7示出了说明根据本发明的实施例的均匀重构量化器的示意图;

[0031] 图8示出了根据本发明的实施例用于两个权重参数的简单情况的可容许重构向量的位置的示例;

[0032] 图9示出了根据本发明的实施例的具有完全由单个量化步长 Δ 确定的两组重构级别的依赖性量化的示例;

[0033] 图10示出了根据本发明的实施例的说明神经网络参数的重构过程的优选示例的伪码的示例;

[0034] 图11示出了根据本发明的实施例的将重构级别组拆分为两个子集的示例;

[0035] 图12示出了根据实施例的说明一层的神经网络参数的重构过程的优选示例的伪码的示例;

[0036] 图13示出了根据本发明的实施例的状态转换表sttab和表setId的优选示例,表setId指定与状态相关联的量化组;

[0037] 图14示出了根据本发明的实施例的状态转换表sttab和表setId的优选示例,表setId指定与状态相关联的量化组;

[0038] 图15示出了根据本发明的实施例的说明神经网络参数级别的备选重构过程的伪码,其中从状态转换和依赖性标量量化中排除了等于0的量化索引;

[0039] 图16示出了根据本发明的实施例的作为网格结构的依赖性标量量化中的状态转换的示例;

[0040] 图17示出了根据本发明的实施例的基本网格单元的示例;

[0041] 图18示出了根据本发明的实施例的8个神经网络参数的依赖性标量量化的网格示例;

[0042] 图19示出了根据本发明的实施例的可以为确定最小化成本度量(例如,拉格朗日成本度量 $D+\lambda \cdot R$)的量化索引序列(或区块)而运用的示例网格结构;

[0043] 图20示出了根据本发明的实施例的用于从数据流中解码定义神经网络的神经网络参数的方法的框图;

[0044] 图21示出了根据本发明的实施例的用于将定义神经网络的神经网络参数编码到数据流中的方法的框图；

[0045] 图22示出了根据本发明的实施例的用于重构定义神经网络的神经网络参数的方法的框图；以及

[0046] 图23示出了根据本发明的实施例的用于编码定义神经网络的神经网络参数的方法的框图。

具体实施方式

[0047] 在下文的描述中，相同或等效的元件或具有相同或等效功能的元件由相同或等效的附图标记来表示，即使其出现在不同的附图中。

[0048] 在下文的描述中，阐述了多个细节以提供对本发明的实施例的更彻底的解释。然而，对于本领域技术人员而言将显而易见的是，可以在没有这些具体细节的情况下实践本发明的实施例。在其他实例中，以框图形式而不是以细节示出了公知的结构和设备，以便避免模糊本发明的实施例。此外，在下文中描述的不同实施例的特征可以彼此组合，除非另有特别说明。

[0049] 描述从介绍本申请的一些实施例开始。该描述是颇具一般性的，但是为读者提供了本申请的实施例所基于的功能的概要。随后，将更详细地描述这些功能连同实施例的动机以及它们如何实现上述效率增益。这些细节可与现在描述的实施例个别地和组合地相结合。

[0050] 图2示出了根据实施例的在用于从数据流中解码定义神经网络的神经网络参数的装置内执行的解量化的构思的示意图。神经网络可以包括多个互连的神经网络层，例如在互连层的神经元之间具有神经元互连。图2示出了例如在数据流14中编码的神经网络参数13的量化索引56。因此，神经网络参数13可以例如根据其神经元之间的其权重来定义或参数化神经网络。

[0051] 该装置被配置为顺序地解码神经网络参数13。在该顺序处理期间，改变量化器（重构级别组）。这种改变使得能够使用具有较少的（或更佳地，较不密集的）级别的量化器，并且因此使得能够编码较小的量化索引，其中，与使用恒定量化器相比，由这种量化产生的神经网络表示的质量相对于所需的编码比特率得到改善。详情将在后面阐述。具体地，该装置通过根据从数据流14中解码的先前神经网络参数的量化索引58为当前神经网络参数13' 从多个50重构级别组52（组0、组1）中选择54（重构级别选择）一重构级别组48（所选组）来顺序地解码神经网络参数13。

[0052] 此外，该装置被配置为通过以下方式顺序地解码神经网络参数13：从数据流14中解码当前神经网络参数13' 的量化索引56，其中，量化索引56指示针对当前神经网络参数的所选重构级别组48中的一个重构级别；以及将当前神经网络参数13' 解量化62到由当前神经网络参数的量化索引56指示的所选重构级别组48中的一个重构级别上。

[0053] 作为示例，解码后的神经网络参数13用矩阵15a表示。该矩阵可以包含经反序列化的20b（反序列化）神经网络参数13，其可以涉及神经网络的神经元互连的权重。

[0054] 可选地，多个50重构级别组52中的重构级别组52的数量（本文中有时也被称为量化器）可以是两个，例如如图2所示的组0和组1。

[0055] 此外,该装置可以被配置为借由例如由 Δ 或 Δk 表示的预定量化步长(QP)来参数化60(参数化)多个50重构级别组52(例如,组0、组1),并且从数据流14中导出关于预定量化步长的信息。因此,根据实施例的解码器可以适应可变步长(QP)。

[0056] 此外,根据实施例,神经网络可以包括一个或多个NN层,并且该装置可以被配置为针对每个NN层从数据流14中导出关于相应NN层的预定量化步长(QP)的信息,并且针对每个NN层使用所导出的相应NN层的预定量化步长参数化多个50重构级别组52,以便用于解量化属于相应NN层的神经网络参数。步长以及因此重构级别组52相对于NN层的适配可以提高编码效率。

[0057] 根据其他实施例,该装置可以被配置为根据从数据流14中解码的在先解码的神经网络参数的量化索引58的二进制化的LSB(例如,最低有效位)部分或在先解码的二进制位(例如,二进制判决)为当前神经网络参数13'从多个50重构级别组52中选择54一重构级别组48。可以以低计算成本执行LSB比较。具体地,可以使用状态转换。可以这样来执行为当前神经网络参数13'从多个50重构级别组52中选择54该量化级别组48,即:借助于状态转换过程,通过根据与当前神经网络参数13'相关联的状态为当前神经网络参数13'从多个50重构级别组52中确定一重构级别组48,并且通过根据从数据流中解码的紧接在前的神经网络参数的量化索引58更新后续神经网络参数的状态。除了通过使用例如转换表的状态转换之外,也可以使用备选方法,这些方法将在下面阐述。

[0058] 附加地或备选地,该装置可以例如被配置为根据从数据流14中解码的在先解码的神经网络参数的量化索引58的二进制函数的结果为当前神经网络参数13'从多个50重构级别组52中选择54一重构级别组48。该二进制函数可以例如是奇偶校验,例如使用按位“与”运算,其以信号通知量化索引58是表示偶数还是奇数。这可以提供关于用于编码量化索引58的重构级别组48的信息,并且因此例如由于相应编码器中所使用的重构级别组的预定顺序而提供关于用于编码当前神经网络参数13'的重构级别组的信息。奇偶性可以用于前文所述的状态转换。

[0059] 此外,根据实施例,该装置可以例如被配置为根据从数据流14中解码的在先解码的神经网络参数的量化索引58的奇偶性为当前神经网络参数13'从多个50重构级别组52中选择54一重构级别组48。可以以低计算成本执行奇偶校验,例如使用按位“与”运算。

[0060] 可选地,该装置可以被配置为沿着神经网络参数13间的公共序列顺序14'解码神经网络参数13的量化索引56和执行神经网络参数13的解量化。换言之,对于这两者任务可以使用相同的顺序。

[0061] 图3示出了根据实施例的在用于将神经网络参数编码到数据流中的装置内执行的量化的构思的示意图。图3示出了包括神经网络层10a、10b的神经网络(NN) 10,其中所述层包括神经元10c,并且其中互连层的神经元经由神经元互连11互连。作为示例,示出了NN层(p-1) 10a和NN层(p) 10b,其中p是NN层的索引,并且 $1 \leq p \leq \text{NN的层的数量}$ 。神经网络由神经网络参数13定义或参数化,其可以可选地涉及神经网络10的神经元互连11的权重。图1的隐藏层的神经元10c可以表示图3的层p的神经元(A、B、C……),图1的输入层的神经元可以表示图3所示的层p-1的神经元(a、b、c……)。神经网络参数13可以涉及图1的神经元互连11的权重。

[0062] 不同层的神经元10c的关系在图I中由神经网络参数13的矩阵15a表示。例如,在网

络参数13涉及神经元互连11的权重的情况下,矩阵15a可以例如被构造为使得矩阵元素表示不同层的神经元10c之间的权重(例如,对于层 $p-1$ 的a、b、……和对于层 p 的A、B、……)。

[0063] 该装置被配置为例如以序列20a(序列化)顺序地编码神经网络参数13。在该顺序处理期间,改变量化器(重构级别组)。这种改变使得能够使用具有较少的(或更佳地,较不密集的)级别的量化器,并且因此使得能够编码较小的量化索引,其中,与使用恒定量化器相比,由这种量化产生的神经网络表示的质量相对于所需的编码比特率得到改善。详情将在后面阐述。具体地,该装置通过根据编码到数据流14中的在先编码的神经网络参数的量化索引58为当前神经网络参数13'从多个50重构级别组52中选择54一重构级别组48来顺序地编码神经网络参数13。

[0064] 此外,该装置被配置为通过以下方式来顺序地编码神经网络参数13:将当前神经网络参数13'量化64(Q)到所选重构级别组48中的一个重构级别上;以及将指示当前神经网络参数的量化索引56被量化到其上的一个重构级别的当前神经网络参数13'的量化索引56编码到数据流14中。可选地,多个50重构级别组52中的重构级别组52的数量(本文中有时也被称为量化器)可以是两个,例如所示的使用组0和组1。

[0065] 根据实施例,如图3所示,该装置可以例如被配置为借由预定量化步长(QP)来参数化60多个50重构级别组52,并且将关于预定量化步长的信息插入到数据流14中。这可以实现自适应量化,例如以提高量化效率,其中,编码神经网络参数13的方式的改变可以随关于预定量化步长的信息被传送到解码器。通过使用预定量化步长(QP),可以减少用于传输信息的数据量。

[0066] 此外,根据实施例,神经网络10可以包括一个或多个NN层10a、10b,并且该装置可以被配置为:针对每个NN层($p;p-1$)将关于相应NN层的预定量化步长(QP)的信息插入到数据流14中,并且针对每个NN层使用所导出的相应NN层的预定量化步长参数化多个50重构级别组52,以便用于量化属于相应NN层的神经网络参数。如前文所解释的,量化例如根据NN层或NN层的特征的适配可以提高量化效率。

[0067] 可选地,该装置可以被配置为根据编码到数据流14中的在先编码的神经网络参数的量化索引58的二进制化的LSB部分或在先编码的二进制为当前神经网络参数13'从多个50重构级别组52中选择54一重构级别组48。可以以低计算成本执行LSB比较。

[0068] 类似于图2中所解释的用于解码的装置,可以使用状态转换。可以这样来执行为当前神经网络参数13'从多个50重构级别组52中选择54一量化级别组48,即:借助于状态转换过程,通过根据与当前神经网络参数13'相关联的状态为当前神经网络参数13'从多个50重构级别组52中确定一重构级别组48,并且通过根据编码到数据流中的紧接在前的神经网络参数的量化索引58更新后续神经网络参数的状态。除了通过使用例如转换表的状态转换之外,也可以使用备选方法,这些方法将在下面阐述。

[0069] 附加地或备选地,该装置可以被配置为根据编码到数据流14中的在先编码的神经网络参数的量化索引58的二进制函数的结果为当前神经网络参数13'从多个50重构级别组52中选择54一重构级别组48。该二进制函数可以例如是奇偶校验,例如使用按位“与”运算,其以信号通知量化索引58是表示偶数还是奇数。这可以提供关于用于编码量化索引58的重构级别组48的信息,并且因此可以例如由于重构级别的预定顺序而确定用于当前神经网络参数13'的重构级别组48,例如使得相应的解码器能够由于该预定顺序而选择相应的重构

级别组48。奇偶性可以用于前文所述的状态转换。

[0070] 此外,根据实施例,该装置可以例如被配置为根据编码到数据流14中的在先编码的神经网络参数的量化索引56的奇偶性为当前神经网络参数13' 从多个50重构级别组52中选择54一量化级别组48。可以以低计算成本执行奇偶校验,例如使用按位“与”运算。

[0071] 可选地,该装置可以被配置为沿着神经网络参数(13)间的公共序列顺序(14') 编码神经网络参数(13)的量化索引(56)和执行神经网络参数(13)的量化。换言之,对于这两个任务可以使用相同的顺序。

[0072] 图4示出了根据实施例的用于算术解码量化的神经网络参数的构思的示意图。它可以在图2的装置内使用。因此,图4可以被看作是图2的可能扩展。其示出了数据流14,图4的装置使用算术编码从数据流14中解码当前神经网络参数13' 的量化索引56,例如所示的通过使用二进制算术编码(作为可选示例)。使用例如由某一上下文定义的概率模型,如箭头123所示,该概率模型取决于为当前神经网络参数13' 选择的重构级别组48。详情将在下面阐述。

[0073] 如关于图2所解释的,为当前神经网络参数13' 执行选择54,其这样来从多个50重构级别组52中选择一量化级别组48,即:借助于状态转换过程,通过根据与当前神经网络参数13' 相关联的状态为当前神经网络参数13' 从多个50重构级别组52中确定一重构级别组48,并且通过根据从数据流中解码的紧接在前的神经网络参数的量化索引58更新后续神经网络参数的状态。因此,准状态是指向将用于编码/解码当前神经网络参数13' 的重构级别组48的指针,然而,以表现为仅区分对应于重构组的数量的数量状态的更精细的粒度来更新状态,使得准状态充当过去神经网络参数或过去量化索引的存储器。因此,状态定义用于编码/解码神经网络参数13的重构级别组的顺序。根据图4,例如,使用使用取决于(122) 当前神经网络参数(13') 的状态的概率模型的算术编码从数据流(14) 中解码当前神经网络参数(13') 的量化索引(56)。根据状态调适概率模型可以提高编码效率,因为概率模型估计可能会更好。此外,基于状态的自适应可以实现计算上高效的自适应,同时所传输的附加数据量低。

[0074] 根据其他实施例,该装置可以例如被配置为使用通过使用概率模型的二进制算术编码从数据流14中解码当前神经网络参数13' 的量化索引56,该概率模型取决于122针对量化索引56的二进制化82的至少一个二进制位84的当前神经网络参数13' 的状态。

[0075] 附加地或备选地,该装置可以被配置为使得概率模型的依赖性涉及使用该依赖性从用于神经网络参数的一组上下文中选择103(导出) 一上下文87,每个上下文具有与其相关联的预定概率模型。所使用的概率估计越好,压缩越高效。可以例如使用上下文自适应(二进制) 算术编码来更新概率模型。

[0076] 可选地,该装置可以被配置为基于使用相应上下文算术编码的量化索引来更新与每个上下文相关联的预定概率模型。因此,上下文的概率模型适于实际统计。

[0077] 此外,该装置可以例如被配置为使用通过使用概率模型的二进制算术编码从数据流14中解码当前神经网络参数13' 的量化索引56,该概率模型取决于针对量化索引的二进制化的至少一个二进制位为当前神经网络参数13' 选择的重构级别组48。

[0078] 可选地,该至少一个二进制位可以包括指示当前神经网络参数的量化索引56是否等于零的显著性二进制位。附加地或备选地,该至少一个二进制位可以包括指示当前神经

网络参数的量化索引56大于零或小于零的符号二进制位。此外,该至少一个二进制位可以包括指示当前神经网络参数的量化索引56的绝对值是否大于X的大于X二进制位,其中X是大于零的整数。

[0079] 下面,图5可以描述关于图4所解释的解码构思的对应内容。因此,所有解释和优点可相应地适用于以下编码构思的方面。

[0080] 图5示出了根据实施例的用于算术编码神经网络参数的构思的示意图。它可以在图3的装置内使用。因此,图5可以被看作是图3的可能扩展。其示出了数据流14,图3的装置使用算术编码将当前神经网络参数13'的量化索引56编码到数据流14,例如所示的通过使用二进制算术编码(作为可选示例)。使用例如由某一上下文定义的概率模型,如箭头123所示,该概率模型取决于为当前神经网络参数13'选择的重构级别组48。详情将在下面阐述。

[0081] 如关于图3所解释的,为当前神经网络参数13'执行选择54,其这样来从多个50重构级别组52中选择一量化级别组48,即:借助于状态转换过程,通过根据与当前神经网络参数13'相关联的状态为当前神经网络参数13'从多个50重构级别组52中确定一量化级别组48,并且通过根据编码到数据流中的紧接在前的神经网络参数的量化索引58更新后续神经网络参数的状态。

[0082] 因此,准状态是指向将用于编码/解码当前神经网络参数13'的重构级别组48的指针,然而,以表现为仅区分对应于重构组的数量的数量状态的更精细的粒度来更新状态,使得准状态充当过去神经网络参数或过去量化索引的存储器。因此,状态定义用于编码/解码神经网络参数13的重构级别组的顺序。

[0083] 此外,可以使用使用取决于122当前神经网络参数13'的状态的概率模型的算术编码将当前神经网络参数13'的量化索引56编码到数据流14中。

[0084] 根据图3,例如,使用通过使用概率模型的二进制算术编码将当前神经网络参数13'的量化索引56编码到数据流14中,该概率模型取决于122针对量化索引56的二进制化82的至少一个二进制位84的当前神经网络参数13'的状态。根据状态调适概率模型可以提高编码效率,因为概率模型估计可能会更好。此外,基于状态的自适应可以实现计算上高效的自适应,同时所传输的附加数据量低。

[0085] 附加地或备选地,该装置可以被配置为使得概率模型的依赖性涉及使用该依赖性从用于神经网络参数的一组上下文中选择103(导出)一个上下文87,每个上下文具有与其相关联的预定概率模型。

[0086] 可选地,该装置可以被配置为基于使用相应上下文算术编码的量化索引来更新与每个上下文相关联的预定概率模型。

[0087] 此外,该装置可以例如被配置为使用通过使用概率模型的二进制算术编码将当前神经网络参数13'的量化索引56编码到数据流14中,该概率模型取决于针对量化索引的二进制化的至少一个二进制位为当前神经网络参数13'选择的重构级别组48。为了使用二进制算术编码,可以对量化索引56进行二进制化(二进制化)。

[0088] 可选地,该至少一个二进制位可以包括指示当前神经网络参数的量化索引56是否等于零的显著性二进制位。附加地或备选地,该至少一个二进制位可以包括指示当前神经网络参数的量化索引56大于零或小于零的符号二进制位。此外,该至少一个二进制位可以包括指示当前神经网络参数的量化索引56的绝对值是否大于X的大于X二进制位,其中X是

大于零的整数。

[0089] 接下来描述的实施例专注于本申请的另一方面,根据该方面,分阶段或重构层来对神经网络的参数化进行编码,使得对于每个NN参数,需要组合来自每个阶段的一个值以产生神经网络的改进的/增强的表示,该表示相对于贡献阶段中的任一阶段而是增强的,在这些贡献阶段中,至少一个阶段可能自身代表神经网络的合理表示,但是质量较低,尽管后一种可能性对于本方面不是强制性的。

[0090] 图6示出了使用与根据本发明的实施例一起使用的神经网络参数的重构层的构思的示意图。图6示出了重构层*i*例如第二重构层、重构层*i-1*例如第一重构层和神经网络(NN)层*p*例如图3的层10b,其以例如阵列或矩阵——例如图3的矩阵15a——形式中的层表示。

[0091] 图6示出了用于重构定义神经网络的神经网络参数13的装置310的构思。因此,该装置被配置为针对第一重构层——例如重构层*i-1*——导出第一神经网络参数13a,以产生每个神经网络参数——例如每个权重或每个神经元间连接——的第一重构层神经网络参数值,第一神经网络参数13a可能是先前已经在例如联邦学习过程期间传输的,并且可以例如被称为第一重构层神经网络参数。该推导可能涉及以其他方式解码或接收第一神经网络参数13a。此外,该装置被配置为从数据流14中解码312针对第二重构层的第二神经网络参数13b——其可以例如被称为第二重构层神经网络参数,以将其与例如最终神经网络参数(例如,参数13)区分开,以产生每个神经网络参数13的第二重构层神经网络参数值。因此,对于每个NN参数,可以获得第一重构层和第二重构层的两个贡献值,并且第一和/或第二NN参数值的编码/解码可以使用根据图2和图3的依赖性量化和/或如图4和图5中所解释的量化索引的算术编码/解码。第二神经网络参数13b在神经表示方面可能不具有自成一体的意义,而是可能仅当与第一表示层的参数组合时才导致神经网络表示,即最终神经网络参数。

[0092] 此外,该装置被配置为通过对于每个神经网络参数例如使用按元素加法和/或乘法组合(CB)第一重构层神经网络参数值和第二重构层神经网络参数值来重构314神经网络参数13。

[0093] 此外,图6示出了用于通过使用针对第一重构层例如重构层*i-1*的第一神经网络参数13a来编码定义神经网络的神经网络参数13的装置320的构思,第一重构层的第一神经网络参数13a包括每个神经网络参数13的第一重构层神经网络参数值。因此,该装置被配置为将针对第二重构层——例如重构层*i*——的第二神经网络参数13b编码322到数据流中,第二重构层的第二神经网络参数13b包括每个神经网络参数13的第二重构层神经网络参数值,其中,可通过对于每个神经网络参数例如使用按元素加法和/或乘法组合(CB)第一重构层神经网络参数值和第二重构层神经网络参数值来重构神经网络参数13。

[0094] 可选地,装置310可以被配置为从数据流14中或从另外的数据流中解码316第一重构层的第一神经网络参数。

[0095] 简言之,神经网络参数13的分解可以实现对参数的更高效的编码和/或解码和传输。

[0096] 在下文中,公开了尤其包括神经网络编码构思的其他实施例。下面的描述提供了可以与上述实施例个别地和组合地相结合的进一步细节。

[0097] 首先,将给出根据本发明的实施例的用于利用依赖性标量量化对神经网络的参数进行熵编码的方法。

[0098] 描述了一种使用依赖性标量量化对一组神经网络参数13 (也被称为权重、权重参数或参数) 进行参数编码的方法。本文所给出的参数编码由参数13的依赖性标量量化(例如,如图3的上下文中所描述的)和所获得的量化索引56的熵编码(例如,如图5的上下文中所描述的)组成。在解码侧,通过量化索引56的熵解码(例如,如图4的上下文中所描述的)和神经网络参数13的依赖性重构(例如,如图2的上下文中所描述的)获得一组重构的神经网络参数13。与利用独立标量量化和熵编码的参数编码相比,神经网络参数13的可容许重构级别组取决于按重构顺序在当前神经网络参数13'之前的所传输的量化索引56。下文的陈述另外描述了用于量化索引的熵编码的方法,该量化索引指定在依赖性标量量化中使用的重构级别。

[0099] 该描述主要针对神经网络压缩中的神经网络参数层的有损编码,但是其也可以应用于其他有损编码领域。

[0100] 装置的方法可以被划分为不同的主要部分,这些主要部分由以下各项组成:

[0101] 1、量化

[0102] 2、无损编码

[0103] 3、无损解码

[0104] 为了理解下面阐述的实施例的主要优点,将首先简要地介绍神经网络的主题和相关的参数编码方法。然而,所公开的所有方面、特征和构思可以单独地或与本文所描述的实施例组合地使用。

[0105] 2相关的量化和熵编码方法

[0106] 针对多媒体内容描述和分析的神经网络的压缩的MPEG-7第17部分标准的工作草案2[2]对于神经网络参数编码应用独立标量量化和熵编码。

[0107] 2.1标量量化器

[0108] 使用标量量化器对神经网络参数进行量化。作为量化的结果,减小了参数13的可容许值组。换言之,神经网络参数被映射到可计数的所谓重构级别的组(实际上是有限组)。该重构级别组表示可能的神经网络参数值组的适当子集。为了简化后面的熵编码,可容许的重构级别由量化索引56表示,其被作为比特流14的一部分来传输。在解码器侧,量化索引56被映射到重构的神经网络参数13。重构的神经网络参数13的可能值对应于重构级别组52。在编码器侧,标量量化的结果是一组(整数)量化索引56。

[0109] 在本申请中,使用均匀重构量化器(URQ)。其基本设计如图7所示。图7示出了均匀重构量化器的图示。URQ具有这样的属性,即重构级别是等间隔的。两个相邻重构级别之间的距离 Δ (QP)被称为量化步长。其中一个重构级别等于0。因此,可用重构级别的完整的一组(例如 $s'_i, i \in N_0$)由量化步长 Δ (QP)唯一地指定。原则上,量化索引 q 56到重构的权重参数 t' 13'的解码器映射由下列简单公式给出:

[0110] $t' = q \cdot \Delta$.

[0111] 在该上下文中,术语“独立标量量化”是指如下属性:在给定任一权重参数13的量化索引 q 56的情况下,可以独立于其他权重参数的所有量化索引来确定相关联的重构的权重参数 t' 13'。

[0112] 2.1.1编码器操作:量化

[0113] 用于神经网络压缩的标准仅规定比特流语法和重构过程。如果考虑对于给定的一

组原始神经网络参数13和给定的量化步长(QP)的参数编码,则编码器具有很大的自由度。在给定层10a、10b的量化索引 q_k 56的情况下,熵编码必须遵循用于将数据写入到比特流14(即,构造算术码字)的唯一定义的算法。但是,在给定原始的一组(例如,一层)加权参数的情况下,用于获得量化索引 q_k 56的编码器算法超出了神经网络压缩标准的范围。对于下面的描述,假设每个神经网络参数13的量化步长(QP)是已知的。仍然,编码器具有为每个神经网络(权重)参数 t_k 13选择量化器索引 q_k 56的自由。由于量化索引的选择决定失真(或重构/近似质量)和比特率两者,因此所使用的量化算法对所产生的比特流14的率失真性能具有实质性的影响。

[0114] 最简单的量化方法将神经网络参数 t_k 13舍入到最近的重构级别(也被称为最近邻量化)。对于通常使用的URQ,相应的量化索引 q_k 56可以根据下式来确定:

$$[0115] \quad q_k = \text{sgn}(t_k) \cdot \left\lfloor \frac{|t_k|}{\Delta_k} + \frac{1}{2} \right\rfloor,$$

[0116] 其中,sgn()是符号函数,并且运算符 $\lfloor \cdot \rfloor$ 返回小于或等于其自变量的最大整数。该量化方法确保MSE失真

$$[0117] \quad D = \sum_k D_k = \sum_k (t_k - q_k \cdot \Delta_k)^2$$

[0118] 被最小化,但是它完全忽略了传输所得参数级别(权重级别) q_k 56所需的比特率。注意,该方法不限于MSE失真度量,还可以使用任何其他失真度量,例如根据下式的MAE失真:

$$[0119] \quad D^{MAE} = \sum_k D_k^{MAE} = \sum_k |t_k - q_k \cdot \Delta_k|$$

[0120] 通常,如果舍入偏向零,则会获得更好的结果:

$$[0121] \quad q_k = \text{sgn}(t_k) \cdot \left\lfloor \frac{|t_k|}{\Delta_k} + a \right\rfloor, \text{ 其中 } 0 \leq a < \frac{1}{2}$$

[0122] 如果量化过程最小化拉格朗日函数 $D + \lambda \cdot R$,则可以在率失真的意义上获得更好的结果,其中D表示一组神经网络参数的失真(例如,MSE失真或MAE失真),R指定传输量化索引56所需的比特数, λ 是拉格朗日乘数。

[0123] 在给定量化的情况下,通常使用拉格朗日乘数 λ 和量化步长之间的以下关系:

$$[0124] \quad \lambda = c_1 \cdot \Delta_2,$$

[0125] 其中, c_1 表示一组神经网络参数的常数因子。

[0126] 旨在使失真和速率的拉格朗日函数 $D + \lambda \cdot R$ 最小化的量化算法也被称为率失真优化量化(RDOQ)。如果使用MSE或加权MSE(或分别地,MAE)来测量失真,则一组(例如,一层)权重参数的量化索引 q_k 56应当以使得以下成本度量被最小化的方式来确定:

$$[0127] \quad D + \lambda \cdot R = \sum_k \alpha_k \cdot (t_k - \Delta_k \cdot q_k)^2 + \lambda \cdot R(q_k | q_{k-1}, q_{k-2}, \dots).$$

[0128] 在此,神经网络参数索引k指定神经网络参数13的编码顺序(或扫描顺序)。项 $R(q_k | q_{k-1}, q_{k-2}, \dots)$ 表示传输量化索引 q_k 56所需的比特数(或其估计)。该条件示出了(由于组合

或条件概率的使用)特定量化索引 q_k 的比特数通常取决于针对编码顺序中(例如,公共序列顺序14'中)的在前量化索引 q_{k-1}, q_{k-2} 等的所选值。上述等式中的因子 α_k 可以用于对各个神经网络参数13的贡献进行加权。在下文中,通常假设所有加权因子 α_k 等于1(但是算法可以被直接修改为可以考虑不同的加权因子)。

[0129] 实际上,最近邻量化是 $\lambda=0$ 的一个普通情况,其应用于针对多媒体内容描述和分析的神经网络的压缩的MPEG-7第17部分标准的工作草案2。

[0130] 2.2熵编码

[0131] 作为在前一步骤中应用的均匀量化的结果,权重参数被映射到所谓重构级别的有限组。其可以由(整数)量化器索引56(也被称为参数级别或权重级别)和量化步长(QP)表示,量化步长(QP)可以例如对于整个层是固定的。为了恢复一层的所有量化权重参数,解码器可以知晓该层的步长(QP)和维度。例如,可以分开地对它们进行传输。

[0132] 2.2.1对量化索引的利用上下文自适应二进制算术编码(CABAC)的编码

[0133] 然后,使用熵编码技术来传输量化索引56(整数表示)。因此,使用扫描将权重层映射到量化权重级别序列上。例如,可以使用行优先扫描顺序,从矩阵的最上面一行开始,从左到右对所包含的值进行编码。以这种方式,从顶部到底部对所有行进行编码。可以如图3所示地例如沿着公共序列顺序14'对包括可以涉及神经元互连11的权重的神经网络参数13的矩阵15a执行扫描。矩阵可以表示权重层,例如分别如图3和图1所示的层p-1 10a与层p 10b之间的或神经元互连11的隐藏层与输入层之间的权重。注意,可以应用任何其他扫描。例如,在应用行优先扫描之前,矩阵(例如,图2或图3的矩阵15a)可以被转置或水平翻转和/或竖直翻转和/或向左或向右旋转90/180/270度。

[0134] 如关于图3和图5所解释的,根据实施例的装置可以被配置为使用通过使用概率模型的二进制算术编码将当前神经网络参数13'的量化索引56编码到数据流14中,该概率模型取决于122针对量化索引56的二进制化82的至少一个二进制位84的当前神经网络参数13'的状态。通过使用概率模型的二进制算术编码可以是CABAC(上下文自适应二进制算术编码)。

[0135] 换言之,根据实施例,对于对级别的编码,使用CABAC。详见[3]。因此,量化权重级别 q_{56} 被分解为一系列二进制符号或语法元素,例如二进制(二进制判决),其然后可以被传递到二进制算术编码器(CABAC)。

[0136] 在第一步骤中,为量化权重级别导出二进制语法元素sig_flag,其指定相应的级别是否等于零。换言之,图4所示的量化索引56的二进制化82的至少一个二进制位可以包括指示当前神经网络参数的量化索引56是否等于零的显著性二进制位。

[0137] 如果sig_flag等于1,则导出另一个二进制语法元素sign_flag。该二进制位指示当前权重级别是正(例如,二进制位=0)还是负(例如,二进制位=1)。换言之,图4所示的量化索引56的二进制化82的至少一个二进制位可以包括指示当前神经网络参数的量化索引56大于零或小于零的符号二进制位86。

[0138] 接下来,编码二进制位的一元序列,随后是如下的固定长度序列:

[0139] 变量k用非负整数初始化,X用 $1 \leq k$ 初始化。

[0140] 编码一个或多个语法元素abs_level_greater_X,其指示量化权重级别的绝对值大于X。如果abs_level_greater_X等于1,则变量k被更新(例如,增加1),然后 $1 \leq k$ 被添加

到 x ,并且另一个 $\text{abs_level_greater_X}$ 被编码。继续该过程直到 $\text{abs_level_greater_X}$ 等于0。之后,长度为 k 的固定长度代码足以完成对量化器索引的编码。例如,可以使用 k 比特对变量 $\text{rem} = X - |q|$ 进行编码。或者备选地,可以将变量 rem' 定义为 $\text{rem}' = (1 \ll k) - \text{rem} - 1$,使用 k 比特来对其进行编码。备选地,可以使用变量 rem 到 k 比特的固定长度代码的任何其他映射。

[0141] 换言之,图4所示的量化索引56的二进制化82的至少一个二进制位可以包括指示当前神经网络参数的量化索引56的绝对值是否大于 X 的大于 X 二进制位,其中 X 是大于零的整数。当在每个 $\text{abs_level_greater_X}$ 之后将 k 增加1时,该方法与应用指数哥伦布编码(如果不考虑 sign_flag)相同。

[0142] 此外,如果最大绝对值 abs_max 在编码器和解码器侧是已知的,则当对于下一个要传输的 $\text{abs_level_greater_X}$, $X \geq \text{abs_max}$ 成立时,可以终止对 $\text{abs_level_greater_X}$ 语法元素的编码。

[0143] 2.2.2对量化索引的利用上下文自适应二进制算术编码(CABAC)的解码

[0144] 量化权重级别56(整数表示)的解码与编码的工作方式类似。解码器首先解码 sig_flag 。如果它等于1,则随后是 sign_flag 和 $\text{abs_level_greater_X}$ 的一元序列,其中 k 的更新(以及因此 X 的增量)必须遵循与编码器中相同的规则。最终,对 k 比特的固定长度代码进行解码并且将其翻译为整数(例如,翻译为 rem 或 rem' ,取决于被编码的是两者中的哪一个)。然后,解码后的量化权重级别的绝对值 $|q|$ 可以从 X 重构,并且形成固定长度部分。例如,如果 rem 被用作固定长度部分,则 $|q| = X - \text{rem}$ 。或者备选地,如果被编码的是 rem' ,则 $|q| = X + 1 + \text{rem}' - (1 \ll k)$ 。作为最后的步骤,根据解码后的 sign_flag ,需要将 sign 应用于 $|q|$,从而产生量化权重级别 q 56。最终,通过将量化权重级别 q 乘以步长 Δ (QP)来对量化权重 w 进行重构。

[0145] 换言之,如关于图2和图4所解释的,根据实施例的装置可以被配置为使用通过使用概率模型的二进制算术编码从数据流14中解码当前神经网络参数13'的量化索引56,该概率模型取决于122针对量化索引56的二进制化82的至少一个二进制位84的当前神经网络参数13'的状态。

[0146] 图5所示的量化索引56的二进制化82的至少一个二进制位可以包括指示当前神经网络参数的量化索引56是否等于零的显著性二进制位。附加地或备选地,该至少一个二进制位可以包括指示当前神经网络参数的量化索引56大于零或小于零的符号二进制位86。此外,该至少一个二进制位可以包括指示当前神经网络参数的量化索引56的绝对值是否大于 X 的大于 X 二进制位,其中 X 是大于零的整数。

[0147] 在优选实施例中, k 用0初始化并且以如下方式来更新。在每个 $\text{abs_level_greater_X}$ 等于1之后,根据以下规则进行 k 的所需更新:如果 $X > X'$,则 k 增加1,其中 X' 是取决于应用的常数。例如, X' 是由编码器导出并且用信号发送到解码器的数(例如,在0和100之间)。

[0148] 2.2.3上下文建模

[0149] 在CABAC熵编码中,使用二进制概率建模来对量化权重级别56的大多数语法元素进行编码。每个二进制判决(二进制)与上下文相关联。上下文表示一类编码二进制位的概率模型。基于已经利用相应上下文编码的二进制值,为每个上下文估计两个可能的二进制

值之一的概率。取决于应用,可以应用不同的上下文建模方法。通常,对于与量化权重编码相关的若干二进制位,基于已经被传输的语法元素来选择用于编码的上下文。根据实际应用,可以选择不同的概率估计器,例如SBMP 0,或者HEVC 0或VTM-4.00的概率估计器。该选择影响例如压缩效率和复杂性。

[0150] 换言之,如关于图5所解释的概率模型(例如,上下文87)另外取决于在先编码的神经网络参数的量化索引。

[0151] 相应地,如关于图4所解释的概率模型(例如,上下文87)另外取决于在先解码的神经网络参数的量化索引。

[0152] 下面描述一种适合多种神经网络的上下文建模方案。为了对权重矩阵(层)中特定位置(x,y)处的量化权重级别 $q_{x,y}$ 进行解码,对当前位置应用局部模板。该模板包含多个其他(有序)位置,例如(x-1,y)、(x,y-1)、(x-1,y-1)等。对于每个位置,导出状态标识符。

[0153] 在优选实施例(被表示为Si1)中,以如下方式导出位置(x,y)的状态标识符 $S_{x,y}$:如果位置(x,y)指向矩阵之外,或者如果位置(x,y)处的量化权重级别 $q_{x,y}$ 尚未被解码或等于零,则状态标识符 $S_{x,y}=0$ 。否则,状态标识符将为 $S_{x,y}=q_{x,y} < 0?1:2$ 。

[0154] 对于特定模板,导出状态标识符序列,并且将状态标识符值的每个可能星座映射到上下文索引,从而标识要使用的上下文。对于不同的语法元素,模板和映射可以是不同的。例如,从包含(有序)位置(x-1,y)、(x,y-1)、(x-1,y-1)的模板导出状态标识符的有序序列 $S_{x-1,y}$ 、 $S_{x,y-1}$ 、 $S_{x-1,y-1}$ 。例如,该序列可以被映射到上下文索引 $C=S_{x-1,y}+3*S_{x,y-1}+9*S_{x-1,y-1}$ 。例如,可以使用上下文索引C来标识sig_flag的多个上下文。

[0155] 在优选实施例(被表示为方法1)中,位置(x,y)处的量化权重级别 $q_{x,y}$ 的sig_flag或sign_flag的局部模板仅由一个位置(x-1,y)(即,左邻居)组成。根据优选实施例Si1导出相关联的状态标识符 $S_{x-1,y}$ 。

[0156] 对于sig_flag,根据 $S_{x-1,y}$ 的值选择三个上下文中的一个,或者对于sign_flag,根据 $S_{x-1,y}$ 的值选择三个其他上下文中的一个。

[0157] 在另一优选实施例(被表示为方法2)中,sig_flag的局部模板包含三个有序位置(x-1,y)、(x-2,y)、(x-3,y)。根据优选实施例Si2导出相关联的状态标识符序列 $S_{x-1,y}$ 、 $S_{x-2,y}$ 、 $S_{x-3,y}$ 。

[0158] 对于sig_flag,以如下方式导出上下文索引C:

[0159] 如果 $S_{x-1,y} \neq 0$,则 $C=0$ 。否则,如果 $S_{x-2,y} \neq 0$,则 $C=1$ 。否则,如果 $S_{x-3,y} \neq 0$,则 $C=2$ 。否则, $C=3$ 。

[0160] 这也可以由以下等式表示:

[0161] $C = (S_{x-1,y} \neq 0) ? 0 : ((S_{x-2,y} \neq 0) ? 1 : ((S_{x-3,y} \neq 0) ? 2 : 3))$

[0162] 以相同的方式,可以增加或减少左侧邻居的数量,使得上下文索引C等于到左侧下一个非零权重的距离(不超过模板大小)。

[0163] 例如,每个abs_level_greater_X flag可以应用自己的一组两个上下文。然后,根据sign_flag的值来选择两个上下文中的一个。

[0164] 在优选实施例中,对于X小于预定义数X'的abs_level_greater_X flag,根据X和/或sign_flag的值来区分不同上下文。

[0165] 在优选实施例中,对于X大于或等于预定义数X'的abs_level_greater_X flag,仅

根据X来区分不同上下文。

[0166] 在另一优选实施例中,使用固定码长1(例如,使用算术编码器的旁路模式)对X大于或等于预定义数X'的abs_level_greater_X flag进行编码。

[0167] 此外,还可以在不使用上下文的情况下对一些或所有语法元素进行编码。替代地,用1比特的固定长度来对它们进行编码。例如,使用CABAC的所谓旁路二进制位。

[0168] 在另一优选实施例中,使用旁路模式对固定长度余数rem进行编码。

[0169] 在另一优选实施例中,编码器确定预定义数X',针对 $X < X'$ 的每个语法元素abs_level_greater_X根据符号区分两个上下文,并且针对 $X \geq X'$ 的每个abs_level_greater_X使用一个上下文。

[0170] 换言之,可以根据在先编码的神经网络参数的量化索引为当前神经网络参数从概率模型子集中选择103概率模型(例如,上下文87,如关于图5所解释的),该在先编码的神经网络参数涉及与当前神经网络参数所涉及的神经网络部分相邻的部分。

[0171] 该部分可以由包含(有序)位置 $(x-1, y)$ 、 $(x, y-1)$ 、 $(x-1, y-1)$ 的模板(例如,上述模板)来定义。

[0172] 相应地,可以根据在先解码的神经网络参数的量化索引为当前神经网络参数从概率模型子集中选择概率模型,如关于图5所解释的,该在先解码的神经网络参数涉及与当前神经网络参数所涉及的神经网络部分相邻的部分。

[0173] 3附加方法

[0174] 下面描述用于压缩/传输神经网络10的附加的并且因此可选的方法,其中经重构层——例如,图6中的神经网络层p——由可以例如被分开传输的不同子层——例如,图6中的重构层i-1和重构层i——合成。

[0175] 3.1基本层和增强层的构思

[0176] 该构思引入了两种类型的子层,其被表示为基本层和增强层。重构过程(例如,所有子层的加法)则定义如何能够由子层获得经重构层。基本层包含基本值,其可以例如被选择为使得它们可以在第一步骤中被高效地表示或压缩/传输。增强层包含增强信息,例如可以被添加到(基本)层值以便减小失真度量(例如,关于原始层)的微分值。在另一示例中,基本层包含粗略值(来自使用小训练集的训练),并且增强层包含细化值(基于完整训练集或更一般而言,另一训练集)。子层可以被分开存储/传输。

[0177] 在优选实施例中,要被压缩的层 L_R ——例如神经网络参数(例如,神经网络权重,例如可以由图2和图3中的矩阵15a表示的权重)层——被分解为基本层 L_B 和一个或多个增强层 $L_{E,1}, L_{E,2}, \dots, L_{E,N}$ 。然后,在第一步骤中,压缩/传输基本层,并且在随后的步骤中,压缩/传输(分开地)增强层 $L_{E,1}, L_{E,2}, \dots, L_{E,N}$ 。

[0178] 在另一优选实施例中,经重构层 L_R 可以通过根据下式使所有子层 $L_{S,N}$ 相加(按元素)来获得:

$$[0179] \quad L_R = \sum_{i=0}^N L_{S,N}$$

[0180] 在又一优选实施例中,经重构层 L_R 可以通过根据下式使所有子层 $L_{S,N}$ 相乘(按元素)来获得:

$$[0181] \quad L_R = \prod_{i=0}^N L_{S,N}$$

[0182] 换言之,根据本发明的实施例包括以下装置,该装置被配置为:以通过每个神经网络参数的第一重构层神经网络参数值和第二重构层神经网络参数值的按参数之和或按参数之乘积的经重构层 L_R 的形式或例如使用经重构层 L_R 来重构神经网络参数13。

[0183] 相应地,对于根据实施例的用于编码神经网络参数13的装置,可通过每个神经网络参数的第一重构层神经网络参数值和第二重构层神经网络参数值的按参数之和或按参数之乘积来重构神经网络参数13。

[0184] 在又一优选实施例中,将2.1和/或2.2的方法应用于子集或所有子层。

[0185] 在特别优选的实施例中,应用使用上下文建模(例如,与2.2.3类似或相似)的熵编码方案,但是根据以下规则中的一个或多个添加一组或多组上下文模型:

[0186] a) 每个子层应用自己的上下文组。换言之,根据本发明的实施例包括被配置为通过对第一重构层和第二重构层使用分开的概率上下文的上下文自适应熵编码将第一重构层的第一神经网络参数13a编码到数据流或另外的数据流中/从数据流或另外的数据流中解码第一重构层的第一神经网络参数13a以及将第二重构层的第二神经网络参数13b编码到数据流中/从数据流中解码第二重构层的第二神经网络参数13b的装置。

[0187] b) 针对要被编码的增强层的参数的所选上下文组取决于编码顺序中的前一层(例如,基本层)中的同位参数的值。每当同位参数等于零时,选择第一组上下文模型,否则,选择第二组上下文模型。换言之,根据本发明的实施例包括被配置为通过使用概率模型的上下文自适应熵编码将第二重构层神经网络参数值——例如增强层的参数——编码到数据流中的装置,该概率模型取决于第一重构层神经网络参数值,例如,编码顺序中的前一层(例如,基本层)中的同位参数的值。其他实施例包括被配置为通过上下文自适应熵编码,通过根据第一重构层神经网络参数值从概率上下文组的集合中选择一个概率上下文组,并且通过根据第一重构层神经网络参数值从所选概率上下文组中选择一个要使用的概率上下文来将第二重构层神经网络参数值编码到数据流中的装置。相应地,对于根据实施例的用于解码神经网络参数13的装置,所述装置可以被配置为通过使用取决于第一重构层神经网络参数值的概率模型的上下文自适应熵解码来从数据流中解码第二重构层神经网络参数值。相应地,其他实施例包括被配置为通过上下文自适应熵解码,通过根据第一重构层神经网络参数值从概率上下文组的集合中选择一个概率上下文组,并且通过根据第一重构层神经网络参数值从所选概率上下文组中选择一个要使用的概率上下文来从数据流中解码第二重构层神经网络参数值的装置。

[0188] c) 针对要被编码的增强层的参数的所选上下文组取决于编码顺序中的前一层(例如,基本层)中的同位参数的值。每当同位参数小于零(负)时,选择第一组上下文模型,如果同位参数大于零(正),则选择第二组上下文模型,否则,选择第三组上下文模型。换言之,根据本发明的实施例包括例如用于编码的装置,其中概率上下文组的集合包括三个概率上下文组,并且该装置被配置为:如果第一重构层神经网络参数值为负,则从概率上下文组的集合中选择第一概率上下文组作为所选概率上下文组;如果第一重构层神经网络参数值为正,则从概率上下文组的集合中选择第二概率上下文组作为所选概率上下文组;以及如果

第一重构层神经网络参数值为零,则从概率上下文组的集合中选择第三概率上下文组作为所选概率上下文组。相应地,对于根据实施例的用于解码神经网络参数13的装置,概率上下文组的集合可以包括三个概率上下文组,并且该装置可以被配置为:如果第一重构层神经网络参数值为负,则从概率上下文组的集合中选择第一概率上下文组作为所选概率上下文组;如果第一重构层神经网络参数值为正,则从概率上下文组的集合中选择第二概率上下文组作为所选概率上下文组;以及如果第一重构层神经网络参数值为零,则从概率上下文组的集合中选择第三概率上下文组作为所选概率上下文组。

[0189] d) 针对要被编码的增强层的参数的所选上下文组取决于编码顺序中的前一层(例如,基本层)中的同位参数的值。每当同位参数的(绝对)值大于 X (其中, X 是参数)时,选择第一组上下文模型,否则,选择第二组上下文模型。换言之,根据本发明的实施例包括这样的装置,其中概率上下文组的集合包括两个概率上下文组,并且该装置被配置为:如果第一重构层神经网络参数值(例如,编码顺序中的前一层(例如,基本层)中的同位参数的值)大于预定值(例如, x),则从概率上下文组的集合中选择第一概率上下文组作为所选概率上下文组;以及如果第一重构层神经网络参数值不大于预定值,则从概率上下文组的集合中选择第二概率上下文组作为所选概率上下文组;或者如果第一重构层神经网络参数值的绝对值大于预定值,则从概率上下文组的集合中选择第一概率上下文组作为所选概率上下文组;以及如果第一重构层神经网络参数值的绝对值不大于预定值,则从概率上下文组的集合中选择第二概率上下文组作为所选概率上下文组。相应地,对于根据实施例的用于解码神经网络参数13的装置,概率上下文的集合可以包括两个概率上下文组,并且该装置可以被配置为:如果第一重构层神经网络参数值大于预定值(例如, X),则从概率上下文组的集合中选择第一概率上下文组作为所选概率上下文组;以及如果第一重构层神经网络参数值不大于预定值,则从概率上下文组的集合中选择第二概率上下文组作为所选概率上下文组;或者如果第一重构层神经网络参数值的绝对值大于预定值,则从概率上下文组的集合中选择第一概率上下文组作为所选概率上下文组;以及如果第一重构层神经网络参数值的绝对值不大于预定值,则从概率上下文组的集合中选择第二概率上下文组作为所选概率上下文组。

[0190] 4利用依赖性标量量化的神经网络参数编码

[0191] 在本节中,公开了如在图2-4的上下文中所解释的根据本发明的构思和实施例的其他可选方面和特征。

[0192] 下面描述神经网络参数编码的经修改的构思。相对于先前描述的神经网络参数编码的主要变化是神经网络参数13不是被独立地量化和重构的。而是,神经网络参数13的可容许重构级别取决于重构顺序中的在前神经网络参数的所选量化索引56。依赖性标量量化的构思与经修改的熵编码相结合,其中神经网络参数的概率模型选择(或备选地,码字表选择)取决于可容许重构级别组。然而,应当注意,可以通过下文中所解释的任何特征单独地或组合地使用和/或并入和/或扩展先前描述的实施例。

[0193] 4.1相比于相关神经网络参数编码的优点

[0194] 神经网络参数的依赖性量化的优点在于,可容许重构向量在 N 维信号空间中更密集地打包(其中, N 表示要处理的样本集合(例如,层10a、10b)中的样本或神经网络参数13的数量)。一组神经网络参数的重构向量是指一组神经网络参数的有序经重构神经网络参数

(或备选地,有序经重构样本)。在图8中示出了针对两个神经网络参数的最简单情况的依赖性标量量化的效果。图8示出了针对两个权重参数的简单情况的可容许重构向量的位置的示例:图8(a)示出了独立标量量化的示例;图8(b)示出了依赖性标量量化的示例。图8a示出了独立标量量化的可容许重构向量201(其表示2d平面中的点)。可以看出,第二神经网络参数 $t'_{1\ 13}$ 的可容许值组不取决于第一经重构神经网络参数 $t'_{0\ 13}$ 的所选值。图8(b)示出了依赖性标量量化的示例。注意,与独立标量量化相比,第二神经网络参数 $t'_{1\ 13}$ 的可选重构值取决于第一神经网络参数 $t'_{0\ 13}$ 的所选重构级别。在图8b的示例中,存在用于第二神经网络参数 $t'_{1\ 13}$ 的两个不同的可用重构级别组52(由不同颜色示出)。如果第一神经网络参数 $t'_{0\ 13}$ 的量化索引56是偶数(……、-2、0、2、……),则可以为第二神经网络参数 $t'_{1\ 13}$ 选择第一组(蓝色点)的任何重构级别201a。而且,如果第一神经网络参数 $t'_{0\ 13}$ 的量化索引56是奇数(……、-3、-1、1、3、……),则可以为第二神经网络参数 $t'_{1\ 13}$ 选择第二组(红色点)的任何重构级别201b。在该示例中,第一组和第二组的重构级别错位量化步长的一半(第二组的任何重构级别位于第一组的两个重构级别之间)。

[0195] 神经网络参数13的依赖性标量量化具有这样的效果:对于每N维单位体积的给定平均数量的重构向量201,神经网络参数13的给定输入向量与最近的可用重构向量之间的距离的期望值被减小。因此,对于给定的平均比特数,可以减小神经网络参数的输入向量与向量重构的神经网络参数之间的平均失真。在向量量化中,这种效果被称为空间填充增益。针对神经网络参数13组使用依赖性标量量化,可以充分利用高维向量量化的潜在空间填充增益的主要部分。而且,与向量量化相比,重构过程(或解码过程)的实现复杂度与利用独立标量量化器的相关神经网络参数编码的实现复杂度相当。

[0196] 4.2概述

[0197] 如前所述,主要变化是依赖性量化。重构顺序索引 $k > 0$ 的经重构神经网络参数 t'_k 13不仅取决于相关联的量化索引 q_k 56,而且还取决于重构顺序中的在前神经网络参数的量化索引 $q_0, q_1, \dots, q_{k-1}$ 。注意,在依赖性量化中,必须唯一地定义神经网络参数13的重构顺序。如果在熵编码中也充分利用关于与量化索引 q_k 56相关联的重构级别组的知识,则通常可以改善整个神经网络编解码器的性能。这意味着,通常优选的是基于应用于神经网络参数的重构级别组来切换上下文(概率模型)或码字表。

[0198] 在给定熵解码过程的情况下,通常唯一地指定熵编码。但是,与在相关神经网络参数编码中相似,在给定原始神经网络参数的情况下,选择量化索引有很大的自由度。

[0199] 本文阐述的实施例不限于按层神经网络编码。其也适用于神经网络参数13的任何有限集合的神经网络参数编码。

[0200] 具体地,该方法也可以应用于如第3.1节所述的子层。

[0201] 4.3神经网络参数的依赖性量化

[0202] 神经网络参数13的依赖性量化是指这样的构思,其中神经网络参数13的可用重构级别组取决于重构顺序中(在同一神经网络参数组内,例如层或子层)的在前神经网络参数的所选量化索引。

[0203] 在优选实施例中,预定义多组重构级别,并且基于编码顺序中的在前神经网络参数的量化索引,选择预定义组之一来重构当前神经网络参数。换言之,根据实施例的装置可以被配置为根据在先——例如在前——神经网络参数的量化索引(58)为当前神经网络参

数(13)从多个50重构级别组52中选择54—重构级别组48。

[0204] 在第4.3.1节中描述了用于定义重构级别组的优选实施例。在第4.3.2节中描述了所选重构级别的标识和信令。第4.3.3节描述了用于为当前神经网络参数选择预定义重构级别组之一的优选实施例(基于重构顺序中的在前神经网络参数的所选量化索引)。

[0205] 4.3.1重构级别组

[0206] 在优选实施例中,从预定义重构级别组52的集合(两个或更多个组,例如图2和图3中的组0和组1)中选择针对当前神经网络参数的可容许重构级别组(基于编码顺序中的在前神经网络参数的量化索引)。

[0207] 在优选实施例中,参数决定量化步长 Δ (QP),并且所有重构级别(在所有重构级别组中)表示量化步长 Δ 的整数倍。但是注意,每个重构级别组仅包括量化步长 Δ (QP)的整数倍的子集。这种其中所有重构级别组的所有可能重构级别表示量化步长(QP)的整数倍的用于依赖性量化的配置可以被认为是均匀重构量化器(URQ)的扩展。其基本优点是经重构神经网络参数13可以通过计算复杂度非常低的算法来计算(如下面将更详细地描述的)。

[0208] 重构级别组可以是完全不相交的;但是,也可能一个或多个重构级别被包含在多个组中(而这些组的其他重构级别仍然不同)。

[0209] 在优选实施例中,神经网络参数的依赖性标量量化精确地使用不同的两组重构级别,例如组0和组1。而且,在特别优选的实施例中,神经网络参数 t_k 13的两个组的所有重构级别表示该神经网络参数13的量化步长 Δ_k (QP)的整数倍。注意,量化步长 Δ_k (QP)仅表示两组中可容许重构值的缩放因子。对所有神经网络参数13均使用相同的这两组重构级别。

[0210] 在图9中,示出了用于两组重构级别(组0和组1)的三种优选配置((a)-(c))。图9示出了具有完全由单个量化步长 Δ (QP)确定的两组重构级别的依赖性量化的示例。用不同的颜色(蓝色用于组0,红色用于组1)突出显示了两个可用的重构级别组。指示组内的重构级别的量化索引的示例由圆圈下面的数给出。空心圆和实心圆指示重构级别组内部的不同子集;这些子集可以用于确定针对重构顺序中的下一个神经网络参数的重构级别组。附图示出了具有两组重构级别的三种优选配置:(a)两个组不相交并且相对于零对称;(b)这两组均包括等于零的重构级别,但是否则是不相交的;所述组围绕零非对称;(c)这两组均包括等于零的重构级别,但是否则是不相交的;这两组均围绕零对称。注意,所有重构级别均位于由量化步长 Δ 的整数倍(IV)给出的网格上。还应当注意,两个组中可以均包含某些重构级别。

[0211] 图9(a)所示的两个组是不相交的。量化步长 Δ (QP)的每个整数倍仅被包含在其中一个组中。第一组(组0)包含量化步长的所有偶数整数倍(IV),而第二组(组1)包含量化步长的所有奇数整数倍。在这两组中,任何两个相邻重构级别之间的距离是量化步长的两倍。这两个组通常适合于高比率量化,即,适合于其中神经网络参数的方差显著大于量化步长(QP)的设置。然而,在神经网络参数编码中,量化器通常在低比率范围内运行。通常,许多原始神经网络参数13的绝对值比起距离量化步长(QP)的任何非零倍数而言更接近于零。在这种情况下,通常优选的是两个量化组(重构级别组)中均包括零。

[0212] 图9(b)所示的两个量化组均包含零。在组0中,等于零的重构级别与大于零的第一重构级别之间的距离等于量化步长(QP),而两个相邻重构级别之间的所有其他距离等于量化步长的两倍。相似地,在组1中,等于零的重构级别与小于零的第一重构级别之间的距离

等于量化步长,而两个相邻重构级别之间的所有其他距离等于量化步长的两倍。注意,两个重构组均围绕零非对称。这可能导致效率低下,因为这使得难以准确地估计符号的概率。

[0213] 在图9(c)中示出了两组重构级别的优选配置。第一量化组(在图中被标记为组0)中包含的重构级别表示量化步长的偶数整数倍(注意,该组实际上与图9(a)中的组0相同)。第二量化组(在图中被标记为组1)包含量化步长的所有奇数整数倍,并且另外包含等于零的重构级别。注意,两个重构组均围绕零对称。两个重构组中均包含等于零的重构级别,否则这两个重构组是不相交的。这两个重构组的并集包含量化步长的所有整数倍。

[0214] 换言之,根据实施例,例如包括用于编码/解码神经网络参数13的装置,多个50重构级别组52中的重构级别组52的数量是两个(例如,组0、组1),并且多个重构级别组包括第一重构级别组(组0)和第二重构级别组(组1),第一重构级别组包括预定量化步长的零和偶数倍,第二重构级别组包括预定量化步长的零和奇数倍。

[0215] 此外,所有重构级别组的所有重构级别可以表示预定量化步长(QP)的整数倍(IV),并且根据实施例的例如用于解码神经网络参数13的装置可以被配置为通过以下方式来对神经网络参数13进行解量化:根据针对相应神经网络参数的所选重构级别组和相应神经网络参数13'的熵解码量化索引58为每个神经网络参数导出中间整数值(例如,整数倍(IV));以及对于每个神经网络参数13,将相应神经网络参数的中间值与相应神经网络参数13的预定量化步长相乘。

[0216] 相应地,所有重构级别组的所有重构级别可以表示预定量化步长(QP)的整数倍(IV),并且根据实施例的例如用于编码神经网络参数13的装置可以被配置为以这样的方式对神经网络参数进行量化,即使得可通过以下方式来对其进行解量化:根据针对相应神经网络参数的所选重构级别组和相应神经网络参数的熵编码量化索引为每个神经网络参数导出中间整数值;以及对于每个神经网络参数,将相应神经网络参数的中间值与相应神经网络参数的预定量化步长相乘。

[0217] 本文阐述的实施例不限于图9所示的配置。可以使用任何其他不同的两组重构级别。可以使多个重构级别均包括在两个组中。或者,两个量化组的并集可以不包含量化步长的所有可能的整数倍。此外,可以使用多于两组的重构级别来进行神经网络参数的依懒性标量量化。

[0218] 4.3.2所选重构级别的信令

[0219] 必须在比特流14内指示编码器在可容许重构级别中选择的重构级别。如在传统的独立标量量化中,这可以使用所谓的量化索引56来实现,其也被称为权重级别。量化索引56(或权重级别)是唯一地标识量化组52内(即,重构级别组内)的可用重构级别的整数。量化索引56被作为比特流14的一部分(使用任何熵编码技术)发送到解码器。在解码器侧,可以基于当前的重构级别组48(其通过编码/重构顺序中的在前量化索引确定)和针对当前神经网络参数13'的所传输的量化索引56来唯一地计算经重构神经网络参数13。

[0220] 在优选实施例中,为一组重构级别(或量化组)内的重构级别分配量化索引56遵循以下规则。为了便于说明,图9中的重构级别用相关联的量化索引56标记(量化索引由表示重构级别的圆圈下面的数给出)。如果一组重构级别包括等于0的重构级别,则将等于0的量化索引分配给等于0的重构级别。等于1的量化索引被分配给大于0的最小重构级别,等于2的量化索引被分配给大于0的下一个重构级别(即,大于0的第二最小重构级别),等等。或

者,换言之,大于0的重构级别用大于0的整数(即,用1、2、3等)按其值的递增顺序来标记。相似地,量化索引-1被分配给小于0的最大重构级别,量化索引-2被分配给小于0的下一个(即,第二大)重构级别,等等。或者,换言之,小于0的重构级别用小于0的整数(即,-1、-2、-3等)按其值的递减顺序来标记。对于图9中的示例,除了图9(a)中的组1(其不包括等于0的重构级别)之外,对于所有量化组均示出了所描述的量化索引分配。

[0221] 对于不包括等于0的重构级别的量化组,一种为重构级别分配量化索引56的方式如下。大于0的所有重构级别均用大于0的量化索引来标记(按其值的递增顺序),小于0的所有重构级别均用小于0的量化索引来标记(按值的递减顺序)。因此,量化索引56分配基本上遵循与针对包括等于0的重构级别的量化组的情况相同的构思,不同之处在于不存在等于0的量化索引(参见图9(a)中的量化组1的标记)。应该在量化索引56的熵编码中考虑该方面。例如,经常通过编码其绝对值(范围从0到最大支持值)来传输量化索引56,并且对于不等于0的绝对值,还附加地编码量化索引56的符号。如果没有等于0的量化索引56可用,则熵编码可以被修改为传输绝对级别减1(相应语法元素的值的范围从0到最大支持值)并且始终传输符号。作为备选方案,可以修改用于为重构级别分配量化索引56的分配规则。例如,接近零的重构级别之一可以用等于0的量化索引来标记。然后,通过以下规则来标记其余的重构级别:大于0的量化索引被分配给大于量化索引等于0的重构级别的重构级别(量化索引随重构级别的值增加而增加)。小于0的量化索引被分配给小于量化索引等于0的重构级别的重构级别(量化索引随重构级别的值减小而减小)。这种分配的一种可能性由图9(a)中的括号中的数示出(如果没有给出括号中的数,则适用其他数)。

[0222] 如上所述,在优选实施例中,使用不同的两组重构级别(也被称为量化组),并且两组内的重构级别均表示量化步长(QP)的整数倍。这包括其中基于层(例如,通过在比特流14内传输层量化参数)或神经网络参数13的另一有限组(例如,区块)(例如,通过在比特流14内传输区块量化参数)来修改量化步长的情况。

[0223] 使用表示量化步长(QP)的整数倍的重构级别允许在解码器侧使用计算复杂度低的算法来重构神经网络参数13。在下文中基于图9(c)的优选示例对此进行了说明(对于其他配置也存在类似的简单算法,特别是图9(a)和图9(b)中所示的设置)。在图9(c)所示的配置中,第一量化组包括量化步长(QP)的所有偶数整数倍,第二量化组包括量化步长的所有奇数整数倍加等于0的重构级别(其被包含在两个量化组中)。神经网络参数的重构过程可以以类似于图10的伪码中指定的算法的方式来实现。图10示出了说明神经网络参数的重构过程的优选示例的伪码的示例。 k 表示指定当前神经网络参数13'的重构顺序的索引,当前神经网络参数的量化索引56由 $level[k]$ 210表示,应用于当前神经网络参数13'的量化步长 Δ_k (QP)由 $quant_step_size[k]$ 表示, $trec[k]$ 220表示经重构神经网络参数 t'_k 的值。变量 $setId[k]$ 240指定应用于当前神经网络参数13'的重构级别组。其基于重构顺序中的在前神经网络参数来确定; $setId[k]$ 的可能值为0和1。变量 n 指定量化步长(QP)的整数因子,例如中间值IV;其由所选重构级别组(即, $setId[k]$ 的值)和所传输的量化索引 $level[k]$ 给出。

[0224] 在图10的伪码中, $level[k]$ 表示针对神经网络参数 t_k 13传输的量化索引56,并且 $setId[k]$ (等于0或1)指定当前重构级别组(其基于重构顺序中的在前量化索引56来确定,如下面将更详细地描述的)的标识符。变量 n 表示由量化索引 $level[k]$ 和组标识符 $setId[k]$ 给出的量化步长(QP)的整数倍。如果使用包含量化步长 Δ_k (QP)的偶数整数倍的第一重构

级别组 ($\text{setId}[k] = 0$) 对神经网络参数13进行编码, 则变量 n 是所传输的量化索引56的两倍。这种情况可以由图9(c)中的第一量化组Set 0的重构级别来表示, 其中Set 0包括量化步长(QP)的所有偶数整数倍。如果使用第二重构级别组 ($\text{setId}[k] = 1$) 对神经网络参数13进行编码, 则存在以下三种情况: (a) 如果 $\text{level}[k]$ 等于0, 则 n 也等于0; (b) 如果 $\text{level}[k]$ 大于0, 则 n 等于量化索引 $\text{level}[k]$ 的两倍减1; 以及(c) 如果 $\text{level}[k]$ 小于0, 则 n 等于量化索引 $\text{level}[k]$ 的两倍加1。这可以使用符号(sign)函数来规定:

$$[0225] \quad \text{sign}(x) = \begin{cases} 1 & : x > 0 \\ 0 & : x = 0 \\ -1 & : x < 0 \end{cases}.$$

[0226] 然后, 如果使用第二量化组, 则变量 n 等于量化索引 $\text{level}[k]$ 的两倍减量化索引的符号函数 $\text{sign}(\text{level}[k])$ 。这种情况可以由图9(c)中的第二量化组Set 1的重构级别来表示, 其中Set 1包括量化步长(QP)的所有奇数整数倍。

[0227] 一旦确定了变量 n (指定量化步长的整数因子), 就通过将 n 与量化步长 Δ_k 相乘来获得经重构神经网络参数 t'_k 。

[0228] 换言之, 多个50重构级别组52中的重构级别组52的数量可以是两个, 并且根据本发明的实施例的例如用于解码和/或编码神经网络参数13的装置可以被配置为通过以下方式导出每个神经网络参数的中间值:

[0229] 如果针对相应神经网络参数的所选重构级别组是第一组, 则使相应神经网络参数的量化索引乘以2以获得相应神经网络参数的中间值; 以及

[0230] 如果针对相应神经网络参数的所选重构级别组是第二组, 并且相应神经网络参数的量化索引等于零, 则将相应样本的中间值设置为等于零; 以及

[0231] 如果针对相应神经网络参数的所选重构级别组是第二组, 并且相应神经网络参数的量化索引大于零, 则使相应神经网络参数的量化索引乘以2并且从相乘的结果中减1以获得相应神经网络参数的中间值; 以及

[0232] 如果针对当前神经网络参数的所选重构级别组是第二组, 并且相应神经网络参数的量化索引小于零, 则使相应神经网络参数的量化索引乘以2并且向相乘的结果加1以获得相应神经网络参数的中间值。

[0233] 4.3.3神经网络参数的依赖性重构

[0234] 除了上文在第4.3.1和4.3.2节中讨论的对重构级别组的选择之外, 神经网络参数编码中的依赖性标量量化的另一重要设计方面是用于在所定义的量化组(重构级别组)之间进行切换的算法。所使用的算法决定在神经网络参数13的N维空间中(并且因此也在经重构样本的N维空间中)可以实现的“打包密度”。较高的打包密度最终会导致编码效率的提高。

[0235] 一种确定用于随后的神经网络参数的重构级别组的优选方式是基于量化组的分割, 如图11所示。图11示出了根据本发明的实施例的将重构级别组拆分为两个子集的示例。所示的两个量化组是图9(c)的优选示例的量化组。量化组0的两个子集使用“A”和“B”来标记, 量化组1的两个子集使用“C”和“D”来标记。注意, 图11中所示的量化组与图9(c)中的量化组相同。这两个(或更多个)量化组中的每一个被分割为两个子集。对于图11中的优选示例, 第一量化组(被标记为组0)被分割为两个子集(其被标记为A和B), 第二量化组(被标记

为组1) 也被分割为两个子集(其被标记为C和D)。对每个量化组的分割优选地以这样的方式进行,即直接相邻的重构级别(以及因此相邻的量化索引)与不同的子集相关联,即使这不是唯一的可能性。在优选实施例中,每个量化组被分割为两个子集。在图9中,通过空心圆和实心圆来指示将量化组分割为子集。

[0236] 对于图11和图9(c)中所示的特别优选实施例,应用以下分割规则:

[0237] • 子集A由量化组0的所有偶数量化索引组成;

[0238] • 子集B由量化组0的所有奇数量化索引组成;

[0239] • 子集C由量化组1的所有偶数量化索引组成;

[0240] • 子集D由量化组1的所有奇数量化索引组成。

[0241] 应当注意,所使用的子集通常未在比特流14内明确指示。而是,其可以基于所使用的量化组(例如,组0或组1)和实际传输的量化索引56而导出。对于图11中所示的优选分割,可以通过所传输的量化索引level与1的按位“与”运算来导出子集。子集A由组0的所有(level&1)等于0的量化索引组成,子集B由组0的所有(level&1)等于1的量化索引组成,子集C由组1的所有(level&1)等于0的量化索引组成,子集D由组1的所有(level&1)等于1的量化索引组成。

[0242] 在优选实施例中,基于与前两个或更多个量化索引56相关联的子集来确定用于重构当前神经网络参数13'的量化组(可容许重构级别组)。表1中示出了使用前两个子集(其由前两个量化索引给出)的示例。由该表指定的量化组的确定代表一个优选实施例。在其他实施例中,通过与前三个或更多个量化索引56相关联的子集来确定用于当前神经网络参数13'的量化组。对于一层的第一神经网络参数(或神经网络参数子集),不存在关于在前神经网络参数的子集的任何数据(因为没有在前神经网络参数)。在优选实施例中,在这样的情况下使用预定义值。在特别优选的实施例中,对所有不可用神经网络参数推断子集A。这意味着,如果重构第一神经网络参数,则两个在前子集被推断为“AA”(或对于考虑3个在前神经网络参数的情况为“AAA”),因此,根据表1,使用量化组0。对于第二神经网络参数,直接在前面的量化索引的子集由其值确定(因为组0用于第一神经网络参数,所以该子集是A或B),但是推断第二前量化索引(其不存在)的子集等于A。当然,可以使用任何其他规则来推断不存在的量化索引的默认值。还可以使用其他语法元素来导出不存在的量化索引的默认子集。作为又一备选方案,还可以使用前一组神经网络参数13的最后量化索引56进行初始化。

[0243] 表1:用于根据本发明的实施例基于与前两个量化索引相关联的子集来确定用于下一个神经网络参数的量化组(可用重构级别组)的示例。子集如左表栏所示;它们由所使用的量化组(针对前两个量化索引)和所谓的路径(其可以由量化索引的奇偶性确定)唯一地确定。量化组和括号中的子集的路径列于从左边数的第二列中。第三列指定相关联的量化组。在最后一列中,示出了所谓状态变量的值,其可以用于简化确定量化组的过程。

[0244]

前两个量化索引的子集	前两个量化索引的量化组和路径（在括号中给出）	用于当前神经网络参数的量化组	状态变量
A A	0(0), 0(0)	0	0
A B	0(0), 0(1)	0	0
A C	0(0), 1(0)	1	1
A D	0(0), 1(1)	1	1
B A	0(1), 0(0)	1	1
B B	0(1), 0(1)	1	1
B C	0(1), 1(0)	0	0
B D	0(1), 1(1)	0	0
C A	1(0), 0(0)	0	2
C B	1(0), 0(1)	0	2
C C	1(0), 1(0)	1	3
C D	1(0), 1(1)	1	3
D A	1(1), 0(0)	1	3
D B	1(1), 0(1)	1	3
D C	1(1), 1(0)	0	2
D D	1(1), 1(1)	0	2

[0245] 应当注意,量化索引56的子集(A、B、C或D)由所使用的量化组(组0或组1)和量化组内的所使用的子集(例如,A或B用于组0,C或D用于组1)确定。量化组内的所选子集也被称为路径(因为如果将依赖性量化过程表示为网格结构,则它指定路径,如下面将描述的)。在惯例中,路径等于0或1。那么,子集A对应于组0中的路径0,子集B对应于组0中的路径1,子集C对应于组1中的路径0,子集D对应于组1中的路径1。因此,用于下一个神经网络参数的量化组也由与前两个(或更多个)量化索引相关联的量化组(组0或组1)和路径(路径0或路径1)唯一地确定。在表1中,相关联的量化组和路径在第二列中指定。

[0246] 应当注意,通常可以通过简单的算术运算(例如,通过二进制函数)来确定路径。例如,对于图11所示的配置,路径(path)由下式给出:

[0247] $path = (level[k] \& 1)$

[0248] 其中,level[k]表示量化索引(权重级别)56,运算符“&”指定按位“与”(在二补码整数算术中)。

[0249] 换言之,多个50重构级别组52中的重构级别组52的数量可以是两个(例如,具有组0和组1),并且根据本发明的实施例的例如用于解码神经网络参数13的装置可以被配置为:基于针对相应神经网络参数的所选重构级别组和相应神经网络参数的量化索引的二进制函数来导出每个神经网络参数的子集索引,从而产生四个可能的子集索引值,例如A、B、C或

D;以及根据在先解码的神经网络参数的子集索引为当前神经网络参数13'从多个50重构级别组52中选择54重构级别组48。

[0250] 根据本发明的其他实施例包括这样的装置,即被配置为使用取决于多个紧接在先解码的神经网络参数的子集索引(例如,如表1的第一列中所示)的选择规则为当前神经网络参数13'从多个50重构级别组5)中选择54重构级别组48,并且对于所有或一部分神经网络参数使用该选择规则。

[0251] 根据其他实施例,选择规则所依赖的紧接在先解码的神经网络参数的数量是两个,例如,如表1所示,前两个量化索引的子集。

[0252] 根据另外的实施例,基于针对相应神经网络参数的所选重构级别组和相应神经网络参数的量化索引的奇偶性(例如,使用 $\text{path} = (\text{level}[k] \& 1)$)来导出每个神经网络参数的子集索引。

[0253] 相应地,对于根据实施例的用于编码神经网络参数13的装置,多个50重构级别组52中的重构级别组52的数量可以是两个(例如,具有组0和组1),并且该装置可以被配置为:基于针对相应神经网络参数的所选重构级别组和相应神经网络参数的量化索引的二进制函数来导出每个神经网络参数的子集索引,从而产生四个可能的子集索引值,例如A、B、C和D;以及根据在先编码的神经网络参数的子集索引为当前神经网络参数13'从多个50重构级别组52中选择54重构级别组48。

[0254] 根据本发明的其他实施例包括这样的装置,即被配置为使用取决于多个紧接在前编码的神经网络参数的子集索引(例如,如表1的第一列中所示)的选择规则为当前神经网络参数13'从多个50重构级别组52中选择54重构级别组48,并且对于所有或一部分神经网络参数使用该选择规则。

[0255] 根据其他实施例,选择规则所依赖的紧接在前编码的神经网络参数的数量是两个,例如,如表1所示,前两个量化索引的子集。

[0256] 根据另外的实施例,基于针对相应神经网络参数的所选重构级别组和相应神经网络参数的量化索引的奇偶性(例如,使用 $\text{path} = (\text{level}[k] \& 1)$)来导出每个神经网络参数的子集索引。

[0257] 量化组52(组0和组1)之间的转换也可以由状态变量简练地表示。表1的最后一列中示出了这种状态变量的示例。对于该示例,状态变量具有四个可能的值(0、1、2、3)。一方面,状态变量指定用于当前神经网络参数13'的量化组。在表1的优选示例中,当且仅当状态变量等于0或2时使用量化组0,当且仅当状态变量等于1或3时使用量化组1。另一方面,状态变量还指定量化组之间的可能转换。通过使用状态变量,可以用较小的状态转换表来描述表1的规则。作为示例,表2指定针对表1中给出的规则的状态转换表。其代表一个优选实施例。在给定当前状态的情况下,其指定了用于当前神经网络参数的量化组(第二列)。其还指定基于与所选量化索引56相关联的路径的状态转换(路径指定在给定量化组的情况下所使用的子集A、B、C或D)。注意,通过使用状态变量的构思,不需要跟踪实际选择的子集。在重构一层的神经网络参数时,更新状态变量并且确定所使用的量化索引的路径就足够了。

[0258] 表2:根据本发明的实施例的用于具有4个状态的配置的状态转换表的优选示例。

	当前状态	用于当前系数 的量化组	下一状态	
			路径 0	路径 1
[0259]	0	0	0	1
	1	1	2	3
	2	0	1	0
	3	1	3	2

[0260] 换言之,根据实施例的例如用于解码神经网络参数的装置可以被配置为这样来为当前神经网络参数13' 从多个50重构级别组52中选择54一量化级别组48,即:借助于状态转换过程,通过根据与当前神经网络参数13' 相关联的状态为当前神经网络参数13' 从多个50重构级别组52中确定一重构级别组48,并且通过根据从数据流中解码的紧接在前的神经网络参数的量化索引58更新后续神经网络参数的状态。

[0261] 相应地,对于根据实施例的用于编码神经网络参数13的装置,所述装置可以被配置为这样来为当前神经网络参数13' 从多个50重构级别组52中选择54一量化级别组48,即:借助于状态转换过程,通过根据与当前神经网络参数13' 相关联的状态为当前神经网络参数13' 从多个50重构级别组52中确定一重构级别组48,并且通过根据编码到数据流中的紧接在前的神经网络参数的量化索引58更新后续神经网络参数的状态。

[0262] 在本发明的优选实施例中,路径由量化索引的奇偶性给出。以 $level[k]$ 为当前量化索引,路径可以根据下式来确定:

[0263] $path = (level[k] \& 1)$

[0264] 其中,运算符“&”表示二补码整数算术中的按位“与”。

[0265] 换言之,根据实施例的例如用于解码神经网络参数的装置可以被配置为使用从数据流中解码的紧接在前的神经网络参数的量化索引58的二进制函数来更新后续神经网络参数的状态(例如,根据表2)。

[0266] 此外,根据实施例的装置可以被配置为使用从数据流14中解码的紧接在前的神经网络参数的量化索引58的奇偶性(例如,使用 $path = (level[k] \& 1)$)来更新后续神经网络参数的状态。

[0267] 相应地,对于根据实施例的用于编码神经网络参数13的装置,所述装置可以被配置为使用编码到数据流中的紧接在前的神经网络参数的量化索引58的二进制函数来更新后续神经网络参数的状态。

[0268] 此外,根据实施例的例如用于编码神经网络参数13的装置可以被配置为使用编码到数据流中的紧接在前的神经网络参数的量化索引58的奇偶性来更新后续神经网络参数的状态(例如,根据表2)。

[0269] 在优选实施例中,使用具有四个可能值的状态变量。在其他实施例中,使用具有不同数量的可能值的状态变量。特别关注的是状态变量的可能值的数量表示2的整数幂(即,4、8、16、32、64等)的状态变量。应当注意,在优选配置(如表1和表2中给出的)中,具有4个可能值的状态变量等效于当前量化组由前两个量化索引的子集确定的方法。具有8个可能值的状态变量将对应于当前量化组由前三个量化索引的子集确定的类似方法。具有16个可能

值的状态变量将对应于当前量化组由前四个量化索引的子集确定的方法，等等。尽管通常优选使用具有等于2的整数幂的多个可能值的状态变量，但是实施例不限于该设置。

[0270] 在特别优选的实施例中，使用具有八个可能值 (0、1、2、3、4、5、6、7) 的状态变量。在优选示例表3中，当且仅当状态变量等于0、2、4或6时使用量化组0，当且仅当状态变量等于1、3、5或7时使用量化组1。

[0271] 表3：根据实施例的用于具有8个状态的配置的状态转换表的优选示例。

当前状态	用于当前系数 的量化组	下一状态	
		路径 0	路径 1
0	0	0	2
1	1	7	5
2	0	1	3
3	1	6	4
4	0	2	0
5	1	5	7
6	0	3	1
7	1	4	6

[0273] 换言之，根据本发明的实施例，状态转换过程被配置为在四个或八个可能状态之间进行转换。

[0274] 此外，根据实施例的用于解码/编码神经网络参数13的装置可以被配置为在状态转换过程中，在偶数个可能状态之间进行转换，并且多个50重构级别组52中的重构级别组52的数量是2，其中，如下地根据与当前神经网络参数13' 相关联的状态为当前神经网络参数13' 从多个量化组52中确定一量化级别组48：如果状态属于偶数个可能状态的前一半，则确定多个50重构级别组52中的第一重构级别组，以及如果状态属于偶数个可能状态的后一半，则确定多个50重构级别组52中的第二重构级别组。

[0275] 根据其他实施例的例如用于解码神经网络参数13的装置可以被配置为借助于转换表来执行状态的更新，该转换表将从数据流中解码的紧接在前的神经网络参数的状态和其量化索引58的奇偶性的组合映射到与后续神经网络参数相关联的另一状态上。

[0276] 相应地，根据实施例的用于编码神经网络参数13的装置可以被配置为借助于转换表来执行状态的更新，该转换表将编码到数据流中的紧接在前的神经网络参数的状态和其量化索引58的奇偶性的组合映射到与后续神经网络参数相关联的另一状态上。

[0277] 使用状态转换的构思，当前状态以及因此当前量化组由先前状态 (按重构顺序) 和先前量化索引56唯一地确定。然而，对于有限组 (例如，一层) 中的第一神经网络参数13，不存在先前状态和先前量化索引。因此，需要唯一地定义一层的第一神经网络参数的状态。存在不同的可能性。优选的选择是：

[0278] • 一层的第一状态始终被设置为等于固定的预定义值。在优选实施例中，第一状态被设置为等于0。

[0279] • 第一状态的值被作为比特流14的一部分显式地传输。这包括这样的方法，其中

相应的语法元素可以仅指示可能状态值的子集。

[0280] • 第一状态的值基于该层的其他语法元素而导出。这意味着,即使相应的多个语法元素(或一个语法元素)被用于向解码器发信号通知其他方面,其也被附加地用于导出用于依赖性标量量化的第一状态。

[0281] 用于依赖性标量量化的状态转换的构思允许解码器中神经网络参数13重构的低复杂度实现。在图12中使用C型伪码示出了单个层的神经网络参数的重构过程的优选示例。图12示出了根据本发明的实施例的说明一层的神经网络参数13的重构过程的优选示例的伪码的示例。注意,备选地,例如使用量化步长(或者备选地,使用码本)的量化索引的推导和经重构值的推导可以在分开的循环中一个接一个地进行。即,换言之,“n”的推导和状态更新可以在第一循环中进行,而“trec”的推导可以在另一个单独的第二循环中进行。数组level 210表示该层的所传输的神经网络参数级别(量化索引56),数组trec 220表示相应的经重构神经网络参数13。应用于当前神经网络参数13'的量化步长 Δ_k (QP)由quant_step_size[k]表示。2d表sttab 230指定例如根据表1、表2和/或表3中的任一个的状态转换表,表setId 240指定与状态250相关联的量化组。

[0282] 在图12的伪码中,索引k指定神经网络参数的重构顺序。最后索引layerSize指定最后的经重构神经网络参数的重构索引。变量layerSize可以被设置为等于层中神经网络参数的数量。每个单个神经网络参数的重构过程与图10的示例中的相同。对于图10中的示例,量化索引由level[k]210表示,相关联的经重构神经网络参数由trec[k]220表示。状态变量由状态210表示。注意,在图12的示例中,在一层的开始处将状态设置为等于0。但是如上所述,其他初始化(例如,基于一些语法元素的值)也是可能的。1d表setId[]240指定与状态变量的不同值相关联的量化组,2d表sttab[][]230指定在给定当前状态(第一自变量)和路径(第二自变量)的情况下的状态转换。在该示例中,路径由量化索引的奇偶性给出(使用按位与运算符&),但是其他构思也是可能的。在图13和图14中给出了表的C型语法的示例(这些表与表2和表3相同,换言之,它们可以提供表2和表3的表示)。

[0283] 图13示出了根据本发明的实施例的状态转换表sttab 230和表setId 240(其指定与状态250相关联的量化组)的优选示例。以C型语法给出的表表示表2中指定的表。

[0284] 图14示出了根据本发明的实施例的状态转换表sttab 230和表setId 240(其指定与状态250相关联的量化组)的优选示例。以C型语法给出的表表示表3中指定的表。

[0285] 在另一实施例中,所有等于0的量化索引56均被排除在状态转换和依赖性重构过程之外。量化索引56是否等于0的信息仅用于将神经网络参数13分割为零神经网络参数和非零神经网络参数。依赖性标量量化的重构过程仅应用于非零量化索引56的有序集合。与等于0的量化索引相关联的所有神经网络参数被简单地设置为等于0。在图15中示出了相应的伪码。图15示出了根据本发明的实施例的说明神经网络参数级别的备选重构过程的伪码,其中从状态转换和依赖性标量量化中排除了等于0的量化索引。

[0286] 还可以使用网格结构来表示依赖性量化中的状态转换,如图16所示。图16示出了根据本发明的实施例的作为网格结构的依赖性标量量化中的状态转换的示例。水平轴表示按重构顺序的不同神经网络参数13。竖直轴表示依赖性量化和重构过程中的不同可能状态250。所示的连接指定不同神经网络参数的状态之间的可用路径。该图中所示的网格对应于表2中指定的状态转换。对于每个状态250,存在将当前神经网络参数13'的状态与重构顺序

中的下一个神经网络参数13的两个可能状态连接的两条路径。这些路径用路径0和路径1标记,这个数对应于上面介绍的路径变量(对于优选实施例,该路径变量等于量化索引的奇偶性)。注意,每条路径唯一地指定量化索引的一个子集(A、B、C或D)。在图16中,子集在括号中指定。在给定初始状态(例如,状态0)的情况下,网格中的路径由所传输的量化索引56唯一地指定。

[0287] 对于图16中的示例,状态(0、1、2和3)具有以下属性:

[0288] • 状态0:前一量化索引level[k-1]指定组0的重构级别,当前量化索引level[k]指定组0的重构级别。

[0289] • 状态1:前一量化索引level[k-1]指定组0的重构级别,当前量化索引level[k]指定组1的重构级别。

[0290] • 状态2:前一量化索引level[k-1]指定组1的重构级别,当前量化索引level[k]指定组0的重构级别。

[0291] • 状态3:前一量化索引level[k-1]指定组1的重构级别,当前量化索引level[k]指定组1的重构级别。

[0292] 网格由所谓基本网格单元的级联组成。在图17中示出了这种基本网格单元的示例。图17示出了根据本发明的实施例的基本网格单元的示例。应当注意,本发明不限于具有4个状态250的网格。在其他实施例中,网格可以具有更多的状态250。具体地,表示2的整数幂的任何数量的状态都是合适的。在特别优选的实施例中,状态250的数量等于8,例如类似于表3。即使网格具有多于2个状态250,当前神经网络参数13'的每个节点也通常与前一神经网络参数13的两个状态和下一神经网络参数13的两个状态连接。然而,节点与先前神经网络参数的两个以上状态或随后神经网络参数的两个以上状态连接也是可能的。注意,完全连接的网格(每个状态250与先前神经网络参数13的所有状态250和随后神经网络参数13的所有状态250连接)将对应于独立标量量化。

[0293] 在优选实施例中,不能自由地选择初始状态(因为这将需要一些辅助信息率来将该决定发送到解码器)。替代地,初始状态要么被设置为预定义值,要么其值基于其他语法元素而导出。在这种情况下,并非所有路径和状态250都可用于第一神经网络参数。作为4状态网格的示例,图18示出了初始状态等于0的情况下的网格结构。图18示出了根据本发明的实施例的8个神经网络参数的依赖性标量量化的网格示例。第一状态(左侧)表示初始状态,在该示例中被设置为等于0。

[0294] 4.4熵编码

[0295] 使用熵编码方法对通过依赖性量化获得的量化索引进行编码。对于此,任何熵编码方法都是适用的。在本发明的优选实施例中,应用了使用上下文自适应二进制算术编码(CABAC)的根据第2.2节的熵编码方法(参见针对编码器方法的第2.2.1节和针对解码器方法的第2.2.2节)。为此,首先将非二进制映射到一系列二进制判决(所谓的二进制)上,以便将量化索引作为绝对值传输,例如如图5所示(二进制化)。

[0296] 应当注意,这里描述的任何构思可以与第3节中的方法和相关构思(特别是关于上下文建模)组合。

[0297] 4.4.1用于依赖性标量量化的上下文建模

[0298] 依赖性标量量化的主要方面在于,对于神经网络参数13存在不同的可容许重构级

别组(也被称为量化组)。基于先前神经网络参数的量化索引56的值来确定用于当前神经网络参数13'的量化组。如果考虑图11中的优选示例并且比较两个量化组,很明显,在组0中等于零的重构级别与相邻重构级别之间的距离大于在组1中的距离。因此,如果使用组0,则量化索引56等于0的概率较大,而如果使用组1,则该概率较小。在优选实施例中,通过基于当前量化索引的量化组(或状态)切换码字表或概率模型而在熵编码中充分利用该效果。

[0299] 注意,对于码字表或概率模型的适当切换,当熵解码当前量化索引(或当前量化索引的相应二进制判决)时,必须知晓所有先前量化索引的路径(与所使用的量化组的子集相关联)。因此,需要按重构顺序对神经网络参数13进行编码。因此,在优选实施例中,神经网络参数13的编码顺序等于它们的重构顺序。除了该方面之外,量化索引56的任何编码/重构顺序都是可能的,例如在第2.2.1节中指定的顺序以及任何其他唯一定义的顺序。

[0300] 换言之,根据本发明的实施例包括例如用于使用另外取决于在先编码的神经网络参数的量化索引的概率模型来编码神经网络参数的装置。

[0301] 相应地,根据本发明的实施例包括例如用于使用另外取决于在先解码的神经网络参数的量化索引的概率模型来解码神经网络参数的装置。

[0302] 通常,使用自适应概率模型(也被称为上下文)来对绝对级别的至少一部分二进制进行编码。在本发明的优选实施例中,基于用于相应神经网络参数的量化组(或者更一般地,相应的状态变量,例如具有根据表1-3中任一个的关系)来选择一个或多个二进制的概率模型。所选概率模型可以取决于已经传输的量化索引56的多个参数或属性,但是这些参数之一是应用于正被编码的量化索引的量化组或状态。

[0303] 换言之,根据实施例的例如用于编码神经网络参数13的装置可以被配置为根据当前神经网络参数13'的状态或为当前神经网络参数13'选择的重组级别组48从多个概率模型中预先选择概率模型子集,并且根据121在先编码的神经网络参数的量化索引从概率模型子集中选择用于当前神经网络参数的概率模型。

[0304] 相应地,根据实施例的例如用于解码神经网络参数13的装置可以被配置为根据当前神经网络参数13'的状态或为当前神经网络参数13'选择的重组级别组48从多个概率模型中预先选择概率模型子集,并且根据121在先解码的神经网络参数的量化索引从概率模型子集中选择用于当前神经网络参数的概率模型。

[0305] 例如,结合如图9的上下文中所解释的发明构思,根据本发明的例如用于编码和/或解码神经网络参数13的实施例包括这样的装置,即被配置为以如下方式根据当前神经网络参数13'的状态或为当前神经网络参数13'选择的重组级别组48从多个概率模型中预先选择概率模型子集:使得为第一状态或重组级别组预先选择的子集与为任何其他状态或重组级别组预先选择的子集不相交。

[0306] 在特别优选的实施例中,用于传输一层的量化索引的语法包括指定量化索引是否等于零或其是否不等于0的二进制位,例如前面提到的sig_flag。用于对该二进制位进行编码的概率模型从一组两个或更多个概率模型中选择。所使用的概率模型的选择取决于应用于相应量化索引56的量化组(即,重组级别组)。在本发明的另一实施例中,所使用的概率模型取决于当前状态变量(状态变量暗示所使用的量化组)。

[0307] 在又一实施例中,用于传输一层的量化索引的语法包括指定量化索引是大于零还是小于零的二进制位,例如前面提到的sign_flag。换言之,该二进制位指示量化索引的符

号。所使用的概率模型的选择取决于应用于相应量化索引的量化组(即,重构级别组)。在另一实施例中,所使用的概率模型取决于当前状态变量(状态变量暗示所使用的量化组)。

[0308] 在又一实施例中,用于传输量化索引的语法包括指定量化索引(神经网络参数级别的绝对值是否大于X的二进制位,例如前面提到的abs_level_greater_X(详情参考第0节)。用于对该二进制位进行编码的概率模型从一组两个或更多个概率模型中选择。所使用的概率模型的选择取决于应用于相应量化索引56的量化组(即,重构级别组)。在另一实施例中,所使用的概率模型取决于当前状态变量(状态变量暗示所使用的量化组)。

[0309] 本文讨论的实施例的一个有利方面是,神经网络参数13的依赖性量化与熵编码相结合,其中,用于量化索引(其也被称为量化级别)的二进制位表示的一个或多个二进制位的概率模型的选择取决于当前量化索引的量化组(可容许重构级别组)或相应状态变量。该量化组52(或状态变量)由编码和重构顺序中的在前神经网络参数的量化索引56(或表示量化索引的二进制位子集)给出。

[0310] 在优选实施例中,所描述的概率模型的选择与以下熵编码方面中的一个或多个相结合:

[0311] • 使用由使用自适应概率模型编码的多个二进制位组成的二进制化方案来传输量化索引的绝对值,并且如果自适应编码的二进制还没有完全指定绝对值,则使用算术编码引擎的旁路模式来编码后缀部分(对于所有二进制位的具有pmf(例如,概率质量函数)(0.5,0.5)的非自适应概率模型)。在优选实施例中,用于后缀部分的二进制化取决于已经传输的量化索引的值。

[0312] • 量化索引的绝对值的二进制化包括自适应编码的二进制位,其指定量化索引是否不等于0。用于对该二进制位进行编码的概率模型(被称为上下文)从一组候选概率模型中选择。所选候选概率模型不仅由当前量化索引56的量化组(可容许重构级别组)或状态变量来确定,而且此外,其还由已经传输的该层的量化索引来确定。在优选实施例中,量化组(或状态变量)决定可用概率模型子集(也被称为上下文组),并且已经编码的量化索引的值决定该子集(上下文组)内的所使用的概率模型。在实施例中,上下文组内的所使用的概率模型基于当前神经网络参数的局部邻域中的已经编码的量化索引的值来确定,例如2.2.3中所解释的模板。在下文中,列出了一些示例度量,其可以基于局部邻域中的量化索引的值来导出,并且然后可以用于选择预定上下文组的概率模型:

[0313] ○局部邻域内不等于0的量化索引的符号。

[0314] ○局部邻域内不等于0的量化索引的数量。这个数可能被限幅到最大值。

[0315] ○局部邻域中的量化索引的绝对值之和。这个数可能被限幅到最大值。

[0316] ○局部邻域中的量化索引的绝对值之和与局部邻域内不等于0的量化索引的数量之差。这个数可能被限幅到最大值。

[0317] 换言之,根据本发明的实施例包括例如用于编码神经网络参数的装置,该装置被配置为根据在先编码的神经网络参数的量化索引的特征从概率模型子集中选择用于当前神经网络参数的概率模型,该在先编码的神经网络参数涉及与当前神经网络参数所涉及的神经网络部分相邻的部分,所述特征包括以下中的一个或多个:

[0318] 涉及与当前神经网络参数所涉及的神经网络部分相邻的部分的在先编码的神经网络参数的非零量化索引的符号;

[0319] 涉及与当前神经网络参数所涉及的神经网络部分相邻的部分且非零的在先编码的神经网络参数的量化索引的数量;

[0320] 涉及与当前神经网络参数所涉及的神经网络部分相邻的部分的在先编码的神经网络参数的量化索引的绝对值之和;

[0321] 以下两者之差:

[0322] 涉及与当前神经网络参数所涉及的神经网络部分相邻的部分的在先编码的神经网络参数的量化索引的绝对值之和;与

[0323] 涉及与当前神经网络参数所涉及的神经网络部分相邻的部分且非零的在先编码的神经网络参数的量化索引的数量。

[0324] 相应地,根据本发明的实施例包括例如用于解码神经网络参数的装置,该装置被配置为根据在先解码的神经网络参数的量化索引的特征从概率模型子集中选择用于当前神经网络参数的概率模型,该在先解码的神经网络参数涉及与当前神经网络参数所涉及的神经网络部分相邻的部分,所述特征包括以下中的一个或多个:

[0325] 涉及与当前神经网络参数所涉及的神经网络部分相邻的部分的在先解码的神经网络参数的非零量化索引的符号;

[0326] 涉及与当前神经网络参数所涉及的神经网络部分相邻的部分且非零的在先解码的神经网络参数的量化索引的数量;

[0327] 涉及与当前神经网络参数所涉及的神经网络部分相邻的部分的在先解码的神经网络参数的量化索引的绝对值之和;

[0328] 以下两者之差:

[0329] 涉及与当前神经网络参数所涉及的神经网络部分相邻的部分的在先解码的神经网络参数的量化索引的绝对值之和;与

[0330] 涉及与当前神经网络参数所涉及的神经网络部分相邻的部分且非零的在先解码的神经网络参数的量化索引的数量。

[0331] • 量化索引的绝对值的二进制化包括自适应编码的二进制,其指定量化索引的绝对值是否大于X,例如abs_level_greater_X。用于对这些二进制进行编码的概率模型(被称为上下文)从一组候选概率模型中选择。所选概率模型不仅由当前量化索引的量化组(可容许重构级别组)或状态变量来确定,而且此外,其还由已经传输的该层的量化索引来确定,例如使用如前所述的模板。在优选实施例中,量化组(或状态变量)决定可用概率模型子集(也被称为上下文组),并且已经编码的量化索引的数据决定(例如换言之,可以被用于确定)该子集(上下文组)内的所使用的概率模型。对于选择概率模型,可以使用上面描述的任何方法(针对指定量化索引是否不等于0的二进制位)。

[0332] 此外,根据本发明的装置可以被配置为定位在先编码的神经网络参数13,使得在先编码的神经网络参数13与当前神经网络参数13' 涉及相同的神经网络层。

[0333] 此外,根据本发明的例如用于编码神经网络参数的装置可以被配置为以这样的方式定位一个或多个在先编码的神经网络参数,即使得该一个或多个在先编码的神经网络参数涉及从当前神经网络参数指代的神经元互连11所涉及的神经元10c或与所述神经元相邻的另一神经元发出或导向其的神经元互连。

[0334] 根据其他实施例的装置可以被配置为使用通过使用取决于针对量化索引的二进

制化的一个或多个前导二进制位的在先编码的神经网络参数的概率模型以及通过使用量化索引的二进制化的跟随在该一个或多个前导二进制位之后的等概率旁路模式后缀二进制位的二进制算术编码将当前神经网络参数13'的量化索引56编码到数据流14中。

[0335] 量化索引的二进制化的后缀二进制位可以表示用于二进制化其绝对值超过可由一个或多个前导二进制位表示的最大绝对值的量化索引的值的后缀二进制化的二进制码的二进制。因此,根据本发明的实施例的装置可以被配置为根据在先编码的神经网络参数13的量化索引56来选择后缀二进制化。

[0336] 相应地,根据本发明的例如用于解码神经网络参数的装置可以被配置为定位在先解码的神经网络参数13,使得在先解码的神经网络参数13与当前神经网络参数13'涉及相同的神经网络层。

[0337] 根据其他实施例,根据本发明的例如用于解码神经网络参数的装置可以被配置为以这样的方式定位一个或多个在先解码的神经网络参数13,即使得该一个或多个在先解码的神经网络参数涉及从当前神经网络参数指代的神经元互连所涉及到的神经元10c或与所述神经元相邻的另一神经元发出或导向其的神经元互连11。

[0338] 根据其他实施例的装置可以被配置为使用通过使用取决于针对量化索引的二进制化的一个或多个前导二进制位的在先解码的神经网络参数的概率模型以及通过使用量化索引的二进制化的跟随在该一个或多个前导二进制位之后的等概率旁路模式后缀二进制位的二进制算术编码从数据流14中解码当前神经网络参数13'的量化索引56。

[0339] 量化索引的二进制化的后缀二进制位可以表示用于二进制化其绝对值超过可由一个或多个前导二进制表示的最大绝对值的量化索引的值的后缀二进制化的二进制码的二进制。因此,根据实施例的装置可以被配置为根据在先解码的神经网络参数的量化索引来选择后缀二进制化。

[0340] 4.5示例编码方法

[0341] 为了获得提供失真(重构质量)与比特率之间的非常好的折衷的比特流,应当以使得以下拉格朗日成本度量被最小化的方式来选择量化索引:

$$[0342] \quad D + \lambda \cdot R = \sum_k D_k + \lambda \cdot R_k = \sum_k \alpha_k \cdot (t_k - t'_k)^2 + \lambda \cdot R(q_k | q_{k-1}, q_{k-2}, \dots)$$

[0343] 对于独立标量量化,在第2.1.1节中讨论了这样的量化算法(被称为率失真优化量化或RDOQ)。但是与独立标量量化相比,这里面临着额外的困难。经重构神经网络参数 t'_k 以及因此它们的失真 $D_k = |t_k - t'_k|$ (或 $D_{k, MSE} = (t_k - t'_k)^2$) 不仅取决于相关联的量化索引 q_k 56,而且还取决于编码顺序中的在前量化索引的值。

[0344] 然而,如在第4.3.3节中所讨论的,神经网络参数13之间的依赖性可以使用网络结构来表示。为了进一步描述,使用图11中给出的优选实施例作为示例。在图19中示出了一组8个神经网络参数的示例的网络结构。图19示出了根据本发明的实施例的可以为确定最小化成本度量(例如,拉格朗日成本度量 $D + \lambda \cdot R$)的量化索引序列(或区块)而运用的示例网络结构。该网络结构表示具有4个状态的依赖性量化的优选示例(参见图18)。所示网络针对8个神经网络参数(或量化索引)。第一状态(在最左边)表示初始状态,假设其等于0。网络中的路径(从左到右)表示量化索引56的可能状态转换。注意,两个节点之间的每个连接表示特定子集(A、B、C、D)的量化索引。如果从每个子集(A、B、C、D)中选择量化索引 q_k 56并且为

相关联的两个网格节点之间的连接分配相应的率失真成本：

[0345] $J_k = D_k(q_k | q_{k-1}, q_{k-2}, \dots) + \lambda \cdot R_k(q_k | q_{k-1}, q_{k-2}, \dots)$

[0346] 则确定使总率失真成本 $D + \lambda \cdot R$ 最小化的量化索引向量/区块的问题等效于找到网格中具有最小路径成本的路径(图19中从左到右)。如果忽略熵编码中的一些依赖性,则可以使用公知的维特比算法来解决该最小化问题。

[0347] 换言之,根据本发明的实施例包括被配置为使用维特比算法和率失真成本度量来执行选择和/或量化的装置。

[0348] 用于针对一层选择合适的量化索引的示例编码算法可以由下列主要步骤组成:

[0349] 1、将初始状态的率失真成本设置为等于0。

[0350] 2、对于按编码顺序的所有神经网络参数13,进行以下操作:

[0351] a、对于每个子集A、B、C、D,确定使给定原始神经网络参数13的失真最小化的量化索引56。

[0352] b、对于当前神经网络参数13'的所有网格节点(0、1、2、3),进行以下操作:

[0353] i、计算将前一神经网络参数13的状态与当前状态连接的两条路径的率失真成本。该成本被给出为前一状态的成本与 $D_k + \lambda \cdot R_k$ 之和,其中 D_k 和 R_k 表示对于选择与所考虑的连接相关联的子集(A、B、C、D)的量化索引的失真和速率。

[0354] ii、将计算出的成本的最小值分配给当前节点,并且将连接剪除到不表示最小成本路径的先前神经网络参数13的状态。

[0355] 注:在该步骤之后,当前神经网络参数13'的所有节点具有到前一神经网络参数13的任何节点的单个连接。

[0356] 3、比较4个最终节点的成本(对于编码顺序中的最后参数)并且选择具有最小成本的节点。注意,该节点与网格中的唯一路径相关联(所有其他连接在先前步骤中被剪除)。

[0357] 4、按照所选路径(由最终节点指定)逆序并且收集与网格节点之间的连接相关联的量化索引56。

[0358] 应当注意,基于维特比算法的量化索引56确定实质上不比用于独立标量量化的率失真优化量化(RDOQ)更复杂。尽管如此,也存在用于依赖性量化的更简单的编码算法。例如,从预定义的初始状态(或量化组)开始,可以按编码/重构顺序通过最小化仅考虑当前量化索引的影响的任何成本度量来确定量化索引56。在给定所确定的当前参数的量化索引(以及所有在前的量化索引)的情况下,便可知晓用于下一神经网络参数13的量化组。因此,可以按编码顺序对所有神经网络参数应用该算法。

[0359] 在下文中,根据实施例的方法被示出在图20、图21、图22和图23中。

[0360] 图20示出了用于从数据流中解码定义神经网络的神经网络参数的方法400的框图,该方法400包括通过以下步骤来顺序地解码神经网络参数:根据从数据流中解码的先前神经网络参数的量化索引为当前神经网络参数从多个重构级别组中选择54一组重构级别;从数据流中解码420当前神经网络参数的量化索引,其中,该量化索引指示针对当前神经网络参数的所选重构级别组中的一个重构级别;以及将当前神经网络参数解量化62到由当前神经网络参数的量化索引指示的所选重构级别组中的一个重构级别上。

[0361] 图21示出了用于将定义神经网络的神经网络参数编码到数据流中的方法500的框图,该方法500包括通过以下步骤来顺序地编码神经网络参数:根据编码到数据流中的在先

编码的神经网络参数的量化索引为当前神经网络参数从多个重构级别组中选择54一组重构级别;将当前神经网络参数量化64到所选重构级别组中的一个重构级别上;以及将指示当前神经网络参数的量化索引被量化到其上的一个重构级别的当前神经网络参数的量化索引编码530到数据流中。

[0362] 图22示出了根据本发明的实施例的用于重构定义神经网络的神经网络参数的方法的框图。该方法600包括针对第一重构层导出610第一神经网络参数,以产生每个神经网络参数的第一重构层神经网络参数值。该方法600还包括:从数据流中解码620(例如,如图6中的箭头312所示)针对第二重构层的第二神经网络参数,以产生每个神经网络参数的第二重构层神经网络参数值;以及通过对于每个神经网络参数组合第一重构层神经网络参数值和第二重构层神经网络参数值来重构630(例如,如图6中的箭头314所示)神经网络参数。

[0363] 图23示出了根据本发明的实施例的用于编码定义神经网络的神经网络参数的方法的框图。该方法700使用针对第一重构层的第一神经网络参数,该第一重构层的第一神经网络参数包括每个神经网络参数的第一重构层神经网络参数值,并且该方法700包括将针对第二重构层的第二神经网络参数编码710(例如,如图6中的箭头322所示)到数据流中,该第二重构层的第二神经网络参数包括每个神经网络参数的第二重构层神经网络参数值,其中,可通过对于每个神经网络参数组合第一重构层神经网络参数值和第二重构层神经网络参数值来重构神经网络参数。

[0364] 在下文中,将呈现根据本发明的另外的实施例。

[0365]

<code>quant_tensor(</code>	<code>dimensions,</code>	<code>maxNumNoRem,</code>	
<code>entryPointOffset) {</code>			

[0366]	stateId = 0	997
	bitPointer = get_bit_pointer()	998
	lastOffset = 0	999
	for(i = 0; i < Prod(dimensions); i++) {	1000
	idx = TensorIndex(dimensions, i, scan_order)	1001
	if(entryPointOffset != -1 && GetEntryPointIdx(dimensions, i, scan_order) != -1) {	1002
	lvlCurrRange = 256	1003
	j = entryPointOffset + GetEntryPointIdx(dimensions, i, scan_order)	1004
	lvlOffset = cabac_offset_list[j]	1005
	if(dq_flag)	1006
	stateId = dq_state_list[j]	1007
	set_bit_pointer(bitPointer + lastOffset + BitOffsetList[j])	1008
	lastOffset = BitOffsetList[j]	1009
	Invoke initialisation process for probability estimation parameters	1010
	}	1011
	int_param(idx, maxNumNoRem, stateId)	1012
	if(dq_flag) {	1013
	nextSt = StateTransTab[stateId][QuantParam[idx] & 1]	1014
	if(QuantParam[idx] != 0) {	1015
	QuantParam[idx] = QuantParam[idx] << 1	1016
	if(QuantParam[idx] < 0)	1017
	QuantParam[idx] += stateId & 1	1018
	else	1019
	QuantParam[idx] += - (stateId & 1)	1020
	}	1021
	stateId = nextSt	1022
	}	
	}	
	}	

[0367] 2D整数数组StateTransTab[][] (例如,行1014中所示) 指定用于依赖性标量量化的状态转换表并且如下:

[0368] StateTransTab[][] = { {0,2}, {7,5}, {1,3}, {6,4}, {2,0}, {5,7}, {3,1}, {4,6} }

[0369]

int_param(i, maxNumNoRem, stateId) {	
QuantParam[i] = 0	5997
sig_flag	5998
if(sig_flag) {	5999
QuantParam[i]++	6000
sign_flag	6001
j = -1	6002
do {	6003
j++	6004
abs_level_greater_x[j]	6005
QuantParam[i] += abs_level_greater_x[j]	6006
} while(abs_level_greater_x[j] == 1 && j < maxNumNoRem)	6007
if(j == maxNumNoRem) {	6008
RemBits = 0	6009
j = -1	6010
do {	6011
j++	6012
abs_level_greater_x2[j]	6013
if(abs_level_greater_x2[j]) {	6014
RemBits++	6015
QuantParam[i] += 1 << RemBits	6016
}	6017
} while(abs_level_greater_x2[j] && j < 30)	6018
abs_remainder	6019
QuantParam[i] += abs_remainder	6020
}	6021
QuantParam[i] = sign_flag ? -QuantParam[i] :	6022
QuantParam[i]	
}	
}	

[0370] 该过程的输入是：

[0371] • 变量tensorDims,其指定要解码的张量的维度。

[0372] • 变量entryPointOffset,其指示是否存在用于解码的入口点,并且如果存在入口点,则指示入口点偏移。

[0373] • 变量codebookId,其指示是否应用码本,并且如果应用码本,则指示将使用哪个码本。

[0374] 该过程的输出是维度等于tensorDims的TENSOR_FLOAT类型的变量recParam。

[0375] 变量stepSize被导出如下：

[0376] 3001 mul = (1 << QpDensity) + ((qp_value + QuantizationParameter) & ((1 << QpDensity) - 1))

[0377] 3002 shift = (qp_value + QuantizationParameter) >> QpDensity

[0378] 3003 stepSize = mul * 2^{shift - QpDensity}

[0379] 变量recParam被更新如下：

[0380] 4001 recParam = recParam * stepSize

[0381] 注:根据以上计算,recParam可以始终被表示为二进制分数。

[0382] 至于指示要用于语法元素sig_flag的上下文或概率估计的ctxInc的推导过程:

[0383] 该过程的输入是在当前sig_flag之前解码的sig_flag、状态值stateId和相关联的sign_flag(若存在)。如果在当前sig_flag之前没有sig_flag被解码,则假设其为0。如果没有与在先解码的sig_flag相关联的sign_flag被解码,则假设其为0。

[0384] 该过程的输出是变量ctxInc。

[0385] 变量ctxInc被导出如下:

[0386] -如果sig_flag等于0,则将ctxInc设置为stateId*3。

[0387] -否则,如果sign_flag等于0,则将ctxInc设置为stateId*3+1。

[0388] -否则,将ctxInc设置为stateId*3+2。

[0389] 以上示例示出了将神经网络参数13编码到数据流14中/从数据流14中解码神经网络参数13的构思,其中神经网络参数13可以涉及神经网络10的神经元互连11的权重,例如权重张量的权重。对神经网络参数13的解码/编码顺序地进行。参见针对下一个的循环1000,其循环通过张量的权重,其中的权重数量等于张量的每个维度的权重数量的乘积。以某一预定顺序TensorIndex(dimensions,i,scan_order)扫描权重。对于当前神经网络参数idx13',在1018和1020处,根据基于从数据流中解码的先前神经网络参数的量化索引58连续地更新的量化状态stateId从两个重构级别组52中选择一组重构级别。具体地,在1012处从数据流中解码当前神经网络参数idx的量化索引,其中,该量化索引指示针对当前神经网络参数13'的所选重构级别组中的一个重构级别。两个重构级别组通过1016处的复制后跟根据1018和1020处的量化状态索引加1或-1来定义。这里,在1018和1020处,当前神经网络参数13'实际上被解量化到由当前神经网络参数13'的量化索引QuantParam[idx]指示的所选重构级别组中的一个重构级别上。步长stepSize用于参数化3001-3003处的重构级别组。关于该预定量化步长stepSize的信息经由语法元素qp_value从数据流中导出。后者可能会针对整个张量或整个NN层分别地或者甚至针对整个NN被编码在数据流中。即,神经网络10可以包括一个或多个NN层10a、10b,并且对于每个NN层,可以从数据流14中为相应NN层导出关于预定量化步长(QP)的信息,并且对于每个NN层,可以然后使用为相应NN层导出的预定量化步长来参数化多个重构级别组,以便用于解量化属于相应NN层的神经网络参数13。

[0390] 这里,stateId=0的第一重构级别组包括预定量化步长的零倍和偶数倍,stateId=1的第二重构级别组包括预定量化步长(QP)的零倍和奇数倍,如1018和1020处所示。对于每个神经网络参数13,在1015至1021处,根据针对相应神经网络参数13的所选重构级别组和相应神经网络参数的熵解码量化索引QuantParam[idx]来导出中间整数值QuantParam[idx](IV),然后,对于每个神经网络参数,在4001处,使相应神经网络参数的中间值与相应神经网络参数的预定量化步长相乘。

[0391] 如1014处所示,根据从数据流中解码的在先解码的神经网络参数的量化索引的LSB部分来进行为当前神经网络参数13'从两个重构级别组(例如,组0、组1)中选择一组重构级别,其中,转换表根据QuantParam[idx]的LSB从stateId转换到下一量化状态nextSt,使得statId取决于已经解码的量化索引56的过去序列。因此,状态转换取决于从数据流中解码的在先解码的神经网络参数的量化索引56的二进制函数的结果,即其奇偶性。换言之,这样来进行为当前神经网络参数从多个重构级别组中选择一组重构级别,即:借助于状态

转换过程,通过在1018和1020处根据与当前神经网络参数相关联的状态stateId为当前神经网络参数从多个重构级别组中确定一组重构级别,并且在1014处根据从数据流中解码的紧接在前的神经网络参数(即,到目前为止已经确定其状态stateId的神经网络参数)的量化索引更新后续神经网络参数(不一定是下一个要编码/解码的NN参数,而是下一个要确定其状态stateId的NN参数)的状态stateId。例如,这里当前神经网络参数用于更新以产生下一个要编码/解码的NN参数的stateId。1014处的更新使用从数据流中解码的紧接在前的(当前)神经网络参数的量化索引的二进制函数来进行,即使用其奇偶性。状态转换过程被配置为在八个可能的状态之间进行转换。经由表StateTransTab[][]来进行转换。在状态转换过程中,在这八个可能的状态之间进行转换,其中,在1018和1020中如下地根据与当前神经网络参数相关联的状态stateId为当前神经网络参数从多个量化组中确定一组重构级别:如果状态属于偶数个可能状态的前一半(即,奇数状态),则确定两个重构级别组中的第一重构级别组;以及如果状态属于偶数个可能状态的后一半(即,偶数状态),则确定两个重构级别组中的第二重构级别组。状态statId的更新借助于转换表StateTransTab[][]来进行,该转换表将从数据流中解码的紧接在前的(当前)神经网络参数的状态statID和其量化索引(58) QuantParam[idx]&l的奇偶性的组合映射到与后续神经网络参数相关联的另一状态上。

[0392] 使用使用概率模型的算术编码将当前神经网络参数的量化索引编码到数据流中以及从数据流中解码,该概率模型取决于为当前神经网络参数选择的重构级别组,或者更准确地说,取决于量化状态stateId,即当前神经网络参数13' 的状态。参见1012中当调用函数int_param时的第三参数。具体地,可以使用通过使用概率模型的二进制算术编码/解码将当前神经网络参数的量化索引编码到数据流中以及从数据流中解码,该概率模型取决于针对量化索引的二进制化的至少一个二进制位(这里为二进制化sig_flag的二进制位sig_flag、sign_flag(可选)、abs_level_greater_x[j]、abs_level_greater_x2[j]和abs_remainder)的当前神经网络参数的状态。sig_flag是指示当前神经网络参数的量化索引(56) 等于零或不等于零的显著性二进制。概率模型的依赖性涉及使用该依赖性从用于神经网络参数的一组上下文中选择一个上下文,每个上下文具有与其相关联的预定概率模型。这里,sig_flag的上下文通过使用ctxInc作为用于索引上下文列表中的上下文的索引的增量器来选择,每个上下文与一个二进制位概率模型相关联。可以使用与上下文相关联的二进制位来更新模型。即,可以基于使用相应上下文算术编码的量化索引来更新与每个上下文相关联的预定概率模型。

[0393] 注意,sig_flag的概率模型还取决于在先解码的神经网络参数的量化索引(即,在先解码的神经网络参数的sig_flag) 及其sign_flag(指示其符号)。更准确地说,根据状态stateId,从多个概率模型(即,上下文增量器状态0……23) 中预先选择概率模型子集,即包括{0…23} 中的三个连续上下文的八个概率模型子集之一,并且根据(121) 在先解码的神经网络参数的量化索引(即,基于前一NN参数的sig_flag和sign_flag) 从sig_flag的概率模型子集中选择用于当前神经网络参数的概率模型。为stateID的第一值预先选择的任何子集与为stateID的任何其他值预先选择的子集不相交。其sig_flag和sgin_flag被使用的前一NN参数涉及与当前神经网络参数所涉及的神经网络部分相邻的部分。

[0394] 上面已经描述了多个实施例。应当注意,实施例的方面和特征可以个别地或组合

地使用。此外,根据本发明的第一方面和第二方面的实施例的方面和特征可以组合地使用。

[0395] 其他实施例包括这样的装置,其中神经网络参数涉及表示神经网络10所使用的重构层中的一个重构层,例如增强层。该装置可以被配置为使得可通过按神经网络参数地将神经网络参数与一个或多个另外的重构层的相应神经网络参数(例如,涉及公共神经元互连的那些参数,或者实在地说,不同表示层中的NN层矩阵表示中的同位的那些参数)组合来重构神经网络。

[0396] 例如,如关于本实施例所描述的,本发明的第一方面和第二方面的特征和方面可以组合。根据第二方面的从属权利要求的兼性特征将可转移至此以产生另外的实施例。

[0397] 此外,根据本发明的各方面的装置可以被配置为使用使用取决于对应于当前神经网络参数的相应神经网络参数的概率模型的算术编码将当前神经网络参数13'的量化索引56编码到数据流14中。

[0398] 相应地,其他实施例包括这样的装置,其中神经网络参数涉及表示神经网络10所使用的重构层中的一个重构层,例如增强层。该装置可以被配置为通过按神经网络参数地将神经网络参数与一个或多个另外的重构层的相应神经网络参数(例如,涉及公共神经元互连的那些参数,或者实在地说,不同表示层中的NN层矩阵表示中的同位的那些参数)组合来重构神经网络。

[0399] 例如,如关于本实施例所描述的,本发明的第一方面和第二方面的特征和方面可以组合。根据第二方面的从属权利要求的兼性特征将可转移至此以产生另外的实施例。

[0400] 此外,根据本发明的各方面的装置可以被配置为使用使用取决于对应于当前神经网络参数的相应神经网络参数的概率模型的算术编码从数据流14中解码当前神经网络参数13'的量化索引56。

[0401] 换言之,上述重构层的神经网络参数(例如,所描述的第二神经网络参数)可以分别根据关于图3和5以及图2和4解释的构思来编码/解码和/或量化/解量化。

[0402] 虽然已经在装置的上下文中描述了一些方面,但是清楚的是,这些方面还表示相应方法的描述,其中区块或设备对应于方法步骤或方法步骤的特征。类似地,在方法步骤的上下文中描述的方面也表示相应装置的相应区块或项目或特征的描述。

[0403] 本发明的数据流可以存储在数字存储介质上,或者可以在诸如无线传输介质或有线传输介质之类的传输介质(例如,因特网)上传输。

[0404] 取决于特定实现要求,本发明的实施例可以以硬件或软件来实现。该实现可以使用其上存储有电子可读控制信号的数字存储介质来执行,例如软盘、DVD、CD、ROM、PROM、EPROM、EEPROM或闪存,该信号与可编程计算机系统协作(或能够协作),从而执行相应的方法。

[0405] 根据本发明的一些实施例包括一种具有电子可读控制信号的数据载体,该信号能够与可编程计算机系统协作,从而执行本文描述的方法之一。

[0406] 通常,本发明的实施例可以被实现为一种具有程序代码的计算机程序产品,当该计算机程序产品在计算机上运行时,该程序代码可操作用于执行所述方法之一。程序代码可以例如存储在机器可读载体上。

[0407] 其他实施例包括存储在机器可读载体上的用于执行本文描述的方法之一的计算机程序。

[0408] 换言之,因此,本发明方法的一个实施例是一种具有程序代码的计算机程序,当该计算机程序在计算机上运行时,该程序代码用于执行本文描述的方法之一。

[0409] 因此,本发明方法的另一实施例是一种包括记录在其上的用于执行本文描述的方法之一的计算机程序的数据载体(或数字存储介质或计算机可读介质)。

[0410] 因此,本发明方法的又一实施例是表示用于执行本文描述的方法之一的计算机程序的数据流或信号序列。该数据流或信号序列可以例如被配置为经由数据通信连接(例如,经由因特网)来传送。

[0411] 又一实施例包括一种处理装置(例如,计算机或可编程逻辑器件),被配置为或适于执行本文描述的方法之一。

[0412] 又一实施例包括一种其上安装有用于执行本文描述的方法之一的计算机程序的计算机。

[0413] 在一些实施例中,可编程逻辑器件(例如,现场可编程门阵列)可以用于执行本文描述的方法的一些或全部功能。在一些实施例中,现场可编程门阵列可以与微处理器协作以便执行本文描述的方法之一。通常,所述方法优选地由任何硬件装置执行。

[0414] 上述实施例仅用于说明本发明的原理。应当理解,本文描述的布置和细节的修改和变化对于本领域其他技术人员而言将是显而易见的。因此,意图是本发明仅由后附的专利权利要求的范围限制,而不由通过本文实施例的描述和解释所呈现的具体细节限制。

[0415] 参考文献

[0416] [1]C.W.P.V.J.C.J.T.B.C.E.S.Sharan Chetlur,"cuDNN:Efficient Primitives for Deep Learning,"arXiv:1410.0759,2014。

[0417] [2]MPEG,"Working Draft 2 of Compression of neural networks for multimedia content description and analysis",Document of ISO/IEC JTC1/SC29/WG11,w18784,Geneva,Oct.2019。

[0418] [3]D.Marpe,H.Schwarz und T.Wiegand,,,Context-Based Adaptive Binary Arithmetic Coding in the H.264/AVC Video Compression Standard,"IEEE transactions on circuits and systems for video technology,Vol.13,No.7,pp.620-636,July 2003。

[0419] [4]H.Kirchhoffer,J.Stegemann,D.Marpe,H.Schwarz und T.Wiegand,,,JVET-K0430-v3-CE5-related:State-based probability estimator,"in JVET,Ljubljana, 2018。

[0420] [5]ITU-International Telecommunication Union,,,ITU-T H.265 High efficiency video coding,"Series H:Audiovisual and multimedia systems-Infrastructure of audiovisual services-Coding of moving video,April2015。

[0421] [6]B.Bross,J.Chen und S.Liu,,,JVET-MI001-v6-Versatile Video Coding (Draft 4),"in JVET,Marrakech,2019。

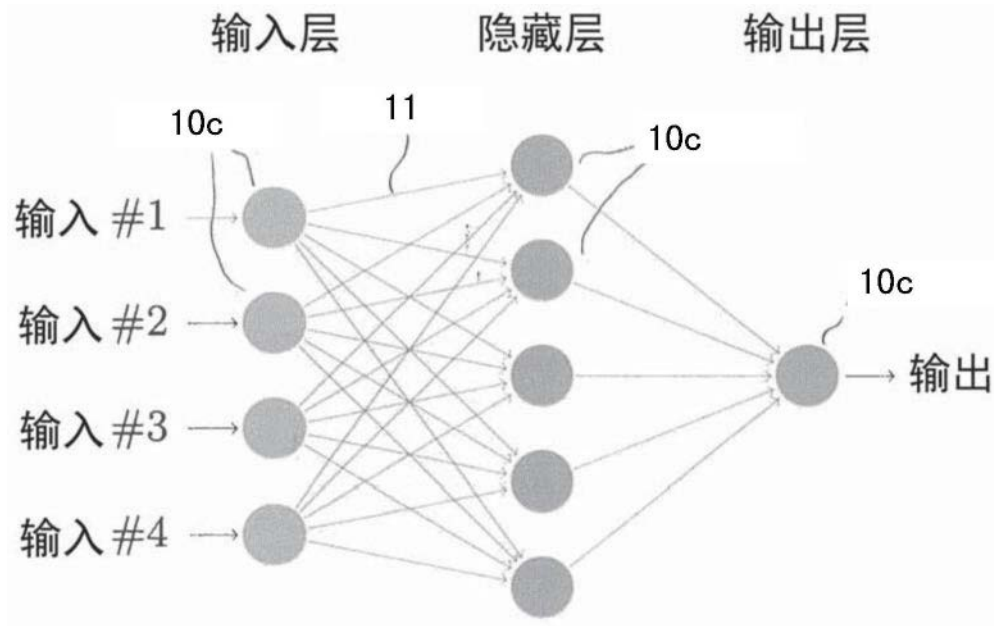


图1

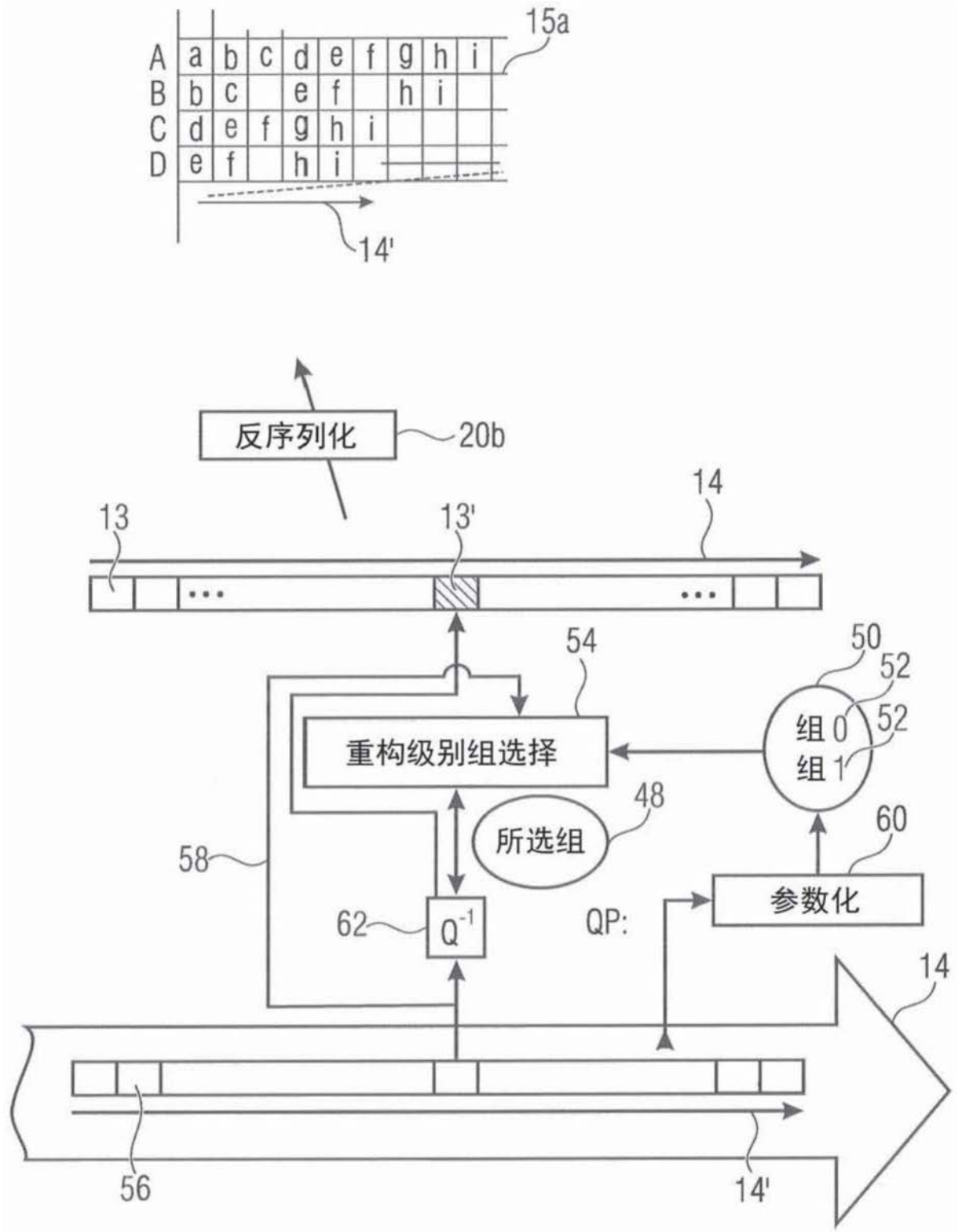


图2

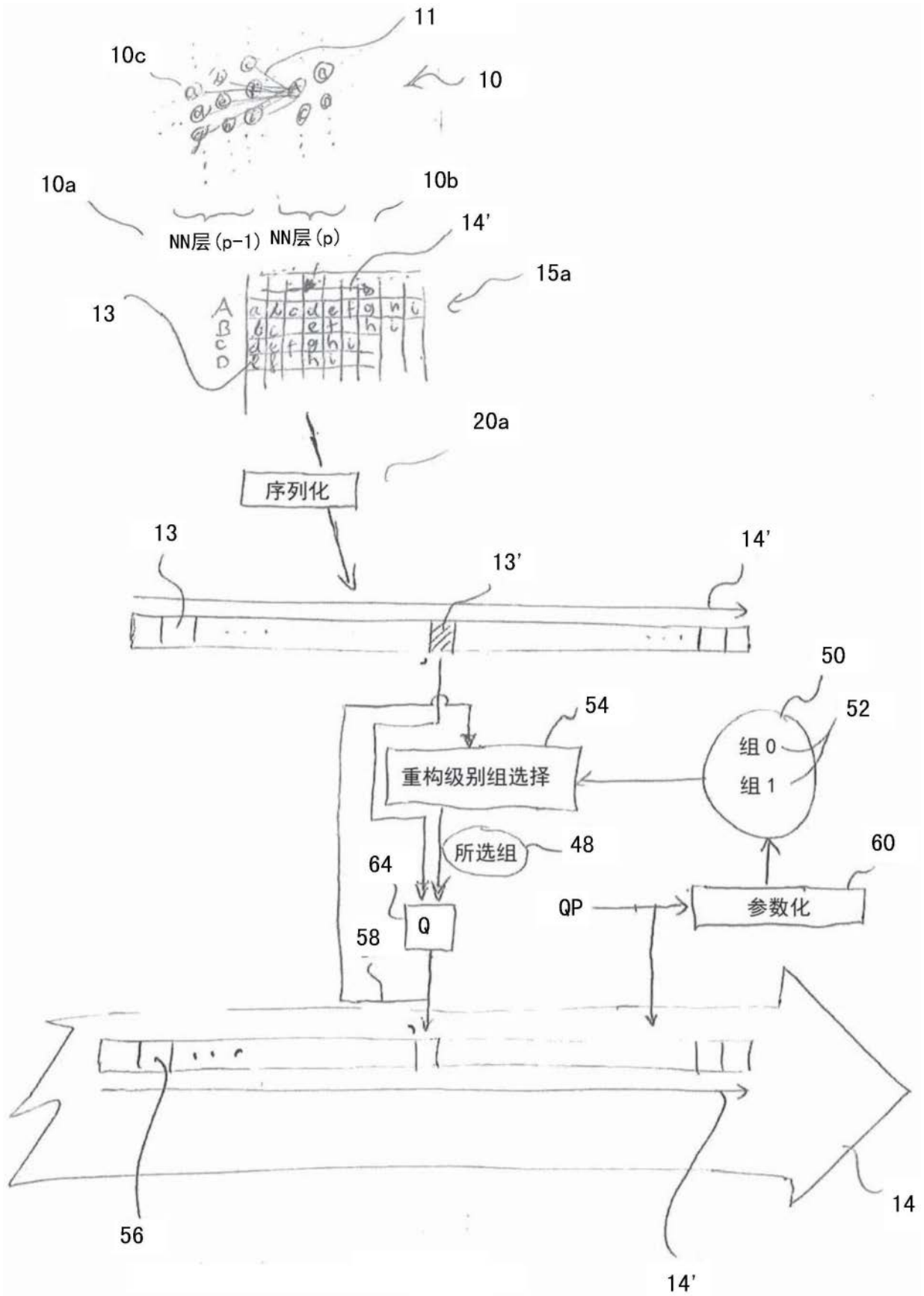


图3

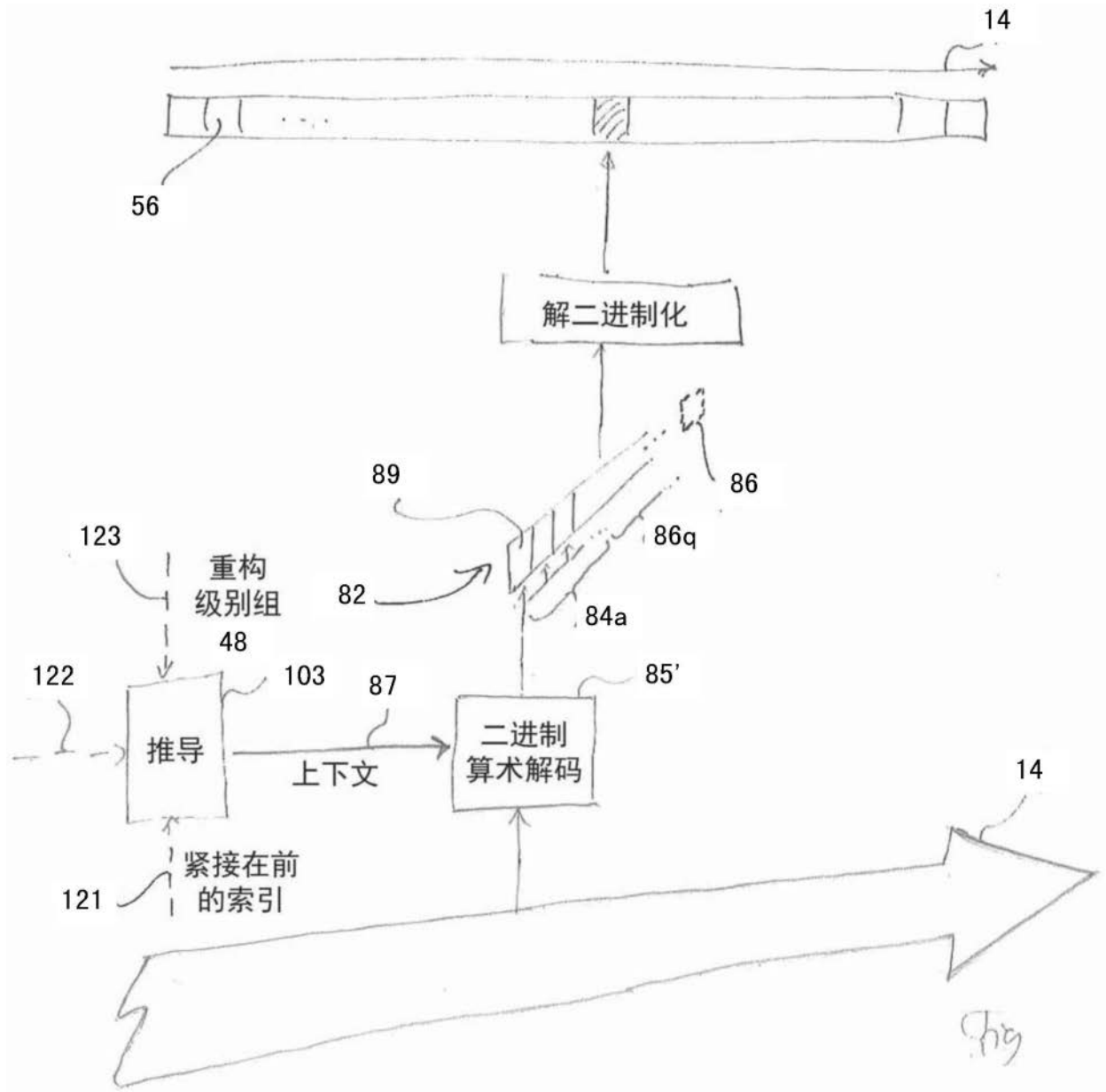


图4

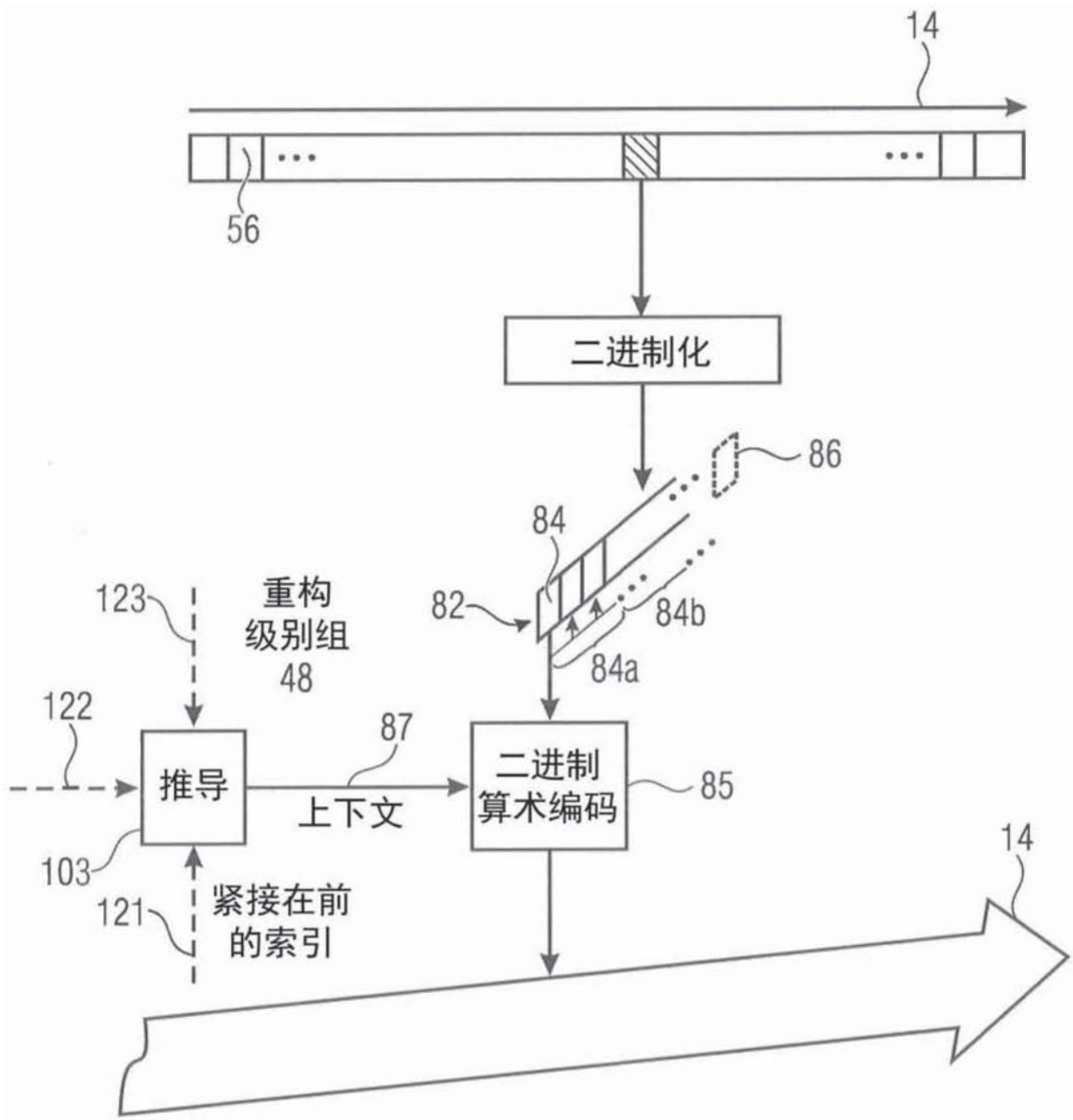


图5

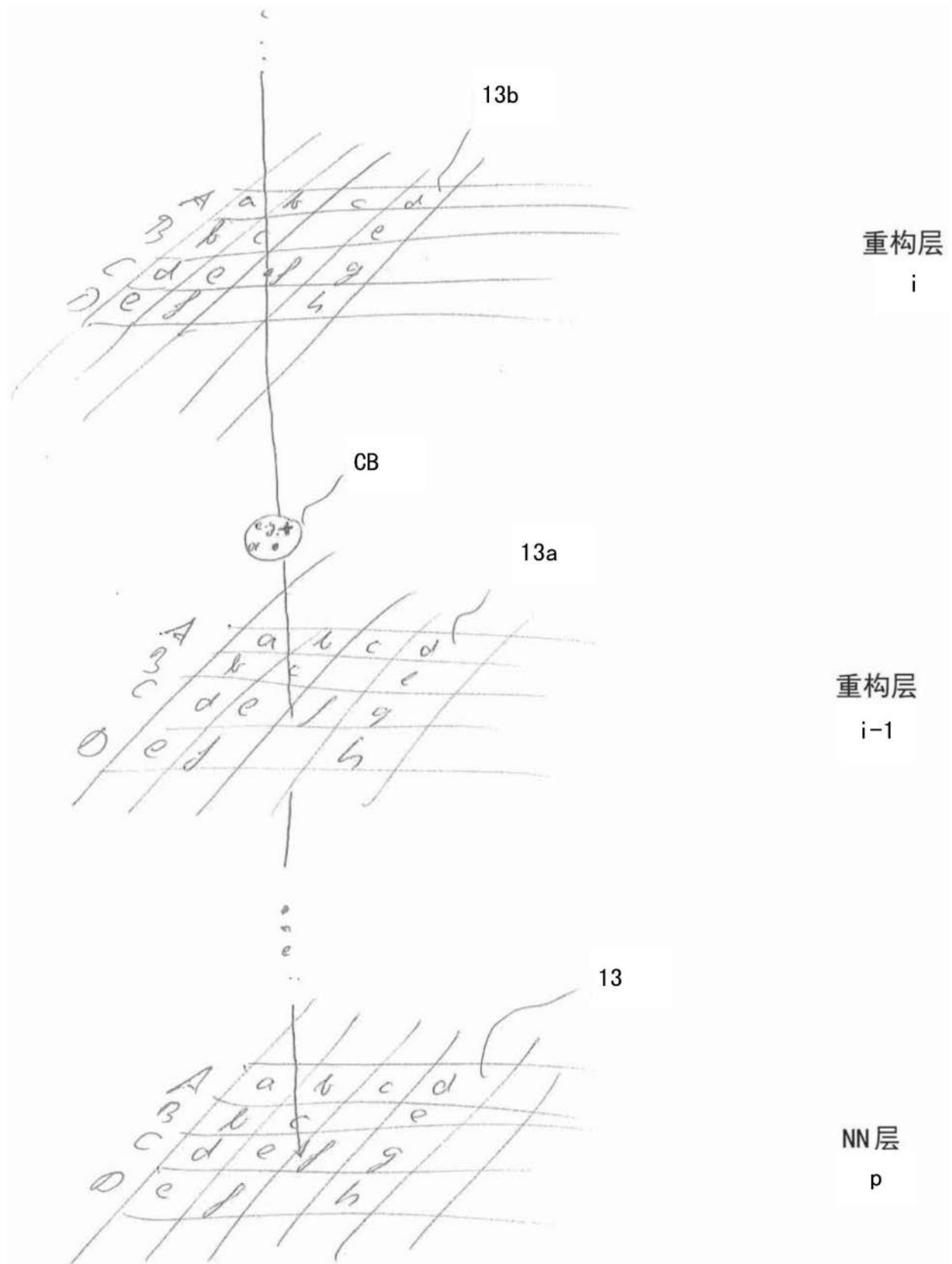


图6

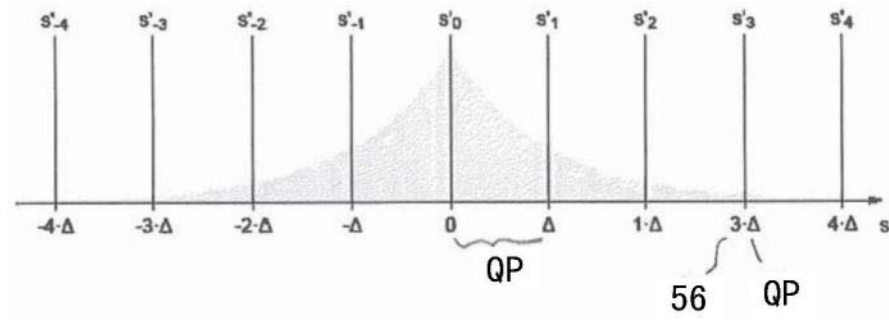


图7

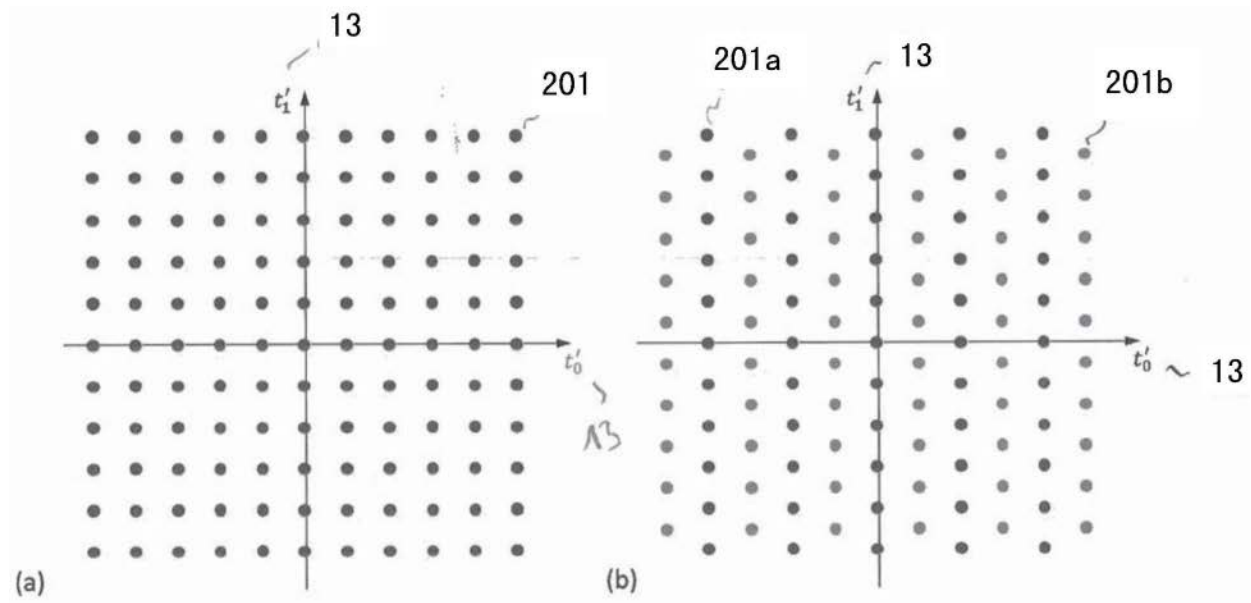


图8

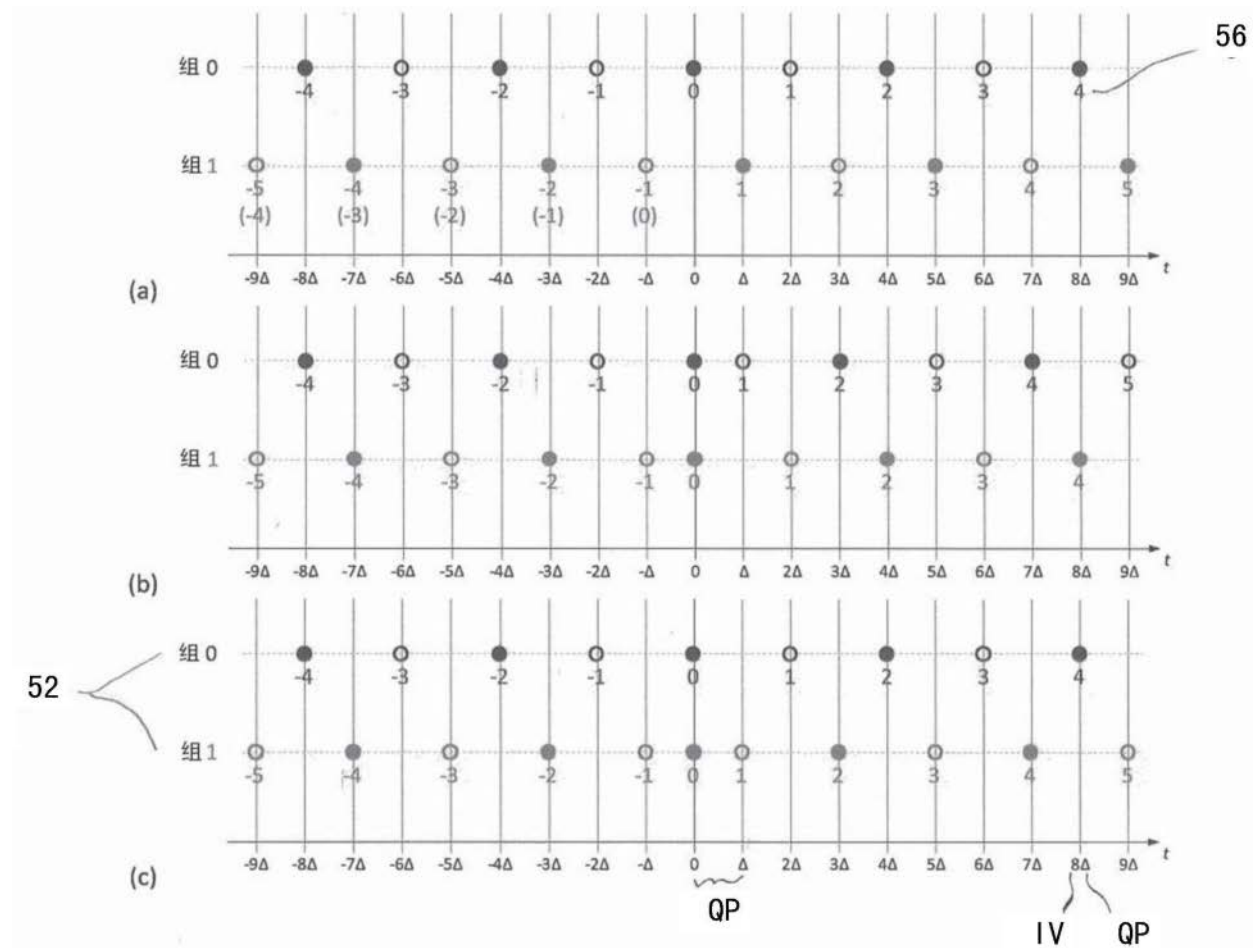


图9

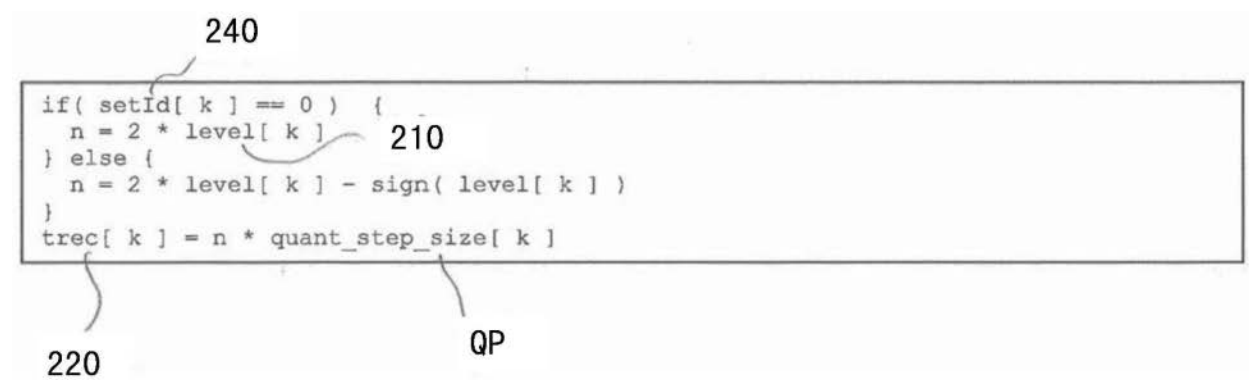


图10

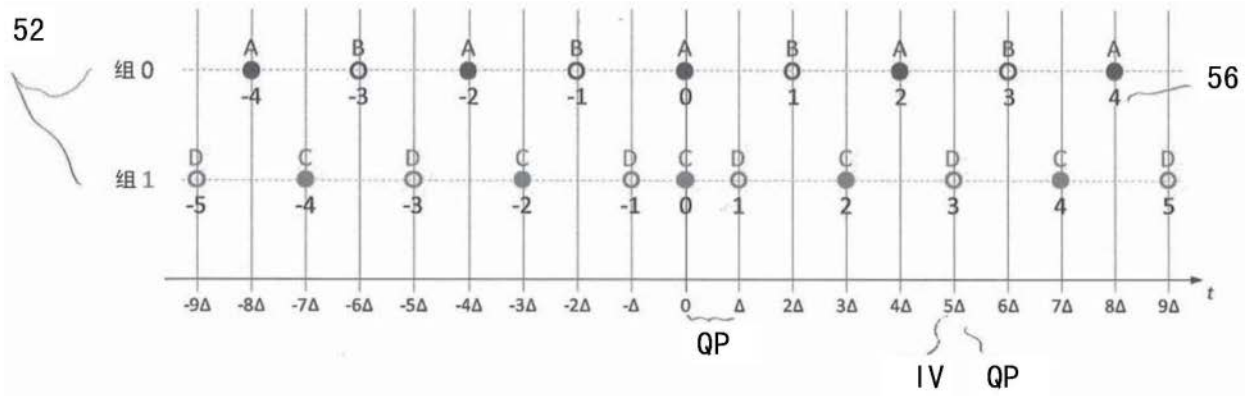


图11

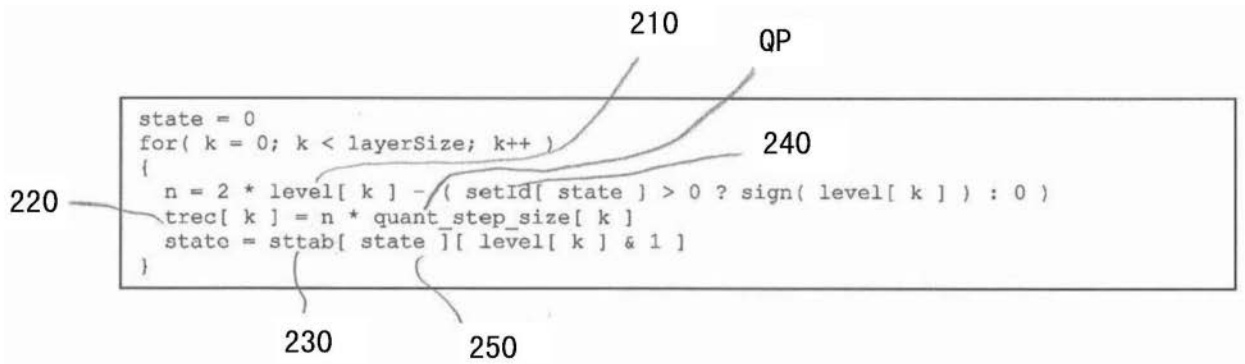


图12

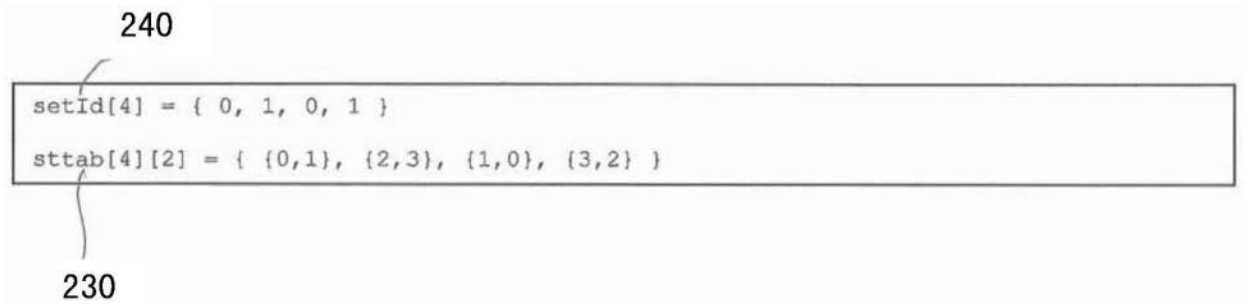


图13

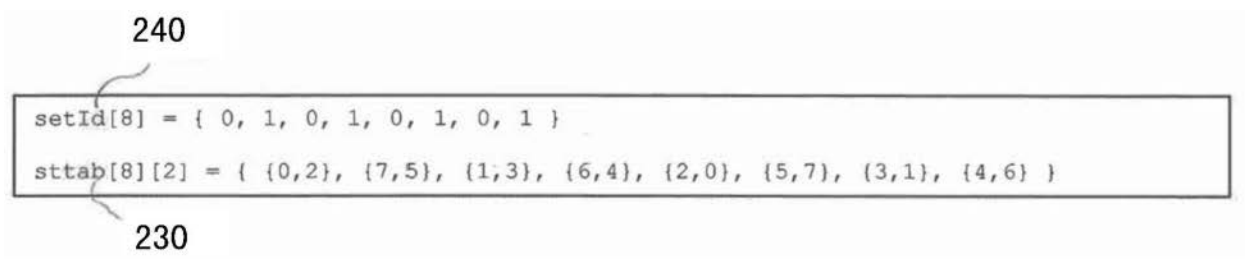


图14

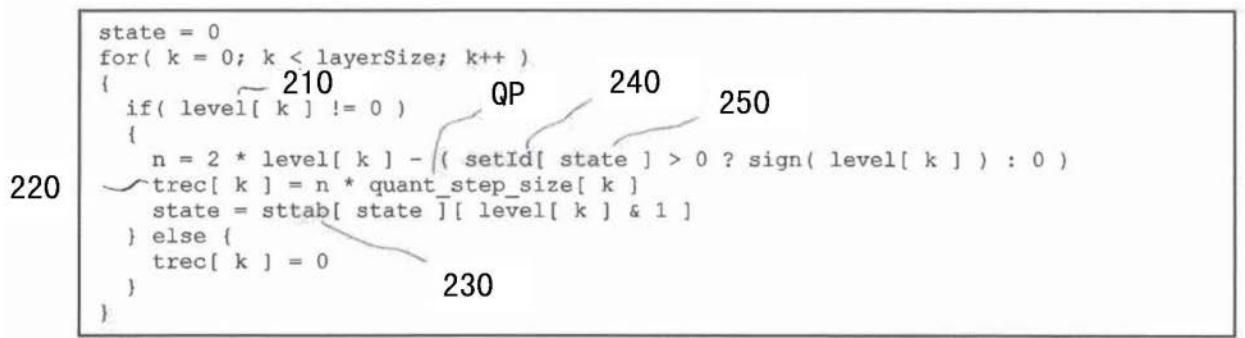


图15

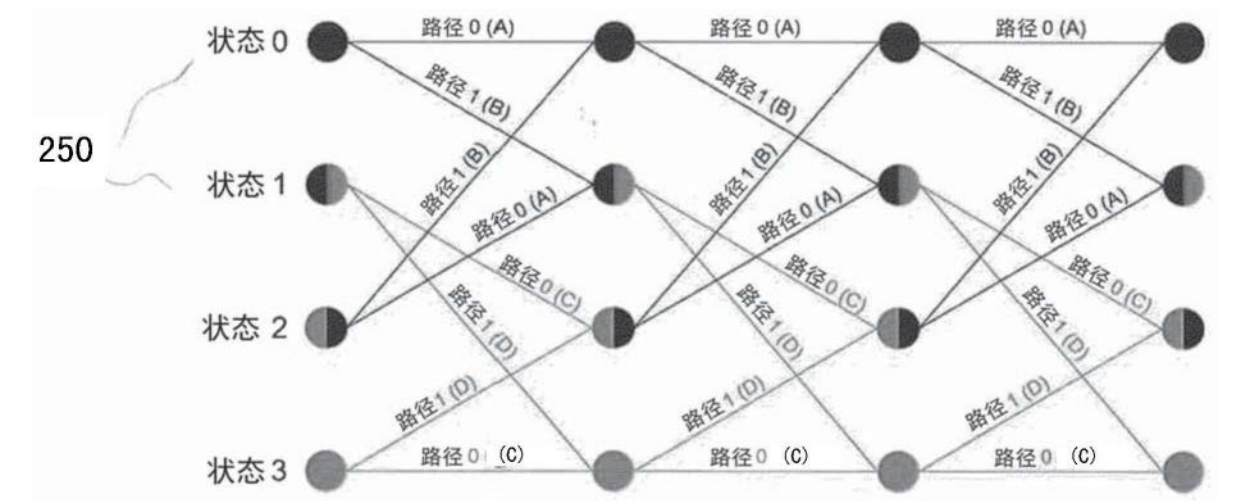


图16

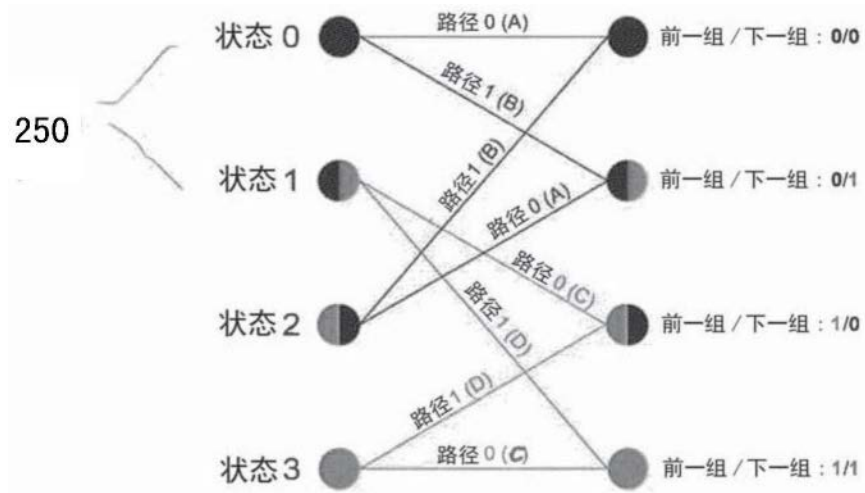


图17

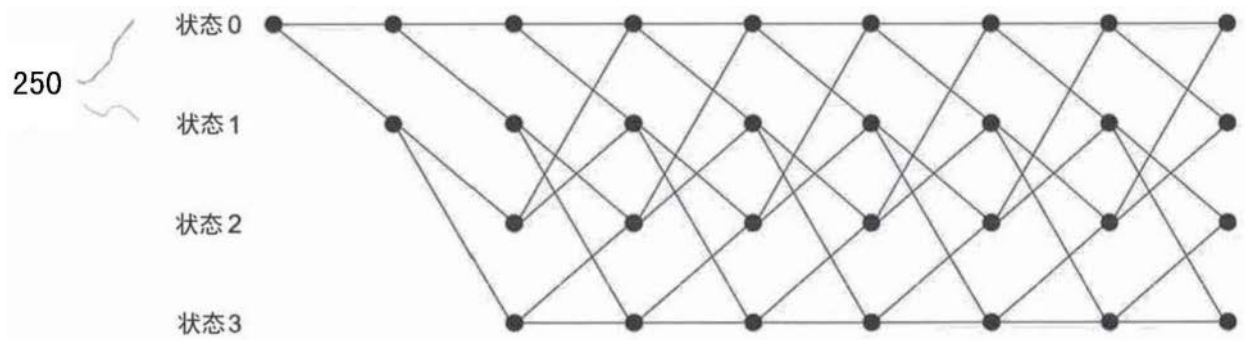


图18

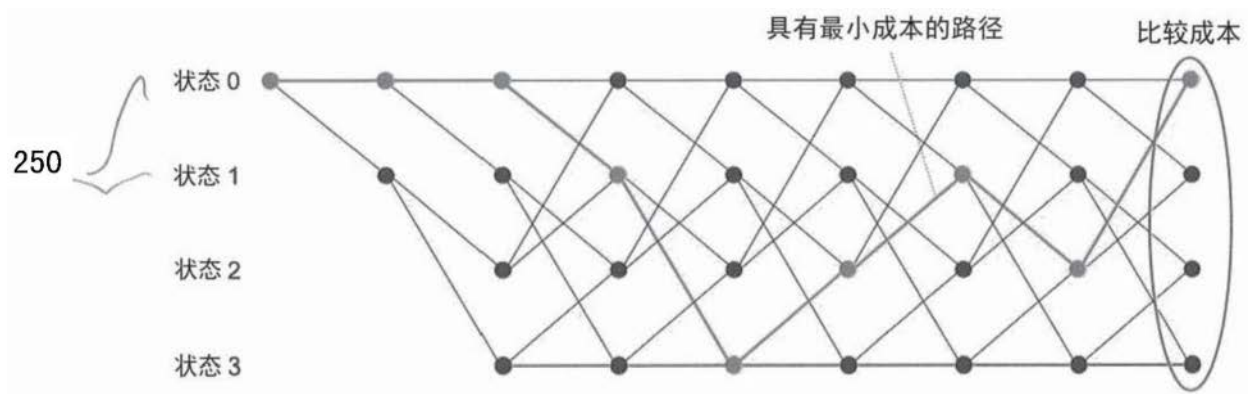


图19

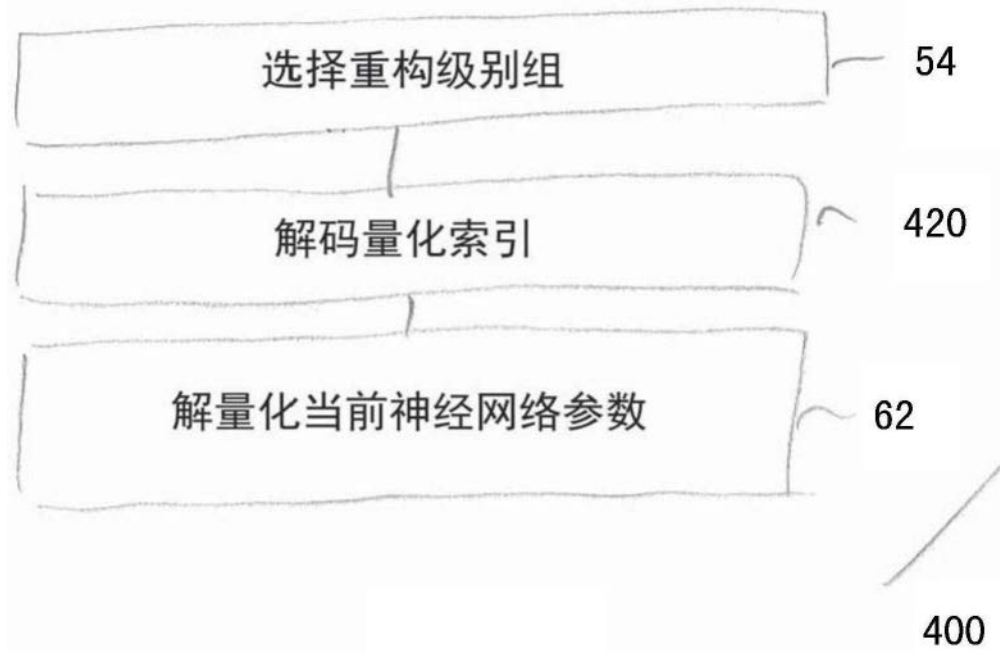


图20

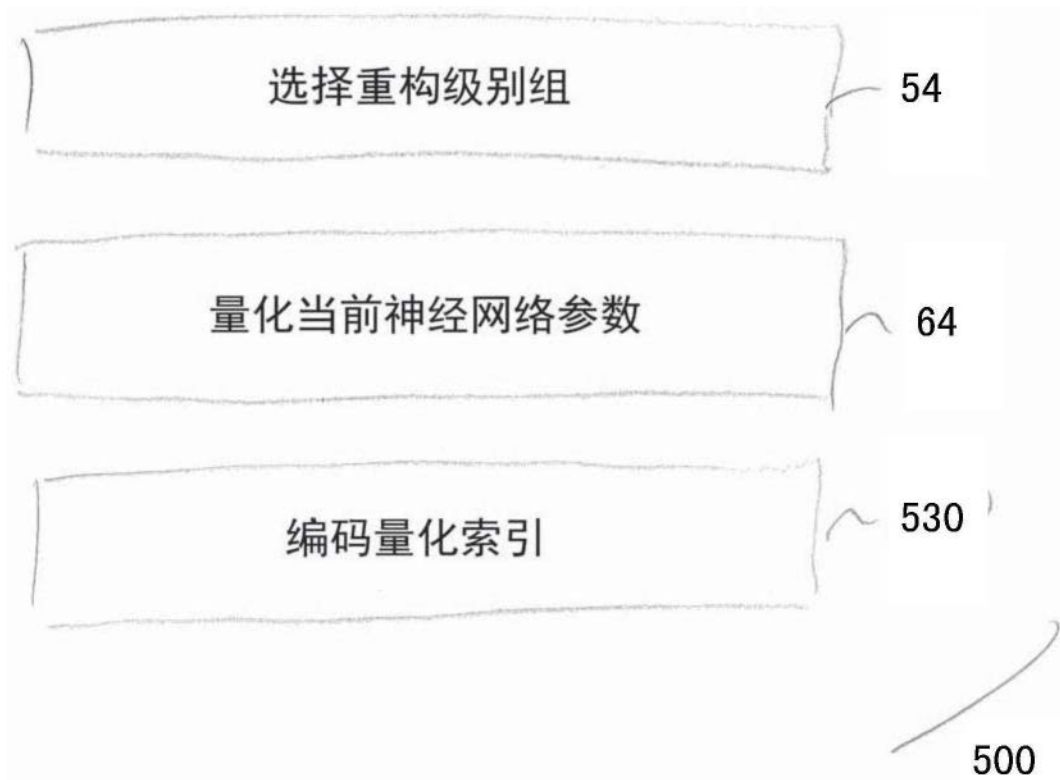


图21

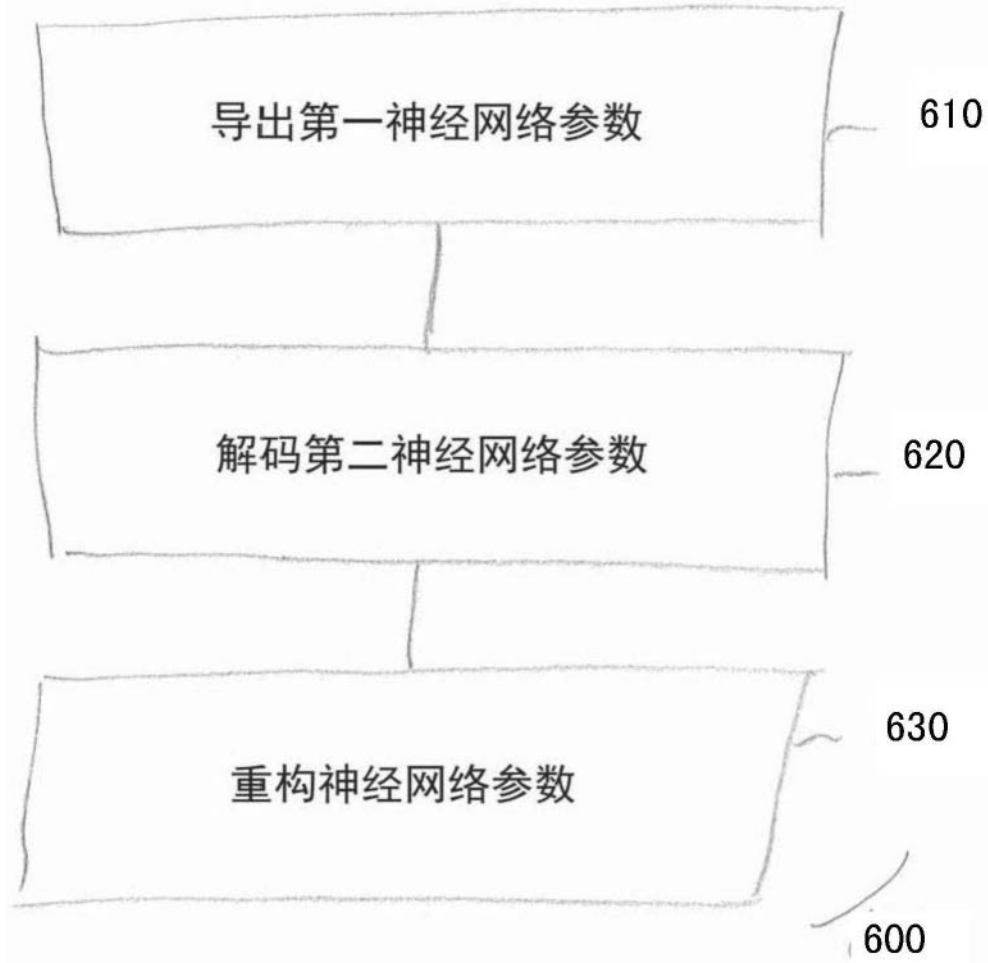


图22

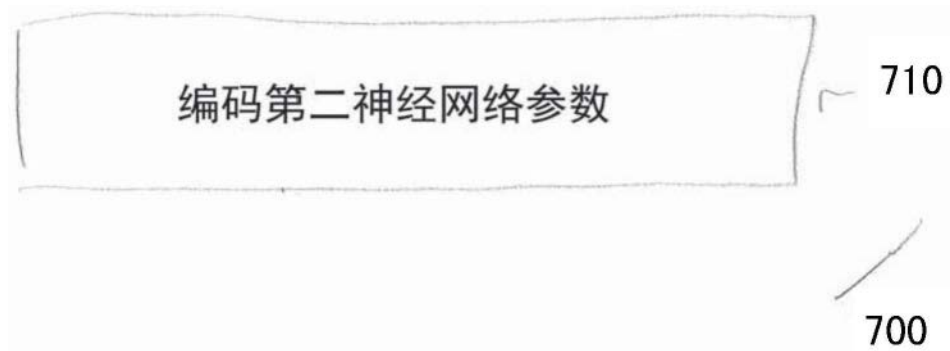


图23