



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110651330 A

(43)申请公布日 2020.01.03

(21)申请号 201880031196.7

(22)申请日 2018.05.21

(30)优先权数据

62/509,423 2017.05.22 US

(85)PCT国际申请进入国家阶段日

2019.11.11

(86)PCT国际申请的申请数据

PCT/US2018/033669 2018.05.21

(87)PCT国际申请的公布数据

W02018/217632 EN 2018.11.29

(71)申请人 佛罗里达大学研究基金会

地址 美国佛罗里达州

(72)发明人 杰克·D·肯德尔 胡安·C·尼诺

劳拉·E·苏亚雷斯

(74)专利代理机构 北京安信方达知识产权代理有限公司 11262

代理人 张瑞 杨明钊

(51)Int.Cl.

G11C 11/54(2006.01)

G06N 3/063(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

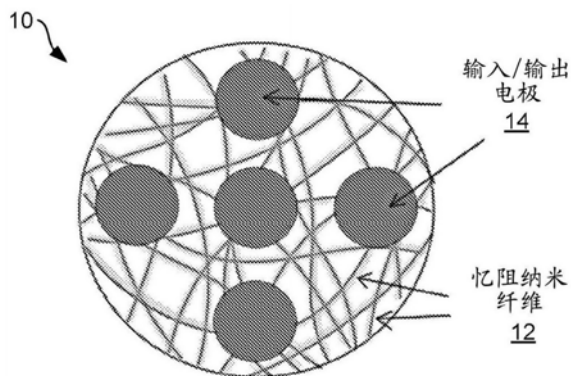
权利要求书3页 说明书13页 附图7页

(54)发明名称

二分忆阻网络中的深度学习

(57)摘要

本文描述了一种二分忆阻网络和训练这种网络的方法。在一个示例情况下,忆阻网络可以包括多个纳米纤维,其中,每个纳米纤维包括金属核和忆阻壳。忆阻网络还可以包括被放置在纳米纤维上的多个电极。第一组多个电极可以包括在忆阻网络中的输入电极,以及第二组多个电极可以包括在忆阻网络中的输出电极。忆阻网络可以体现为二分忆阻网络,并根据本文描述的训练方法进行训练。



1. 一种训练包括多个输入节点和多个输出节点的忆阻网络的方法,所述方法包括:  
向所述多个输入节点中的输入节点施加输入电压或输入电流;  
将所述多个输出节点中的输出节点接地;  
测量在所述输出节点处的输出电流或输出电压;  
将所述输出电流或所述输出电压与目标电流或目标电压进行比较,以确定误差 $\delta$ ;和  
向所述输出节点施加阈值电压或阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 的大小成比例的时间段。
2. 根据权利要求1所述的方法,其中,当所述误差 $\delta$ 为负时,向所述输出节点施加所述阈值电压或所述阈值电流包括:  
向所述输出节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 成比例的所述时间段;和  
向所述输出节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 成比例的所述时间段。
3. 根据权利要求1所述的方法,其中,当所述误差 $\delta$ 为正时,向所述输出节点施加所述阈值电压或所述阈值电流包括:  
使施加到所述输入节点的所述输入电压或所述输入电流的极性反转;  
向所述输出节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 成比例的所述时间段;和  
向所述输出节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 成比例的所述时间段。
4. 根据权利要求1所述的方法,还包括:  
将所述误差 $\delta$ 变换成误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流;  
将所述误差 $\delta$ 电压或所述误差 $\delta$ 电流施加到所述输出节点;和  
向所述输入节点施加所述阈值电压或所述阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压或所述误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的第二时间段。
5. 根据权利要求4所述的方法,其中,当施加到所述输入节点的所述输入电压或所述输入电流为正时,向所述输入节点施加所述阈值电压或所述阈值电流包括:  
向所述输入节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压或所述误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的所述第二时间段;和  
向所述输入节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压或所述误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的所述第二时间段。
6. 根据权利要求4所述的方法,其中,当施加到所述输入节点的所述输入电压或所述输入电流为负时,向所述输入节点施加所述阈值电压或所述阈值电流包括:  
使施加到所述输出节点的所述误差 $\delta$ 电压或所述误差 $\delta$ 电流的极性反转;  
向所述输入节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压或所述误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的所述第二时间段;和  
向所述输入节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压的绝对值成比例的所述第二时间段。
7. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述忆阻网络包括二分忆阻网络。
8. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述方法再现用于训练所述忆阻网络的反向传播

算法。

9. 一种忆阻网络, 包括:

多个纳米纤维, 其中, 每个纳米纤维包括金属核和忆阻壳;

多个电极, 所述多个电极被放置在所述纳米纤维上, 其中, 所述多个电极包括多个输入节点和多个输出节点; 和

训练处理器, 所述训练处理器被配置为:

向所述多个输入节点中的输入节点施加输入电压或输入电流;

将所述多个输出节点中的输出节点接地;

测量在所述输出节点处的输出电流或输出电压;

将所述输出电流或所述输出电压与目标电流或目标电压进行比较, 以确定误差 $\delta$ ; 和

向所述输出节点施加阈值电压或阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 的大小成比例的时间段。

10. 根据权利要求9所述的忆阻网络, 其中, 当所述误差 $\delta$ 为负时, 所述训练处理器还被配置为:

向所述输出节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 成比例的所述时间段; 和

向所述输出节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 成比例的所述时间段。

11. 根据权利要求9所述的忆阻网络, 其中, 当所述误差 $\delta$ 为正时, 所述训练处理器还被配置为:

使施加到所述输入节点的所述输入电压或所述输入电流的极性反转;

向所述输出节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 成比例的所述时间段; 和

向所述输出节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 成比例的所述时间段。

12. 根据权利要求9所述的忆阻网络, 其中, 所述训练处理器还被配置为:

将所述误差 $\delta$ 变换成误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流;

将所述误差 $\delta$ 电压或所述误差 $\delta$ 电流施加到所述输出节点; 和

向所述输入节点施加所述阈值电压或所述阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压或所述误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的第二时间段。

13. 根据权利要求12所述的忆阻网络, 其中, 当施加到所述输入节点的所述输入电压或所述输入电流为正时, 所述训练处理器还被配置为:

向所述输入节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压或所述误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的所述第二时间段; 和

向所述输入节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压或所述误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的所述第二时间段。

14. 根据权利要求12所述的忆阻网络, 其中, 当施加到所述输入节点的所述输入电压或所述输入电流为负时, 所述训练处理器还被配置为:

使施加到所述输出节点的所述误差 $\delta$ 电压或所述误差 $\delta$ 电流的极性反转;

向所述输入节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压或所述误差 $\delta$ 电

流的绝对值成比例的所述第二时间段;和

向所述输入节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压的绝对值成比例的所述第二时间段。

15. 根据权利要求9所述的忆阻网络,其中,所述忆阻网络包括二分忆阻网络。

## 二分忆阻网络中的深度学习

[0001] 相关申请的交叉引用

[0002] 本申请要求于2017年5月22日提交的第62/509,423号美国临时申请的权益,该申请的全部内容通过引用以此并入本文。

[0003] 背景

[0004] 忆阻器是无源非线性双端电气部件。在忆阻器中,设备的电阻取决于先前流经它的电流(或施加在其上的电压)的历史。因此,忆阻器的电阻可以通过在其上放置电压差或电压降而被逐渐改变。当该电压降被移除时,忆阻器保持其当前电阻值。如果电压降的极性被反转,则电阻将向相反的方向变化。

[0005] 在某些电路配置中,忆阻器可以作为人工突触(artificial synapse),其权重等于其电导。通过控制忆阻器上的电压降,使权重的强度可以随时间而改变。忆阻器通常具有阈值电压降,低于该阈值电压降,电导不会发生变化。

[0006] 忆阻器在突触网络中的应用已经被认为是神经形态电路开发领域的一种有前途的方法。忆阻器已经与基于互补金属氧化物半导体(CMOS)的电路结合到交叉式突触网络中,以用于突触前的和突触后的电压控制。这些电路证明了基于CMOS的电压控制和电流控制可以被用于使忆阻器的电阻或阻抗(例如,存储器)产生变化。

[0007] 在忆阻神经网络中,输入可以作为电压被呈递给忆阻器的网络中的一组电极。在网络中的单独的一组电极处,电压或电流被读出。这些被认为是神经网络的输出。在这种忆阻神经网络中学习的目标是改变忆阻器的电导以便最小化一些成本或误差函数。

[0008] 概述

[0009] 一个示例实施例包括一种训练具有多个输入节点和多个输出节点的忆阻网络的方法。忆阻网络可以包括二分忆阻网络(bipartite memristive network),并且该方法可以再现用于训练忆阻网络的反向传播算法。

[0010] 在一个示例中,该方法包括:向多个输入节点中的输入节点施加输入电压或输入电流;将多个输出节点中的输出节点接地;测量输出节点处的输出电流或输出电压;将输出电流或输出电压与目标电流或目标电压进行比较以确定误差 $\delta$ ;以及向输出节点施加阈值电压或阈值电流持续与误差 $\delta$ 的大小成比例的时间段。

[0011] 当误差 $\delta$ 为负时,该方法还可以包括:向输出节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与误差 $\delta$ 成比例的时间段;和向输出节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与误差 $\delta$ 成比例的时间段。当误差 $\delta$ 为正时,该方法可以包括:反转被施加到输入节点的输入电压或输入电流的极性;向输出节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与误差 $\delta$ 成比例的时间段;以及向输出节点施加负阈值电压或阈值电流持续与误差 $\delta$ 成比例的时间段。

[0012] 在其他方面,该方法还可以包括:将误差 $\delta$ 转换成误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流;将误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流施加到输出节点;以及向输入节点施加阈值电压或阈值电流持续与误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的第二时间段。

[0013] 当施加到输入节点的输入电压或输入电流为正时,该方法可以包括:向输入节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的第二时间

段;以及向输入节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的第二时间段。当施加到输入节点的输入电压或输入电流为负时,该方法还可以包括:反转施加到输出节点的误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流的极性;向输入节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的第二时间段;以及向输入节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与误差 $\delta$ 电压的绝对值成比例的第二时间段。

[0014] 在另一个实施例中,忆阻网络包括:多个纳米纤维,其中,每个纳米纤维包括金属核和忆阻壳;放置在纳米纤维上的多个电极,其中,该多个电极包括多个输入节点和多个输出节点;以及训练处理器。

[0015] 训练处理器可以被配置为:向多个输入节点中的输入节点施加输入电压或输入电流;将多个输出节点中的输出节点接地;测量输出节点处的输出电流或输出电压;将输出电流或输出电压与目标电流或目标电压进行比较,以确定误差 $\delta$ ;以及向输出节点施加阈值电压或阈值电流持续与误差 $\delta$ 的大小成比例的时间段。

[0016] 附图简述

[0017] 可以参考下面的附图更好地理解本公开的很多方面。在附图中的部件不一定按比例绘制,而是强调清楚地示出本公开的原理。在附图中,贯穿数个视图,类似的参考标记指示相对应的部分。

[0018] 图1A示出了根据本文描述的各种实施例的忆阻纳米纤维神经网络的示例网络架构。

[0019] 图1B示出了根据本文描述的各种实施例的在图1A中所示的神经网络中的输入电极和输出电极与忆阻纳米纤维之间的示例连接。

[0020] 图1C示出了根据本文描述的各种实施例的在图1A中所示的神经网络的一部分的示例等效电路。

[0021] 图2示出了根据本文描述的各种实施例的示例二分忆阻网络和具有分开的输入端和输出端的二分忆阻网络的交替前馈形式。

[0022] 图3示出了根据本文描述的各种实施例的具有阈值 $V_T$ 的忆阻器的示例线性模型。

[0023] 图4示出了根据本文描述的各种实施例的用于训练在图2中所示前馈网络的示例训练处理器。

[0024] 图5A示出了根据本文描述的各种实施例的示例忆阻网络训练过程。

[0025] 图5B进一步示出了根据本文描述的各种实施例的在图5A中所示的示例忆阻网络训练过程。

[0026] 图5C进一步示出了根据本文描述的各种实施例的在图5A中所示的示例忆阻网络训练过程。

[0027] 详细描述

[0028] 如上所述,忆阻器可以作为人工突触,其权重等于其电导。可以通过控制忆阻器上的电压降,使权重的强度随时间而改变。忆阻器通常具有阈值电压降,低于该阈值电压降,电导不会发生变化。

[0029] 在忆阻神经网络中,输入可以作为电压而被呈递给忆阻器的网络中的一组电极。在网络中的单独的一组电极上,电压或电流被读出。这些被认为是神经网络的输出。在这种忆阻神经网络中学习的目标是改变忆阻器的电导以便最小化一些成本或误差函数。

[0030] 本文描述的概念针对的是一种二分忆阻网络和训练这种网络的方法。在一个示例情况下,忆阻网络可以包括多个纳米纤维,其中,每个纳米纤维包括导电的或金属核和忆阻壳。忆阻网络还可以包括放置在纳米纤维上的多个电极。第一组多个电极可以包括忆阻网络中的输入电极,以及第二组多个电极可以包括忆阻网络中的输出电极。忆阻网络可以被实施为二分忆阻网络,并根据本文描述的教导方法进行训练。本文描述的概念适用于其他形式和结构的二分忆阻网络(例如,不使用纳米纤维)。此外,尽管附图示出多个示例网络、电极等,但是本文描述的概念可以应用于其他形式、结构、和大小的二分忆阻网络。

[0031] 图1A示出了根据本文描述的各种实施例的忆阻纳米纤维神经网络10的示例网络架构。如下文进一步详细描述,神经网络10采取二分忆阻网络的形式。在神经网络10中,许多忆阻纳米纤维12(“多个纳米纤维12”或“纳米纤维12”)随机排列在基底上,以及一组输入/输出电极14被放置在纳米纤维12的顶部上。

[0032] 图1B示出了在图1A中所示的神经网络10中输入/输出电极14和忆阻纳米纤维12之间的示例连接。如图1B中所示,每个纳米纤维12包括导电或金属核12A和忆阻壳12B。此外,在电极14和纳米纤维12之间的每个接合点处,形成忆阻突触16。

[0033] 神经网络10可以以任何合适的方式形成,例如在题为“MEMRISTIVENANOFIBER NEURAL NETWORKS”的第15/383,527号美国非临时专利申请中描述的方法,其全部内容以此通过引用并入本文。例如,纳米纤维12的导电核12A可以通过使用异丙醇钛的前体(percursor)、丁醇钛的前体、或另外的合适的前体,由掺杂的二氧化钛( $TiO_2$ )形成。通过用忆阻材料电纺导电核12A的外壳,可以在导电金属核12A周围形成忆阻壳12B。

[0034] 图1C示出了在图1A中所示的神经网络10的一部分的示例等效电路。当在神经网络10中相互重叠和接触时,两个纳米纤维12之间的界面电阻可以比在电极14和纳米纤维12之间的电阻高得多。这是因为两个纳米纤维12之间的接触面积通常非常小,并且接触点在两个绝缘忆阻壳12B之间。相对比而言,每个电极14接触每个纳米纤维12的忆阻壳12B的较长长度或部分,并且电压降仅在单个忆阻壳12B上,而不是在两个纳米纤维12之间的两个忆阻壳12B上。

[0035] 图2示出了示例二分忆阻网络20和二分忆阻网络20的交替前馈形式30。在图1A中的电极14在图2中被称为外部电极,其通过忆阻壳12B连接到纳米纤维12的导电金属核12A。电极14不直接相互连接。纳米纤维12的导电金属核12A被称为内部电极,其通过忆阻壳12B连接到外部电极14。

[0036] 在二分忆阻网络20的交替前馈形式30中,电极14被分成多个输入电极14A和输出电极14B。如果假设纳米纤维12彼此是有效地电气绝缘的或电气隔离的,则如图所示,二分忆阻网络20的前馈形式30将采取二分图的形式。

[0037] 因此,如果外部电极14被划分成或分离成输入电极14A和输出电极14B,则二分忆阻网络20的交替前馈形式30可以以三层前馈神经网络来运行。如果需要更多的隐藏层,若干这样的网络(例如,类似于前馈形式30)可以链接在一起。教导二分忆阻网络20的交替前馈形式30(也称为“前馈网络30”)的方法将在下面进一步详细描述。

[0038] 为了确定前馈网络30的行为,可使用基尔霍夫定律(Kirchoff's laws)来确定忆阻壳12B(或如下所述简单地称为“忆阻器”)上的电压降。一旦识别出通过前馈网络30的电压降和电流,就可以应用合适的忆阻器模型来确定如何随着时间改变这些忆阻器的电导。

[0039] 首先,可以开发一种将输出端的电导改变为内部节点权重的过程。如果前馈网络30的输入电压被表示为 $-\frac{1}{2}V_T$ 和 $\frac{1}{2}V_T$ 之间的电压,那么要避免改变任何忆阻器的电导,因为任何忆阻器上的最大电压降不能超过 $V_T$ 。接下来,可以假设前馈网络30的输出被读取为在输出节点处的电流,其中电压保持在地电位。

[0040] 由于进入任何内部节点的总电流必须总和为零(即,根据基尔霍夫电流定律),我们有以下等式:

$$[0041] \quad I_j = \sum_{i=1}^N G_{ij}(V_i - V_j) = 0, \quad (1)$$

[0042] 其中 $G_{ij}$ 是将外部节点 $i$ 连接到内部节点 $j$ 的忆阻器的瞬时电导,并且总和是针对所有外部节点(即输入和输出节点)进行的。

[0043] 等式(1)可以被设置为求解在内部节点 $j$ 处的电压,如下所示。因为求和是线性的,并且 $V_j$ 不是通过 $i$ 索引的:

$$[0044] \quad \sum_{i=1}^N (G_{ij}V_i - G_{ij}V_j) = 0, \quad (2)$$

$$[0045] \quad \sum_{i=1}^N G_{ij}V_i = \sum_{i=1}^N G_{ij}V_j, \quad (3)$$

$$[0046] \quad \sum_{i=1}^N G_{ij}V_i = V_j \sum_{i=1}^N G_{ij}, \quad \text{和} \quad (4)$$

$$[0047] \quad V_j = \frac{\sum_{i=1}^N G_{ij}V_i}{\sum_{i=1}^N G_{ij}} = \frac{\sum_{i=1}^N G_{ij}V_i}{G_j}. \quad (5)$$

[0048] 在等式(5)中,归一化因子 $G_j = \sum_{i=1}^N G_{ij}$ 不取决于电压或电流的瞬时值。归一化因子 $G_j$ 不会显著影响前馈网络30的运行。如果所有的输出节点都保留接地(即, $V_i=0$ ),那么对总和的唯一贡献就是输入节点的贡献。因此,内部节点处的电压可以被视为通过电导矩阵除以归一化因子得到的输入的线性变换。

[0049] 类似地,输出节点 $k$ 处的电流可以通过使用内部节点处的电压来求解。由于输出节点都接地,则电流由下式给出:

$$[0050] \quad I_k = \sum_{j=1}^M G_{kj}V_j. \quad (6)$$

[0051] 这是通过电导矩阵得到的隐藏节点的线性变换。由于该电流可由外部电路访问,因此可以在该总和上进行进一步的非线性变换,从而允许网络拥有非线性输出层。然而,为了简化推导学习算法,可以假设所有层都是线性的。

[0052] 既然已经在前馈网络30中描述和示出了具有忆阻连接的示例三层神经网络,需要适当的算法来训练这样的网络。为了这个目的,描述了适用于训练网络的反向传播算法的近似。

[0053] 图3示出了根据本文描述的各种实施例的具有阈值 $V_T$ 的忆阻器的示例线性模型。首先,考虑在内部节点和输出节点之间的权重,因为这些权重只需要 $\delta$ 规则来学习。对于该网络中的线性神经元, $\delta$ 规则被给定如下:

$$[0054] \quad \Delta G_{kj} = \alpha (T_k - I_k) V_j, \quad (7)$$

[0055] 其中, $T_k$ 是所需的输出电流, $I_k$ 是测量的输出电流, $V_j$ 是在内部节点 $j$ 处施加的电压,以及 $\alpha$ 是学习速率。

[0056] 直观地说,如果误差 $\delta (T_k - I_k)$ 是正的,则希望使电流 $I_k$ 更加正,从而减小误差。这可以通过加强与内部正节点的连接和削弱与内部负节点的连接来实现。如果误差 $\delta$ 为负,则相反。 $\delta$ 规则的形式使得它在误差 $\delta$ 和内部节点的激活上都是线性的。如果假设具有阈值 $V_T$ 的线性神经元,则下面的等式是电导变化的形式::

$$[0057] \quad \Delta G = \begin{cases} \alpha(\Delta V - V_T)t & \text{如果 } \Delta V > V_T \\ -\alpha(\Delta V + V_T)t & \text{如果 } \Delta V < -V_T \\ 0 & \text{如果 } V_T > \Delta V > -V_T \end{cases} \quad (8)$$

[0058] 在等式(8)中, $\alpha$ 类似于学习速率, $\Delta V$ 是忆阻器上的电压降,以及 $t$ 是施加电压的持续时间。图3给出了不包括持续时间的上述等式的曲线图。等式(8)是具有阈值的忆阻器的简单模型,因此其可以被用于推导学习算法。然而,其他忆阻器模型,包括具有噪声的忆阻器模型,也可以使用该推导出的算法来运行。

[0059] 由于误差 $\delta (T_k - I_k)$ 可用于外部电路进行测量,因此持续时间 $t$ 可被设置为与该误差 $\delta$ 的大小成比例。如下所述,忆阻器电导 $G_{kj}$ 的所产生的变化也可以与在内部节点 $j$ 处的电压 $V_j$ 成比例。

[0060] 在内部节点(例如,导电核12A)处的电压不能直接被改变,并且可能是未知的。然而,可以直接测量在输入端和/或输出端处的电压和/或电流。由于输出端最初都接地,改变在单个输出端上的电压会扰乱在内部节点处的电压。然而,如果有许多输入和输出被提供,这只会导致很小的扰动。

[0061] 如果输出节点被选择,并且电压设置为等于 $V_T$ ,则与所有具有正电压( $+V_j$ )的内部节点的连接将不会改变其电导,因为根据定义,由于 $V_j$ 是正的,它们的电压降( $V_T - V_j$ )将小于 $V_T$ 。这隔离了具有负 $V_j$ 的内部节点,其电压降将大于 $V_T$ 。此外,每个负内部节点上的电压降现在等于:

$$[0062] \quad \Delta V = V_T - V_j, \text{ 使得} \quad (9)$$

$$[0063] \quad \therefore V_j = -( \Delta V - V_T ) \quad (10)$$

[0064] 因此,驱动电导变化的量 $\Delta G \propto (\Delta V - V_T)$ 与 $V_j$ 成比例。如果误差 $\delta$ 是负的,则电流应该更加负。因此,希望加强与具有负电压的内部节点的连接。因为在上述情况下 $\Delta V > V_T$ ,则 $V_T$ 施加到输出节点上将使所有负内部节点的电导增加与每个节点的 $V_j$ 成比例的量。如果假设该电压施加的时间 $t$ 与该输出节点上的误差 $\delta$ 成比例,则可以为这组连接重建 $\delta$ 规则, $\Delta G_{kj} = \alpha (T_k - I_k) V_j$ 。

[0065] 这可以通过施加 $+V_T$ 一段时间 $t$ 后施加电压 $-V_T$ 而被延伸到连接到该输出节点的正内部节点。现在,所有具有负电压的内部节点上的电压降( $-V_T - V_j$ )将低于导致电导变化的阈值,有效地隔离了具有正电压 $V_j$ 的内部节点。出于类似的原因,在降低电导而不是增加电导的方向上,这些正内部节点上的电导变化大小也与每个内部节点处的电压成比例。此外,这是具有负误差 $\delta$ 的输出节点所需要的。

[0066] 考虑到具有正误差 $\delta$ 的输出,这些电导变化的方向可以被反转。具体而言,与负内部节点的连接可以被削弱,而与正内部节点的连接可以被增强。这可以通过以下方式来实现:使所有输入的电压极性反转(从而翻转所有内部节点的符号),然后执行上述相同的过程。在每种情况下,这将翻转每个忆阻器上的电压降的方向。

[0067] 接下来,可以开发一种将输入端的电导改变为内部节点权重的过程。由于输入电压被限制在 $-\frac{1}{2}V_T$ 和 $\frac{1}{2}V_T$ 之间,这些权重在输出权重的训练期间不可能改变,因为从输入节点到内部节点的最大电压降不能超过 $V_T$ 。

[0068] 反向传播算法的反向传播步骤由以下等式给出:

$$[0069] \quad \Delta G_{ij} = \alpha (\sum_k G_{kj} (T_k - I_k)) V_i. \quad (11)$$

[0070] 中心项不再与误差 $\delta$ 成比例,其现在而是等于误差 $\delta$ 的加权和。这是内部节点 $j$ 的“对误差的贡献”。右边的项是输入端处的电压,其易于测量。持续时间 $t$ 可以与该输入 $V_i$ 的绝对值成比例。

[0071] 现在,上述加权和可以被再现为内部节点 $j$ 上的电压,并且可以应用上述相同的方法来与该电压成比例地改变电导。

[0072] 如果误差 $\delta (T_k - I_k)$ 被获取并被转换成电压,则可以通过将这些电压置于输出节点上,同时将输入节点接地,来实现加权和。对每个内部节点上误差的所产生的贡献精确到归一化因子 $G_j$ ,这也不会显著影响学习过程。

[0073] 通过向具有正输入的输入节点施加电压 $V_T$ ,有可能选择性地增强与其相连接的具有负电压的所有节点的电导,从而降低这些内部节点对误差的贡献。类似地,施加电压 $-V_T$ 将选择性地削弱所有具有正电压的节点的电导,再次降低这些节点对误差的贡献。翻转所有误差 $\delta$ 的符号,具有负输入的输入节点可以以相同的方式处理。

[0074] 图4示出了根据本文描述的各种实施例的用于训练在图2中所示前馈网络30的示例训练处理器110。训练处理器110包括数据存储120、接口模块130、测量模块140、和训练模块150。数据存储120存储各种类型的数据,包括训练数据122和网络数据124。训练模块150可以依靠训练数据122来训练前馈网络30。例如,训练数据122可以包括定义前馈网络30中的内部节点(例如,导电金属核12A)和输出节点(例如,输入电极14A和/或输出电极14B)之间的目标权重的数据。因此,训练数据122可以定义将被编入到前馈网络30中的每个忆阻壳12B中的电导的目标水平或目标值。训练数据122可以基于用于训练的任何合适的模型,以用于训练网络的任何目的。

[0075] 网络数据124可以包括定义前馈网络30的网络结构的数据,例如导电金属核12A、输入电极14A、和输出电极14B之间的连接。因此,网络数据124可以定义由在图4中所示的导电金属核12A、输入电极14A、和输出电极14B之间的忆阻壳12B形成的忆阻器连接。训练模块150可以参考网络数据124来确定用于训练前馈网络30的适当步骤序列。

[0076] 接口模块130可以包括提供与输入电极14A和输出电极14B的电接口的一个或更多个电路。例如,接口模块130可以包括能够向一个或更多个输入电极14A和/或输出电极14B提供输入电压和/或输入电流的电路。接口模块130可以包括能够将一个或更多个输入电极14A和/或输出电极14B接地的电路。接口模块130还可以包括能够读取一个或更多个输入电极14A和/或输出电极14B处的电压和/或电流的电路。

[0077] 测量模块140可以包括在一个或更多个输入电极14A和/或输出电极14B处进行测量的一个或更多个电路。例如,测量模块140可以测量在一个或更多个输入电极14A和/或输出电极14B处的电压和/或电流。测量模块140还可以计算各种电压、电流等之间的差值,以确定测量值和目标值之间的差值。接口模块130和测量模块140都可以实现为任何合适的模

拟和/或数字电路网络,包括放大器、滤波器和处理电路,具有存储器。

[0078] 训练模块150可以实现为能够执行图5A、图5B、和图5C所示的忆阻网络训练过程的处理电路。在这种情况下,训练模块150可以指示接口模块130以训练在输入电极14A和内部节点的导电核12A之间的电导或权重。训练模块150还可以指示接口模块130以训练在内部节点的导电核12A和输出电极14B之间的电导或权重。

[0079] 在实际意义上,前馈网络30的内部结构(例如,在输入电极14A、输出电极14B、和导电核12A之间的忆阻壳12B连接的各个连接和/或电导)可能是未知的。因此,由训练模块150执行的算法被设计成隐式地执行训练过程。通过训练前馈网络30,训练模块150有效地自组织在输入电极14A和导电核12A之间的以及在输出电极14B和导电核12A之间的一组路径。通过调节在输入电极14A、输出电极14B、和导电核12A之间的忆阻壳12B的电导来定义或组织路径。在一些情况下,训练模块150可以从在输出电极14B处的一组目标电流开始,而不是使用一组目标权重进行训练。

[0080] 图5A-5C示出了根据本文所述的各种实施例的用于训练前馈网络的示例忆阻网络训练过程。结合在图4中所示的前馈网络30和训练处理器110来描述训练过程。因此,训练处理器110被配置成执行在图5A-5C中所示的过程。然而,其他前馈网络可以由其他训练处理器使用在图5A-5C中所示的过程来训练。此外,尽管过程图示出了操作或执行的顺序,但是顺序可以不同于所示的顺序。例如,两个或更多个过程步骤的执行顺序可相对于所示的顺序或者下文所述的顺序进行掉换。另外,连续显示的两个或更多个过程步骤可以被同时执行或部分地同时执行。另外,在一些示例中,在过程图中示出的过程步骤中的一个或更多个过程步骤可被跳过或被省略。

[0081] 转到图5A,训练模块150可以首先训练在前馈网络30中的内部节点的导电核12A和输出电极14B之间的电导或权重(例如忆阻器的电导)。为此,在步骤202,该过程包括向前馈网络的一个或更多个输入节点施加输入功率。例如,训练模块150可以指示接口模块130向前馈网络30的输入电极14A中的一个或更多个输入电极施加在 $-\frac{1}{2}V_T$ 和 $\frac{1}{2}V_T$ 之间的电压。在一些情况下,训练模块150可以指示接口模块130向输入电极14A中的每个输入电极施加在 $-\frac{1}{2}V_T$ 和 $\frac{1}{2}V_T$ 之间的电压。作为电压施加的替代,训练模块150可以指示接口模块130向输入电极14A中的一个或更多个输入电极施加或驱动特定水平的电流。

[0082] 在步骤204,该过程可以包括将前馈网络的一个或更多个输出节点接地。例如,训练模块150可以指示接口模块130将前馈网络30的输出电极14B中的一个或更多个输出电极接地。在一些情况下,训练模块150可以指示接口模块130将输出电极14B中的每个输出电极接地。

[0083] 如上所述,在等式(5)中,归一化因子 $G_j = \sum_{i=1}^N G_{ij}$ ,不取决于电压或电流的瞬时值。归一化因子 $G_j$ 不会显著影响前馈网络30的运行。如果所有的输出节点都保留接地(即, $V_i = 0$ ),那么对总和的唯一贡献就是输入节点的贡献。因此,内部节点处的电压可以被视为通过电导矩阵除以归一化因子得到的输入的线性变换。

[0084] 类似地,输出电极14B处的电流可以由训练模块150求解。因为在步骤204输出电极14B都被接地,电流可以由等式(6)给出。如上所述,这是通过电导矩阵得到的对隐藏节点的

线性变换。同时,接口模块130可访问输出电极14B处的实际电流,以用于由测量模块140进行测量。

[0085] 在步骤206,该过程可以包括测量模块140测量输出电极14B中的一个或多个输出电极处的输出电流。测量模块140可以依次测量输出电极14B中的每个输出电极的输出电流,并将这些值存储在数据存储器120中以用于进一步处理。除了电流,在某些情况下,在步骤106,测量模块140还可以测量在输出电极14B中的一个或多个输出电极处的输出电压。

[0086] 在步骤208,该过程可以包括训练模块150将在步骤206测量的输出电极14B中的一个或多个输出电极处的输出电流(或电压)与目标或期望的输出电流(或电压)进行比较,以确定第一误差 $\delta$ 。可以对输出电极14B中的每个输出电极依次执行步骤208,并且可以为输出电极14B中的每个输出电极确定第一误差 $\delta$ 。误差 $\delta$ 可以被存储在数据存储器120中,以用于进一步处理。

[0087] 步骤208遵循根据上述等式(7)的 $\delta$ 规则的应用。如果误差 $\delta$ (例如,在等式(7)中 $(T_k - I_k)$ )为正,则希望使在步骤206测量的一个或多个电流变大,从而减小误差。这可以通过增强与内部正节点的连接和削弱与内部负节点的连接来实现。如果误差 $\delta$ 为负,则希望使在步骤206测量的一个或多个电流变小,以减小误差。

[0088] 在步骤210,该过程可以包括:训练模块150向输出电极14B中的一个或多个输出电极施加阈值电压或阈值电流持续与在步骤208确定的第一误差 $\delta$ 的大小成比例的时间段。例如,可以在步骤208确定关于输出电极14B中的第一输出电极的第一误差 $\delta$ 。然后,在步骤210,训练模块150可以引导接口模块130向输出电极14B中的第一输出电极施加正阈值电压 $V_T$ 或负阈值电压 $-V_T$ 持续与在步骤208确定的关于输出电极14B中的第一输出电极的第一误差 $\delta$ 的大小成比例的时间段。剩余的输出电极14B(即,除了第一输出电极之外的输出电极)可以保持接地。步骤210可以依次针对输出电极14B中的输出电极进行迭代。

[0089] 在图5B中更详细地示出了在步骤210施加阈值电压的过程。在图5B中的步骤302,该过程包括:训练模块150确定来自步骤208的关于输出电极14B的第一输出电极的误差 $\delta$ (例如, $(T_k - I_k)$ 在等式(7)中)是否为负。如果误差 $\delta$ 为负,则过程进行到步骤304。如果误差 $\delta$ 为正,则过程进行到步骤308。

[0090] 在步骤304,该过程包括:训练模块150向输出节点中的一个或多个输出节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与误差 $\delta$ 成比例的时间段。例如,可以在步骤208确定关于输出电极14B中的第一输出电极的误差 $\delta$ 。然后,在步骤304,训练模块150可以引导接口模块130向输出电极14B中的第一输出电极施加正阈值电压 $V_T$ 持续与在步骤208确定的误差 $\delta$ 的大小成比例的时间段。在步骤304,剩余的输出电极14B(即,除了第一输出电极之外的输出电极)可以保持接地。

[0091] 如上所述,如果在步骤304输出电极14B中的第一输出电极被选择并且电压设置为等于 $V_T$ ,那么到所有具有正电压( $+V_j$ )的内部节点的连接将不会改变它们的电导,因为根据定义,由于 $V_j$ 是正的,它们的电压降( $V_T - V_j$ )将小于 $V_T$ 。这隔离了具有负 $V_j$ 的内部节点,其电压降将大于 $V_T$ 。此外,每个负内部节点上的电压降现在等于在等式(9)和(10)中的关系。

[0092] 此外,驱动电导变化 $\Delta G \propto (\Delta V - V_T)$ 的量因此与 $V_j$ 成比例。如果误差 $\delta$ 是负的(即,图5B中步骤302的“是”分支),则电流应该更加负。因此,希望增强与具有负电压的内部节点的连接。因为在上述情况下, $\Delta V > V_T$ ,在步骤304,施加到输出电极14B中的第一输出电极上的 $V_T$

可以将每个负内部节点的电导增加与每个节点的 $V_j$ 成比例的量。如果假设该电压施加的时间 $t$ 与该输出节点上的误差 $\delta$ 成比例,则反向传播算法 $\Delta G_{kj} = \alpha (T_k - I_k) V_j$ 可以关于该组连接而被重建。

[0093] 这可以通过在施加 $+V_T$ 持续时间 $t$ 之后施加电压 $-V_T$ 而被延伸到连接到输出电极14B的第一输出电极的正内部节点。因此,在步骤306,该过程还可以包括:向输出节点的一个或更多个节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与误差 $\delta$ 成比例的时间段。例如,在步骤306,训练模块150可以引导接口模块130向输出电极14B的第一电极施加负阈值电压 $-V_T$ 持续在与在步骤208确定的误差 $\delta$ 的大小成比例的时间段 $t$ 。在步骤306,剩余的输出电极14B(即,除了第一电极之外的输出电极)可以保持接地。

[0094] 由于步骤306,所有具有负电压的内部节点上的电压降 $(-V_T - V_j)$ 将低于导致电导变化的阈值,有效地隔离了具有正电压 $V_j$ 的内部节点。出于类似的原因,在降低电导而不是增加电导的方向上,这些正内部节点上的电导变化的大小也与每个内部节点处的电压成比例。此外,这是具有负误差 $\delta$ 的输出节点所需要的(即,来自图5B中步骤302的“是”分支)。步骤304和306可以发生在具有负误差 $\delta$ 的所有输出电极14B上。

[0095] 考虑到具有正误差 $\delta$ 的输出(即,图5B中步骤302的“否”分支),这些电导变化的方向可以被反转。具体而言,与负内部节点的连接可以被削弱,而与正内部节点的连接可以被增强。这可以在步骤308通过使所有输入的电压极性反转(从而翻转所有内部节点的符号)来实现。在步骤308,该过程包括训练模块150使施加到输入电极14A的输入电压或输入电流的极性反转。这可以是在步骤202施加到输入电极14A的电压或电流极性的反转。此外,在步骤310和312,该过程包括分别类似于步骤304和306的步骤。步骤308、310、和312可以发生在具有正误差 $\delta$ 的所有输出电极14B上。该过程可以从图5B返回到图5A中的步骤212。

[0096] 返回到图5A,训练模块150现在可以训练在输入电极14A和内部节点的导电核12A之间的电导或权重。因为施加到输入电极14A的电压在步骤202、204、206、208、和210中被限制在 $-\frac{1}{2}V_T$ 和 $\frac{1}{2}V_T$ 之间,由于从输入节点到内部节点的最大电压降不能超过 $V_T$ ,所以在输出权重的训练期间,在输入电极14A和内部节点的导电核12A之间的权重不会被改变。

[0097] 在步骤212,该过程可以包括训练模块150针对一个或更多个输出电极14B将在步骤208确定的输出电极14B的第一误差 $\delta$ 变换成输出电极14B的第二误差 $\delta$ 。作为一个示例,训练模块150可以将第一个输出电极14B的第一误差 $\delta$ 电流(例如, $(T_k - I_k)$ 在等式(7)中)变换成可能是电压的第二误差 $\delta$ 。第二误差 $\delta$ 可以与第一误差 $\delta$ 成比例,但是例如从电流转换成电压,或者从电压转换成电流。可以参考存储在数据存储器120中的来自步骤208的第一误差 $\delta$ ,对输出电极14B中的每个输出电极执行步骤212。

[0098] 在步骤214,该过程可以包括将前馈网络的一个或更多个输入节点接地。例如,训练模块150可以引导接口模块130将前馈网络30的输入电极14A中的一个或更多个电极接地。在一些情况下,训练模块150可以引导接口模块130将输入电极14A的每个输入电极接地。

[0099] 在步骤216,该过程可以包括对于输出电极14B中的每个输出电极,将在步骤212确定的第二误差 $\delta$ 施加到该输出电极14B上。例如,如上所述,可以在步骤212确定关于输出电极14B中的每个输出电极的可以是电压的第二误差 $\delta$ 。训练模块150可以引导接口模块130将

输出电极14B的每个输出电极的第二误差 $\delta$ 电压分别施加到输出电极14B。步骤216还可以包括：依次向输入电极14A施加阈值电压或阈值电流持续与第二误差 $\delta$ 的绝对值成比例的第二时间段。

[0100] 步骤216的过程在图5C中更详细地被示出。在图5C中的步骤320,训练模块150可以引导接口模块130将在步骤212确定的关于输出电极14B中的每个输出电极的第二误差 $\delta$ 电压分别施加到输出电极14B。

[0101] 在图5C中的步骤322,该过程包括：训练模块150确定在图5A中的步骤202施加到输入电极14A中的一个输入电极上的原始输入是否为负。如果原始输入是负的,则过程进行到步骤324。如果原始输入是正的,则过程进行到步骤328。

[0102] 在步骤324,该过程包括：训练模块150向输入节点中的一个或多个输入节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与第二误差 $\delta$ 成比例的时间段。例如,训练模块150可以引导接口模块130向输入电极14A中的一个输入电极施加正阈值电压 $V_T$ 持续与在图5A中的步骤212确定的第二误差 $\delta$ 的绝对值成比例的第二时间段。此外,在步骤326,训练模块150可以引导接口模块130向输入电极14A中的第一输入电极施加负阈值电压 $-V_T$ 持续第二时间段。在步骤324和326,剩余的输入电极14A(即,除了第一输入电极之外的输入电极)可以保持接地。

[0103] 在图5C中的步骤328,该过程包括：训练模块150使在步骤320施加到输出电极14B的第二误差 $\delta$ 电压的极性反转。在步骤330,该过程包括：训练模块150向输入节点中的一个或多个输入节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与第二误差 $\delta$ 成比例的时间段。例如,训练模块150可以引导接口模块130向输入电极14A中的一个输入电极施加正阈值电压 $V_T$ 持续与在图5A中的步骤212确定的第二误差 $\delta$ 的绝对值成比例的第二时间段。此外,在步骤332,训练模块150可以引导接口模块130向输入电极14A中的第一输入电极施加负阈值电压 $-V_T$ 持续第二时间段。在步骤324和326,剩余的输入电极14A(即,除了第一输入电极之外的输入电极)可以保持接地。

[0104] 图5A-5C中给出的算法再现了二分忆阻网络中的反向传播算法。尽管在图5A-5C中以一个示例顺序或序列呈现,但是在某些情况下,该算法可以被应用或被用于替代序列。附加地,虽然某些电压和电流被描述为在该算法中被施加和/或测量,但是应当理解,电压的测量或施加可以被电流的测量或施加代替。类似地,电流的测量或施加可以用电压的测量或施加来代替。由于该算法在每个训练示例中只针对每个外部节点迭代一次,因此它在时间上相对于节点数量是一阶的。这与时间上为二阶的反向传播算法的标准实现方式形成对比。

[0105] 本文描述的包括接口模块130、测量模块140、和训练模块150的部件可以用硬件、软件、或硬件和软件的组合来实现。如果体现在软件中,则每个元件可表示包括程序指令以实现指定的逻辑功能的模块或代码组。程序指令可体现在例如包括以编程语言编写的人类可读语句的源代码或包括由诸如在计算机系统或其它系统中的处理器的适当执行系统可识别的机器指令的机器代码的形式中。如果体现在硬件中,则每个元件可代表实现规定的逻辑功能的电路或多个互连的电路。

[0106] 训练处理器110可以包括至少一个处理电路。这种处理电路可以包括例如耦合到本地接口的一个或多个处理器和一个或多个存储器或存储设备。本地接口可包括例如

具有附随的地址/控制总线或任何其它合适的总线结构。存储器或存储设备可以存储可由处理电路的处理器执行的数据或部件。例如,训练模块150和/或其他部件可以被存储在一个或更多个存储设备中,并且可以由训练处理器110中的一个或更多个处理器执行。

[0107] 本文描述的训练模块150和其他部件可以以硬件的形式、作为可由硬件执行的软件部件、或者作为软件和硬件的组合来实现。如果实现为硬件,本文描述的部件可以被实现为采用任何合适的硬件技术的电路或状态机。该硬件技术可包括例如一个或更多个微处理器、具有用于在应用一个或多个数据信号时实现各种逻辑功能的逻辑门的分立逻辑电路、具有适当的逻辑门的专用集成电路(ASIC)、可编程逻辑器件(例如现场可编程门阵列(FPGA))、和复杂可编程逻辑器件(CPLD)。

[0108] 此外,本文描述的包括软件或程序指令的部件中的一个或更多个部件可体现在任何非暂时性计算机可读介质中以用于由例如在计算机系统或其它系统中的处理器的指令执行系统使用或结合例如在计算机系统或其它系统中的处理器的指令执行系统进行使用。计算机可读介质可以包含、存储、和/或维护由指令执行系统使用或与指令执行系统结合使用的软件或程序指令。

[0109] 计算机可读介质可以包括物理介质,例如磁、光、半导体、和/或其他合适的介质。合适的计算机可读介质的示例包括但不限于固态驱动器、磁驱动器、或闪存。此外,本文所述的任何逻辑或部件可以以各种方式来实现和构造。例如,所描述的一个或更多个部件可以被实现为单个应用的模块或部件。此外,本文描述的一个或更多个部件可以在一个计算设备中执行,或者通过使用多个计算设备来执行。

[0110] 本公开的上述示例仅仅是为了清楚理解本公开的原理而阐述的实现方式的可能的示例。可以在实质上不偏离本公开的精神和原理的情况下做出很多变化和修改。所有这样的修改和变化都认为是被包括在在本文中在本公开的范围内并由随附的权利要求保护。

[0111] 在以下一个或更多个条款中也可以找到对本文描述的一个或更多个实施例的支持:

[0112] 第1条:一种训练包括多个输入节点和多个输出节点的忆阻网络的方法,包括:向所述多个输入节点中的输入节点施加输入电压或输入电流;将所述多个输出节点中的输出节点接地;测量在所述输出节点处的输出电流或输出电压;将所述输出电流或输出电压与目标电流或目标电压进行比较以确定误差 $\delta$ ;以及,向输出节点施加阈值电压或阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 的大小成比例的时间段。

[0113] 第2条:根据第1条所述的方法,其中,当所述误差 $\delta$ 为负时,将所述阈值电压或阈值电流施加到所述输出节点包括:向所述输出节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 成比例的时间段;和,向所述输出节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 成比例的时间段。

[0114] 第3条:根据第1条所述的方法,其中,当所述误差 $\delta$ 为正时,将所述阈值电压或阈值电流施加到所述输出节点包括:使施加到所述输入节点的所述输入电压或输入电流的极性反转;向所述输出节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 成比例的时间段;和,向所述输出节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 成比例的时间段。

[0115] 第4条:根据第1条所述的方法,还包括:将所述误差 $\delta$ 变换成误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流;将所述误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流施加到所述输出节点;以及,向所述输入节点施加所述阈

值电压或阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的第二时间段。

[0116] 第5条:根据第4条所述的方法,其中,当施加到所述输入节点的所述输入电压或输入电流为正时,将所述阈值电压或阈值电流施加到所述输入节点包括:向所述输入节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的所述第二时间段;以及,向所述输入节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的所述第二时间段。

[0117] 第6条:根据第4条所述的方法,其中,当施加到所述输入节点的所述输入电压或输入电流为负时,将所述阈值电压或阈值电流施加到所述输入节点包括:使施加到所述输出节点的所述误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流的极性反转;向所述输入节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的所述第二时间段;以及,向所述输入节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压的绝对值成比例的所述第二时间段。

[0118] 第7条:根据第1条所述的方法,其中,所述忆阻网络包括二分忆阻网络。

[0119] 第8条:根据第1条所述的方法,其中,所述方法再现了用于训练所述忆阻网络的反向传播算法。

[0120] 第9条:一种忆阻网络,包括:多个纳米纤维,其中,每个纳米纤维包括金属核和忆阻壳;多个电极,所述多个电极被放置在所述纳米纤维上,其中,所述多个电极包括多个输入节点和多个输出节点;以及,训练处理器,所述训练处理器被配置为:向所述多个输入节点中的输入节点施加输入电压或输入电流;将所述多个输出节点中的输出节点接地;测量在所述输出节点处的输出电流或输出电压;将所述输出电流或输出电压与目标电流或目标电压进行比较,以确定误差 $\delta$ ;以及,向所述输出节点施加阈值电压或阈值电流持续与误差 $\delta$ 的大小成比例的时间段。

[0121] 第10条:根据第9条所述的忆阻网络,其中,当所述误差 $\delta$ 为负时,所述训练处理器还被配置为:向所述输出节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 成比例的时间段;和,向所述输出节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 成比例的时间段。

[0122] 第11条:根据第9条所述的忆阻网络,其中,当所述误差 $\delta$ 为正时,所述训练处理器还被配置为:使施加到所述输入节点的所述输入电压或输入电流的极性反转;向所述输出节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 成比例的时间段;以及,向所述输出节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 成比例的时间段。

[0123] 第12条:根据第9条所述的忆阻网络,其中,所述训练处理器还被配置为:将所述误差 $\delta$ 变换成误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流;将所述误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流施加到所述输出节点;以及,向所述输入节点施加所述阈值电压或阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的第二时间段。

[0124] 第13条:根据第12条所述的忆阻网络,其中,当施加到所述输入节点的所述输入电压或输入电流为正时,所述训练处理器还被配置为:向所述输入节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的所述第二时间段;以及,向所述输入节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的所述第二时间段。

[0125] 第14条:根据第12条所述的忆阻网络,其中,当施加到所述输入节点的所述输入电压或输入电流为负时,所述训练处理器还被配置为:使施加到所述输出节点的所述误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流的极性反转;向所述输入节点施加正阈值电压或正阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压或误差 $\delta$ 电流的绝对值成比例的所述第二时间段;以及,向所述输入节点施加负阈值电压或负阈值电流持续与所述误差 $\delta$ 电压的绝对值成比例的所述第二时间段。

[0126] 第15条:根据第9条所述的忆阻网络,其中,所述忆阻网络包括二分忆阻网络。

[0127] 第16条:一种训练包括多个输入节点和多个输出节点的忆阻网络的方法,所述方法包括:向所述多个输入节点中的输入节点施加输入电压;将所述多个输出节点中的输出节点接地;测量在所述输出节点处的输出电流;将所述输出电流与目标电流进行比较以确定误差 $\delta$ ;以及,向所述输出节点施加阈值电压持续与所述误差 $\delta$ 的大小成比例的时间段。

[0128] 第17条:根据第16条所述的方法,其中,当所述误差 $\delta$ 为负时,将所述阈值电压施加到所述输出节点包括:向所述输出节点施加正阈值电压持续与所述误差 $\delta$ 成比例的时间段;和,向所述输出节点施加负阈值电压持续与所述误差 $\delta$ 成比例的时间段。

[0129] 第18条:根据第16条所述的方法,其中,当所述误差 $\delta$ 为正时,将所述阈值电压施加到所述输出节点包括:使施加到所述输入节点的所述输入电压的极性反转;向所述输出节点施加正阈值电压持续与所述误差 $\delta$ 成比例的时间段;和,向所述输出节点施加负阈值电压持续与所述误差 $\delta$ 成比例的时间段。

[0130] 第19条:根据第16条所述的方法,其中,所述忆阻网络包括二分忆阻网络。

[0131] 第20条:根据第16条所述的方法,其中,所述方法再现用于训练所述忆阻网络的反向传播算法。

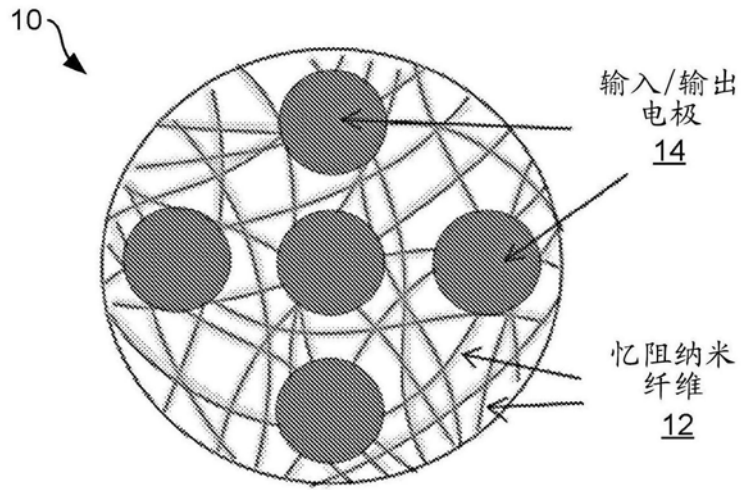


图1A

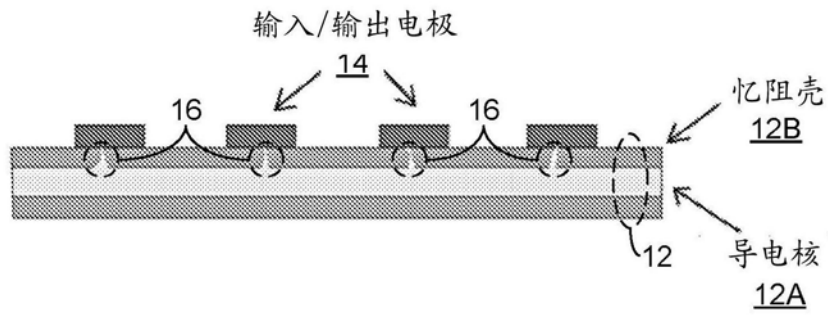


图1B

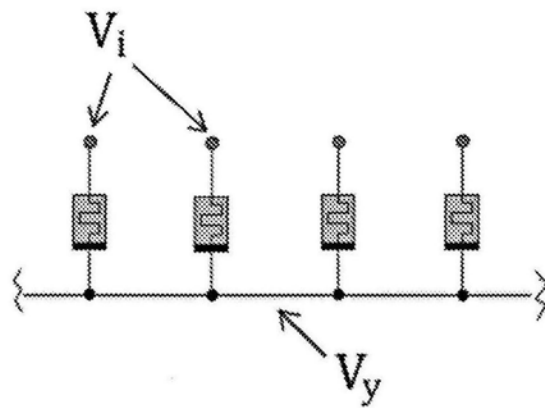


图1C

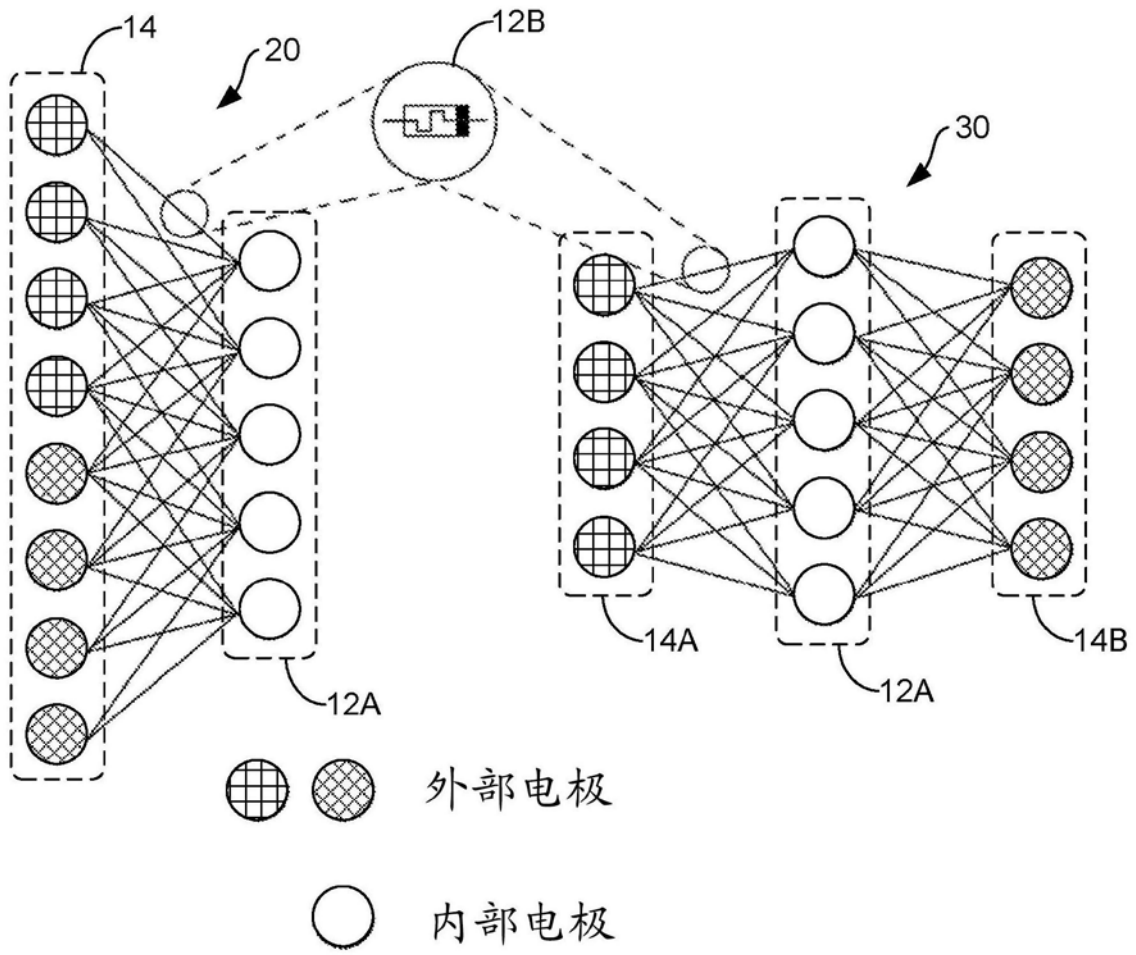


图2

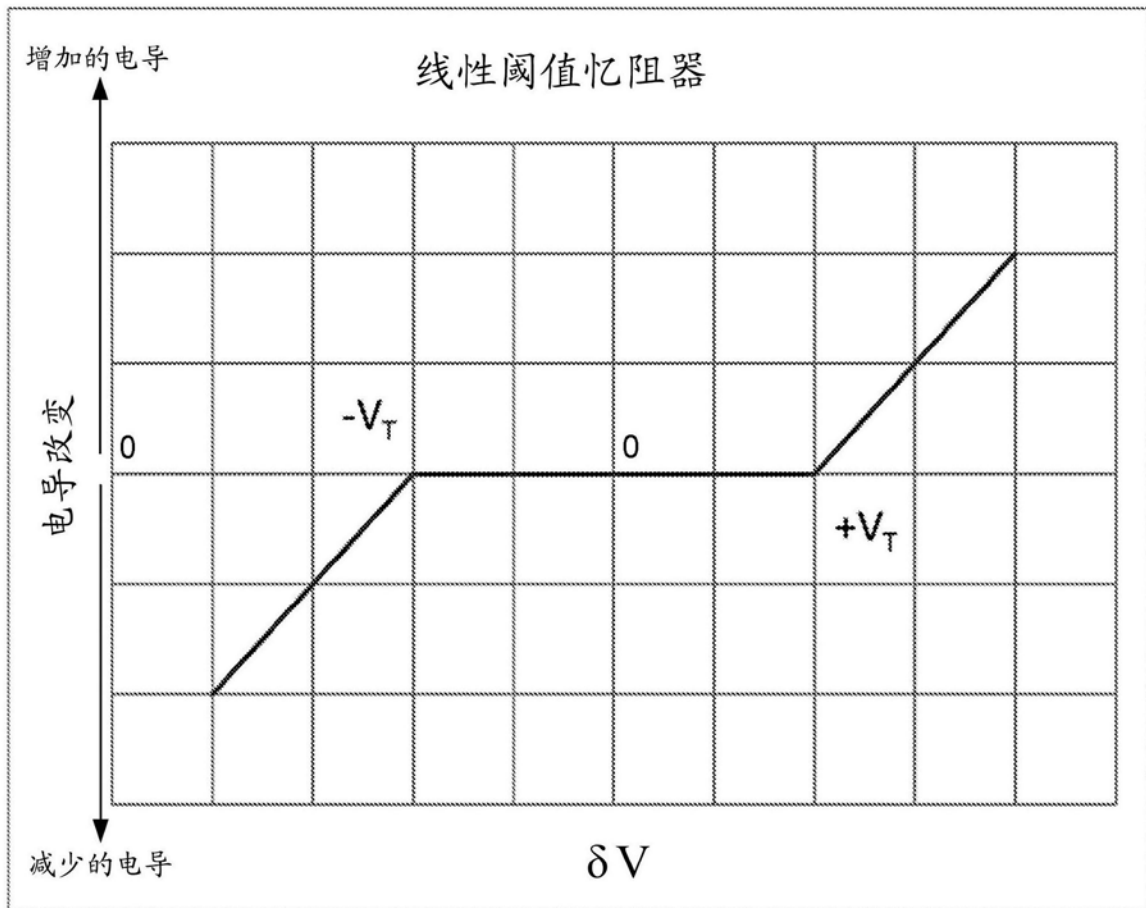


图3

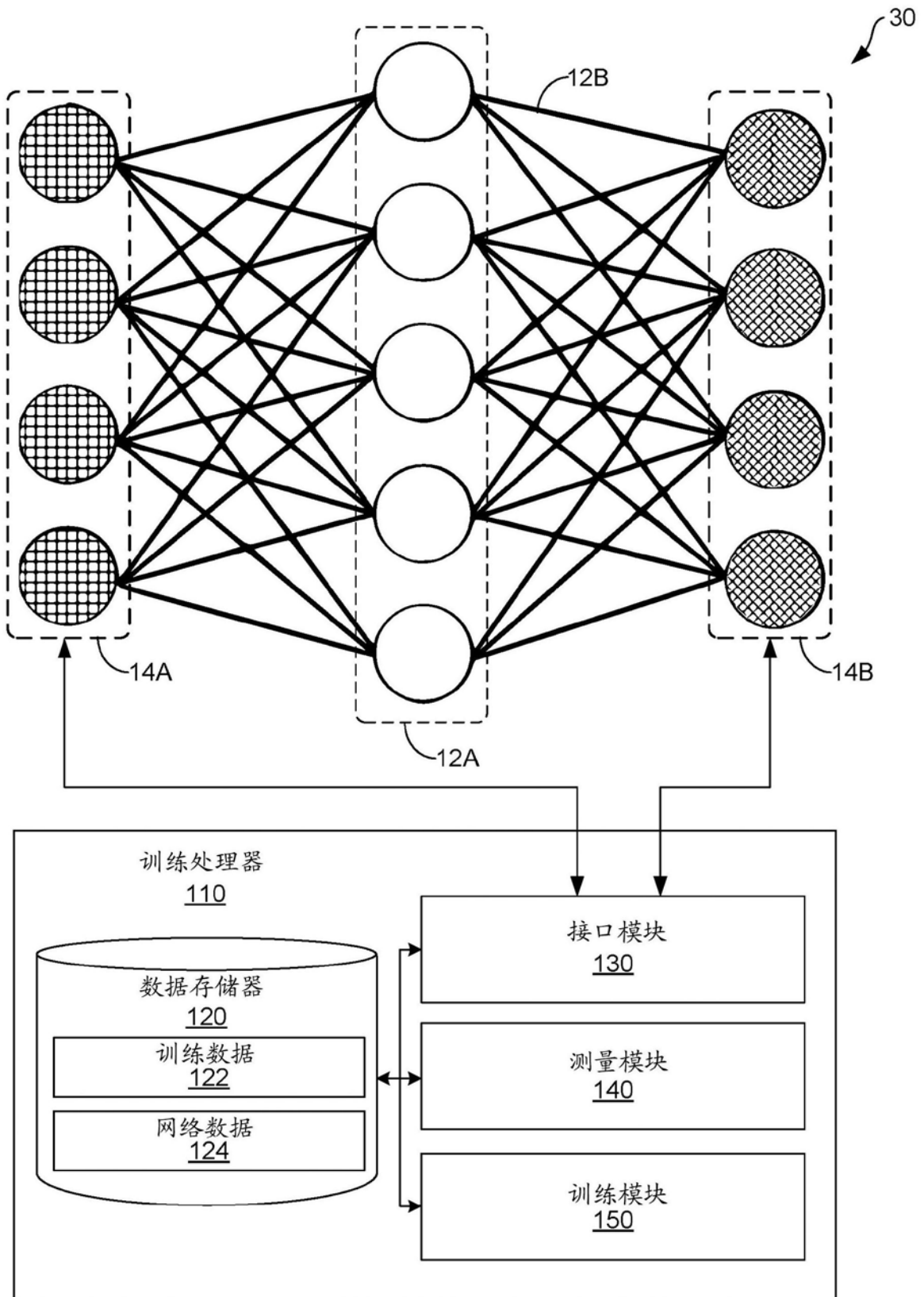


图4

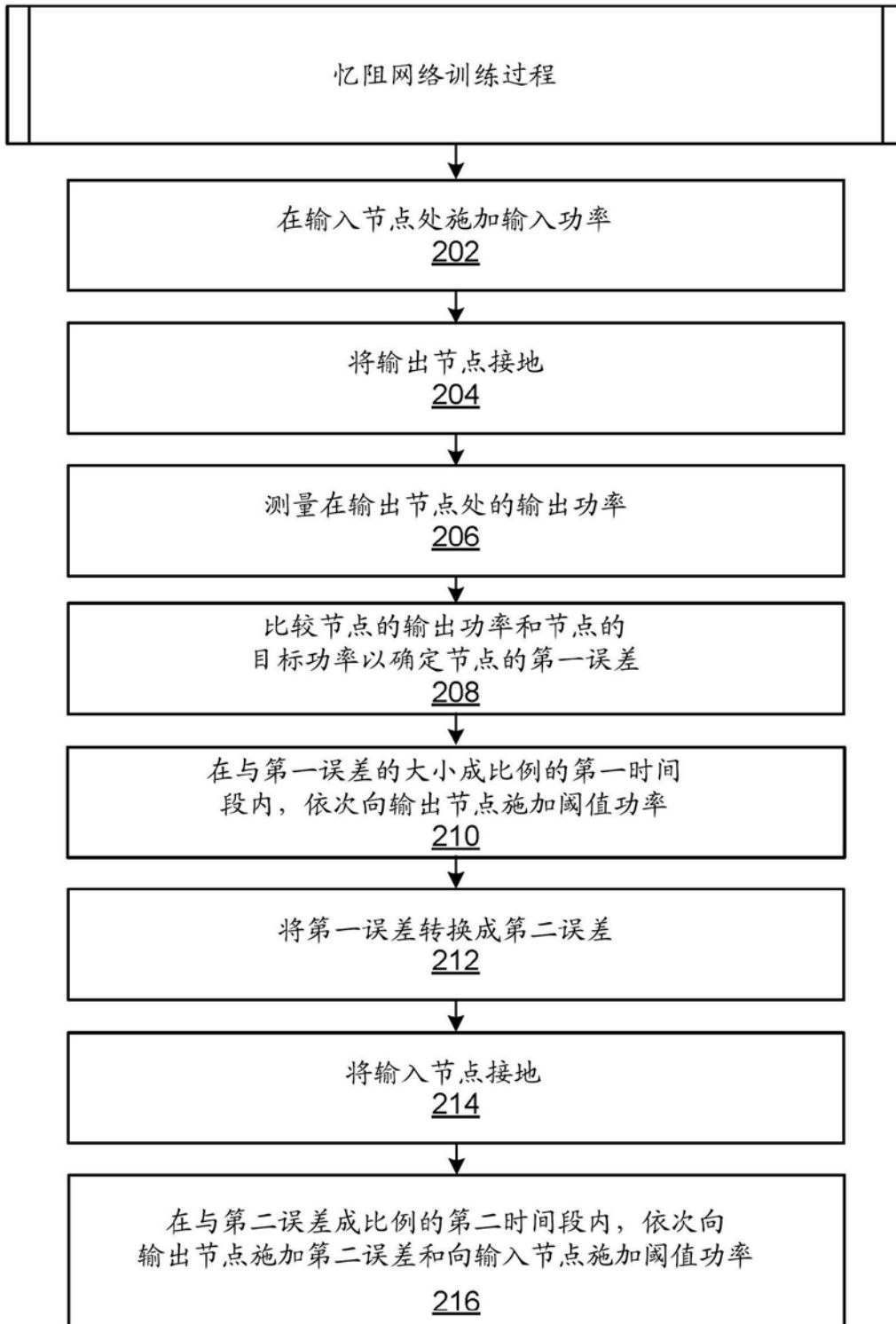


图5A

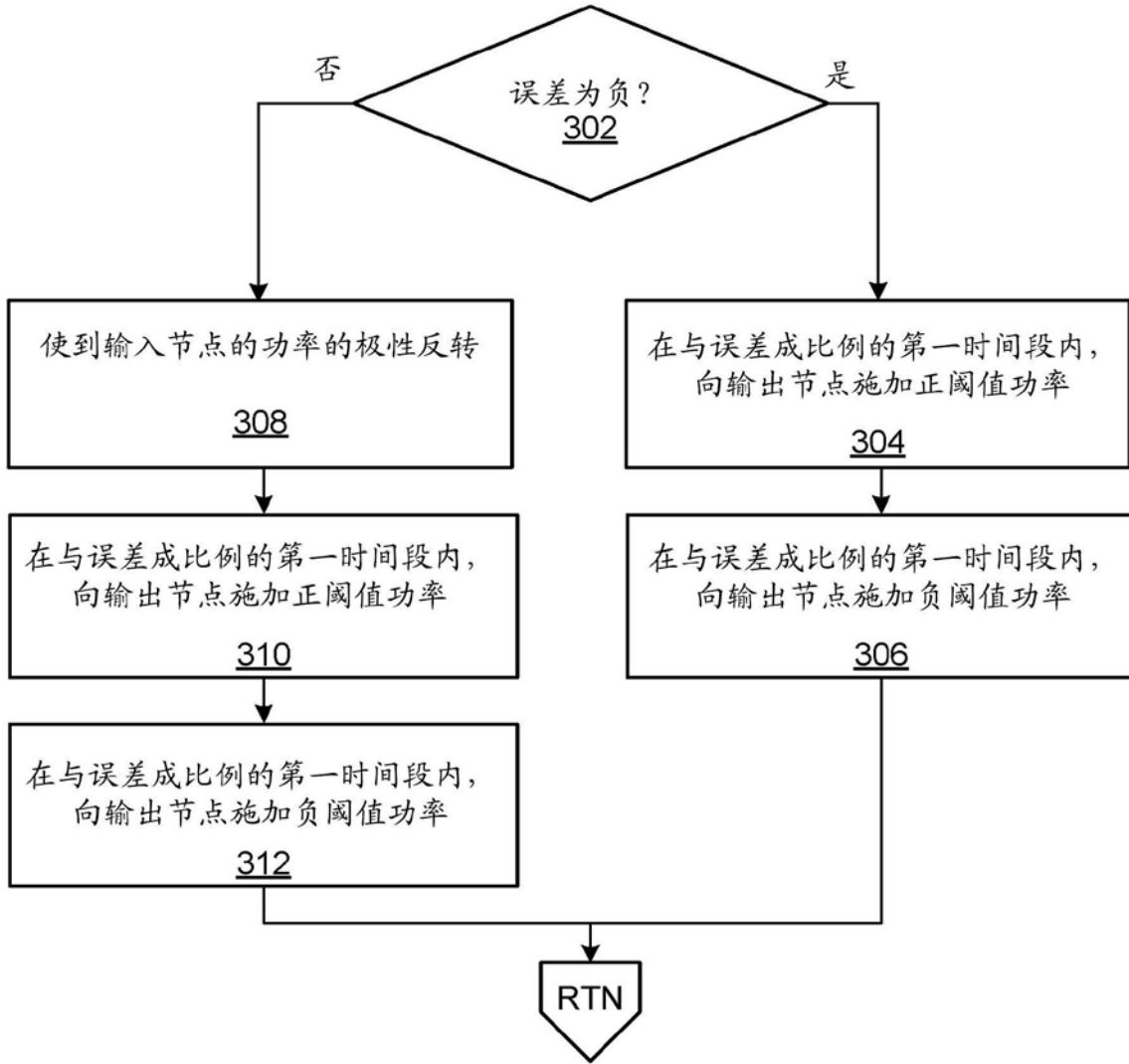


图5B

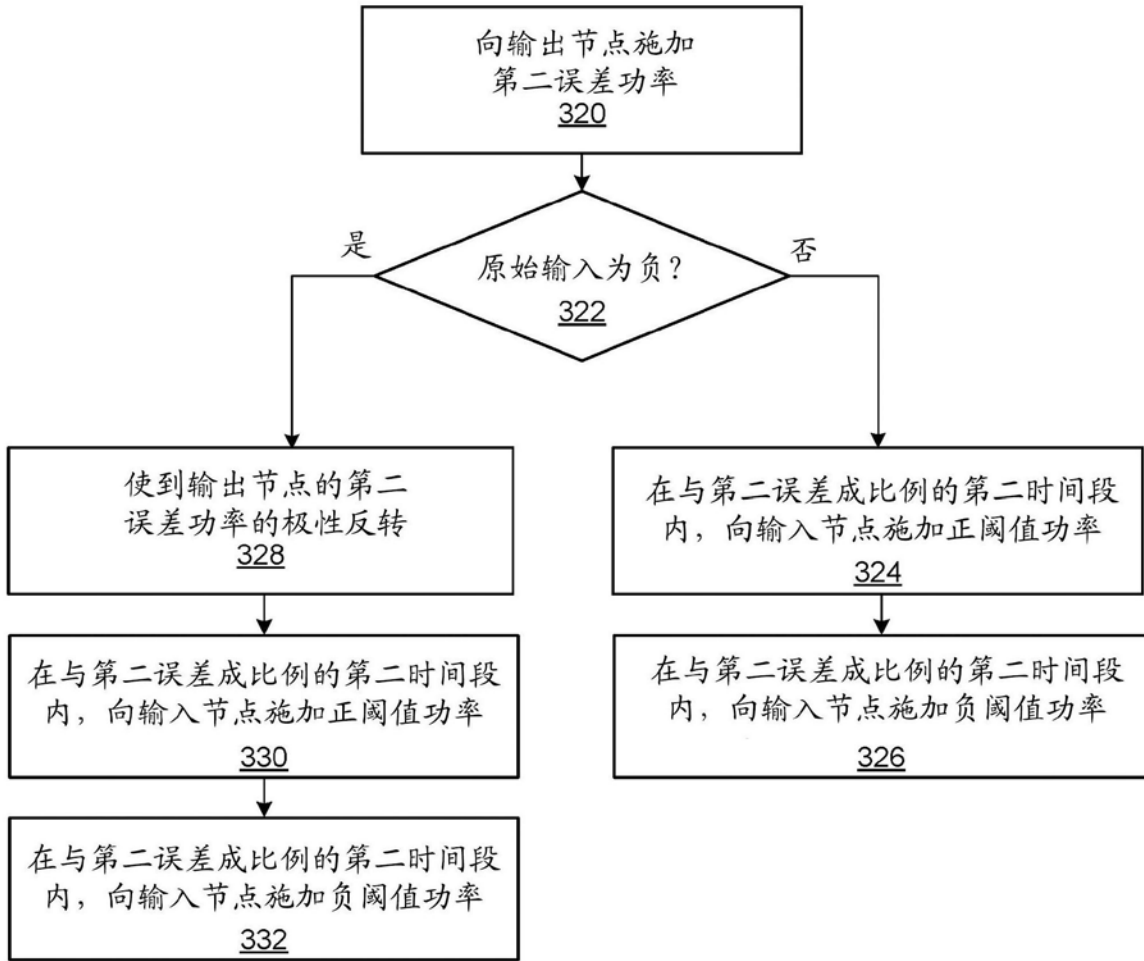


图5C