



(12) 发明专利申请

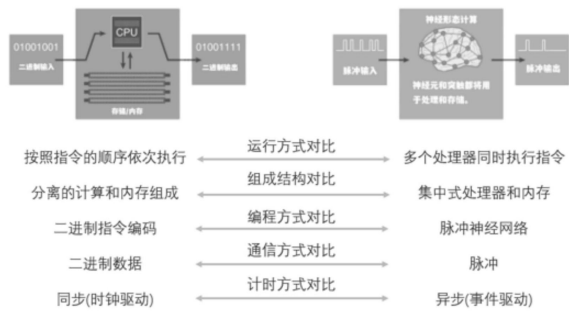
(10) 申请公布号 CN 116384458 A
(43) 申请公布日 2023. 07. 04

(21) 申请号 202310510700.4
(22) 申请日 2023.05.08
(71) 申请人 南京云祈信息技术有限公司
地址 211302 江苏省南京市高淳区桤溪街
道桥李村188号2栋302室
(72) 发明人 朱喜杰
(74) 专利代理机构 广州中粤知识产权代理事务
所(普通合伙) 44752
专利代理师 李晨
(51) Int.Cl.
G06N 3/063 (2023.01)
G11C 13/00 (2006.01)

权利要求书2页 说明书4页 附图2页

(54) 发明名称
分布式神经形态超级计算平台

(57) 摘要
本发明公开了分布式神经形态超级计算平台,涉及分布式计算技术领域;包括控制单元、一组互联的存储单元、逻辑门和算术函数,所述存储单元能够在控制单的控制下,执行数字或者模拟操作,所述存储单元为忆阻器,所述分布式神经形态超级计算平台的平台机器为基于GPU芯片实现,所述忆阻器采用自组织逻辑门框架,所述自组织逻辑门框架利用基本瞬子达到平衡点。本发明利用GPU来实现接近平台机器的实时性能。它可以自由地适应要计算的问题,也可以互连并作为集群的一部分进行操作。使用平台神经形态芯片,可以解决经典或量子方法无法解决的问题,从而提高了使用的效率,简化了数据传递方式,解放了机器的性能。



1. 分布式神经形态超级计算平台, 其特征在于, 包括控制单元、一组互联的存储单元、逻辑门和算术函数, 所述存储单元能够在控制单元的控制下, 执行数字或者模拟操作, 所述存储单元为忆阻器。

2. 根据权利要求1所述的分布式神经形态超级计算平台, 其特征在于, 所述分布式神经形态超级计算平台的平台机器为基于GPU芯片实现。

3. 根据权利要求1所述的分布式神经形态超级计算平台, 其特征在于, 所述分布式神经形态超级计算平台的平台机器定义为八元组, 即平台机器 = $(M, \Delta, P, s, \Sigma, p_0, s_0, F)$, 其中 M 是单个内存处理器的可能状态集合; Δ 是一组函数, $\delta a: mm^a \setminus f \times P \rightarrow mm'^a \times P^2 \times S$, 其中 $ma < \infty$ 是用作函数输入 (读取) a 的内存处理器数量, $m'^a < \infty$ 是用作函数 δa 输出 (写入) 的内存处理器数量; p 是指针数组的集合, S 是 a 索引的集合, Σ 是输入设备在计算存储器上写入的初始状态的集合, p_0 是指针的初始数组, s_0 是初始索引 a , F 是 M 最终状态的集合。

4. 根据权利要求1所述的分布式神经形态超级计算平台, 其特征在于, 所述忆阻器采用自组织逻辑门框架。

5. 根据权利要求4所述的分布式神经形态超级计算平台, 其特征在于, 所述自组织逻辑门框架利用基本瞬子达到平衡点, 利用瞬子描述自组织逻辑门的非线性运动方式的静电轨迹, 并连接相同空间中拓扑不同的临界点。

6. 根据权利要求5所述的分布式神经形态超级计算平台, 其特征在于, 所述自组织逻辑门框架包括标准电阻器、带记忆的电阻器和压控电压发生器, 且带记忆的电阻器内含并联电容。

7. 根据权利要求6所述的分布式神经形态超级计算平台, 其特征在于, 所述忆阻器的忆阻状态变化量的运动方程为 $\frac{d}{dt}x_j = -\alpha h(x_j, v_{M_j})g(x_j)v_{M_j}$, 其中 x_j 是第 j 个忆阻元件的状态变量。函数 h 用于切断某些状态下状态变量的动态, $g(x) = ((R_{off} - R_{on})x + R_{on})^{-1}$, R_{off} 和 R_{on} 为两个电阻, v_m 是根据忆阻器的方向测量的: $v_m = v_a - v_b$, 其中 v_b 从忆阻器电子符号的粗条侧开始测量, 系数 α 为正数。

8. 根据权利要求1所述的分布式神经形态超级计算平台, 其特征在于, 所述分布式神经形态超级计算平台还包括DyNex芯片。

9. 根据权利要求8所述的分布式神经形态超级计算平台, 其特征在于, 所述DyNex芯片的构建方法为:

步骤一: 将布尔变量 y 转换成连续变量;

步骤二: 将布尔子句解释为动态约束函数, 其满意度有电压决定;

步骤三: 将DyNex芯片使用内存变量来协助计算, 记忆变量将与布尔公式的解不对应的平衡点转换为电压空间中的不稳定点, 使3-SAT问题的解成为唯一的最小值, 在每个子句中引入两个记忆变量: 短期记忆, $x_{s,m}$ 和长期记忆, $x_{l,m}$;

步骤四: 选择电压和内存变量的动态,

$$\dot{v}_n = \sum_m x_{l,m} x_{s,m} G_{n,m} + (1 + \zeta x_{l,m})(1 - x_{s,m}) R_{n,m},$$

$$\dot{x}_{s,m} = \beta(x_{s,m} + \epsilon)(C_m - \gamma), \dot{x}_{l,m} = \alpha(C_m - \delta), \text{ 其中求和是对出现电压的}$$

所有约束进行的, $x_{s,m} \in [0,1]$ and $x_{l,m} \in [1,10^4 M]$, 参数 α 和 β 分别是长期和短期记忆变量的增长率, 每个内存变量都有一个阈值参数, 用于评估 C_m 的状态, 并且这两个参数被限制为服从 $\delta < \gamma < 1/2$, 方程有一个小的、严格为正的参数, $0 < \varepsilon < 1$, 去除杂散解 ($x_{s,m} = 0$)。

分布式神经形态超级计算平台

技术领域

[0001] 本发明涉及分布式计算技术领域,尤其涉及分布式神经形态超级计算平台。

背景技术

[0002] 神经计算作为一种人工智能技术,在未来的市场上有着广阔的应用前景。神经计算在以下领域有着广泛的应用:自然语言处理:神经计算可以用于自然语言处理,例如语音识别、机器翻译和情感分析等领域。计算机视觉:神经计算可以用于计算机视觉应用,例如图像识别、目标检测和人脸识别等领域。自动驾驶:神经计算可以用于自动驾驶技术,例如自动驾驶汽车中的感知、决策和控制等领域。医疗保健:神经计算可以用于医疗保健领域,例如医学图像处理、疾病诊断和药物研发等领域;软硬件设计:神经计算可以用于软硬件设计领域,例如NVIDIA的AutoDMP,该方法能有效地搜索设计空间,找到更好的超大规模集成电路设计宏观布局解决方案。

[0003] 在现有技术中,是一个需要一个与内存物理分离的中央处理器(CPU)的设备,CPU既包含指导机器操作的控制单元,也包含执行所需的逻辑门和算术函数(算术/逻辑单元),大量数据必须在CPU和内存之间传输,从而在时间上限制了机器的性能。

[0004] 为此,本发明提出分布式神经形态超级计算平台。

发明内容

[0005] 本发明的目的是为了解决现有技术中存在的缺点,而提出的分布式神经形态超级计算平台。

[0006] 为了实现上述目的,本发明采用了如下技术方案:

[0007] 分布式神经形态超级计算平台,包括控制单元、一组互联的存储单元、逻辑门和算术函数,所述存储单元能够在控制单元的控制下,执行数字或者模拟操作,所述存储单元为忆阻器。

[0008] 优选地:所述分布式神经形态超级计算平台的平台机器为基于GPU芯片实现。

[0009] 优选地:所述分布式神经形态超级计算平台的平台机器定义为八元组,即平台机器 $= (M, \Delta, P, S, \Sigma, p_0, s_0, F)$,其中 M 是单个内存处理器的可能状态集合; Δ 是一组函数, $\delta_a: m \mapsto f \times P \rightarrow m'$, $a \in P_2 \times S$,其中 $m \in M$ 是用作函数输入(读取) a 的内存处理器数量 δ , $m' \in M$ 是用作函数 δ_a 输出(写入)的内存处理器数量; p 是指针数组的集合, S 是 a 索引的集合, Σ 是输入设备在计算存储器上写入的初始状态的集合, p_0 是指针的初始数组, s_0 是初始索引 a , F 是 M 最终状态的集合。

[0010] 优选地:所述忆阻器采用自组织逻辑门框架。

[0011] 优选地:所述自组织逻辑门框架利用基本瞬子达到平衡点,利用瞬子描述自组织逻辑门的非线性运动方式的静电轨迹,并连接相同空间中拓扑不同的临界点。

[0012] 优选地:所述自组织逻辑门框架包括标准电阻器、带记忆的电阻器和压控电压发生器,且带记忆的电阻器内含并联电容。

[0013] 优选地:所述忆阻器的忆阻状态变化量的运动方程为

[0014] $\frac{d}{dt}x_j = -\alpha h(x_j, v_{M_j})g(x_j)v_{M_j}$, 其中 x_j 是第 j 个忆阻元件的状态变量。函数 h 用于切断某些状态下状态变量的动态, $g(x) = ((R_{off} - R_{on})x + R_{on})^{-1}$, R_{off} 和 R_{on} 为两个电阻, v_m 是根据忆阻器的方向测量的: $v_m = v_a - v_b$,其中 v_b 从忆阻器电子符号的粗条侧开始测量,系数 α 为正数。

[0015] 优选地:所述分布式神经形态超级计算平台还包括Dynex芯片。

[0016] 优选地:所述Dynex芯片的构建方法为:

[0017] 步骤一:将布尔变量 y 转换成连续变量;

[0018] 步骤二:将布尔子句解释为动态约束函数,其满意度有电压决定;

[0019] 步骤三:将Dynex芯片使用内存变量来协助计算,记忆变量将与布尔公式的解不对应的平衡点转换为电压空间中的不稳定点,使3-SAT问题的解成为唯一的最小值,在每个子句中引入两个记忆变量:短期记忆, $x_{s,m}$ 和长期记忆, $x_{l,m}$;

[0020] 步骤四:选择电压和内存变量的动态,

[0021] $\dot{v}_n = \sum_m x_{l,m} x_{s,m} G_{n,m} + (1 + \zeta x_{l,m})(1 - x_{s,m}) R_{n,m},$

[0022] $\dot{x}_{s,m} = \beta(x_{s,m} + \varepsilon)(C_m - \gamma),$

[0023] $\dot{x}_{l,m} = \alpha(C_m - \delta),$,其中求和是对出现电压的所有约束进行的, $x_{s,m} \in [0, 1]$ and $x_{l,m} \in [1, 10^4 M]$,参数 α 和 β 分别是长期和短期记忆变量的增长率,每个内存变量都有一个阈值参数,用于评估 C_m 的状态,并且这两个参数被限制为服从 $\delta < \gamma < 1/2$,方程有一个小的、严格为正的参数, $0 < \varepsilon < < 1$ 、去除杂散解($x_{s,m} = 0$)。

[0024] 本发明的有益效果为:

[0025] 1. 本发明利用GPU来实现接近平台机器的实时性能。它可以自由地适应要计算的问题,也可以互连并作为集群的一部分进行操作。使用平台神经形态芯片,可以解决经典或量子方法无法解决的问题,从而提高了使用的效率,简化了数据传递方式,解放了机器的性能。

附图说明

[0026] 图1为本发明提出的分布式神经形态超级计算平台的忆阻器架构示意图;

[0027] 图2为本发明提出的分布式神经形态超级计算平台的自组织逻辑门框架示意图;

[0028] 图3为本发明提出的分布式神经形态超级计算平台与现有技术多维度对比图。

具体实施方式

[0029] 下面结合具体实施方式对本专利的技术方案作进一步详细地说明。

[0030] 在本专利的描述中,需要说明的是,除非另有明确的规定和限定,术语“安装”、“相连”、“连接”、“设置”应做广义理解,例如,可以是固定相连、设置,也可以是可拆卸连接、设置,或一体地连接、设置。对于本领域的普通技术人员而言,可以根据具体情况理解上述术语在本专利中的具体含义。

[0031] 实施例1:

[0032] 分布式神经形态超级计算平台,包括控制单元和一组互联的存储单元组成,所述存储单元能够在控制单元的控制下,执行数字或者模拟操作。

[0033] 所述存储单元为忆阻器。

[0034] 所述分布式神经形态超级计算平台的平台机器为基于GPU芯片实现。

[0035] 所述分布式神经形态超级计算平台的平台机器定义为八元组,即平台机器 = (M, Δ , P, S, Σ , p0, s0, F), 其中M是单个内存处理器的可能状态集合; Δ 是一组函数, $\delta_a: m^a \setminus f \times P \rightarrow m^{a'} \times P^2 \times S$, 其中 $m^a < \infty$ 是用作函数输入(读取) a 的内存处理器数量, $m^{a'} < \infty$ 是用作函数 δ_a 输出(写入)的内存处理器数量; p是指针数组的集合, S是a索引的集合, Σ 是输入设备在计算存储器上写入的初始状态的集合, p0是指针的初始数组, s0是初始索引a, F是M最终状态的集合。

[0036] 所述忆阻器采用自组织逻辑门框架。

[0037] 所述自组织逻辑门框架利用基本瞬子达到平衡点,利用瞬子描述自组织逻辑门的非线性运动方式的静电轨迹,并连接相同空间中拓扑不同的临界点。

[0038] 所述自组织逻辑门框架包括标准电阻器、带记忆的电阻器和压控电压发生器,且带记忆的电阻器内含并联电容。

[0039] 忆阻器的忆阻状态变化量的运动方程为 $\frac{d}{dt}x_j = -\alpha h(x_j, v_{M_j})g(x_j)v_{M_j}$,

其中 x_j 是第 j 个忆阻元件的状态变量。函数 h 用于切断某些状态下状态变量的动态, $g(x) = ((R_{off} - R_{on})x + R_{on}) - 1$, R_{off} 和 R_{on} 为两个电阻, v_m 是根据忆阻器的方向测量的: $v_m = v_a - v_b$, 其中 v_b 从忆阻器电子符号的粗条侧开始测量, 系数 α 为正数。

[0040] 实施例2:

[0041] 分布式神经形态超级计算平台,本实施例基于实施例1做出以下改进:

[0042] 所述分布式神经形态超级计算平台还包括Dynex芯片。

[0043] 所述Dynex芯片的构建方法为:

[0044] 步骤一:将布尔变量y转换成连续变量;

[0045] 步骤二:将布尔子句解释为动态约束函数,其满意度有电压决定;

[0046] 步骤三:将Dynex芯片使用内存变量来协助计算,记忆变量将与布尔公式的解不对应的平衡点转换为电压空间中的不稳定点,使3-SAT问题的解成为唯一的最小值,在每个子句中引入两个记忆变量:短期记忆, $x_{s,m}$ 和长期记忆, $x_{l,m}$ 。

[0047] 步骤四:选择电压和内存变量的动态,

[0048] $\dot{v}_n = \sum_m x_{l,m} x_{s,m} G_{n,m} + (1 + \zeta x_{l,m})(1 - x_{s,m}) R_{n,m}$,

[0049] $\dot{x}_{s,m} = \beta(x_{s,m} + \varepsilon)(C_m - \gamma)$,

[0050] $\dot{x}_{l,m} = \alpha(C_m - \delta)$, 其中求和是对出现电压的所有约束进行的, $x_{s,m} \in [0, 1]$ and $x_{l,m} \in [1, 10^4 M]$, 参数 α 和 β 分别是长期和短期记忆变量的增长率, 每个内存变量都有一个阈值参数, 用于评估 C_m 的状态, 并且这两个参数被限制为服从 $\delta < \gamma < 1/2$, 方程有一个小的、严格为正的参数, $0 < \varepsilon < 1$ 、去除杂散解 ($x_{s,m} = 0$)。

[0051] 本发明利用GPU来实现接近平台机器的实时性能。它可以自由地适应要计算的问题,也可以互连并作为集群的一部分进行操作。使用平台神经形态芯片,可以解决经典或量子方法无法解决的问题,从而提高了使用的效率,简化了数据传递方式,解放了机器的性能。

[0052] 以上所述,仅为本发明较佳的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,根据本发明的技术方案及其发明构思加以等同替换或改变,都应涵盖在本发明的保护范围之内。

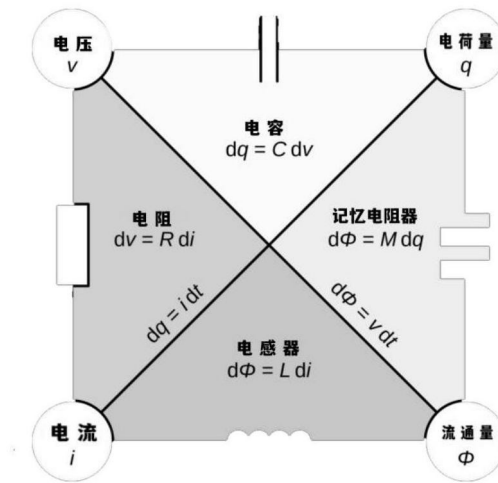


图1

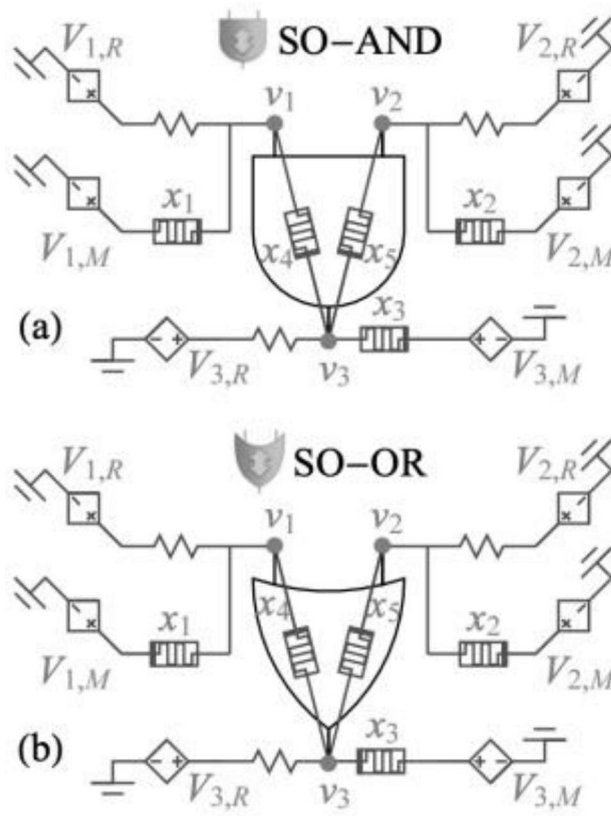


图2

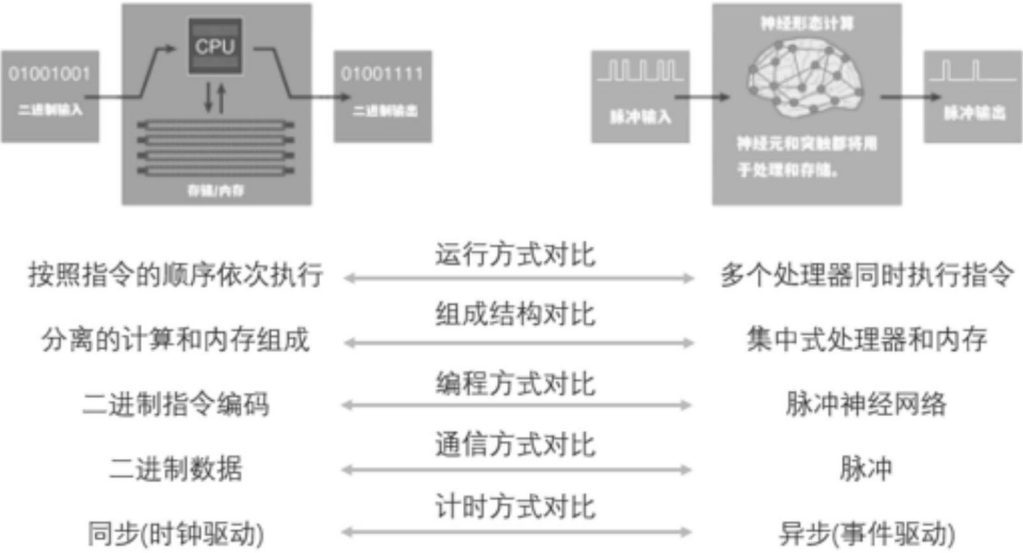


图3