



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 105981056 A

(43)申请公布日 2016.09.28

(21)申请号 201580008280.3

(74)专利代理机构 上海专利商标事务所有限公司 31100

(22)申请日 2015.02.12

代理人 李小芳

(30)优先权数据

61/940,281 2014.02.14 US

14/286,556 2014.05.23 US

(51)Int.Cl.

G06N 3/04(2006.01)

G10L 25/30(2006.01)

(85)PCT国际申请进入国家阶段日
2016.08.11

(86)PCT国际申请的申请数据
PCT/US2015/015697 2015.02.12

(87)PCT国际申请的公布数据
W02015/123460 EN 2015.08.20

(71)申请人 高通股份有限公司
地址 美国加利福尼亚州

(72)发明人 L·克里希南 M·坎伯斯

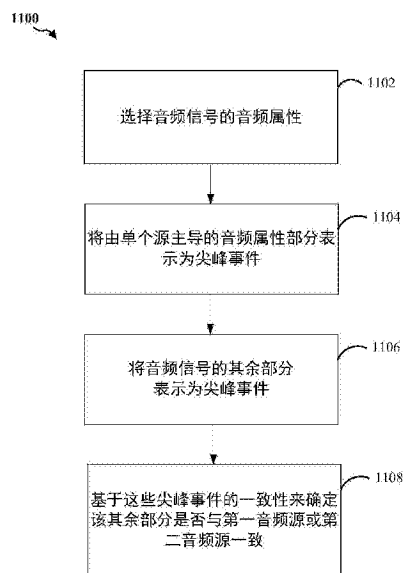
权利要求书2页 说明书15页 附图9页

(54)发明名称

尖峰神经网络中的听觉源分离

(57)摘要

一种音频源分离方法包括选择音频信号的音频属性。该方法还包括将由单个源主导的音频属性部分表示为源尖峰事件。另外,该方法包括将音频信号的其余部分表示为音频信号尖峰事件。该方法还包括基于源尖峰事件与音频信号尖峰事件的一致性来确定该其余部分是否与该单个源一致。



1. 一种音频源分离方法,包括:
选择音频信号的音频属性;
将由单个源主导的音频属性部分表示为至少一个源尖峰事件;
将所述音频信号的其余部分表示为至少一个音频信号尖峰事件;以及
至少部分地基于所述至少一个源尖峰事件与所述至少一个音频信号尖峰事件的一致性来确定所述其余部分是否与所述单个源一致。
2. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述确定至少部分地基于所述至少一个源尖峰事件以及所述至少一个音频信号尖峰事件出现在一时间窗口内。
3. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述音频属性是音调。
4. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述音频属性是空间位置。
5. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述确定至少部分地基于说话速率。
6. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述单个源包括锚,且所述锚使用至少一个带通滤波器来被处理以标识指定范围内的带通滤波器输出。
7. 如权利要求6所述的方法,其特征在于,所述处理是在周期性的基础上进行的。
8. 一种用于音频源分离的装置,包括:
存储器;以及
耦合至所述存储器的至少一个处理器,所述至少一个处理器被配置成:
选择音频信号的音频属性;
将由单个源主导的音频属性部分表示为至少一个源尖峰事件;
将所述音频信号的其余部分表示为至少一个音频信号尖峰事件;以及
至少部分地基于所述至少一个源尖峰事件与所述至少一个音频信号尖峰事件的一致性来确定所述其余部分是否与所述单个源一致。
9. 如权利要求8所述的装置,其特征在于,所述至少一个处理器被进一步配置成至少部分地基于所述至少一个源尖峰事件以及所述至少一个音频信号尖峰事件出现在一时间窗口内来确定所述其余部分是否与所述单个源一致。
10. 如权利要求8所述的装置,其特征在于,所述音频属性是音调。
11. 如权利要求8所述的装置,其特征在于,所述音频属性是空间位置。
12. 如权利要求8所述的装置,其特征在于,所述至少一个处理器被进一步配置成至少部分地基于说话速率来确定所述其余部分是否与所述单个源一致。
13. 如权利要求8所述的装置,其特征在于,所述单个源包括锚,且所述至少一个处理器被进一步配置成使用至少一个带通滤波器来处理所述锚以标识指定范围内的带通滤波器输出。
14. 如权利要求13所述的装置,其特征在于,所述至少一个处理器被进一步配置成在周期性的基础上处理所述锚。
15. 一种用于音频源分离的装备,包括:
用于选择音频信号的音频属性的装置;
用于将由单个源主导的音频属性部分表示为至少一个源尖峰事件的装置;
用于将所述音频信号的其余部分表示为至少一个音频信号尖峰事件的装置;以及
用于至少部分地基于所述至少一个源尖峰事件与所述至少一个音频信号尖峰事件的

一致性来确定所述其余部分是否与所述单个源一致的装置。

16. 如权利要求15所述的装备,其特征在于,所述确定装置还至少部分地基于所述至少一个源尖峰事件以及所述至少一个音频信号尖峰事件出现在一时间窗口内来确定所述其余部分是否与所述单个源一致。

17. 如权利要求15所述的装备,其特征在于,所述音频属性是音调。

18. 一种用于音频源分离的计算机程序产品,包括:

其上编码有程序代码的非瞬态计算机可读介质,所述程序代码包括:

用于选择音频信号的音频属性的程序代码;

用于将由单个源主导的音频属性部分表示为至少一个源尖峰事件的程序代码;

用于将所述音频信号的其余部分表示为至少一个音频信号尖峰事件的程序代码;以及

用于至少部分地基于所述至少一个源尖峰事件与所述至少一个音频信号尖峰事件的一致性来确定所述其余部分是否与所述单个源一致的程序代码。

19. 如权利要求18所述的计算机程序产品,其特征在于,进一步包括用于至少部分地基于所述至少一个源尖峰事件以及所述至少一个音频信号尖峰事件出现在一时间窗口内来确定所述其余部分是否与所述单个源一致的程序代码。

20. 如权利要求18所述的计算机程序产品,其特征在于,所述音频属性是音调。

尖峰神经网络中的听觉源分离

[0001] 相关申请的交叉引用

[0002] 本申请要求于2014年2月14日提交且题为“AUDITORY SOURCE SEPARATION IN A SPIKING NEURAL NETWORK(尖峰神经网络中的听觉源分离)”的美国临时专利申请No.61/940,281的权益,其公开内容通过援引全部明确纳入于此。

[0003] 背景

[0004] 领域

[0005] 本公开的某些方面一般涉及神经系统工程,并且尤其涉及用于尖峰神经网络中的听觉源分离的系统和方法。

背景技术

[0006] 可包括一群互连的人工神经元(即,神经元模型)的人工神经网络是一种计算设备或者表示将由计算设备执行的方法。人工神经网络可具有生物学神经网络中的对应的结构和/或功能。然而,人工神经网络可为其中传统计算技术是麻烦的、不切实际的、或不胜任的某些应用提供创新且有用的计算技术。由于人工神经网络能从观察中推断出功能,因此这样的网络在因任务或数据的复杂度使得通过常规技术来设计该功能较为麻烦的应用中是特别有用的。

[0007] 概述

[0008] 在本公开的一方面,公开了一种音频源分离方法。该方法包括选择音频信号的音频属性。该方法还包括将由单个源主导的音频属性部分表示为源尖峰事件。另外,该方法包括将音频信号的其余部分表示为音频信号尖峰事件。该方法还包括基于源尖峰事件与音频信号尖峰事件的一致性来确定该其余部分是否与该单个源一致。

[0009] 在本公开的另一方面,公开了一种用于音频源分离的装置。该装置具有存储器以及至少一个处理器。处理器耦合到存储器并且被配置成选择音频信号的音频属性。处理器还被配置成将由单个源主导的音频属性部分表示为源尖峰事件。另外,处理器被配置成将音频信号的其余部分表示为音频信号尖峰事件。处理器被进一步配置成基于源尖峰事件与音频信号尖峰事件的一致性来确定该其余部分是否与该单个源一致。

[0010] 在本公开的又一方面,公开了一种用于音频源分离的装备。该装备包括用于选择音频信号的音频属性的装置。该装备还包括用于将由单个源主导的音频属性部分表示为源尖峰事件的装置。该装备还包括用于将音频信号的其余部分表示为音频信号尖峰事件的装置。该装备还包括用于基于源尖峰事件与音频信号尖峰事件的一致性来确定该其余部分是否与该单个源一致的装置。

[0011] 在本公开的又一方面,公开了一种用于音频源分离的计算机程序产品。该计算机程序产品具有其上编码有程序代码的非瞬态计算机可读介质。该程序代码包括用于选择音频信号的音频属性的程序代码。该程序代码还包括用于将由单个源主导的音频属性部分表示为源尖峰事件的程序代码。另外,该程序代码包括用于将音频信号的其余部分表示为音频信号尖峰事件的程序代码。该程序代码还包括用于基于源尖峰事件与音频信号尖峰事件

的一致性来确定该其余部分是否与该单个源一致的程序代码。

[0012] 这已较宽泛地勾勒出本公开的特征和技术优势以便下面的详细描述可以被更好地理解。本公开的附加特征和优点将在下文描述。本领域技术人员应该领会,本公开可容易地被用作修改或设计用于实施与本公开相同的目的的其他结构的基础。本领域技术人员还应认识到,这样的等效构造并不脱离所附权利要求中所阐述的本公开的教导。被认为是本公开的特性的新颖特征在其组织和操作方法两方面连同进一步的目的是和优点在结合附图来考虑以下描述时将被更好地理解。然而,要清楚理解的是,提供每一幅附图均仅用于解说和描述目的,且无意作为对本公开的限定的定义。

[0013] 附图简述

[0014] 在结合附图理解下面阐述的详细描述时,本公开的特征、本质和优点将变得更加明显,在附图中,相同附图标记始终作相应标识。

[0015] 图1解说了根据本公开的某些方面的示例神经网络。

[0016] 图2解说了根据本公开的某些方面的计算网络(神经系统或神经网络)的处理单元(神经元)的示例。

[0017] 图3解说了根据本公开的某些方面的尖峰定时依赖可塑性(STDP)曲线的示例。

[0018] 图4解说了根据本公开的某些方面的用于定义神经元模型的行为的正态相和负态相的示例。

[0019] 图5解说了根据本公开的某些方面的使用通用处理器来设计神经网络的示例实现。

[0020] 图6解说了根据本公开的某些方面的设计其中存储器可以与个体分布式处理单元对接的神经网络的示例实现。

[0021] 图7解说了根据本公开的某些方面的基于分布式存储器和分布式处理单元来设计神经网络的示例实现。

[0022] 图8解说了根据本公开的某些方面的神经网络的示例实现。

[0023] 图9和10是解说根据本公开的各方面的用于听觉源分离的示例性架构的框图。

[0024] 图11是解说根据本公开的一方面的用于听觉源分离的方法的框图。

[0025] 详细描述

[0026] 以下结合附图阐述的详细描述旨在作为各种配置的描述,而无意表示可实践本文中所描述的概念的仅有的配置。本详细描述包括具体细节以便提供对各种概念的透彻理解。然而,对于本领域技术人员将显而易见的是,没有这些具体细节也可实践这些概念。在一些实例中,以框图形式示出众所周知的结构和组件以避免湮没此类概念。

[0027] 基于本教导,本领域技术人员应领会,本公开的范围旨在覆盖本公开的任何方面,不论其是与本公开的任何其他方面相独立地还是组合地实现的。例如,可以使用所阐述的任何数目的方面来实现装置或实践方法。另外,本公开的范围旨在覆盖使用作为所阐述的本公开的各个方面的补充或者与之不同的其他结构、功能性、或者结构及功能性来实践的此类装置或方法。应当理解,所披露的本公开的任何方面可由权利要求的一个或多个元素来实施。

[0028] 措辞“示例性”在本文中用于表示“用作示例、实例或解说”。本文中描述为“示例性”的任何方面不必被解释为优于或胜过其他方面。

[0029] 尽管本文描述了特定方面,但这些方面的众多变体和置换落在本公开的范围之内。虽然提到了优选方面的一些益处和优点,但本公开的范围并非旨在被限定于特定益处、用途或目标。相反,本公开的各方面旨在能宽泛地应用于不同的技术、系统配置、网络和协议,其中一些作为示例在附图以及以下对优选方面的描述中解说。详细描述和附图仅仅解说本公开而非限定本公开,本公开的范围由所附权利要求及其等效技术方案来定义。

[0030] 示例神经系统、训练及操作

[0031] 图1解说了根据本公开的某些方面的具有多级神经元的示例人工神经网络100。神经网络100可具有神经元级102,该神经元级102通过突触连接网络104(即,前馈连接)来连接到另一神经元级106。为简单起见,图1中仅解说了两级神经元,尽管神经网络中可存在更少或更多级神经元。应注意,一些神经元可通过侧向连接来连接至同层中的其他神经元。此外,一些神经元可通过反馈连接来后向连接至先前层中的神经元。

[0032] 如图1所解说的,级102中的每一个神经元可以接收可由前级的神经元(未在图1中示出)生成的输入信号108。信号108可表示级102的神经元的输入电流。该电流可在神经元膜上累积以对膜电位进行充电。当膜电位达到其阈值时,该神经元可激发并生成输出尖峰,该输出尖峰将被传递到下一级神经元(例如,级106)。在一些建模办法中,神经元可以连续地向下一级神经元传递信号。该信号通常是膜电位的函数。此类行为可在硬件和/或软件(包括模拟和数字实现,诸如以下所述那些实现)中进行仿真或模拟。

[0033] 在生物学神经元中,在神经元激发时生成的输出尖峰被称为动作电位。该电信号是相对迅速、瞬态的神经脉冲,其具有约为100mV的振幅和约为1ms的历时。在具有一系列连通的神经元(例如,尖峰从图1中的一级神经元传递至另一级神经元)的神经系统的特定实施例中,每个动作电位都具有基本上相同的振幅和历时,并且因此该信号中的信息可仅由尖峰的频率和数目、或尖峰的时间来表示,而不由振幅来表示。动作电位所携带的信息可由尖峰、发放了尖峰的神经元、以及该尖峰相对于一个或数个其他尖峰的时间来确定。尖峰的重要性可由向各神经元之间的连接所应用的权重来确定,如以下所解释的。

[0034] 尖峰从一级神经元向另一级神经元的传递可通过突触连接(或简称“突触”)网络104来达成,如图1中所解说的。相对于突触104,级102的神经元可被视为突触前神经元,而级106的神经元可被视为突触后神经元。突触104可接收来自级102的神经元的输出信号(即,尖峰),并根据可调节突触权重 $w_1^{(i,i+1)}, \dots, w_P^{(i,i+1)}$ 来按比例缩放那些信号,其中P是级102的神经元与级106的神经元之间的突触连接的总数,并且i是神经元级的指示符。在图1的示例中,i表示神经元级102并且i+1表示神经元级106。此外,经按比例缩放的信号可被组合以作为级106中每个神经元的输入信号。级106中的每个神经元可基于对应的组合输入信号来生成输出尖峰110。可使用另一突触连接网络(图1中未示出)将这些输出尖峰110传递到另一级神经元。

[0035] 生物学突触可以仲裁突触后神经元中的兴奋性或抑制性(超极化)动作,并且还可用于放大神经元信号。兴奋性信号使膜电位去极化(即,相对于静息电位增大膜电位)。如果在某个时间段内接收到足够的兴奋性信号以使膜电位去极化到高于阈值,则在突触后神经元中发生动作电位。相反,抑制性信号一般使膜电位超极化(即,降低膜电位)。抑制性信号如果足够强则可抵消掉兴奋性信号之和并阻止膜电位到达阈值。除了抵消掉突触兴奋以

外,突触抑制还可对自发活跃神经元施加强力的控制。自发活跃神经元是指在没有进一步输入的情况下(例如,由于其动态或反馈而)发放尖峰的神经元。通过压制这些神经元中的动作电位的自发生成,突触抑制可对神经元中的激发模式进行定形,这一般被称为雕刻。取决于期望的行为,各种突触104可充当兴奋性或抑制性突触的任何组合。

[0036] 神经系统100可由通用处理器、数字信号处理器(DSP)、专用集成电路(ASIC)、现场可编程门阵列(FPGA)或其他可编程逻辑器件(PLD)、分立的门或晶体管逻辑、分立的硬件组件、由处理器执行的软件模块、或其任何组合来仿真。神经系统100可用在大范围的应用中,诸如图像和模式识别、机器学习、电机控制、及类似应用等。神经系统100中的每一神经元可被实现为神经元电路。被充电至发起输出尖峰的阈值的神经元膜可被实现为例如对流经其的电流进行积分的电容器。

[0037] 在一方面,电容器作为神经元电路的电流积分器件可被除去,并且可使用较小的忆阻器元件来替代它。这种办法可应用于神经元电路中,以及其中大容量电容器被用作电流积分器的各种其他应用中。另外,每个突触104可基于忆阻器元件来实现,其中突触权重变化可与忆阻器电阻的变化有关。使用纳米特征尺寸的忆阻器,可显著地减小神经元电路和突触的面积,这可使得实现大规模神经系统硬件实现更为切实可行。

[0038] 对神经系统100进行仿真的神经处理器的功能性可取决于突触连接的权重,这些权重可控制神经元之间的连接的强度。突触权重可存储在非易失性存储器中以在掉电之后保留该处理器的功能性。在一方面,突触权重存储器可实现在与主神经处理器芯片分开的外部芯片上。突触权重存储器可与神经处理器芯片分开地封装成可更换的存储卡。这可向神经处理器提供多种多样的功能性,其中特定功能性可基于当前附连至神经处理器的存储卡中所存储的突触权重。

[0039] 图2解说了根据本公开的某些方面的计算网络(例如,神经系统或神经网络)的处理单元(例如,神经元或神经元电路)202的示例性示图200。例如,神经元202可对应于来自图1的级102和106的任何神经元。神经元202可接收多个输入信号 204_1-204_N ,这些输入信号可以是该神经系统外部的信号、或是由同一神经系统的其他神经元所生成的信号、或这两者。输入信号可以是电流、电导、电压、实数值的和/或复数值的。输入信号可包括具有定点或浮点表示的数值。可通过突触连接将这些输入信号递送到神经元202,突触连接根据可调节突触权重 $206_1-206_N(W_1-W_N)$ 对这些信号进行按比例缩放,其中N可以是神经元202的输入连接总数。

[0040] 神经元202可组合这些经按比例缩放的输入信号,并且使用组合的经按比例缩放的输入来生成输出信号208(即,信号Y)。输出信号208可以是电流、电导、电压、实数值的和/或复数值的。输出信号可以是具有定点或浮点表示的数值。随后该输出信号208可作为输入信号传递至同一神经系统的其他神经元、或作为输入信号传递至同一神经元202、或作为该神经系统的输出来传递。

[0041] 处理单元(神经元)202可由电路来仿真,并且其输入和输出连接可由具有突触电路的电连接来仿真。处理单元202及其输入和输出连接也可由软件代码来仿真。处理单元202还可由电路来仿真,而其输入和输出连接可由软件代码来仿真。在一方面,计算网络中的处理单元202可以是模拟电路。在另一方面,处理单元202可以是数字电路。在又一方面,处理单元202可以是具有模拟和数字组件两者的混合信号电路。计算网络可包括任何前述

形式的处理单元。使用这样的处理单元的计算网络(神经系统或神经网络)可用在大范围的应用中,诸如图像和模式识别、机器学习、电机控制、及类似应用等。

[0042] 在神经网络的训练过程期间,突触权重(例如,来自图1的权重 $w_1^{(i,j+1)}, \dots, w_p^{(i,j+1)}$ 和/或来自图2的权重206₁-206_N)可用随机值来初始化并根据学习规则而被增大或减小。本领域技术人员将领会,学习规则的示例包括但不限于尖峰定时依赖可塑性(STDP)学习规则、Hebb规则、Oja规则、Bienenstock-Copper-Munro(BCM)规则等。在一些方面,这些权重可稳定或收敛至两个值(即,权重的双峰分布)之一。该效应可被用于减少每个突触权重的位数、提高从/向存储突触权重的存储器读取和写入的速度、以及降低突触存储器的功率和/或处理器消耗。

[0043] 突触类型

[0044] 在神经网络的硬件和软件模型中,突触相关功能的处理可基于突触类型。突触类型可以是非可塑突触(权重和延迟没有改变)、可塑突触(权重可改变)、结构化延迟可塑突触(权重和延迟可改变)、全可塑突触(权重、延迟和连通性可改变)、以及基于此的变型(例如,延迟可改变,但在权重或连通性方面没有改变)。多种类型的优点在于处理可以被细分。例如,非可塑突触不会使用待执行的可塑性功能(或等待此类功能完成)。类似地,延迟和权重可塑性可被细分成可一起或分开地、顺序地或并行地运作的操作。不同类型的突触对于适用的每一种不同的可塑性类型可具有不同的查找表或公式以及参数。因此,这些方法将针对该突触的类型来访问相关的表、公式或参数。

[0045] 还进一步牵涉到以下事实:尖峰定时依赖型结构化可塑性可独立于突触可塑性地来执行。结构化可塑性即使在权重幅值没有改变的情况下(例如,如果权重已达最小或最大值、或者其由于某种其他原因而不被改变)也可被执行,因为结构化可塑性(即,延迟改变的量)可以是pre-post(前-后)尖峰时间差的直接函数。替换地,结构化可塑性可被设为权重变化量的函数或者可基于与权重或权重变化的界限有关的条件来设置。例如,突触延迟可仅在权重变化发生时或者在权重到达0的情况下才改变,但在这些权重为最大值时则不改变。然而,具有独立函数以使得这些过程能被并行化从而减少存储器访问的次数和交叠可能是有利的。

[0046] 突触可塑性的确定

[0047] 神经元可塑性(或简称“可塑性”)是大脑中的神经元和神经网络响应于新的信息、感官刺激、发展、损坏、或机能障碍而改变其突触连接和行为的能力。可塑性对于生物学中的学习和记忆、以及对于计算神经元科学和神经网络是重要的。已经研究了各种形式的可塑性,诸如突触可塑性(例如,根据Hebbian理论)、尖峰定时依赖可塑性(STDP)、非突触可塑性、活跃性依赖可塑性、结构化可塑性和自稳态可塑性。

[0048] STDP是调节神经元之间的突触连接的强度的学习过程。连接强度是基于特定神经元的输出与收到输入尖峰(即,动作电位)的相对定时来调节的。在STDP过程下,如果至某个神经元的输入尖峰平均而言倾向于紧挨在该神经元的输出尖峰之前发生,则可发生长期增强(LTP)。于是使得该特定输入在一定程度上更强。另一方面,如果输入尖峰平均而言倾向于紧接在输出尖峰之后发生,则可发生长期抑压(LTD)。于是使得该特定输入在一定程度上更弱,并由此得名“尖峰定时依赖可塑性”。因此,使得可能是突触后神经元兴奋原因的输入

甚至在将来作出贡献的可能性更大,而使得不是突触后尖峰的原因的输入在将来作出贡献的可能性更小。该过程继续,直至初始连接集合的子集保留,而所有其他连接的影响减小至无关紧要的水平。

[0049] 由于神经元一般在其许多输入都在一短时段内发生(即,累积性足以引起输出)时产生输出尖峰,因此通常保留下来的输入子集包括倾向于在时间上相关的那些输入。另外,由于在输出尖峰之前发生的输入被加强,因此提供对相关性的最早充分累积性指示的那些输入将最终变成至该神经元的最后输入。

[0050] STDP学习规则可因变于突触前神经元的尖峰时间 t_{pre} 与突触后神经元的尖峰时间 t_{post} 之间的时间差(即, $t = t_{post} - t_{pre}$)来有效地适配将该突触前神经元连接到该突触后神经元的突触的突触权重。STDP的典型公式化是若该时间差为正(突触前神经元在突触后神经元之前激发)则增大突触权重(即,增强该突触),以及若该时间差为负(突触后神经元在突触前神经元之前激发)则减小突触权重(即,抑压该突触)。

[0051] 在STDP过程中,突触权重随时间推移的改变可通常使用指数式衰退来达成,如由下式给出的:

$$[0052] \quad \Delta w(t) = \begin{cases} a_+ e^{-t/k_+} + \mu, & t > 0 \\ a_- e^{t/k_-}, & t < 0 \end{cases}, \quad (1)$$

[0053] 其中 k_+ 和 $k_- \tau_{\text{sign}(\Delta t)}$ 分别是针对正和负时间差的时间常数, a_+ 和 a_- 是对应的比例缩放幅值,并且 μ 是可应用于正时间差和/或负时间差的偏移。

[0054] 图3解说了根据STDP,突触权重作为突触前(pre)和突触后(post)尖峰的相对定时的函数而改变的示例性示图300。如果突触前神经元在突触后神经元之前激发,则对应的突触权重可被增大,如曲线图300的部分302中所解说的。该权重增大可被称为该突触的LTP。从曲线图部分302可观察到,LTP的量可因变于突触前和突触后尖峰时间之差而大致呈指数式地下降。相反的激发次序可减小突触权重,如曲线图300的部分304中所解说的,从而导致该突触的LTD。

[0055] 如图3中的曲线图300中所解说的,可向STDP曲线图的LTP(因果性)部分302应用负偏移 μ 。x轴的交越点306($y=0$)可被配置成与最大时间滞后重合以考虑到来自层 $i-1$ 的各因果性输入的相关性。在基于帧的输入(即,呈特定历时的包括尖峰或脉冲的帧的形式的输入)的情形中,可计算偏移值 μ 以反映帧边界。该帧中的第一输入尖峰(脉冲)可被视为要么如直接由突触后电位所建模地随时间衰退,要么在对神经状态的影响的意义上随时间衰退。如果该帧中的第二输入尖峰(脉冲)被视为与特定时间帧相关或有关,则该帧之前和之后的有关时间可通过使STDP曲线的一个或多个部分偏移以使得这些有关时间中的值可以不同(例如,对于大于一个帧为负,而对于小于一个帧为正)来在该时间帧边界处被分开并在可塑性意义上被不同地对待。例如,负偏移 μ 可被设为偏移LTP以使得曲线实际上在大于帧时间的pre-post时间处变得低于零并且它由此为LTD而非LTP的一部分。

[0056] 神经元模型及操作

[0057] 存在一些用于设计有用的尖峰发放神经元模型的一般原理。良好的神经元模型在以下两个计算态相(regime)方面可具有丰富的潜在行为:重合性检测和功能计算。此外,良好的神经元模型应当具有允许时间编码的两个要素:输入的抵达时间影响输出时间,以

及重合性检测能具有窄时间窗。最后,为了在计算上是有吸引力的,良好的神经元模型在连续时间上可具有闭合形式解,并且具有稳定的行为,包括在靠近吸引子和鞍点之处。换言之,有用的神经元模型是可实践且可被用于建模丰富的、现实的且生物学一致的行为并且可被用于对神经电路进行工程设计和反向工程两者的神经元模型。

[0058] 神经元模型可取决于事件,诸如输入抵达、输出尖峰或其他事件,无论这些事件是内部的还是外部的。为了达成丰富的行为库,能展现复杂行为的状态机可能是期望的。如果事件本身的发生在撇开输入贡献(若有)的情况下能影响状态机并约束该事件之后的动态,则该系统的将来状态并非仅是状态和输入的函数,而是状态、事件和输入的函数。

[0059] 在一方面,神经元n可被建模为尖峰带漏泄积分激发神经元,其膜电压 $v_n(t)$ 由以下动态来支配:

$$[0060] \quad \frac{dv_n(t)}{dt} = \alpha v_n(t) + \beta \sum_m w_{m,n} y_m(t - \Delta t_{m,n}) \quad (2)$$

[0061] 其中 α 和 β 是参数, $w_{m,n}$ 是将突触前神经元m连接至突触后神经元n的突触的突触权重,以及 $y_m(t)$ 是神经元m的尖峰输出,其可根据 $\Delta t_{m,n}$ 被延迟达树突或轴突延迟才抵达神经元n的胞体。

[0062] 应注意,从建立了对突触后神经元的充分输入的时间直至该突触后神经元实际上激发的时间存在延迟。在动态尖峰发放神经元模型(诸如Izhikevich简单模型)中,如果在去极化阈值 v_t 与峰值尖峰电压 v_{peak} 之间有差量,则可引发时间延迟。例如,在该简单模型中,神经元胞体动态可由关于电压和恢复的微分方程对来支配,即:

$$[0063] \quad \frac{dv}{dt} = (k(v - v_t)(v - v_r) - u + I) / C \quad (3)$$

$$[0064] \quad \frac{du}{dt} = a(b(v - v_r) - u) \quad (4)$$

[0065] 其中 v 是膜电位, u 是膜恢复变量, k 是描述膜电位 v 的时间尺度的参数, a 是描述恢复变量 u 的时间尺度的参数, b 是描述恢复变量 u 对膜电位 v 的阈下波动的敏感度的参数, v_r 是膜静息电位, I 是突触电流,以及 C 是膜的电容。根据该模型,神经元被定义为在 $v > v_{peak}$ 时发放尖峰。

[0066] Hunzinger Cold模型

[0067] Hunzinger Cold神经元模型是能再现丰富多样的各种神经行为的最小双态相尖峰发放线性动态模型。该模型的一维或二维线性动态可具有两个态相,其中时间常数(以及耦合)可取决于态相。在阈下态相中,时间常数(按照惯例为负)表示漏泄通道动态,其一般作用于以生物学一致的线性方式使细胞返回到静息。阈上态相中的时间常数(按照惯例为正)反映抗漏泄通道动态,其一般驱动细胞发放尖峰,而同时在尖峰生成中引发等待时间。

[0068] 如图4中所解说的,该模型400的动态可被划分成两个(或更多个)态相。这些态相可被称为负态相402(也可互换地称为带漏泄积分激发(LIF)态相,勿与LIF神经元模型混淆)以及正态相404(也可互换地称为抗漏泄积分激发(ALIF)态相,勿与ALIF神经元模型混淆)。在负态相402中,状态在将来事件的时间趋向于静息(v_-)。在该负态相中,该模型一般展现出时间输入检测性质及其他阈下行为。在正态相404中,状态趋向于尖峰事件(v_s)。在

该正态相中,该模型展现出计算性质,诸如取决于后续输入事件而引发发放尖峰的等待时间。在事件方面对动态进行公式化以及将动态分成这两个态相是该模型的基础特性。

[0069] 线性双态相二维动态(对于状态 v 和 u)可按照惯例定义为:

$$[0070] \quad \tau_p \frac{dv}{dt} = v + q_p \quad (5)$$

$$[0071] \quad -\tau_u \frac{du}{dt} = u + r \quad (6)$$

[0072] 其中 q_p 和 r 是用于耦合的线性变换变量。

[0073] 符号 p 在本文中用于标示动态态相,在讨论或表达具体态相的关系时,按照惯例对于负态相和正态相分别用符号“-”或“+”来替换符号 p 。

[0074] 模型状态由膜电位(电压) v 和恢复电流 u 来定义。在基本形式中,态相在本质上是由模型状态来决定的。该精确和通用的定义存在一些细微却重要的方面,但目前考虑该模型在电压 v 高于阈值(v_+)的情况下处于正态相404中,否则处于负态相402中。

[0075] 态相相关时间常数包括负态相时间常数 τ_- 和正态相时间常数 τ_+ 。恢复电流时间常数 τ_u 通常是与态相无关的。出于方便起见,负态相时间常数 τ_- 通常被指定为反映衰退的负量,从而用于电压演变的相同表达式可用于正态相,在正态相中指数和 τ_+ 将一般为正,正如 τ_u 那样。

[0076] 这两个状态元素的动态可在发生事件之际通过使状态偏离其零倾线(null-cline)的变换来耦合,其中变换变量为:

$$[0077] \quad q_p = -\tau_p \beta u - v_p \quad (7)$$

$$[0078] \quad r = \delta(v + \varepsilon) \quad (8)$$

[0079] 其中 δ 、 ε 、 β 和 v_- 、 v_+ 是参数。 v_p 的两个值是这两个态相的参考电压的基数。参数 v_- 是负态相的基电压,并且膜电位在负态相中一般将朝向 v_- 衰退。参数 v_+ 是正态相的基电压,并且膜电位在正态相中一般将趋向于背离 v_+ 。

[0080] v 和 u 的零倾线分别由变换变量 q_p 和 r 的负数给出。参数 δ 是控制 u 零倾线的斜率的比例缩放因子。参数 ε 通常被设为等于 $-v_-$ 。参数 β 是控制这两个态相中的 v 零倾线的斜率的电阻值。 τ_p 时间常数参数不仅控制指数式衰退,还单独地控制每个态相中的零倾线斜率。

[0081] 该模型可被定义为在电压 v 达到值 v_s 时发放尖峰。随后,状态可在发生复位事件(其可以与尖峰事件完全相同)之际被复位:

$$[0082] \quad v = \hat{v}_- \quad (9)$$

$$[0083] \quad u = u + \Delta u \quad (10)$$

[0084] 其中 $\hat{v}_-$ 和 Δu 是参数。复位电压 $\hat{v}_-$ 通常被设为 v_- 。

[0085] 依照瞬时耦合的原理,闭合形式解不仅对于状态是可能的(且具有单个指数项),而且对于到达特定状态的时间也是可能的。闭合形式状态解为:

$$[0086] \quad v(t + \Delta t) = (v(t) + q_p) e^{\frac{\Delta t}{\tau_p}} - q_p \quad (11)$$

$$[0087] \quad u(t + \Delta t) = (u(t) + r) e^{\frac{\Delta t}{\tau_u}} - r \quad (12)$$

[0088] 因此,模型状态可仅在发生事件之际被更新,诸如在输入(突触前尖峰)或输出(突触后尖峰)之际被更新。还可在任何特定时间(无论是否有输入或输出)执行操作。

[0089] 而且,依照瞬时耦合原理,突触后尖峰的时间可被预计,因此到达特定状态的时间可提前被确定而无需迭代技术或数值方法(例如,欧拉数值方法)。给定了先前电压状态 v_0 ,直至到达电压状态 v_f 之前的时间延迟由下式给出:

$$[0090] \quad \Delta t = \tau_p \log \frac{v_f + q_p}{v_0 + q_p} \quad (13)$$

[0091] 如果尖峰被定义为发生在电压状态 v 到达 v_s 的时间,则从电压处于给定状态 v 的时间起测量的直至发生尖峰前的时间量或即相对延迟的闭合形式解为:

$$[0092] \quad \Delta t_s = \begin{cases} \tau_+ \log \frac{v_s + q_+}{v + q_+}, & \text{如果 } v > \hat{v}_+ \\ \infty, & \text{否则} \end{cases} \quad (14)$$

[0093] 其中 $\hat{v}_+$ 通常被设为参数 v_+ ,但其他变型可以是可能的。

[0094] 模型动态的以上定义取决于该模型是在正态相还是负态相中。如所提及的,耦合和态相 ρ 可基于事件来计算。出于状态传播的目的,态相和耦合(变换)变量可基于在上一(先前)事件的时间的状态来定义。出于随后预计尖峰输出时间的目的,态相和耦合变量可基于在下一(当前)事件的时间的状态来定义。

[0095] 存在对该Cold模型、以及在时间上执行模拟、仿真、或建模的若干可能实现。这包括例如事件-更新、步阶-事件更新、以及步阶-更新模式。事件更新是其中基于事件或“事件更新”(在特定时刻)来更新状态的更新。步阶更新是以间隔(例如,1ms)来更新模型的更新。这不一定利用迭代方法或数值方法。通过仅在事件发生于步阶处或步阶间的情况下才更新模型或即通过“步阶-事件”更新,基于事件的实现以有限的时间分辨率在基于步阶的模拟器中实现也是可能的。

[0096] 尖峰神经网络中的听觉源分离

[0097] 根据听觉源来分离混合信号可以是有益的且广泛适用的。例如,听觉源分离可提供语音分离,帮助语音增强并帮助语音活动检测。然而,单耳、非监督式、在线听觉源分离是对计算机听力的挑战。因此,本公开的各方面涉及基于时间相干性的源分离的基于尖峰的实现。

[0098] 图5解说了根据本公开的某些方面的使用通用处理器502进行前述听觉源分离的示例实现500。与计算网络(神经网络)相关联的变量(神经信号)、突触权重、系统参数,延迟,和频槽信息可被存储在存储器块504中,而在通用处理器502处执行的指令可从程序存储器506中加载。在本公开的一方面,加载到通用处理器502中的指令可包括用于以下操作的代码:选择音频信号的音频属性、将由单个源主导的音频属性部分表示为尖峰事件、将音频信号的其余部分表示为尖峰事件和/或基于这些尖峰事件的一致性来确定该其余部分是否与该单个源一致。

[0099] 图6解说了根据本公开的某些方面的前述听觉源分离的示例实现600,其中存储器602可以经由互连网络604与计算网络(神经网络)的个体(分布式)处理单元(神经处理器)606对接。与计算网络(神经网络)相关联的变量(神经信号)、突触权重、系统参数,延迟,频

率槽信息,音频信号和/或音频属性信息可被存储在存储器602中,并且可从存储器602经由互连网络604的连接被加载到每个处理单元(神经处理器)606中。在本公开的一方面,处理单元606可被配置成选择音频信号的音频属性、将由单个源主导的音频属性部分表示为尖峰事件、将音频信号的其余部分表示为尖峰事件和/或基于这些尖峰事件的一致性来确定该其余部分是否与该单个源一致。

[0100] 图7解说前述听觉源分离的示例实现700。如图7中所解说的,一个存储器组702可与计算网络(神经网络)的一个处理单元704直接对接。每一个存储器组702可存储与对应的处理单元(神经处理器)704相关联的变量(神经信号)、突触权重、和/或系统参数,延迟,频率槽信息,音频信号和/或音频属性信息。在本公开的一方面,处理单元704可被配置成选择音频信号的音频属性、将由单个源主导的音频属性部分表示为尖峰事件、将音频信号的其余部分表示为尖峰事件和/或基于这些尖峰事件的一致性来确定该其余部分是否与该单个源一致。

[0101] 图8解说了根据本公开的某些方面的神经网络800的示例实现。如图8中所解说的,神经网络800可具有多个局部处理单元802,它们可执行本文所描述的方法的各种操作。每个局部处理单元802可包括存储该神经网络的参数的局部状态存储器804和局部参数存储器806。另外,局部处理单元802可具有用于存储局部模型程序的局部(神经元)模型程序(LMP)存储器808、用于存储局部学习程序的局部学习程序(LLP)存储器810、以及局部连接存储器812。此外,如图8中所解说的,每个局部处理单元802可与用于为该局部处理单元的各局部存储器提供配置的配置处理器单元814对接,并且与提供各局部处理单元802之间的路由的路由单元816对接。

[0102] 在一种配置中,神经元模型被配置成用于选择音频信号的音频属性、将由单个源主导的音频属性部分表示为尖峰事件、将音频信号的其余部分表示为尖峰事件和/或基于这些尖峰事件的一致性来确定该其余部分是否与该单个源一致。神经元模型包括选择装置、用于将由单个源主导的音频属性部分表示为尖峰事件的装置、用于将音频信号的其余部分表示为尖峰事件的装置以及确定装置。在一方面,选择装置、用于表示音频属性的部分的装置、用于表示音频信号的其余部分的装置和/或确定装置可以是被配置成执行所叙述的功能的通用处理器502、程序存储器506、存储器块504、存储器602、互连网络604、处理单元606、处理单元704、局部处理单元802、和/或路由连接处理元件816。在另一种配置中,前述装置可以是被配置成执行由前述装置所叙述的功能的任何模块或任何装备。

[0103] 根据本公开的某些方面,每个局部处理单元802可被配置成基于神经网络的一个或多个期望功能性特征来确定神经网络的参数,以及随着所确定的参数被进一步适配、调谐和更新来使这一个或多个功能性特征朝着期望的功能性特征发展。

[0104] 图9是解说根据本公开的各方面的用于听觉源分离的示例性架构900的框图。该架构包括用以提供音频信号的输入902。音频信号可以是模拟或数字的。在一些方面,音频信号可例如经由音频输入设备(诸如话筒)、存储设备(诸如数字音频带(DAT)、压缩碟(CD)、数字视频盘(DVD)、蓝光碟(BD))或经由流送媒体来提供。

[0105] 在一些方面,音频信号可包括皮层特征混合(cortical feature mixture)。皮层特征混合可包括与不同输出频率相关联的不同输出通道。例如,音频信号可包括来自一个或多个扬声器的话音和/或听觉场景(例如,拥挤的公共汽车或体育比赛)中的其它声音(例

如,背景噪声、音乐或动物声音)的混合。

[0106] 音频信号可被提供给音频处理器904。在一些方面,音频处理器可处理音频信号以确定由单个或目标源主导的音频属性。音频属性可以例如包括音调、音色、和声、节奏、响度、速度(说话速率)、空间位置等。在一个示例中,音频处理器904可包括具有跨越预定范围的中心频率的一排带通滤波器。音频处理器904可标识由目标源(例如,男性或女性说话者的话音)主导的音调(即,音频属性)。在该示例中,主导音频属性或锚可被标识为在给定范围(例如,对于一时间点(例如,每25毫秒)具有180-200Hz之间的中心频率)内具有最高频率的音调。锚可提供对特定源的音频信号的通道的指示。可基于与音频信号的所指示的通道相对应的原始功率值的集合来产生音调轨迹。

[0107] 在一些方面,对应于主导音频属性(例如,音调轨迹)的音频信号和/或音频信号部分可进行纠正和归一化处理。例如,主导音频属性部分可通过将原始功率值除以整个区间(例如,给定范围)的预定原始功率值(例如,最大功率值)来归一化。在另一示例中,主导音频属性部分可通过将所有负值设为0来纠正。

[0108] 主导音频属性部分(例如,音调轨迹)可以连同音频信号一起被提供给神经元层906。在一示例性方面,神经元层906可包括带漏泄积分激发(LIF)神经元。神经元906可被配置成将主导音频属性部分和音频信号表示为尖峰或尖峰事件。例如,LIF神经元可被配置成对于每一振荡发放一次尖峰。在另一示例中,LIF神经元的时间常数(例如, τ_+)可被设置成使得输入的正振荡将在该振荡的峰值处生成一个或多个尖峰。

[0109] 表示主导音频属性部分(例如,音调轨迹)的输出尖峰以及表示音频信号的输出尖峰可作为输入被提供给一致性检测器对象(CDO)神经元层908。CDO神经元层908可被配置成将表示主导音频属性的尖峰的定时与表示音频信号的尖峰的定时相比较。当表示主导音频属性的尖峰以及表示音频信号的尖峰是一致的或匹配时,CDO神经元908可发放尖峰。在一些方面,CDO神经元908还可以在表示主导音频属性的尖峰与表示音频信号的尖峰之间的定时差低于预定义阈值(例如,在定时或时间窗口内)时发放尖峰。CDO神经元908的输出尖峰可表示音频信号的归因于目标源的部分。以此方式,CDO神经元908可用于搜索和分离归因于目标源的音频信号部分。

[0110] 因此,可以在不具有目标源的先验知识的情况下在运行中从具有多个声音源的音频信号或听觉场景中提取出或分离出归因于目标源的音频信号部分。这也可以在不具有对背景噪声的训练益处的情況下实现。

[0111] 图10是解说根据本公开的各方面的用于听觉源分离的示例性架构的框图1000。该架构可被配置成分离来自音频信号中所包括的多个源的音频。参照图10,该架构可包括用于提供音频信号的输入设备1006。该架构还可包括用于提供与声音源A相关联的音频属性的输入设备1002以及用于提供与声音源B相关联的音频属性的输入设备1004。尽管示出了三个单独输入,但这仅仅是为了方便解释,且可使用任何数目的输入设备。例如,也可使用单个输入来提供每一输入信号。

[0112] 在一些方面,扬声器A的音频属性和声音源B的音频属性可以在没有扬声器的先验知识的情况下在运行中确定。当然,这仅仅是示例性的,且在一些方面,声音源A和声音源B的音频属性可提前确定并被存储在存储设备中。另外,声音源A的音频属性以及声音源B的音频属性可以是不同的。例如,声音源A的音频属性可以是语音位置,而声音源B的音频属性

可以是响度。

[0113] 如图10所示,音频信号可经由输入设备1006来提供。音频信号可包括皮层特征混合。皮层特征混合可包括与不同输出频率相关联的不同输出通道。例如,在一些方面,音频信号可包括来自一个或多个扬声器的话音和/或听觉场景中的其它声音(例如,背景噪声、音乐或动物声音)的混合。听觉场景可包括例如拥挤的公共汽车或体育比赛的声音的混合。在一示例性配置中,音频源通过具有跨越一范围的中心频率的一排带通滤波器来被处理。输出可被收集到频谱图中,该频谱图可以沿着针对多个标度的频率轴进行滤波以生成多分辨率表示。

[0114] 声音源A和声音源B的音频属性(例如,音调)经由输入设备1002和1004来提供。在一些方面,可使用对声音源的音频属性的估计。例如,可应用用于音调提取的模板技术。

[0115] 在一种配置中,音频属性被标识为在一段时间(例如,25毫秒)内在指定范围(例如,具有180-200Hz之间的中心频率)中最高的带通滤波器输出。对于所标识的每一音调通道,可以从频谱图中的相应通道并且在相应的时间收集原始功率值,从而产生一维数组。对于不存在所标识的音调通道的时间点,数组携带0值。音调轨迹可以通过带通滤波器以新速率(例如,2Hz)进一步处理。这些值可通过将所有值除以整个语音区间的预定值(例如,最大值)来归一化。此外,输出可被纠正,即所有负值都被设为0。滤波可以按其它频率(例如,4Hz、8Hz、16Hz)重复。输出可被收集到频谱图中,该频谱图可以沿着针对多个标度的频率轴进行滤波。尽管图10示出了两个声音源的音频属性,但这仅仅是示例性的而不是限制性的。相反,可利用任何数目的声音源的任何数目的音频属性。

[0116] 音频属性可包括音频信号的通道。在一些方面,音频属性可以包括音调、音色、和声、节奏、响度、速度(说话速率)、语音位置等。在一些方面,声音源和/或音频信号的音频属性可被纠正和归一化。

[0117] 音频属性和音频信号可被提供给神经元层1008。神经元层1008可被配置成将音频属性和音频信号中的每一者表示为尖峰。在一些方面,该神经元层可包括例如带漏泄积分激发(LIF)神经元。

[0118] 音频属性的尖峰表示可作为第一输入被分别提供给相应的CDO神经元层1010、1012。音频信号的尖峰表示可作为第二输入被提供给CDO神经元层1010、1012中的每一者。神经元模型可具有时间常数,该时间常数被设置成使得输入的正振荡将在振荡峰值处生成一个或多个尖峰。振荡以第二滤波器的频率(例如,2Hz)发生。该过程可以针对其它滤波器频率(例如,4Hz、8Hz、16Hz)中的每一者重复。

[0119] CDO神经元(1010、1012)进而可确定音频信号与声音源A的音频属性和/或声音源B的音频属性之间是否存在相关性。即,CDO神经元1010、1012可被配置成确定表示音频属性的尖峰是否与表示音频信号的尖峰一致。当这些尖峰一致或者在彼此的预定范围内时,CDO神经元可输出尖峰。因此,CDO神经元可提供关于声音源的音频属性是否存在于音频信号内的指示。此外,当声音源的音频属性存在于音频信号内时,归因于该声音源的音频信号部分可以从音频信号中提取出或分离出。

[0120] 尽管图10示出了包括两个声音源的音频属性(例如,音调)和两个CDO神经元的架构,但这仅仅是示例性的以便于解说和解释,并且该架构可被配置成从混合中分离出任何数量的源。即,该架构可被配置成从包括不止一个源的音频信号中分离出一个或多个源。例

如,该架构可被配置成从提供自拥挤餐馆或公共汽车的嘈杂音频信号中分离出一个或多个话音。

[0121] 此外,虽然本公开已经强调了与音频源分离有关的各方面,但可使用本文公开的架构和特征来实现其它应用。这些应用包括但不限于语音活动检测、语音识别、语音编码和音频增强。例如,在一些方面,图10所示的声音源A和声音源B的分离出的音频信号可被重新组合和解码以产生不具有输入音频信号中所包括的其它声音(诸如背景噪声)的合成音频流。以此方式,可实现语音增强,诸如噪声减少。

[0122] 图11解说了根据本公开的各方面的用于听觉源分离的示例性方法1100。在框1102中,神经元模型选择音频信号的音频属性。在一些方面,音频属性可以是音调、音量、空间位置、音色、音质、说话速率或任何其它音频属性。

[0123] 在框1104中,神经元模型将由单个源主导的音频属性部分表示为尖峰事件。在一些方面,由多个源主导的音频属性也可被表示为尖峰事件。

[0124] 在框1106中,神经元模型将音频信号的其余部分表示为尖峰事件。此外,在框1108中,神经元模型基于这些尖峰事件的一致性来确定该其余部分是否与该单个源一致。

[0125] 在一些方面,单个源可以是锚源。锚可以是由一源主导的任何音频特征或通道。锚可使用带通滤波器来被处理以标识指定范围内的滤波器输出。此外,处理可以在周期性的基础上进行。

[0126] 以上所描述的方法的各种操作可由能够执行相应功能的任何合适的装置来执行。这些装置可包括各种硬件和/或软件组件和/或模块,包括但不限于电路、专用集成电路(ASIC)、或处理器。一般而言,在附图中有解说的操作的场合,那些操作可具有带相似编号的相应配对装置加功能组件。

[0127] 如本文所使用的,术语“确定”涵盖各种各样的动作。例如,“确定”可包括演算、计算、处理、推导、研究、查找(例如,在表、数据库或其他数据结构中查找)、探知及诸如此类。另外,“确定”可包括接收(例如接收信息)、访问(例如访问存储器中的数据)、及类似动作。而且,“确定”可包括解析、选择、选取、确立及类似动作。

[0128] 如本文所使用的,引述一系列项目中的“至少一个”的短语是指这些项目的任何组合,包括单个成员。作为示例,“a、b或c中的至少一个”旨在涵盖:a、b、c、a-b、a-c、b-c、以及a-b-c。

[0129] 结合本公开所描述的各种解说性逻辑框、模块、以及电路可用设计成执行本文所描述功能的通用处理器、数字信号处理器(DSP)、专用集成电路(ASIC)、现场可编程门阵列信号(FPGA)或其他可编程逻辑器件(PLD)、分立的门或晶体管逻辑、分立的硬件组件或其任何组合来实现或执行。通用处理器可以是微处理器,但在替换方案中,处理器可以是任何市售的处理器、控制器、微控制器、或状态机。处理器还可以被实现为计算设备的组合,例如DSP与微处理器的组合、多个微处理器、与DSP核心协同的一个或多个微处理器、或任何其它此类配置。

[0130] 结合本公开所描述的方法或算法的步骤可直接在硬件中、在由处理器执行的软件模块中、或在这两者的组合中体现。软件模块可驻留在本领域所知的任何形式的存储介质中。可使用的存储介质的一些示例包括随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、闪存、可擦除可编程只读存储器(EPROM)、电可擦除可编程只读存储器(EEPROM)、寄存器、硬盘、可移

动盘、CD-ROM,等等。软件模块可包括单条指令、或许多条指令,且可分布在若干不同的代码段上,分布在不同的程序间以及跨多个存储介质分布。存储介质可被耦合到处理器以使得该处理器能从/向该存储介质读写信息。在替换方案中,存储介质可以被整合到处理器。

[0131] 本文所公开的方法包括用于实现所描述的方法的一个或多个步骤或动作。这些方法步骤和/或动作可以彼此互换而不会脱离权利要求的范围。换言之,除非指定了步骤或动作的特定次序,否则具体步骤和/或动作的次序和/或使用可以改动而不会脱离权利要求的范围。

[0132] 本文中所描述的功能可以在硬件、软件、固件、或其任何组合中实现。如果以硬件实现,则示例硬件配置可包括设备中的处理系统。处理系统可以用总线架构来实现。取决于处理系统的具体应用和整体设计约束,总线可包括任何数目的互连总线和桥接器。总线可将包括处理器、机器可读介质、以及总线接口的各种电路链接在一起。总线接口可用于尤其将网络适配器等经由总线连接至处理系统。网络适配器可用于实现信号处理功能。对于某些方面,用户接口(例如,按键板、显示器、鼠标、操纵杆,等等)也可以被连接到总线。总线还可以链接各种其他电路,诸如定时源、外围设备、稳压器、功率管理电路以及类似电路,它们在本领域中是众所周知的,因此将不再进一步描述。

[0133] 处理器可负责管理总线和一般处理,包括执行存储在机器可读介质上的软件。处理器可用一个或多个通用和/或专用处理器来实现。示例包括微处理器、微控制器、DSP处理器、以及其他能执行软件的电路系统。软件应当被宽泛地解释成意指指令、数据、或其任何组合,无论是被称作软件、固件、中间件、微代码、硬件描述语言、或其他。作为示例,机器可读介质可包括随机存取存储器(RAM)、闪存、只读存储器(ROM)、可编程只读存储器(PROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM)、电可擦式可编程只读存储器(EEPROM)、寄存器、磁盘、光盘、硬驱动器、或者任何其他合适的存储介质、或其任何组合。机器可读介质可被实施在计算机程序产品中。该计算机程序产品可以包括包装材料。

[0134] 在硬件实现中,机器可读介质可以是处理系统中与处理器分开的一部分。然而,如本领域技术人员将容易领会的,机器可读介质或其任何部分可在处理系统外部。作为示例,机器可读介质可包括传输线、由数据调制的载波、和/或与设备分开的计算机产品,所有这些都可由处理器通过总线接口来访问。替换地或补充地,机器可读介质或其任何部分可被集成到处理器中,诸如高速缓存和/或通用寄存器文件可能就是这种情形。虽然所讨论的各种组件可被描述为具有特定位置,诸如局部组件,但它们也可按各种方式来配置,诸如某些组件被配置成分布式计算系统的一部分。

[0135] 处理系统可以被配置为通用处理系统,该通用处理系统具有一个或多个提供处理器功能性的微处理器、以及提供机器可读介质中的至少一部分的外部存储器,它们都通过外部总线架构与其他支持电路系统链接在一起。替换地,该处理系统可以包括一个或多个神经元形态处理器以用于实现本文所述的神经元模型和神经系统模型。作为另一替换方案,处理系统可以用带有集成在单块芯片中的处理器、总线接口、用户接口、支持电路系统、和至少一部分机器可读介质的专用集成电路(ASIC)来实现,或者用一个或多个现场可编程门阵列(FPGA)、可编程逻辑器件(PLD)、控制器、状态机、门控逻辑、分立硬件组件、或者任何其他合适的电路系统、或者能执行本公开通篇所描述的各种功能性的电路的任何组合来实现。取决于具体应用和加诸于整体系统上的总设计约束,本领域技术人员将认识到如何最

佳地实现关于处理系统所描述的功能性。

[0136] 机器可读介质可包括数个软件模块。这些软件模块包括当由处理器执行时使处理系统执行各种功能的指令。这些软件模块可包括传送模块和接收模块。每个软件模块可以驻留在单个存储设备中或者跨多个存储设备分布。作为示例,当触发事件发生时,可以从硬驱动器中将软件模块加载到RAM中。在软件模块执行期间,处理器可以将一些指令加载到高速缓存中以提高访问速度。随后可将一个或多个高速缓存行加载到通用寄存器文件中以供处理器执行。在参照以下述及软件模块的功能性时,将理解此类功能性是在处理器执行来自该软件模块的指令时由该处理器来实现的。

[0137] 如果以软件实现,则各功能可作为一条或多条指令或代码存储在计算机可读介质上或藉其进行传送。计算机可读介质包括计算机存储介质和通信介质两者,这些介质包括促成计算机程序从一地向另一地转移的任何介质。存储介质可以是能被计算机访问的任何可用介质。作为示例而非限定,此类计算机可读介质可包括RAM、ROM、EEPROM、CD-ROM或其他光盘存储、磁盘存储或其他磁存储设备、或能用于携带或存储指令或数据结构形式的期望程序代码且能被计算机访问的任何其他介质。任何连接也被正当地称为计算机可读介质。例如,如果软件是使用同轴电缆、光纤电缆、双绞线、数字订户线(DSL)、或无线技术(诸如红外(IR)、无线电、以及微波)从web网站、服务器、或其他远程源传送而来,则该同轴电缆、光纤电缆、双绞线、DSL或无线技术(诸如红外、无线电、以及微波)就被包括在介质的定义之中。如本文中所使用的盘(disk)和碟(disc)包括压缩碟(CD)、激光碟、光碟、数字多用碟(DVD)、软盘、和蓝光[®]碟,其中盘(disk)常常磁性地再现数据,而碟(disc)用激光来光学地再现数据。因此,在一些方面,计算机可读介质可包括非瞬态计算机可读介质(例如,有形介质)。另外,对于其他方面,计算机可读介质可包括瞬态计算机可读介质(例如,信号)。上述的组合应当也被包括在计算机可读介质的范围内。

[0138] 因此,某些方面可包括用于执行本文中给出的操作的计算机程序产品。例如,此类计算机程序产品可包括其上存储(和/或编码)有指令的计算机可读介质,这些指令能由一个或多个处理器执行以执行本文中所描述的操作。对于某些方面,计算机程序产品可包括包装材料。

[0139] 此外,应当领会,用于执行本文中所描述的方法和技术的模块和/或其它恰适装置能由用户终端和/或基站在适用的场合下载和/或以其他方式获得。例如,此类设备能被耦合至服务器以促成用于执行本文中所描述的方法的装置的转移。替换地,本文所述的各种方法能经由存储装置(例如,RAM、ROM、诸如压缩碟(CD)或软盘等物理存储介质等)来提供,以使得一旦将该存储装置耦合至或提供给用户终端和/或基站,该设备就能获得各种方法。此外,可利用适于向设备提供本文所描述的方法和技术的任何其他合适的技术。

[0140] 将理解,权利要求并不被限定于以上所解说的精确配置和组件。可在以上所描述的方法和装置的布局、操作和细节上作出各种改动、更换和变形而不会脱离权利要求的范围。

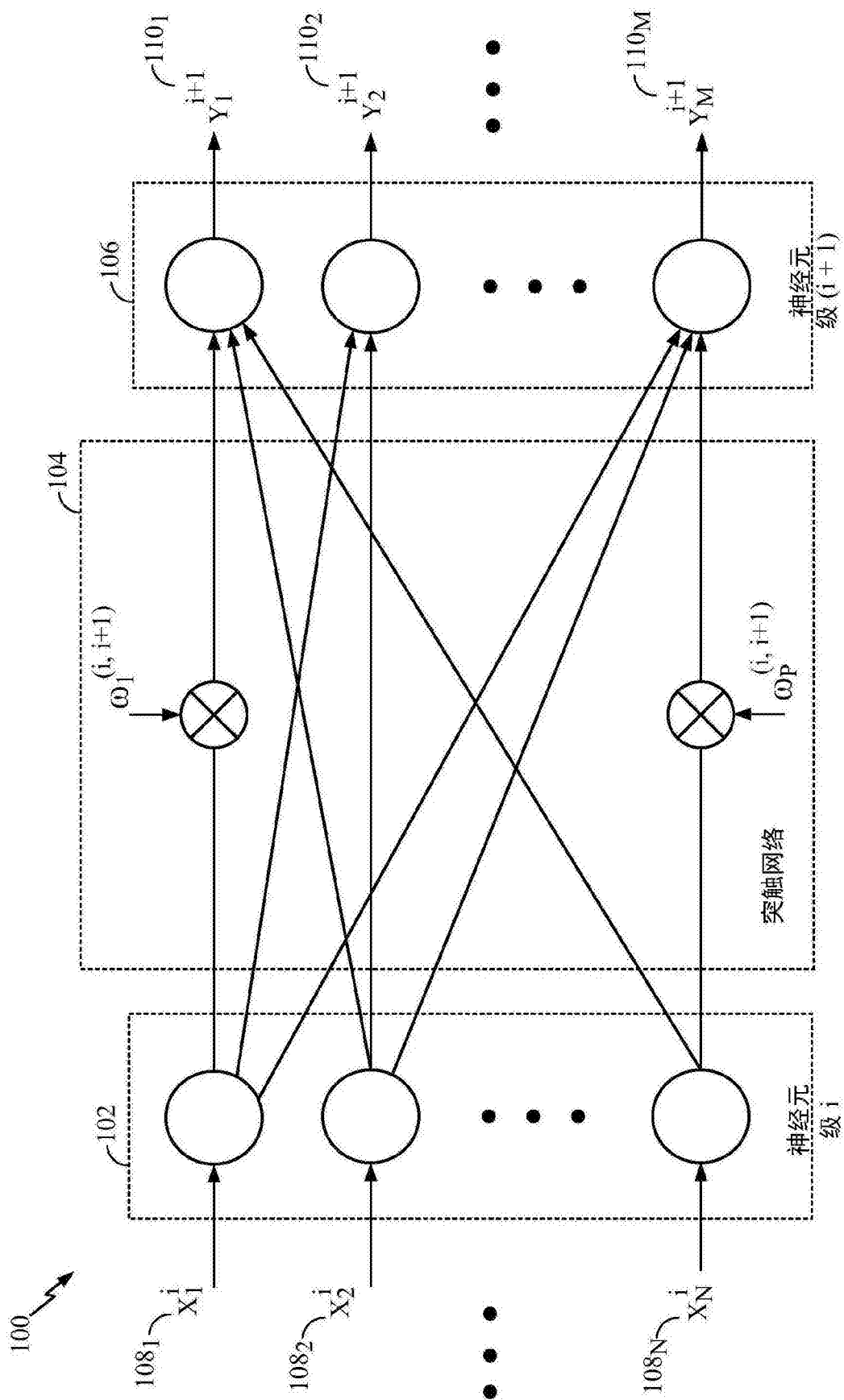


图1

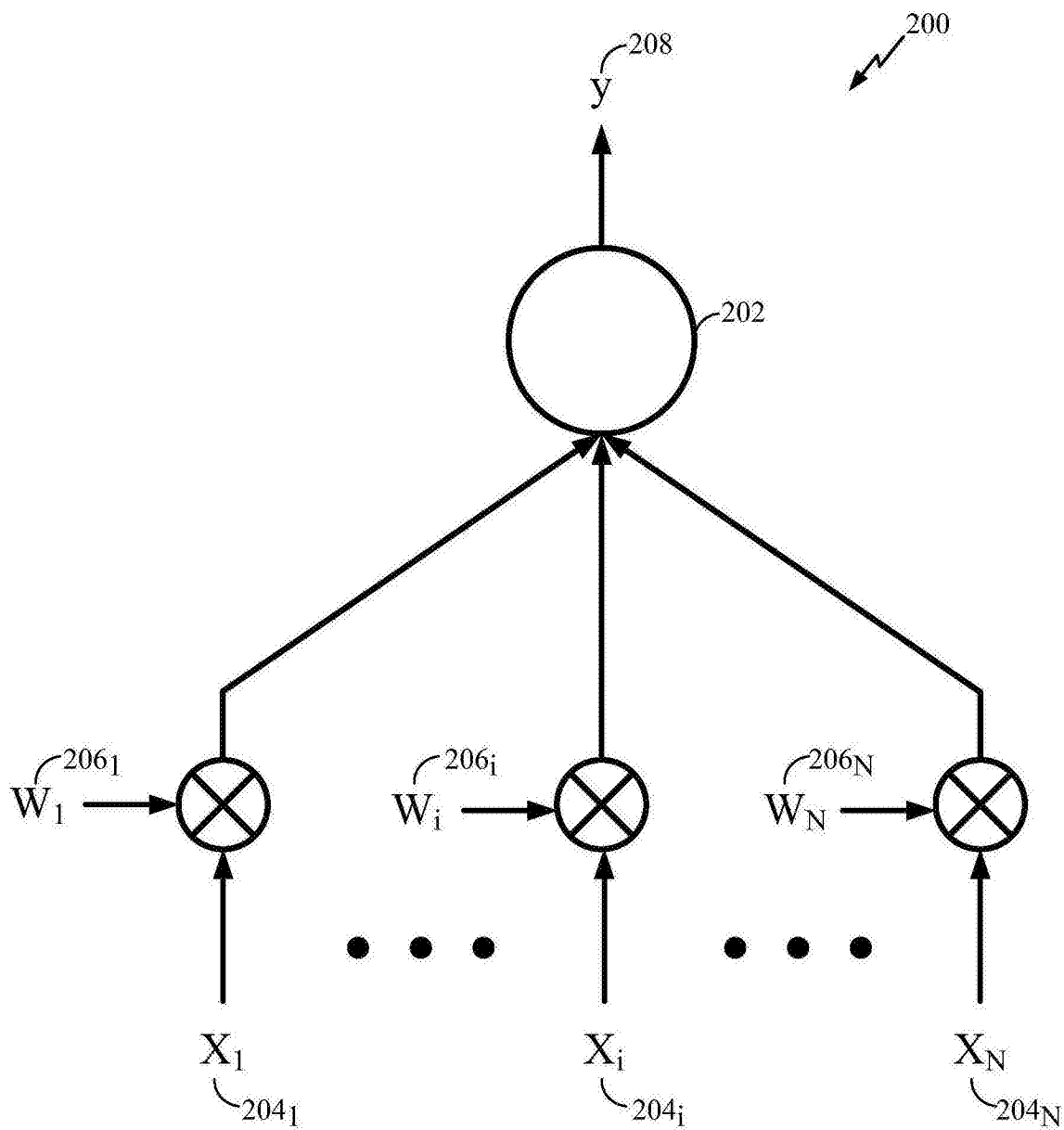


图2

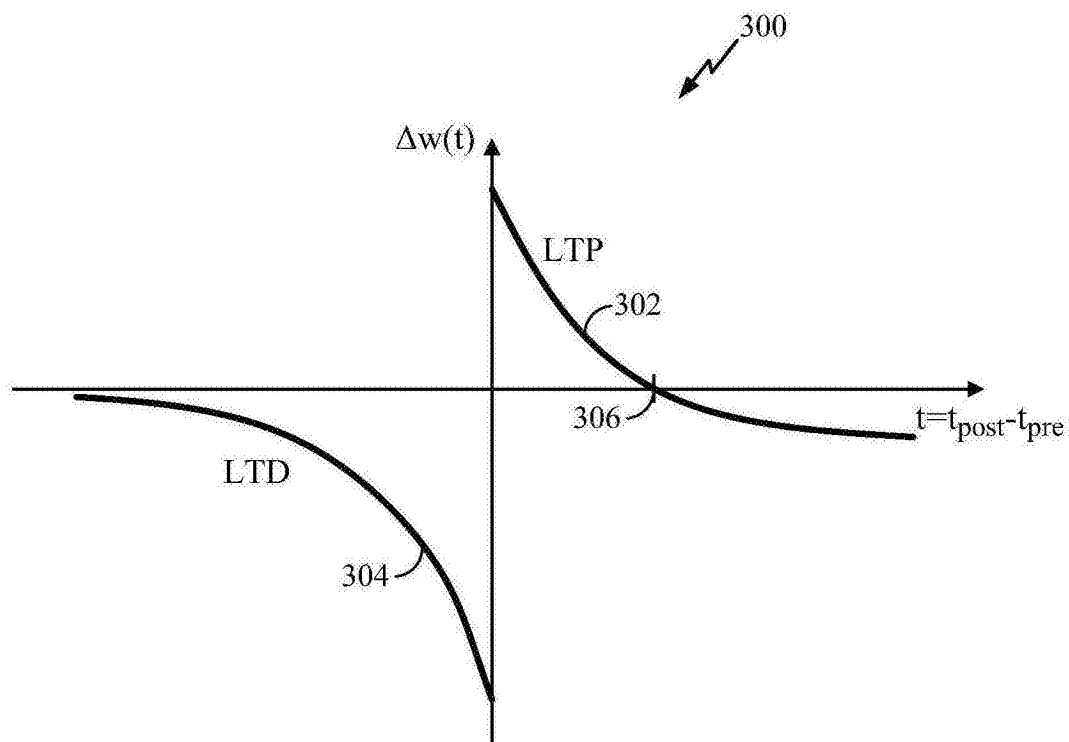


图3

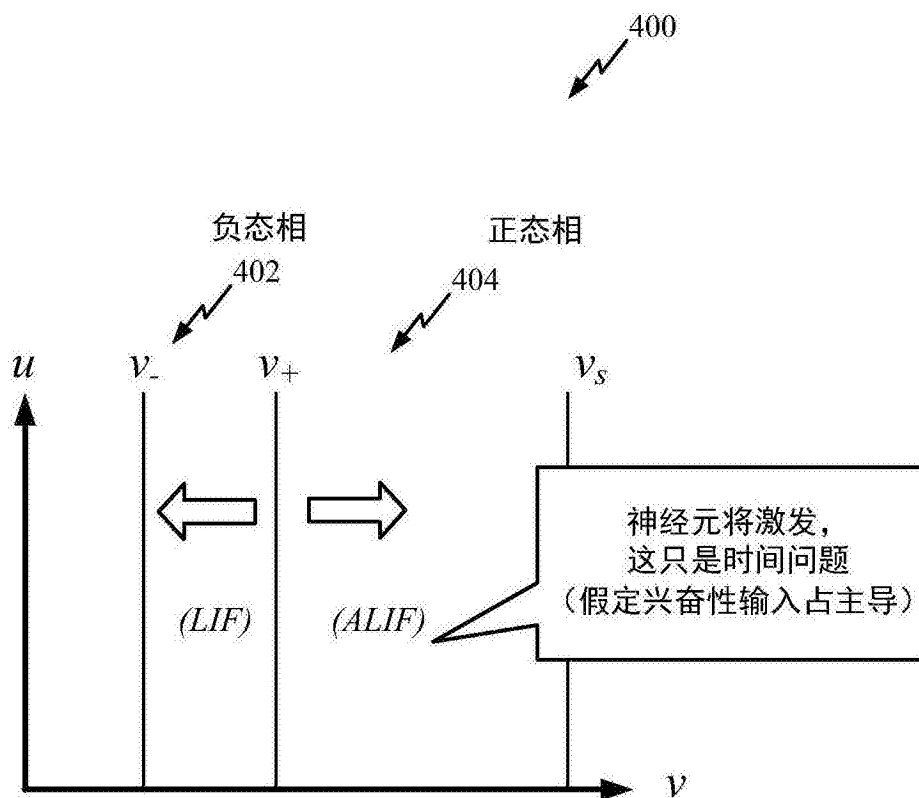


图4

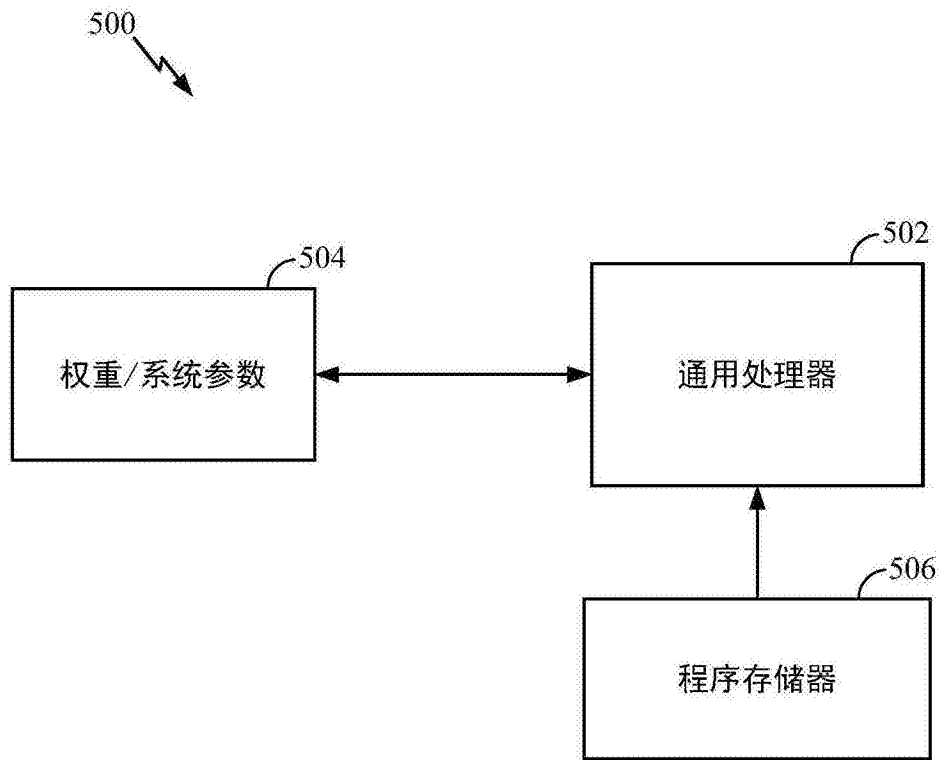


图5

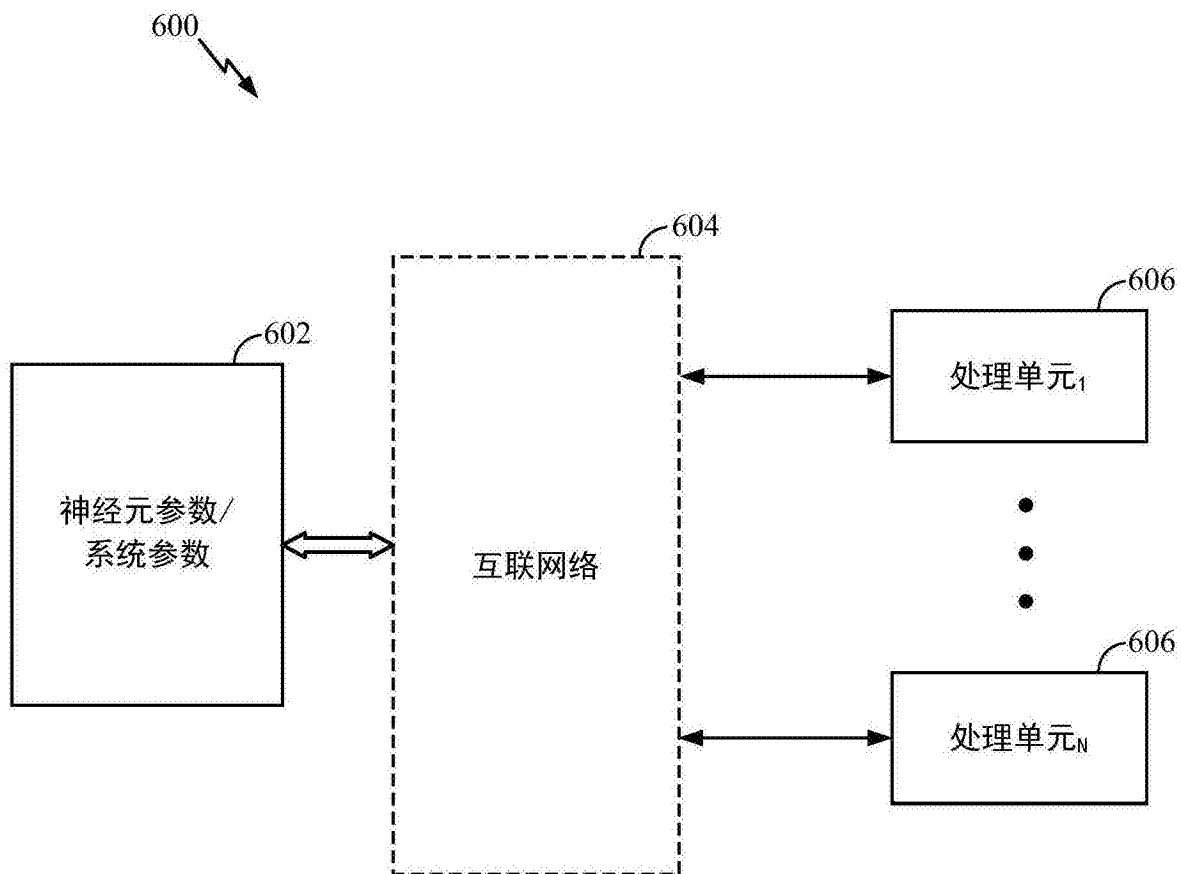


图6

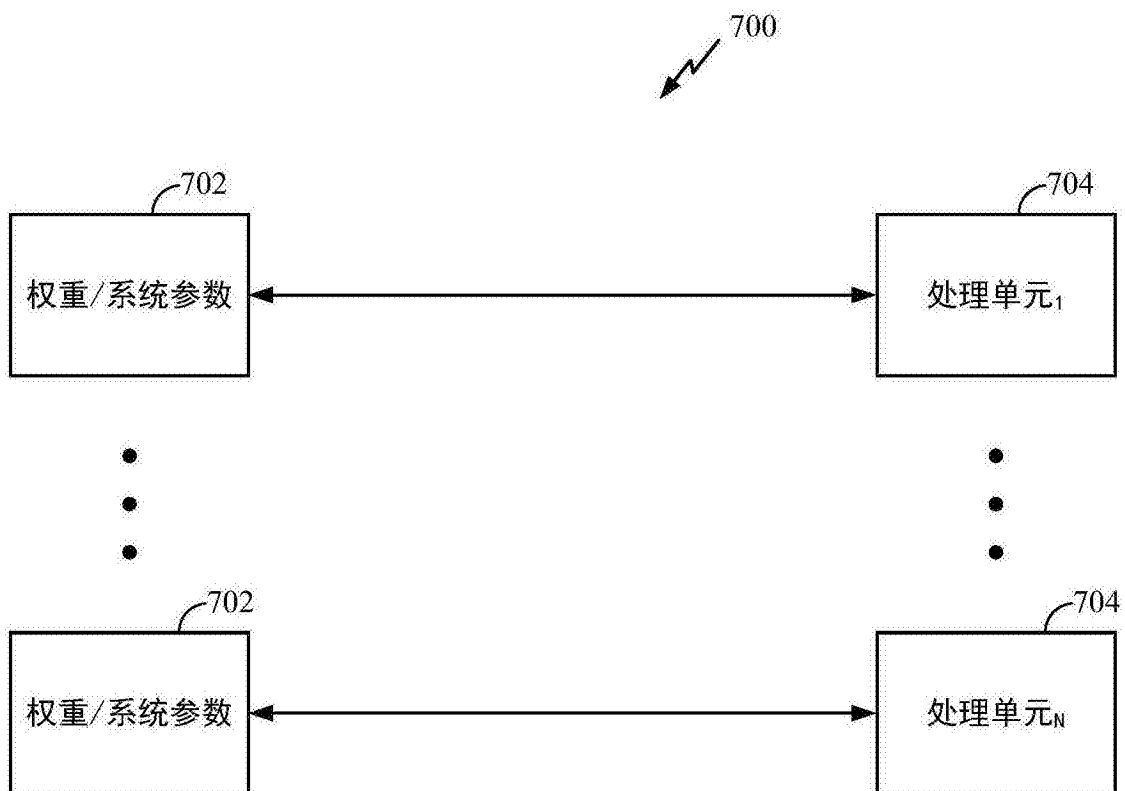


图7

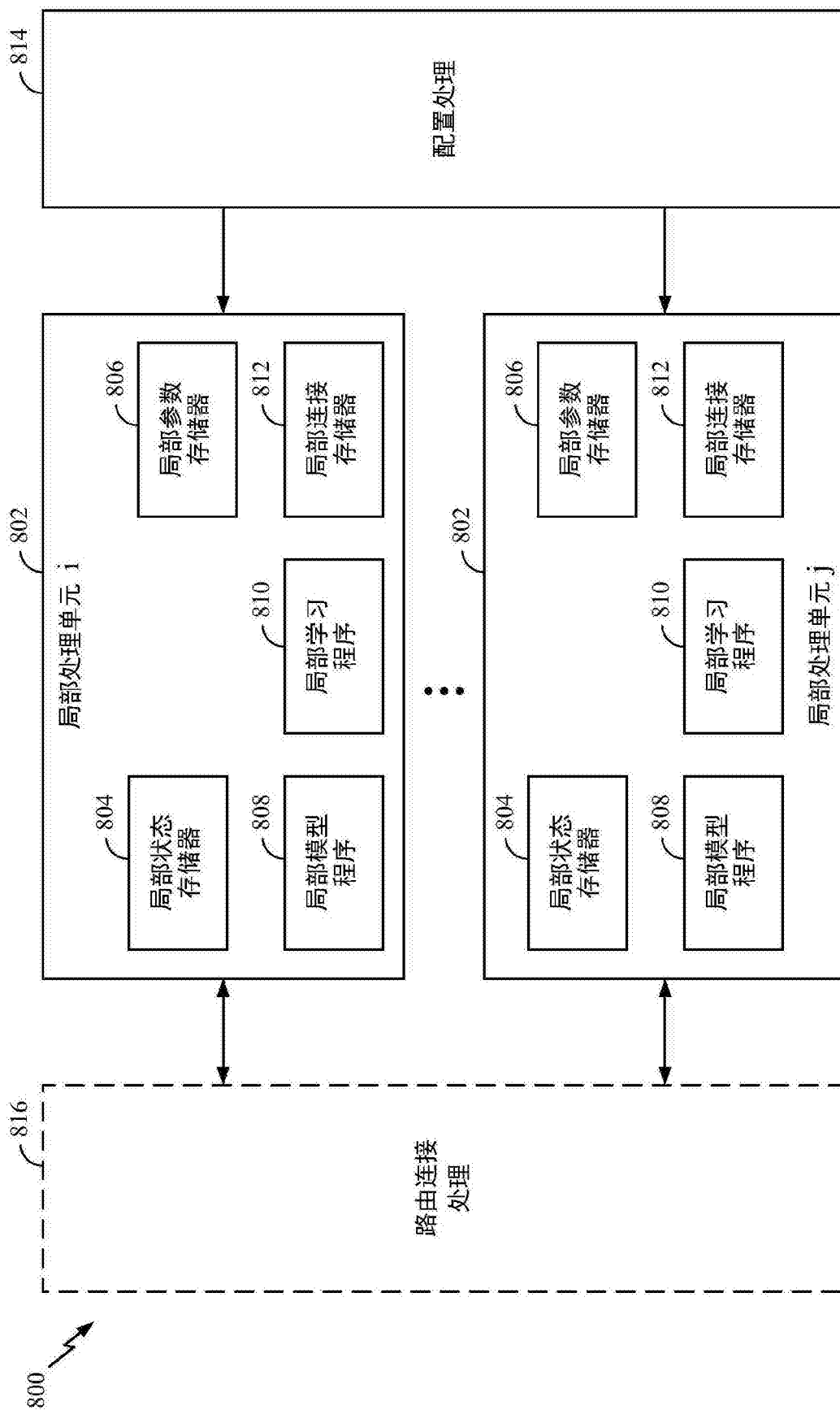


图8

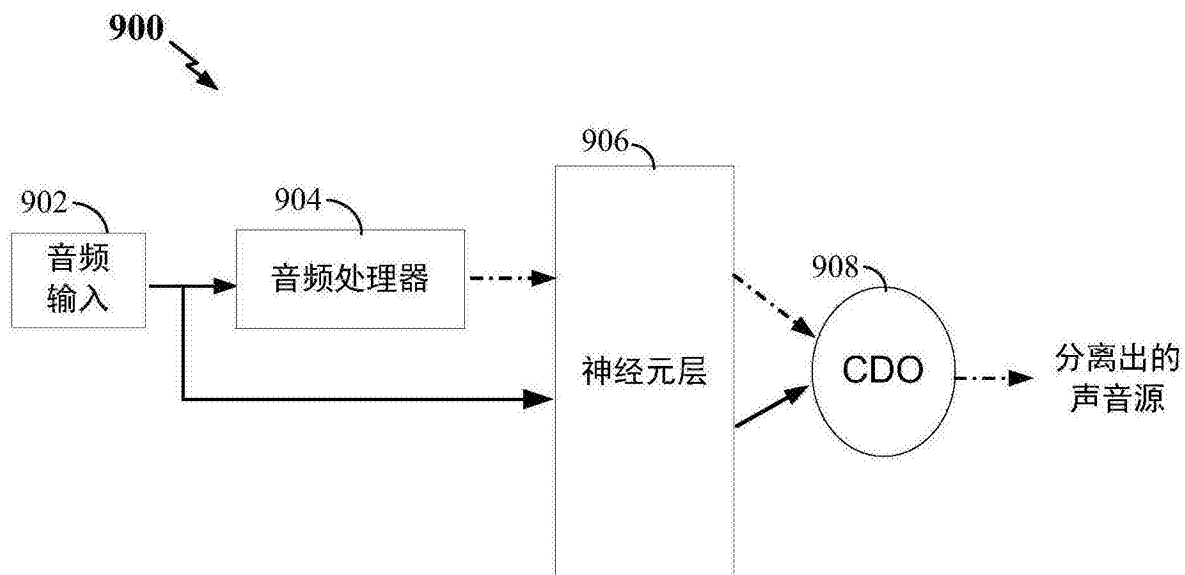


图9

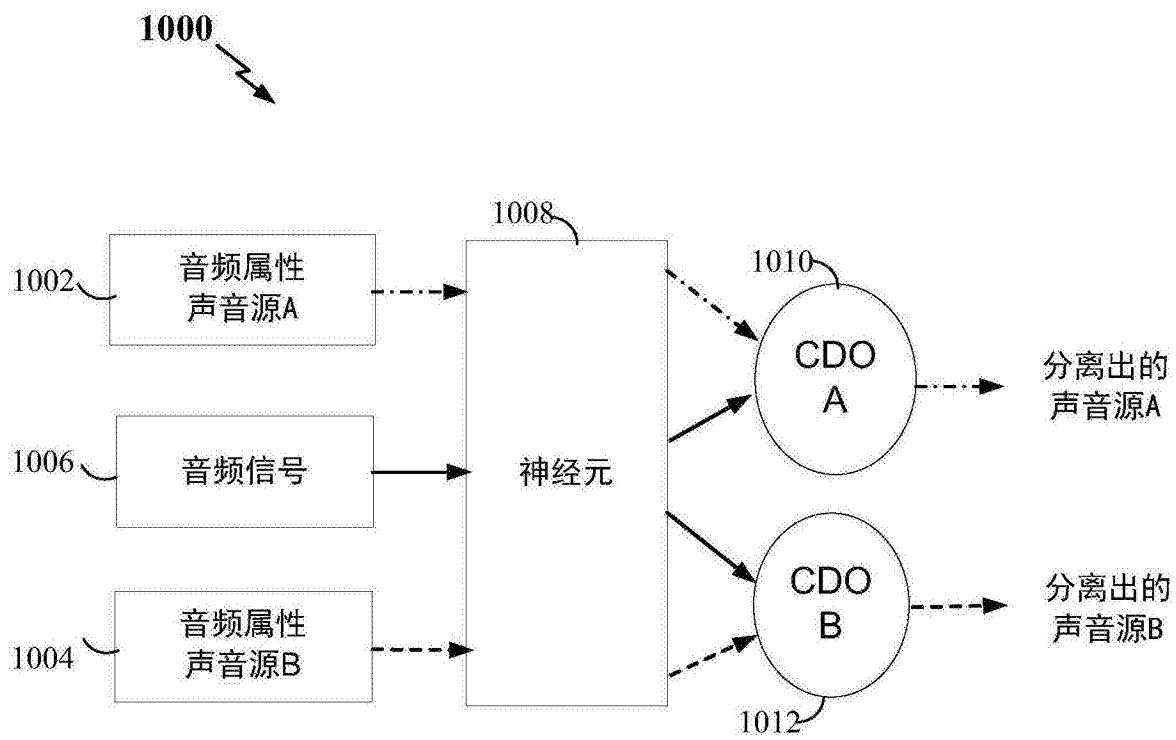


图10

1100

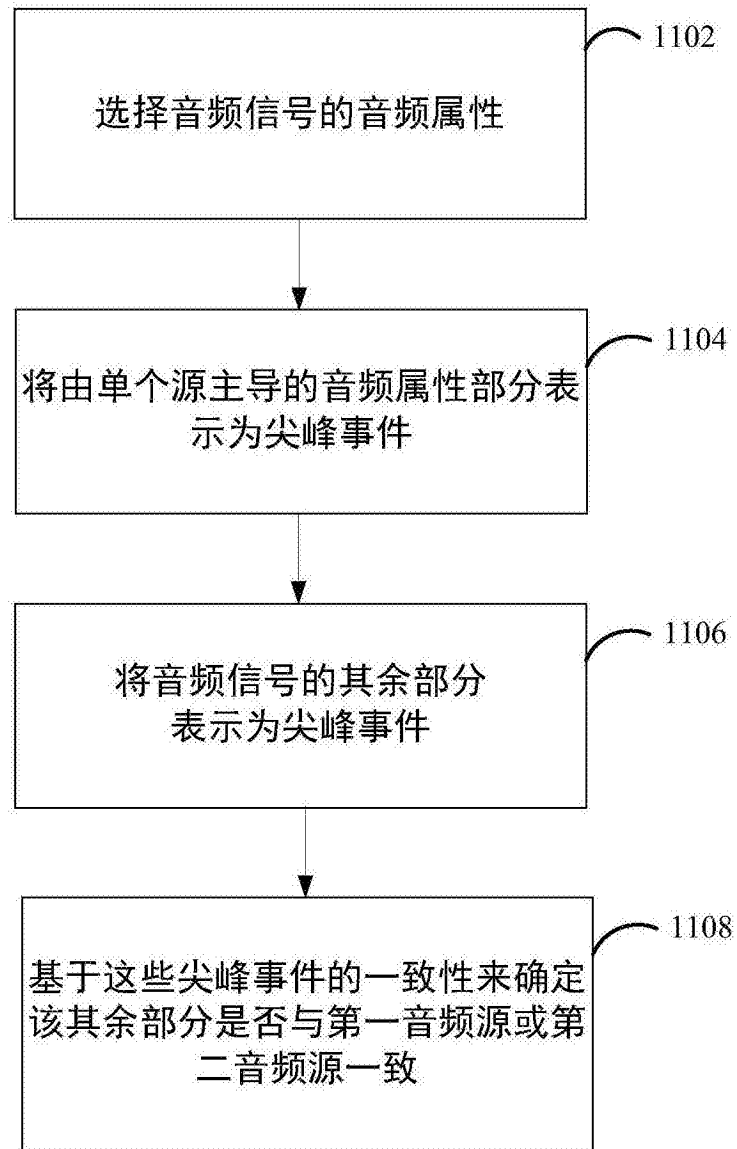


图11