



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110456902 A

(43)申请公布日 2019. 11. 15

(21)申请号 201811147317.2

(74)专利代理机构 北京品源专利代理有限公司
11332

(22)申请日 2018.09.29

代理人 王小衡 胡彬

(30)优先权数据

15/973,137 2018.05.07 US

15/996,389 2018.06.01 US

(71)申请人 芬奇科技有限公司

地址 英属维尔京群岛托托拉岛

(72)发明人 维克托·弗拉基米罗维奇·埃里温
特塞夫

亚历山大·谢尔盖耶维奇·洛巴诺
夫

阿列克谢·伊万诺维奇·卡尔塔绍
夫

丹尼尔·奥尔古维奇·冈加洛夫

(51)Int.Cl.

G06F 3/01(2006.01)

G06T 7/20(2017.01)

G06T 17/00(2006.01)

G06T 19/00(2011.01)

G01C 21/16(2006.01)

G01C 21/08(2006.01)

G01C 21/00(2006.01)

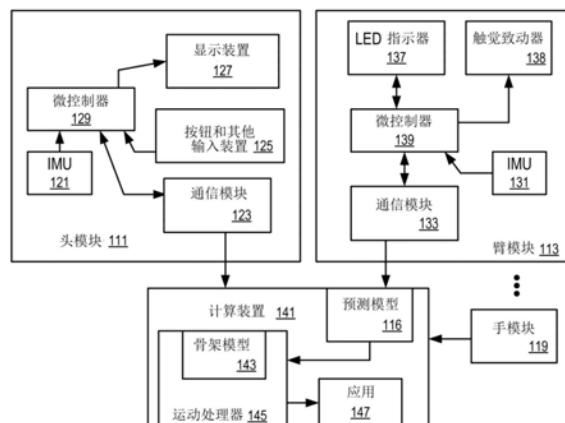
权利要求书4页 说明书22页 附图9页

(54)发明名称

跟踪用户移动以控制计算机系统骨架模型

(57)摘要

一种具有传感器模块和计算装置的系统。每个传感器模块具有被附接到用户的部位的惯性测量单元。神经网络被用于根据基于惯性的模块的测量结果来对用户的部位的取向做出预测。例如,神经网络可以被训练为基于使用惯性测量单元测量出的取向来预测使用光学跟踪系统测量出的取向和/或基于运动链中其他刚性部位的取向测量结果来预测运动链中的一些刚性部位的取向测量结果。例如,传感器模块可以包括共享共同传感器模块的不同子集;并且神经网络可以被用于对从不同子集针对共同传感器模块单独做出的不同预测进行组合。



1. 一种系统,所述系统包括:

多个传感器模块,所述多个传感器模块中的每个相应的传感器模块具有惯性测量单元并且被附接到用户的部位以生成标识所述用户的所述部位的取向序列的运动数据;以及计算装置,其被耦合到所述多个传感器模块并且被配置为:

将由所述每个相应的传感器模块测量出的所述取向序列作为输入提供给人工神经网络;

获得作为来自所述人工神经网络的输出的所述用户的部位的取向测量结果;并且

通过根据从所述人工神经网络获得的所述取向测量结果对骨架模型的运动链中的刚性部位的取向进行配置来控制应用,所述骨架模型具有由关节连接的多个刚性部位。

2. 根据权利要求1所述的系统,其中,使用利用光学跟踪系统生成的取向测量结果来训练所述人工神经网络;所述人工神经网络是包含至少一个长短期记忆(LSTM)单元的递归神经网络。

3. 根据权利要求2所述的系统,其中,所述用户的所述部位的取向不使用光学跟踪来跟踪并且不使用包含惯性测量单元的传感器模块来跟踪;并且所述多个传感器模块对与所述运动链中的刚性部位的子集相对应的所述用户的部位进行跟踪;并且所述刚性部位的子集在所述运动链中被所述刚性部位分开,所述刚性部位与不使用传感器模块来跟踪的所述用户的所述部位相对应。

4. 根据权利要求1所述的系统,其中,所述人工神经网络被训练为对使用光学跟踪系统生成的取向测量结果进行预测;并且所述人工神经网络提供要由所述光学跟踪系统针对被附接了所述多个传感器模块的所述用户的部位而生成的预测的取向测量结果作为输出。

5. 一种方法,所述方法包括:

从被附接到由关节连接的用户的部位的多个惯性测量单元接收标识所述用户的所述部位的取向序列的运动数据;

将由所述惯性测量单元测量出的所述用户的所述部位的所述取向序列作为输入提供给人工神经网络;

获得作为来自所述人工神经网络的输出的所述用户的部位的取向测量结果;

根据从所述人工神经网络获得的所述取向测量结果来对骨架模型的运动链中的刚性部位的取向进行配置,所述骨架模型具有由关节连接的多个刚性部位;并且

基于所述运动链的状态来控制应用。

6. 根据权利要求5所述的方法,其中,所述人工神经网络是具有长短期记忆(LSTM)单元的递归神经网络;所述用户的所述部位不具有用于测量所述部位的取向的附接的惯性测量单元;所述人工神经网络还输出使用所述惯性测量单元跟踪的所述用户的所述部位的预测的取向测量结果;并且由所述人工神经网络生成的所述预测的取向测量结果对由所述惯性测量单元测量出的所述取向序列中的累积误差进行校正。

7. 一种方法,所述方法包括:

将多个传感器模块附接到人;

在所述人执行多个运动序列期间测量所述传感器模块的多个取向序列,以生成第一取向测量结果和第二取向测量结果;并且

使用监督机器学习技术训练人工神经网络,以基于所述第一取向测量结果来预测所述

第二取向测量结果。

8. 根据权利要求7所述的方法,其中,所述神经网络是具有长短期记忆(LSTM)单元的递归神经网络;并且所述方法还包括:

使用所述多个传感器模块生成对所述人的另外的测量结果;以及

使用所述另外的测量结果和强化学习技术来对先前基于所述第一取向测量结果和所述第二取向测量结果使用所述监督机器学习技术训练的所述神经网络进行训练。

9. 根据权利要求7所述的方法,其中,使用第一技术测量所述第一取向测量结果;并且使用第二技术测量所述第二取向测量结果;并且所述第二取向测量结果标识所述多个传感器模块的取向;并且所述第一取向测量结果标识所述多个传感器模块的子集的取向。

10. 根据权利要求7所述的方法,其中,所述第一取向测量结果标识所述多个传感器模块的第一子集的取向;并且所述第二取向测量结果标识所述多个传感器模块的第二子集的取向。

11. 一种系统,所述系统包括:

多个传感器模块,所述多个传感器模块中的每个相应的传感器模块具有惯性测量单元并且被附接到用户的部位,以生成标识所述用户的所述部位的取向序列的运动数据,所述多个传感器模块包括第一子集和第二子集,所述第一子集和所述第二子集共享在所述第一子集和所述第二子集之间的共同传感器模块;

计算装置,其被耦合到所述多个传感器模块并且被配置为:

将由所述第一子集生成的取向测量结果作为输入提供给第一人工神经网络;

获得作为来自所述第一人工神经网络的输出的所述用户的共同部位的至少一个第一取向测量结果,所述共同传感器模块被附接在所述用户的所述共同部位上;

将由所述第二子集生成的取向测量结果作为输入提供给第二人工神经网络;

获得作为来自所述第二人工神经网络的输出的所述共同部位的至少一个第二取向测量结果;并且

通过将所述共同部位的所述至少一个第一取向测量结果和所述共同部位的所述至少一个第二取向测量结果进行组合而生成所述共同部位的预测的取向测量结果。

12. 根据权利要求11所述的系统,其中,所述第一人工神经网络和所述第二人工神经网络包含长短期记忆(LSTM)单元;使用第三人工神经网络来执行所述组合;所述第三人工神经网络包含双向长短期记忆(BLSTM)单元;并且针对第一时间实例预测所述共同部位的所述预测的取向测量结果;所述共同部位的所述至少一个第一取向测量结果包括:

由所述第一人工神经网络预测的在所述第一时间实例之前的第二时间实例处所述共同部位的取向测量结果;以及

由所述第一人工神经网络预测的在所述第一时间实例之后的第三时间实例处所述共同部位的取向测量结果;并且

所述共同部位的所述至少一个第二取向测量结果包括:

由所述第二人工神经网络预测的在所述第一时间实例之前的所述第二时间实例处所述共同部位的取向测量结果;以及

由所述第二人工神经网络预测的在所述第一时间实例之后的所述第三时间实例处所述共同部位的取向测量结果。

13. 根据权利要求12所述的系统,其中,所述第一人工神经网络和所述第二人工神经网络包含长短期记忆(LSTM)单元;经由对所述共同部位的所述第一取向测量结果和所述共同部位的所述第二取向测量结果进行平均来执行所述组合;对要使用光学跟踪系统测量的所述共同部位的所述预测的取向测量结果进行预测;所述第一子集跟踪所述用户的第一运动链,以对所述系统中的骨架模型的对应运动链的移动进行控制;并且所述第二子集跟踪所述用户的第二链,以对所述系统中的所述骨架模型的对应运动链的移动进行控制;并且不使用惯性测量单元来跟踪所述用户的所述第一运动链中的第一部位的取向;不使用惯性测量单元来跟踪所述用户的所述第二运动链中的第二部位的取向;所述第一人工神经网络根据由所述第一子集生成的所述取向测量结果来预测所述第一部位的取向;并且所述第二人工神经网络根据由所述第二子集生成的所述取向测量结果来预测所述第二部位的取向。

14. 根据权利要求1或11所述的系统,其中,所述惯性测量单元包括微机电系统(MEMS)陀螺仪;并且所述惯性测量单元还包括磁力计和MEMS加速度计。

15. 一种方法,所述方法包括:

从被附接到由关节连接的用户的身体的多个惯性测量单元接收标识所述用户的所述部位的取向序列的运动数据,所述多个惯性测量单元包括第一子集和第二子集,所述第一子集和第二子集共享在所述第一子集和所述第二子集之间的共同惯性测量单元;

将由所述第一子集生成的取向测量结果作为输入提供给第一人工神经网络;

获得作为来自所述第一人工神经网络的输出的所述用户的所述共同部位的至少一个第一取向测量结果,所述共同惯性测量单元被附接在所述用户的所述共同部位上;

将由所述第二子集生成的取向测量结果作为输入提供给第二人工神经网络;

获得作为来自所述第二人工神经网络的输出的所述共同部位的至少一个第二取向测量结果;并且

通过将所述共同部位的所述至少一个第一取向测量结果和所述共同部位的所述至少一个第二取向测量结果进行组合而生成所述共同部位的预测的取向测量结果。

16. 根据权利要求15所述的方法,其中,所述组合包括:

将所述共同部位的所述至少一个第一取向测量结果和所述共同部位的所述至少一个第二取向测量结果作为输入提供给第三人工神经网络;并且

获得作为来自所述第三人工神经网络的输出的所述共同部位的所述预测的取向测量结果;

其中,所述第一人工神经网络和所述第二人工神经网络包括长短期记忆(LSTM)单元;并且

所述第三人工神经网络包括双向长短期记忆(BLSTM)单元。

17. 根据权利要求15所述的方法,其中,所述组合包括计算作为所述共同部位的所述预测的取向测量结果的所述共同部位的所述第一取向测量结果和所述共同部位的所述第二取向测量结果的平均值。

18. 一种方法,所述方法包括:

将多个传感器模块附接到人,所述多个传感器模块包括用于跟踪所述人的第一运动链的取向的所述传感器模块的第一子集和用于跟踪所述人的第二运动链的取向的所述传感器模块的第二子集,其中,所述第一运动链和所述第二运动链具有所述人的共同部位;

在所述人执行多个运动序列期间,使用所述传感器模块来测量所述传感器模块的多个取向序列;

在所述人执行多个运动序列期间,独立于所述传感器模块的测量结果并且使用单独的跟踪系统来测量所述传感器模块的取向;

使用监督机器学习技术训练第一人工神经网络,以使用来自所述第一子集的取向测量结果对来自所述单独的跟踪系统的所述第一运动链的取向测量结果进行预测;

使用所述监督机器学习技术训练第二人工神经网络,以使用来自所述第二子集的取向测量结果对来自所述单独的跟踪系统的所述第二运动链的取向测量结果进行预测;并且

使用所述监督机器学习技术训练第三人工神经网络,以根据从所述第一人工神经网络生成的所述人的所述共同部位的第一预测的取向测量结果和从所述第二人工神经网络生成的所述人的所述共同部位的第二预测的取向测量结果,对所述人的所述共同部位的取向测量结果进行预测。

19. 根据权利要求18所述的方法,其中,所述第一人工神经网络和所述第二人工神经网络包括长短期记忆(LSTM)单元;并且所述第三人工神经网络包括双向长短期记忆(BLSTM)单元;

其中,为了预测在第一时间实例处所述人的所述共同部位的取向,所述第三人工神经网络接收以下作为输入:

由所述第一人工神经网络预测的在所述第一时间实例之前的第二时间实例处所述人的所述共同部位的取向;

由所述第一人工神经网络预测的在所述第一时间实例之后的第三时间实例处所述人的所述共同部位的取向;

由所述第二人工神经网络预测的在所述第一时间实例之前的所述第二时间实例处所述人的所述共同部位的取向;以及

由所述第二人工神经网络预测的在所述第一时间实例之后的所述第三时间实例处所述人的所述共同部位的取向;并且

其中,使用来自所述传感器模块的所述第一子集的在所述第一时间实例处所述第一运动链的取向测量结果对由所述第一人工神经网络预测的在所述第二时间实例处所述人的所述共同部位的取向进行更新;并且

使用来自所述传感器模块的所述第二子集的在所述第一时间实例处所述第二运动链的取向测量结果对由所述第一人工神经网络预测的在所述第二时间实例处所述人的所述共同部位的取向进行更新。

20. 根据权利要求18所述的方法,还包括:

对所述第一人工神经网络和所述第二人工神经网络进行训练,以减小以下两者之间的差异:

从所述第一人工神经网络生成的所述人的所述共同部位的所述第一预测的取向测量结果;以及

从所述第二人工神经网络生成的所述人的所述共同部位的所述第二预测的取向测量结果。

跟踪用户移动以控制计算机系统骨架模型

[0001] 相关申请

[0002] 本申请要求于2018年5月7日提交的且题为“Tracking User Movements to Control a Skeleton Model in a Computer System”的美国专利申请序列号15/973,137以及于2018年6月1日提交的且题为“Motion Predictions of Overlapping Kinematic Chains of a Skeleton Model used to Control a Computer System”的美国专利申请序列号15/996,389的优先权,所述申请的全部公开内容在此通过引用并入本文。

[0003] 本申请涉及以下申请:于2018年1月11日提交的且题为“Correction of Accumulated Errors in Inertial Measurement Units Attached to a User”的美国专利申请序列号15/868,745;于2018年1月8日提交的且题为“Tracking Torso Leaning to Generate Inputs for Computer Systems”的美国专利申请序列号15/864,860;于2017年12月19日提交的且题为“Calibration of Inertial Measurement Units Attached to Arms of a User and to a Head Mounted Device”的美国专利申请序列号15/847,669;于2017年11月20日提交的且题为“Calibration of Inertial Measurement Units Attached to Arms of a User to Generate Inputs for Computer Systems”的美国专利申请序列号15/817,646;于2017年11月15日提交的且题为“Tracking Torso Orientation to Generate Inputs for Computer Systems”的美国专利申请序列号15/813,813;于2017年10月24日提交的且题为“Tracking Finger Movements to Generate Inputs for Computer Systems”的美国专利申请序列号15/792,255;于2017年10月18日提交的且题为“Tracking Arm Movements to Generate Inputs for Computer Systems”的美国专利申请序列号15/787,555;以及于2017年4月20日提交的且题为“Devices for Controlling Computers based on Motions and Positions of Hands”的美国专利申请序列号15/492,915。上述相关申请的全部公开内容在此通过引入并入本文。

技术领域

[0004] 本公开的至少一部分总体上涉及计算机输入装置,并且更具体地但不限于用于使用诸如移动电话、智能手表、类似移动装置的计算装置和/或其他装置来实施的虚拟现实和/或增强/混合现实应用的输入装置。

背景技术

[0005] 美国专利申请公开号2014/0028547公开了一种用户控制装置,其具有组合的惯性传感器以用于检测装置的移动,以便在真实或虚拟的三维空间内进行指向和选择。

[0006] 美国专利申请公开号2015/0277559公开了一种安装在指环上的触摸屏,其具有无线地发送根据触摸屏上的事件生成的命令的无线收发器。

[0007] 美国专利申请公开号2015/0358543公开了一种运动捕捉装置,其具有多个惯性测量单元,以用于测量用户的手指和手掌的运动参数。

[0008] 美国专利申请公开号2007/0050597公开了一种具有加速度传感器和陀螺仪传感

器的游戏控制器。美国专利申请号D772,986公开了用于无线游戏控制器的装饰性设计。

[0009] 中国专利申请公开号103226398公开了使用微惯性传感器网络技术的数据手套,其中每个微惯性传感器是航姿参考系统,具有被封装在电路板中的三轴微机电系统(MEMS)微陀螺仪、三轴微加速度传感器和三轴地磁传感器。美国专利申请公开号2014/0313022和美国专利申请公开号2012/0025945公开了其他数据手套。

[0010] 美国专利申请公开号2016/0085310公开了根据图像数据跟踪手或身体姿势的技术,其中来自候选姿势池的最佳候选姿势被选择作为当前跟踪姿势。

[0011] 美国专利申请公开号2017/0344829公开了一种使用递归神经网络(RNN)的动作检测方案,其中将关节位置应用于递归神经网络(RNN)以确定表示视频帧中描绘的实体的动作的动作标签。

[0012] 以上讨论的专利文献的公开内容在此通过引入并入本文。

附图说明

[0013] 实施例通过示例而非限制示出在附图的图中,其中相同的附图标记表示相同的元件。

[0014] 图1示出了根据一个实施例的用于跟踪用户移动的系统。

[0015] 图2示出了根据一个实施例的用于控制计算机操作的系统。

[0016] 图3示出了根据一个实施例的可以通过跟踪用户移动来控制的骨架模型。

[0017] 图4和图5示出了根据一个实施例的训练递归神经网络(RNN)并且使用RNN基于另一跟踪系统的移动测量结果来预测一个跟踪系统的移动测量结果的方法。

[0018] 图6和图7示出了根据一个实施例的训练递归神经网络(RNN)并且使用RNN基于其余跟踪装置来预测省略的跟踪装置的移动测量结果的方法。

[0019] 图8和图9示出了根据一个实施例的使用人工神经网络(ANN)来跟踪用户移动的方法。

[0020] 图10示出了根据一个实施例的使用双向长短期记忆(BLSTM)网络组合来自不同人工神经网络的结果。

[0021] 图11示出了根据一个实施例的用于对来自针对具有重叠部位的运动链的不同人工神经网络的结果进行组合的另一种技术。

[0022] 图12示出了根据一个实施例的用于训练针对具有重叠部位的多个运动链的多个人工神经网络的方法。

[0023] 图13示出了根据一个实施例的用于使用单独的人工神经网络来预测为模块的多个运动链的重叠部位的运动测量结果的方法。

[0024] 图14示出了根据一个实施例的用于使用具有针对多个运动链的多个神经网络骨架模型的方法。

具体实施方式

[0025] 以下描述和附图是说明性的,并且不应该被解释为限制性的。描述了许多具体细节以提供透彻理解。然而,在某些情况下,没有描述众所周知的或常规的细节以避免模糊描述。对本公开中的一个或一实施例的引用不一定是对同一实施例的引用;并且,这样的引

用意味着至少一个。

[0026] 本文公开的至少一些实施例允许使用微机电系统 (MEMS) 惯性测量单元 (IMU) 对减少数量的用户的部位的跟踪和使用人工神经网络以控制计算机系统具有多于减少数量的经由关节连接的部位的骨架模型, 其中每个部位可以被认为是刚性的并且通过关节处的旋转而相对于其他部位是可移动的。

[0027] 运动链是由关节连接的刚性部位的组件。用户的骨架模型或用户的部位可以被构造为以对应于用户的骨骼或骨骼组 (其可以被认为是刚性部位) 的方式由关节连接的刚性部位集合。

[0028] 例如, 头、躯干、左上臂和右上臂、左前臂和右前臂、手掌、手指指骨、拇指的掌骨、大腿、小腿和脚可以被认为是经由各种关节 (诸如颈、肩、肘部、腕和指关节) 连接的刚性部位。

[0029] 可以基于用户部位的身体部位和对应关节的刚性模型来构造用户的骨架模型; 并且刚性部位的相对位置和/或取向共同表示用户和/或骨架模型的姿势。用户的骨架模型可以被用于控制对用户的化身的呈现、用于识别用户的手势输入和/或用于制作对用户的虚拟现实或增强现实呈现。

[0030] 图1示出了根据一个实施例的用于跟踪用户移动的系统。

[0031] 图1示出了用户的各个部位, 诸如用户的躯干 (101)、用户的头 (107)、用户的上臂 (103和105)、用户的前臂 (112和114) 以及用户的手 (106和108)。

[0032] 在图1中所示应用中, 用户的手 (106和108) 被认为是可绕用户的手腕移动的刚性部位。在其他应用中, 还可以跟踪用户的手掌和手指骨骼相对于手指关节的移动 (例如, 以使用手的手指和手的手掌之间的相对位置来确定该用户做出的手势)。

[0033] 在图1中, 用户佩戴若干传感器装置 (111、113、115、117和119), 其跟踪在应用中被认为或被识别为刚性的用户的部位的取向。

[0034] 在图1中所示应用中, 用户的刚性部位相对于用户的躯干 (101) 和相对于彼此是可移动的。刚性部位的示例包括头 (107)、上臂 (103和105)、前臂 (112和114) 和手 (106和108)。诸如颈、肩、肘和/或腕的关节连接用户的刚性部位以形成一个或多个运动链。可以在计算装置 (141) 中对运动链进行建模以控制应用。

[0035] 为了跟踪运动链中刚性部位的相对位置/取向, 可以将跟踪装置附接到运动链中的每个单个刚性部位以测量其取向。

[0036] 一般而言, 可以使用本领域中已知的许多系统中的一个来跟踪参考系统 (100) 中的刚性部位的位置和/或取向。系统中的一些可以使用一个或多个相机来拍摄使用光学标记物标记的刚性部位的图像, 并分析该图像以计算该部位的位置和/或取向。系统中的一些可以基于从被附接到刚性部位的跟踪装置发送出或在被附接到刚性部位的跟踪装置处接收到的信号 (诸如射频信号、红外信号、超声波信号) 来跟踪该刚性部位。信号可以对应于在跟踪装置中接收到的信号和/或从跟踪装置发射的信号。系统中的一些可以使用惯性测量单元 (IMU) 来对跟踪装置的位置和/或取向进行跟踪。

[0037] 在图1中, 传感器装置 (111、113、115、117和119) 被用于跟踪一个或多个运动链中的刚性部位中的一些 (例如, 107、103、105、106、108), 但是在来自一个或多个运动链中的其他刚性部位 (101、112、114) 中省略了传感器装置, 以减少所使用的传感器装置的数量和/或

因佩戴减少数量的传感器装置而改善用户体验。

[0038] 计算装置(141)具有预测模型(141),其被训练为基于传感器装置(111、113、115、117和119)的测量结果来生成对用户的部位(101、112、114、107、103、105、106和/或108)的预测的测量结果。

[0039] 例如,预测模型(141)可以使用计算装置(141)中的人工神经网络来实施,以基于具有附接的传感器装置(111、113、115、117和119)的刚性部位(107、103、105、106、108)的取向的测量结果来预测已经省略了传感器装置的刚性部位(101、112、114)的取向的测量结果。

[0040] 此外,人工神经网络可以被训练为基于使用不同技术(例如,IMU)测量取向的所附接的传感器装置(111、113、115、117和119)的测量结果来预测将由另一系统(例如,光学跟踪系统)测量的刚性部位(107、103、105、106、108)的取向的测量结果。

[0041] 传感器装置(111、113、115、117、119)将其移动测量结果传送给计算装置(141),该计算装置(141)通过将从所附接的传感器装置(111、113、115、117和119)获得的测量结果作为输入而应用于以如下面进一步讨论的方式训练的人工神经网络来计算或预测刚性部位(107、103、105、106、108、101、112、114)的取向。

[0042] 在一些实施方式中,传感器装置(111、113、115、117和119)中的每个以独立于其他传感器装置的操作的方式将其测量结果直接传送到计算装置(141)。

[0043] 可替选的,传感器装置(111、113、115、117和119)中的一个可以用作基本单元,其从一个或多个其他传感器装置接收测量结果并将捆绑和/或组合的测量结果发送到计算装置(141)。在一些情况下,人工神经网络被实施在基本单元中并被用于生成被传送到计算装置(141)的预测的测量结果。

[0044] 优选地,经由个人区域无线网络(例如,蓝牙连接)或局域无线网络(例如,Wi-Fi连接)进行的无线连接被用于促进从传感器装置(111、113、115、117和119)到计算装置(141)的通信。

[0045] 可替选地,有线连接可以被用于促进传感器装置(111、113、115、117和119)中的一些之间和/或与计算装置(141)的通信。

[0046] 例如,被附接到或保持在用户的对应的手(106或108)中的手模块(117或119)可以接收对应的臂模块(115或113)的运动测量结果,并将对应的手(106或108)和对应的上臂(105或103)的运动测量结果发送到计算装置(141)。

[0047] 手(106)、前臂(114)和上臂(105)可以被认为是运动链,针对其人工神经网络可以被训练为基于来自被附接到手(106)和上臂(105)的传感器装置(117和115)(而前臂(114)上没有对应的装置)的传感器输入来预测由光学跟踪系统生成的取向测量结果。

[0048] 可选地或组合地,手模块(例如,117)可以将其测量结果与对应的臂模块(115)的测量结果进行组合,以按于2017年10月18日提交的且题为“Tracking Arm Movements to Generate Inputs for Computer Systems”的美国专利申请序列号15/787,555中公开的方式来计算被连接在手(106)和上臂(105)之间的前臂的取向,所述申请的全部公开内容在此通过引用并入本文。

[0049] 例如,手模块(117和119)和臂模块(115和113)可以分别经由于2017年4月20日提交的且题为“Devices for Controlling Computers based on Motions and Positions

of Hands”的美国专利公开号5,199,480中讨论的基本单元(或游戏控制器)和臂/肩模块来实施,所述申请的全部公开内容在此通过引用并入本文。

[0050] 在一些实施方式中,头模块(111)被配置为基本单元,其接收来自手模块(117和119)和臂模块(115和113)的运动测量结果并将测量结果数据进行捆绑以便发送到计算装置(141)。在一些情况下,计算装置(141)被实施为头模块(111)的部分。头模块(111)还可以使用针对对应的运动链而被训练过的人工神经网络来根据臂模块(115和113)的取向和/或头模块(111)的取向确定出躯干(101)的取向,所述对应的运动链包括上臂(103和105)、躯干(101)和/或头(107)。

[0051] 为了确定躯干(101)的取向,在图1中所示系统中,手模块(117和119)是可选的。

[0052] 此外,在一些情况下,头模块(111)不被用于跟踪用户的躯干(101)的取向。

[0053] 典型地,传感器装置(111、113、115、117和119)的测量结果被校准以与共同参考系统(诸如坐标系(100))对准。

[0054] 在校准之后,用户的手、臂(105、103)、头(107)和躯干(101)可相对于彼此和相对于坐标系(100)移动。传感器装置(111、113、115、117和119)的测量结果提供了用户的手(106和108)、上臂(105、103)和头(107)相对于坐标系(100)的取向。计算装置(141)使用预测模型(116)根据上臂(105、103)的当前取向、用户的头(107)的当前取向、和/或用户的手(106和108)的当前取向以及其取向历史来计算、估计或预测躯干(101)和/或前臂(112和114)的当前取向。

[0055] 可选地或组合地,计算装置(141)还可以例如使用于2017年10月18日提交的且题为“Tracking Arm Movements to Generate Inputs for Computer Systems”的美国专利申请序列号15/787,555中公开的技术根据手(106和108)和上臂(105和103)的取向来计算前臂的取向,所述申请的全部公开内容在此通过引用并入本文。

[0056] 本文公开的至少一些实施例允许在不需要额外传感器模块被附接到躯干(101)和前臂(112和114)的情况下,根据上臂(105和103)的取向、头(107)的取向和/或手(106和108)的取向来确定或估计躯干(101)和/或前臂(112和114)的取向。

[0057] 图2示出了根据一个实施例的用于控制计算机操作的系统。例如,可以按图1中所示方式经由将臂模块(115和113)分别附接到上臂(105和103)、将头模块(111)附接到头(107)和/或手模块(图117和119)来实施图2的系统。

[0058] 在图2中,头模块(111)和臂模块(113)具有微机电系统(MEMS)惯性测量单元(IMU)(121和131),其测量运动参数并确定头(107)和上臂(103)的取向。

[0059] 类似地,手模块(117和119)也可以具有IMU。在一些应用中,手模块(117和119)测量手(106和108)的取向,并且不单独跟踪手指的移动。在其他应用中,手模块(117和119)具有单独的IMU,以用于手(106和108)的手掌的取向以及手(106和108)上的至少一些手指的至少一些指骨的取向的测量。可以在于2017年10月24日提交的且题为“Tracking Finger Movements to Generate Inputs for Computer Systems”的美国专利序列号15/792,255中找到手模块的示例,所述申请的全部公开内容在此通过引用并入本文。

[0060] IMU(131和121)中的每个具有传感器组件集合,其能够确定相应的IMU沿多个轴的移动、位置和/或取向。该组件的示例是:MEMS加速度计,其测量加速度的投影(物体的真实加速度与重力加速度之间的差异);MEMS陀螺仪,其测量角速度;以及磁力计,其测量空间中

的某一点处的磁场的大小和方向。在一些实施例中,IMU使用三轴和两轴(例如,没有磁力计)中的传感器的组合。

[0061] 计算装置(141)具有预测模型(116)和运动处理器(145)。来自头模块(111)、臂模块(例如,113和115)和/或手模块(例如,117和119)的IMU(例如,131、121)的测量结果被用在在预测模块(116)中,以生成没有附接的传感器模块的部位中的至少一些(诸如躯干(101)和前臂(112和114))的预测的测量结果。该预测的测量结果和/或IMU(例如,131、121)的测量结果被用在运动处理器(145)中。

[0062] 运动处理器(145)具有用户的骨架模型(143)(例如,图3所示)。运动处理器(145)根据用户的对应部位的移动/取向来控制骨架模型(143)的部位的移动。例如,由手模块(117和119)、臂模块(113和115)、头模块(111)传感器模块的IMU测量出的和/或由预测模块(116)基于IMU测量结果预测出的手(106和108)、前臂(112和114)、上臂(103和105)、躯干(101)、头(107)的取向被用于设置骨架模型(143)的对应部位的取向。

[0063] 由于躯干(101)没有单独附接的传感器模块,所以使用预测模型(116)利用来自包括躯干(101)的运动链上的传感器模块的传感器测量结果来预测躯干(101)的移动/取向。例如,预测模型(116)可以用包括头(107)、躯干(101)和上臂(103和105)的运动链的运动模式来训练,并且可以被用于基于头(107)、躯干(101)和上臂(103和105)的运动历史以及头(107)和上臂(103和105)的当前取向来预测躯干(101)的取向。

[0064] 类似地,由于前臂(112或114)没有单独附接的传感器模块,所以使用预测模型(116)利用来自包括前臂(112或114)的运动链上的传感器模块的传感器测量结果来预测前臂(112或114)的移动/取向。例如,预测模型(116)可以用包括手(106)、前臂(114)和上臂(105)的运动链的运动模式来训练,并且可以被用于基于手(106)、前臂(114)、上臂(105)的运动历史以及手(106)和上臂(105)的当前取向来预测前臂(114)的取向。

[0065] 骨架模型(143)由运动处理器(145)控制,以生成在计算装置(141)中运行的应用(147)的输入。例如,骨架模型(143)可以被用于对视频游戏、虚拟现实、混合现实或增强现实等中的计算装置(141)的用户的臂(112、114、105和103)、手(106和108)、头(107)和躯干(101)的化身/模型的移动进行控制。

[0066] 优选地,臂模块(113)具有用于处理来自臂模块(113)的IMU(131)的传感器信号的控制单元(139)和用于将臂模块(113)的运动/取向参数发送到计算装置(141)的通信模块(133)。类似地,头模块(111)具有用于处理来自头模块(111)的IMU(121)的传感器信号的控制单元(129)和用于将头模块(111)的运动/取向参数发送到计算装置(141)的通信模块(123)。

[0067] 可选地,臂模块(113)和头模块(111)分别具有LED指示器(137和127),以指示模块(113和111)的操作状态。

[0068] 可选地,臂模块(113)分别具有触觉致动器(138)以向用户提供触觉反馈。

[0069] 可选地,头模块(111)具有显示装置(127)和/或按钮及其他输入装置(125),诸如触摸传感器、麦克风、相机等。

[0070] 在一些实施方式中,头模块(111)被类似于臂模块(113)并经由条带而被附接到头(107)或被固定到头戴式显示装置的模块代替。

[0071] 在一些应用中,手模块(119)可以用类似于臂模块(113)并经由手持或经由条带而

被附接到手的模块来实施。可选地,手模块(119)具有按钮和其他输入装置,诸如触摸传感器、操纵杆等。

[0072] 例如,在于2017年10月24日提交的且题为“Tracking Finger Movements to Generate Inputs for Computer Systems”的美国专利申请序列号15/792,255、于2017年10月18日提交的且题为“Tracking Arm Movements to Generate Inputs for Computer Systems”的美国专利申请序列号15/787,555、和/或于2017年4月20日提交的且题为“Devices for Controlling Computers based on Motions and Positions of Hands”的美国专利申请序列号15/492,915中公开的手持模块可以被用于实施手模块(117和119),所述申请的全部公开内容在此通过引用并入本文。

[0073] 当手模块(例如,117或119)跟踪手掌和所选择的指骨组的取向时,以预测模式(116)捕捉到的手的运动链的运动模式可以被用在预测模型(116)中以预测不佩戴传感器装置的其他指骨的取向。

[0074] 图2示出了作为示例的手模块(119)和臂模块(113)。一般而言,用于跟踪躯干(101)的取向的应用典型地使用如图1中所示的两个臂模块(113和115)。头模块(111)可以可选地被用于进一步改善对躯干(101)的取向的跟踪。手模块(117和119)还可以被用于提供额外的输入和/或用于预测/计算用户的前臂(112和114)的取向。

[0075] 典型地,模块(例如,113或111)中的IMU(例如,131或121)从加速度计生成加速度数据,从陀螺测试仪/陀螺仪生成角速度数据,和/或从磁力计生成取向数据。微控制器(139和129)执行预处理任务,诸如对传感器数据进行滤波(例如,阻挡在特定应用中未使用的传感器)、应用校准数据(例如,以校正由计算装置(141)计算出的平均累积误差)、将三轴中的运动/位置/取向数据变换成四元数、以及将经预处理的结果封装成数据包(例如,使用数据压缩技术)以用于以降低的带宽要求和/或通信时间将其发送到主计算装置(141)。

[0076] 微控制器(129、139)中的每个可以包括存储器,其存储控制相应微控制器(129或139)的操作的指令,以执行对来自IMU(121、131)的传感器数据的主要处理和控制通信模块(123、133)和/或其他组件(诸如LED指示器(137)、触觉致动器(138)、按钮和其他输入装置(125)、显示装置(127)等)的操作。

[0077] 计算装置(141)可以包括一个或多个微处理器和存储用于实施运动处理器(145)的指令的存储器。运动处理器(145)还可以经由硬件(诸如专用集成电路(ASIC)或现场可编程门阵列(FPGA))来实施。

[0078] 在一些情况下,模块(111、113、115、117和/或119)中的一个被配置为主要输入装置;并且其他模块被配置为次要输入装置,其经由主要输入装置而被连接到计算装置(141)。次要输入装置可以使用其连接的主要输入装置的微处理器来执行预处理任务中的一些任务。即使当模块不具有经由主要输入装置而被连接到计算装置的次要输入装置时,直接与计算装置(141)通信的模块也被认为是主要输入装置。

[0079] 在某些情况下,计算装置(141)指定所请求的输入数据的类型以及输入数据的条件和/或频率;并且模块(111、113、115、117和/或119)在该条件下和/或根据由计算装置(141)指定的频率来报告所请求的输入数据。可以针对不同类型的输入数据(例如,加速度计测量结果、陀螺仪/陀螺测试仪测量结果、磁力计测量结果、位置、取向、速度)指定不同的报告频率。

[0080] 一般而言,计算装置(141)可以是数据处理系统,诸如移动电话、台式计算机、膝上型计算机、头戴式虚拟现实显示器、个人媒体播放器、平板计算机等。

[0081] 图3示出了根据一个实施例的可以通过跟踪用户移动来控制的骨架模型。例如,图3的骨架模型可以被用在图2的运动处理器(145)中。

[0082] 图3中所示的骨架模型包括躯干(232)以及左上臂和右上臂(203和205),其可以经由肩关节(234和241)相对于躯干(232)移动。骨架模型还可以包括前臂(215和233)、手(206和208)、颈、头(207)、腿和脚。在一些情况下,手(206)包括经由关节(例如,244)而被连接到手指的指骨(例如245)和拇指的掌骨的手掌。

[0083] 图3中所示的骨架模型的刚性部位的位置/取向由图1中所示的测量出的用户的对应部位的取向进行控制。例如,骨架模型的头(207)的取向根据使用头模块(111)测量出的用户的头(107)的取向来配置;骨架模型的上臂(205)的取向根据使用臂模块(115)测量出的用户的上臂(105)的取向来配置;以及,骨架模型的手(206)的取向根据使用手模块(117)测量出的用户的手(106)的取向来配置;等等。

[0084] 预测模型(116)可以具有针对不同运动链的不同运动模式训练的多个神经网络。

[0085] 例如,锁骨运动链可以包括上臂(203和205)、由锁骨(231)表示的躯干(232)以及可选地由肩关节(241和234)和颈连接的头(207)。锁骨运动链可以被用于基于锁骨运动链的运动历史和上臂(203和205)以及头(207)的当前取向来预测躯干(232)的取向。

[0086] 例如,前臂运动链可以包括通过肘关节(242)和腕关节(243)连接的上臂(205)、前臂(215)和手(206)。前臂运动链可以被用于基于前臂运动链的运动历史以及上臂(205)和手(206)的当前取向来预测前臂(215)的取向。

[0087] 例如,手运动链可以包括手(206)的手掌、手(206)上的手指的指骨(245)以及由手(206)中的关节连接的手(206)上的拇指的掌骨。手运动链可以被用于基于手运动链的运动历史以及使用手模块(例如,117或119)中的IMU跟踪的手掌以及指骨和掌骨的子集的当前取向来预测指骨和掌骨的取向。

[0088] 例如,躯干运动链可以包括锁骨运动链,并且还包括前臂和/或手和腿。例如,腿运动链可以包括脚、小腿和大腿。

[0089] 可以使用监督机器学习技术来训练预测模型(116)的人工神经网络,以基于运动链中的其他部位的取向来预测运动链中的部位的取向,使得具有预测的取向的部位不必佩戴单独的传感器装置来跟踪其取向。

[0090] 此外,可以使用监督机器学习技术来训练预测模型(116)的人工神经网络,以基于使用另一跟踪技术测量出的该运动链中的部位的取向来预测可以使用一种跟踪技术来测量的运动链中的部位的取向。

[0091] 例如,如图2中所示的跟踪系统使用IMU(例如,111、113、...)来测量模块(111、113、...、119)的取向。基于惯性的传感器提供良好的用户体验,对传感器的使用具有较少的限制,并且可以以有计算效率的方式来实施。然而,在某些情况下,基于惯性的传感器可能不如某些跟踪方法准确,并且可能具有漂移误差和/或通过时间积分累积的误差。

[0092] 例如,光学跟踪系统可以使用一个或多个相机来跟踪在相机的视场中的光学标记物的位置和/或取向。当光学标记物在相机的视场内时,由相机捕捉到的图像可以被用于计

算光学标记物的位置和/或取向以及因此使用光学标记物标记的部位的取向。然而,光学跟踪系统可能不像基于惯性的跟踪系统那样用户友好,并且部署起来可能是更昂贵的。此外,当光学标记物在相机的视场以外时,光学标记物的位置和/或取向无法通过该光学跟踪系统来确定。

[0093] 预测模型(116)的人工神经网络可以被训练为基于由基于惯性的跟踪系统产生的测量结果来预测由该光学跟踪系统产生的测量结果。因此,基于惯性的测量结果中的漂移误差和/或累积误差可以被减少和/或抑制,这减少了对基于惯性的跟踪系统进行重新校准的需要。

[0094] 图4示出了用于训练递归神经网络(RNN)(307)的方法。例如,图4的方法可以被用于生成图1和/或图2的预测模型(116)。

[0095] 在图4中,使用两个跟踪系统(301和302)来跟踪/测量人体运动(303)。例如,图2的基于惯性的系统可以被用作跟踪系统A(301);并且光学跟踪系统可以被用作跟踪系统B(302)。

[0096] 例如,人可以佩戴包含针对基于惯性的系统的IMU(例如,121,131,.....)的传感器装置(111、113、115、117和119)。为了训练递归神经网络(RNN)(307),可以将光学标记物附接到针对光学跟踪系统(例如,302)的人。

[0097] 可选地,光学标记物可以被集成在传感器装置(111、113、115、117和119)上以跟踪用于包括递归神经网络(RNN)(307)的预测模型(116)的训练的运动(303)。

[0098] 可选地,额外的光学标记物被附接到用户未佩戴包含IMU的传感器装置的某些部位。例如,如图1中所示,用户的前臂(112和114)和躯干(101)不具有用于经由基于惯性的系统(例如,301)来测量其取向的附接的IMU;然而,用户的前臂(112和114)和躯干(101)可以具有光学标记物以使用光学跟踪系统(例如,302)来测量其取向。

[0099] 一般而言,光学跟踪系统(例如,302)可以用另一跟踪系统来代替,所述另一跟踪系统基于红外信号、超声波信号、射频识别标签(RFID)信号等进行取向测量。此外,跟踪系统的组合可以被用作跟踪系统B(302)以获得对人体运动(303)的最准确的测量结果B(306)。跟踪系统B(302)被用于测量未由跟踪系统A(301)测量的人的部位和可选地由跟踪系统A(301)测量的人的部位中的至少一些的取向。

[0100] 在人佩戴用于跟踪系统A(301)和跟踪系统B(302)的传感器模块和光学标记物之后,该人可以执行涉及运动链的各种运动模式的多个动作序列。

[0101] 该序列可以从诸如如图1中所示的姿势的共同的校准姿势开始。可以在于2017年12月19日提交的且题为“Calibration of Inertial Measurement Units Attached to Arms of a User and to a Head Mounted Device”的美国专利申请序列号15/847,669、于2017年11月20日提交的且题为“Calibration of Inertial Measurement Units Attached to Arms of a User to Generate Inputs for Computer Systems”的美国专利申请序列号15/817,646中找到校准姿势的示例,所述申请的全部公开内容在此通过引用并入本文。

[0102] 可以使用跟踪系统A和B(301和302)同时测量/跟踪人的部位(诸如头(107)、臂(103、105、112、114)和手(106和108)以及躯干(101))的位置和/或取向,以分别生成测量结果A和B(305和306)。

[0103] 可以使用监督机器学习技术来训练递归神经网络(RNN)(307),以基于由跟踪系统

A (301) (例如,如图2中所示的基于惯性的系统)生成的测量结果A (305) 来预测由跟踪系统B (302) (例如,光学跟踪系统、另一跟踪系统或跟踪系统的组合)生成的测量结果B (306)。监督机器学习技术调整递归神经网络 (RNN) (307) 中的参数以使实际测量结果B (306) 与使用测量结果A (305) 作为该递归神经网络 (RNN) (307) 的输入而做出的预测之间的差异最小化。具有经调整的参数递归神经网络 (RNN) (307) 提供了RNN模型 (309),其可以被用作图1和/或图2中的预测模型 (116)。

[0104] 递归神经网络 (RNN) (307) 可以包括长短期记忆 (LSTM) 单元的网络,以选择性地记忆基于其做出预测的状态的历史。

[0105] 可以以预定时间间隔对由执行人体运动 (303) 的人执行的动作序列进行采样,以获得用于训练递归神经网络 (RNN) (307) 的测量结果 (305和306)。

[0106] 在某些情况下,一些动作序列被重复多次和/或以不同的速度重复;并且时间测量结果的缩放和/或双指数平滑处理可以被应用于输入参数,以对准序列的数据集和/或使时间尺度标准化。

[0107] 在RNN模型 (309) 被训练为具有预测使用跟踪系统B (302) 生成的测量结果B (306) 的能力之后,不再有必要使用跟踪系统B (302)。例如,可以在制造设施和/或开发商的设施中开发RNN模型 (309)。传感器模块 (例如,111、113、...、119) 的用户不需要佩戴光学标记物或在跟踪系统B (302) 中使用的其他装置,如图5中所示。

[0108] 图5示出了根据一个实施例的用于使用RNN基于另一跟踪系统的移动测量结果来预测一个跟踪系统的移动测量结果的方法。

[0109] 在图5中,跟踪系统A (301) (例如,图2中所示的基于惯性的系统) 被用于在没有跟踪系统B (302) (例如,光学跟踪系统) 的情况下跟踪用户的用户运动 (304)。使用跟踪系统A (301) (例如,图2中所示的基于惯性的系统) 测量出的用户运动 (304) 的测量结果A (315) 被用在RNN模型 (309) 中,以生成对将由跟踪系统B (302) 生成的测量结果B的预测 (316)。对测量结果B的预测 (316) 可以被提供给运动处理器 (145) 以控制骨架模型 (143) (例如,如图3中所示),犹如跟踪系统B (302) 被用于获得该测量结果一样。

[0110] 例如,具有LSTM单元的RNN模型 (309) 可以被训练为使用由具有IMU的传感器模块生成的运动链的部位的取向测量结果来预测由光学跟踪系统针对运动链生成的取向测量结果。

[0111] 例如,将传感器模块 (113和119) 附接到前臂运动链中的上臂 (103) 和手 (119),所述前臂运动链使用从传感器模块 (113和119) 中的IMU (例如,131) 生成的测量结果。RNN模型 (309) 根据用户运动 (304) 序列的IMU测量结果来预测将由光学跟踪系统不仅针对前臂运动链中的前臂 (112) 而且针对上臂 (103) 和手 (108) 生成的取向测量结果。预测的取向测量结果被用在运动处理器 (145) 中以对包括前臂 (233)、上臂 (203) 和手 (208) 的骨架 (143) 的对应的前臂运动链进行配置。

[0112] 在一些情况下,不必使用利用一种技术实施的跟踪系统 (例如,光学跟踪系统) 来对利用另一种技术实施的跟踪系统 (例如,基于惯性的跟踪系统) 的测量结果进行校准。预测模型 (116) 可以在不使用多个训练技术的情况下被训练为预测缺少传感器模块的部位的取向,如图6中所示。

[0113] 图6示出了用于训练递归神经网络 (RNN) (337) 来预测缺少传感器模块的测量结果

的方法。

[0114] 在图6中,测量佩戴跟踪装置A(331)和跟踪装置B(332)两者的人的人体运动(303)。例如,跟踪装置A(331)对应于头模块(111)、臂模块(113和115)和手模块(117和119),如图1和/或图2中所示。在图1中,前臂(112和114)和躯干(101)缺少传感器模块。

[0115] 为了训练递归神经网络(RNN)(337)来预测缺少的传感器模块的测量结果,图6的方法使用跟踪装置B(332),其是被附接到前臂(112和114)和躯干(101)的额外IMU模块。额外的IMU模块可以类似于臂模块(113)并且经由臂带、条带和/或以其他方式而被附接到前臂(112和114)和躯干(101),以将该模块附接到执行人体运动的人上的相应位置。

[0116] 监督机器学习技术可以被应用于递归神经网络(RNN)(337),其使用由跟踪装置A(331)生成的测量结果A(335)来预测由跟踪装置B(332)生成的测量结果B(336)。监督机器学习调整递归神经网络(RNN)(337)的参数以使测量结果B(336)与通过将测量结果A(335)作为输入应用于递归神经网络(RNN)(337)而做出的预测之间的差异最小化。递归神经网络(RNN)(337)及其经训练的参数提供了RNN模型(339),其可以被用于做出对跟踪装置B(332)的测量结果的预测。因此,当使用RNN模型(339)时,可以省略跟踪装置B(332),如图7中所示。

[0117] 图7示出了根据一个实施例的用于使用利用图6的方法训练的RNN基于附接的传感器模块的移动测量结果来预测缺少传感器模块的移动测量结果的方法。

[0118] 在图7中,跟踪装置A(331)(例如,图1和/或图2中的111、113、115、117和119)被用于在没有跟踪装置B(332)的情况下跟踪用户的用户运动(304)。使用跟踪装置A(331)(例如,111、113、115、117和119)测量出的用户运动(304)的测量结果A(345)作为输入被用于RNN模型(339)以生成对将由跟踪装置B(332)生成的测量结果B(332)的预测(346),犹如使用了跟踪装置B(332)一样。测量结果A(345)和对测量结果B的预测(346)可以被提供给运动处理器(145)以控制骨架模型(143)(例如,如图3中所示),犹如使用了跟踪装置A(331)和跟踪装置B(332)两者一样。

[0119] 例如,具有LSTM单元的RNN模型(339)可以被训练为使用由具有IMU的传感器模块生成的运动链的其余部位的取向测量结果来预测由具有IMU的传感器模块针对运动链的一个或多个部位生成的取向测量结果,使得对于运动链的一个或多个部位可以省略具有IMU的传感器模块。

[0120] 例如,将传感器模块(113和119)附接到前臂运动链中的上臂(103)和手(119),所述前臂运动链使用从传感器模块(113和119)中的IMU(例如,131)生成的测量结果。RNN模型(339)根据针对用户运动(304)序列的IMU测量结果来预测将由具有IMU的传感器模块(例如,类似于臂模块(113))生成的取向测量结果,犹如这样的传感器模块被附接到前臂运动链中的前臂(112)一样。针对前臂(112)的预测的取向测量结果(346)和针对上臂(103)和手(119)的测量结果被一起用在运动处理器(145)中以对包括前臂(233)、上臂(203)和手(208)的骨架(143)的对应的前臂运动链进行配置。

[0121] 由于可以在没有实际使用传感器模块来跟踪前臂(112)的取向的情况下从传感器模块(113和119)的使用获得预测(346),因此执行用户运动(304)的用户不必在前臂(112)上佩戴额外的传感器模块。因此,改善了用户体验;并且降低了用户的跟踪系统的成本。

[0122] 图8示出了用于训练人工神经网络来预测取向测量结果的方法。

[0123] 图8的方法包括将跟踪装置附接(401)到人的至少一个运动链,其包括与一个或多个运动链上的第二跟踪装置分离的第一跟踪装置。

[0124] 例如,第一跟踪装置是上臂(105)上的臂模块(115)和手(106)上的手模块(117);并且一个或多个第二跟踪装置包括在前臂运动链上的前臂(114)上的跟踪装置,所述前臂运动链包括经由肘关节和腕关节连接的上臂(105)、前臂(114)和手(106)。前臂(114)上的跟踪装置将前臂运动链上的臂模块(115)和手模块(117)分开。臂模块(115)和手模块(117)包括IMU以跟踪其在基于惯性的跟踪系统中的取向,并且可以具有光学标记物以使用光学跟踪系统单独地测量其取向。前臂(114)上的跟踪装置可以是用于测量其在光学跟踪系统中的取向的光学标记物,并且可以可选地包括IMU以跟踪其在基于惯性的跟踪系统中的取向。当前臂(114)上的跟踪装置使得能够在基于惯性的跟踪系统和光学跟踪系统两者中进行跟踪时,前臂(114)上的跟踪装置可以以与臂模块(115)相同的方式来实施。

[0125] 图8的方法还包括执行(403)涉及至少一个运动链的多个动作(303)序列。动作(303)序列从共同的校准姿势(例如,如图1中所示或另一个姿势)开始。动作可以被设计为模拟应用(147)(诸如虚拟现实游戏、增强现实应用等)中的典型动作。

[0126] 图8的方法还包括:在序列中记录(405)第一跟踪装置和第二跟踪装置的取向,其中使用第一系统(301)(例如,基于惯性的跟踪系统)和第二系统(302)(例如,光学跟踪系统)两者来跟踪第一跟踪装置的取向,并且使用第二系统(302)来跟踪一个或多个第二跟踪装置的取向。可选地,一个或多个第二跟踪装置的取向还可以使用第一系统(301)(例如,基于惯性的跟踪系统)来跟踪,并且被用于其中第二系统(302)不能够测量一个或多个第二跟踪装置的取向的情况。例如,当处于某一位置,前臂(114)上的光学标记物在光学跟踪系统的跟踪相机的视场以外时,从被附接到前臂(114)的IMU确定出的取向可以被用于生成前臂的取向测量结果(114)。例如,当光学标记物在动作序列中的模糊位置之前和/或之后可见时,从前臂(114)的IMU测量结果获得的前臂(114)的取向测量结果可以经由来自光学跟踪系统的测量结果而被校准,以便基本上与来自光学跟踪系统的测量结果相同的提高的准确性计算出该模糊位置处的前臂的取向。

[0127] 图8的方法还包括:训练(407)神经网络(例如,307)以基于由第一系统(301)(例如,基于惯性的跟踪系统)测量出的第一跟踪装置的取向来预测由第二系统(302)(例如,光学跟踪系统)测量出的第一跟踪装置和第二跟踪装置的取向。

[0128] 在一些情况下,使用单独的人工神经网络来单独训练不同的运动链。经训练的网络可以被单独地用于各个运动链,以提高计算效率。可替代地,可以针对整个骨架(143)的运动模型来训练人工神经网络以用于通用应用。

[0129] 经训练的人工神经网络可以使用强化学习技术来重新训练,以提高其在一些运动场景中的预测准确性。

[0130] 图9示出了用于使用利用图8的方法训练的人工神经网络来跟踪用户移动的方法。

[0131] 图9的方法包括:将跟踪装置附接(411)到用户的至少一个运动链,其包括第一跟踪装置,但在与一个或多个运动链中的第一跟踪装置分离的部位上不包括第二跟踪装置;执行(413)从校准姿势开始的涉及至少一个运动链的动作(304)序列;使用第一系统(301)而不是第二系统(302)来生成(415)序列中的第一跟踪装置的取向测量结果;将取向测量结果应用(417)到先前经训练的(例如,使用图9的方法)人工神经网络,以基于由第一系统

(301)跟踪的第一跟踪装置的测量结果来预测由第二系统(302)测量出的至少一个运动链的取向;并且通过将取向测量结果应用于神经网络来生成(419)至少一个运动链的预测的取向测量结果。

[0132] 例如,计算系统包括:多个传感器模块(例如,111、113、115、117和/或119)和计算装置(141)。传感器模块中的每个具有惯性测量单元(例如,121或113)并且被附接到用户的部位(例如,107、113、115、106或108)以生成标识用户的相应部位的取向序列的运动数据。惯性测量单元包括微机电系统(MEMS)陀螺仪,并且还可以包括磁力计和MEMS加速度计。计算装置将由传感器模块测量出的取向序列作为输入提供给神经网络(例如,116),获得作为来自神经网络(例如,116)的输出的用户的部位的至少一个取向测量结果,使用从神经网络获得的取向测量结果来配置或设置代表用户的骨架模型(143)的运动链中的刚性部位的取向,并且根据骨架模型(143)的状态来控制应用(147)。

[0133] 例如,神经网络可以是先前被训练为做出与使用光学跟踪系统生成的取向测量结果匹配的预测的递归神经网络。递归神经网络包含长短期记忆(LSTM)单元,以记忆从输入取向序列导出的状态历史集合,以便预测运动链的当前取向。

[0134] 由于神经网络可以预测使用光学跟踪技术生成的取向测量结果,因此不使用光学跟踪来跟踪用户的该部位(以及用户的其他部位)。

[0135] 例如,使用多个传感器模块中的一个来跟踪用户的部位的取向;并且神经网络被用于改善基于IMU的测量结果以消除漂移误差和/或累积误差。

[0136] 例如,甚至不使用包含惯性测量单元的传感器模块来跟踪用户的部位的取向,这是因为其取向可以使用将运动链中用户的其他部位的取向测量结果作为输入应用于神经网络来预测。

[0137] 例如,多个传感器模块(例如,111、113、115、117和/或119)跟踪与骨架模型(143)的运动链中的刚性部位(例如,207、203、205、206和/或208)的子集相对应的用户的部位(例如,107、103、105、106和/或108);并且未被跟踪的与用户的部位(例如,114、114或101)相对应的刚性部位(例如,215、223或232)在该运动链中使刚性部位(例如,207、203、205、206和/或208)的子集分开。

[0138] 例如,神经网络可以被训练为对使用单独的跟踪系统生成的取向测量结果进行预测;并且神经网络提供由单独的跟踪系统针对被附接了多个传感器模块(例如,111、113、115、117和/或119)的用户的部位(例如,107、103、105、106和/或108)而生成的预测的取向测量结果作为输出。

[0139] 例如,为了训练神经网络,将传感器模块集合附接到执行多个运动序列的人,以从该传感器模块集合生成第一取向测量结果和第二取向测量结果。监督机器学习技术被用于训练神经网络以基于第一取向测量结果来预测第二取向测量结果。

[0140] 例如,使用第一技术来测量第一取向测量结果;使用第二技术来测量第二取向测量结果;并且神经网络被训练为基于使用第一技术(例如,基于IMU的跟踪)生成的测量结果来预测使用第二技术(例如,光学跟踪)做出的测量结果。

[0141] 例如,当发现神经网络在一些场景中具有不准确的预测时,可以基于结合这些场景做出的另外测量结果,使用强化学习技术来进一步训练神经网络。

[0142] 在一些情况下,第二取向测量结果标识多个传感器模块的取向;并且第一取向测

量结果标识多个传感器模块子集的取向,使得使用一种跟踪技术(例如,基于IMU的跟踪)得出的传感器模块子集的测量结果可以与人工神经网络一起被用于预测使用另一种跟踪技术(例如,光学跟踪)得出的整个传感器模块集合的测量结果。

[0143] 在其他情况下,第一取向测量结果标识多个传感器模块的第一子集的取向;并且第二取向测量结果标识多个传感器模块的第二子集的取向,使得来自传感器装置的一个子集的测量结果可以被用于预测由传感器装置的另一子集得出的测量结果。

[0144] 骨架模型(143)可以包括多个ANN模型。ANN模型中的每个被训练为使用利用跟踪系统A(301)(例如,基于IMU的系统,诸如图2中所示的系统)获得的测量结果来预测本将使用跟踪系统B(302)(例如,光学跟踪系统)测量的运动链的部位的运动测量结果。然而,当两个ANN模型被用于预测具有重叠部位的两个运动链的运动测量结果时,ANN模型可以针对相同的重叠部位生成不同的预测。

[0145] 例如,前臂ANN模型可以被用于预测包含手(106)、前臂(114)和上臂(105)的前臂链的运动/取向测量结果。锁骨ANN模型可以被用于预测包含左上臂(105)、躯干(101)和右上臂(103)(以及可选地头(107))的锁骨链的运动/取向测量结果。

[0146] 使用前臂ANN模型,上臂(105)被预测为具有通常与使用锁骨ANN模型预测出的上臂(105)的取向不同的取向。

[0147] 为了使用前臂ANN模型和锁骨ANN模型两者,另外的ANN可以被用于考虑由前臂ANN模型和锁骨ANN模型生成的差异,并且以与以下结合图10讨论的方式类似的方式来预测上臂(105)的取向。

[0148] 图10示出了根据一个实施例的使用双向长短期记忆(BLSTM)网络来组合来自不同神经网络的结果。

[0149] 在图10中,装置集合(A,...,C,...,E)被用于在时间实例(time instance)1,2,...,t处生成其取向测量结果,其中时间实例按顺序编号以供识别。相邻时间实例可以具有固定的、预定的时间间隔,或者取决于运动的速度可变的的时间间隔。

[0150] 在图10中,两个RNN模型(511和513)被用于运动测量结果(诸如用户的部位和/或在虚拟现实应用或增强现实应用中表示用户的骨架模型(143)的对应的刚性部位的取向)的预测。一个RNN模型(511)被训练用于运动链X(例如,前臂运动链)的运动测量结果的预测;并且另一个RNN模型(513)被训练用于运动链Y(例如,锁骨运动链)的运动测量结果的预测。例如,使用手模块(117)和臂模块(115)来跟踪前臂运动链,以针对对应RNN模型(例如,511)生成其取向的输入测量结果;并且使用臂模块(113和115)和可选地头模块(111)来跟踪锁骨运动链,以针对另一个对应的RNN模型(例如,513)生成其取向的输入测量结果。可以使用共享共同的传感器装置(诸如臂模块(115))的两个传感器装置集合(例如,115和117;以及113、115和111)来执行对前臂运动链的跟踪和对锁骨运动链的跟踪。前臂运动链和锁骨运动链共享共同的部位(例如,上臂(105)),其取向使用共同的传感器装置C(诸如臂模块(115))来测量。

[0151] 根据来自用于在时间实例1,2,...,t处的运动链X(例如,前臂运动链)的装置(例如,117和115)的取向测量结果的序列(501,...,505),RNN模型(511)生成预测的测量结果(515)的部分,其包括在时间实例t-1和t+1处共同的传感器装置C(例如,臂模块(115))的预测的取向(517)。装置C(例如,臂模块(115))也被用于生成运动链Y(例如,锁骨运动链)的输

入 (505)。

[0152] 在一个实施方式中,装置(A,...,C和E)提供在时间实例 $1, 2, \dots, t$ 中的每个处的取向测量结果(501,...,505,...,509)。当在时间实例 t 处的测量结果被提供给RNN模型(511和513)时,RNN模型(511和513)生成在 t 之前的时间实例 $t-1$ 处和在 t 之后的时间实例 $t+1$ 处共享装置C的预测测量结果(517和519)。当在时间实例 $t-1$ 之后的时间实例 t 处的输入测量结果变得可用时,RNN模型(511和513)可以可选地对在时间实例 $t-1$ 处的测量结果的预测进行更新。

[0153] 例如,当针对时间实例 $1, 2, \dots, t-2$,将输入测量结果的序列作为输入提供给RNN模型(511和513)时,RNN模型(511和513)可以生成在最后时间实例 $t-2$ 之前的时间实例 $t-3$ 处和在最后时间实例 $t-2$ 之后的时间实例 $t-1$ 处共享装置C的预测的测量结果。在针对时间实例 $t-1$ 和 t 的输入测量结果被另外添加到RNN模型(511和513)之后,RNN模型(511和513)可以可选地使用在时间实例 $t-1$ 和 t 处的输入测量结果来对时间实例 $t-1$ 处的测量结果的预测进行更新。

[0154] 可替代地,过去时间实例的预测测量结果被存储并作为输入被用于BLSTM网络(521)。例如,基于在时间实例 $1, 2, \dots, t-2$ 处的输入测量结果的序列来生成在时间实例 $t-1$ 处装置C的预测的取向测量结果,其在时间实例 $1, 2, \dots, t$ 处的输入测量结果序列允许RNN模型(511和513)生成时间实例 $t+1$ 处装置C的预测的取向测量结果时被存储和用在BLSTM网络(521)中。

[0155] 根据来自装置(例如,115、111和113)针对时间实例 $1, 2, \dots, t$ 处运动链Y(例如,锁骨运动链)的取向测量结果序列(505,...,509),RNN模型(513)生成预测的测量结果(519)的部分,包括在时间实例 $t-1$ 和 $t+1$ 处装置C(例如,臂模块(115))的预测的取向(517)。

[0156] 由于装置C(例如,臂模块(115))在运动链X(例如,前臂运动链)和运动链Y(例如,锁骨运动链)两者中,因此在时间实例 $t-1$ 和 $t+1$ 处针对装置C生成不同的预测的测量结果(515和519)。在时间 $t-1$ 和 $t+1$ 处的不同预测作为输入被提供给双向长短期记忆(BLSTM)网络(521),以生成时间实例 t 处装置C(例如,臂模块(115))的预测的取向。

[0157] 可以使用监督机器学习技术来训练双向长短期记忆(BLSTM)网络(521)。

[0158] 例如,跟踪系统A(301)(例如,基于IMU的跟踪系统)可以被用于生成输入测量结果A(305),包括针对运动链X(例如,前臂运动链)的输入测量结果和针对运动链Y(例如,锁骨运动链)的输入测量结果。跟踪系统B(302)(例如,光学跟踪系统)可以被用于生成期望的测量结果B(306),其包括针对运动链X(例如,前臂运动链)的期望的测量结果和针对运动链Y(例如,锁骨运动链)的期望的测量结果。RNN模型(511和513)被分开训练以根据输入测量结果A(305)来预测期望的测量结果B(306)。此外,RNN模型(511和513)的输出作为输入被用于BLSTM网络(521),BLSTM网络(521)还被训练为如在由跟踪系统B(302)生成的测量结果B(306)中那样来预测装置C的期望的测量结果。

[0159] 在图10中,BLSTM网络(521)在生成时间实例 t 处装置C的预测的取向(523)时,不使用从RNN模型(511和513)预测的时间实例 t 处装置C的预测的取向测量结果。

[0160] 在其他实施方式中,BLSTM网络(521)可以接收另外的输入,诸如在时间实例 t 处由装置C测量出的取向、在时间实例 t 之前由装置C测量出的(一个或多个)取向、和/或在时间实例 t 和/或其他时间实例处由运动链X和Y中的其他装置测量出的取向。

[0161] 图10示出了组合两个运动链的示例。该系统可以被扩展到组合多于两个的运动链。例如,可以使用感测装置(119,113)来跟踪左前臂运动链;可以使用感测装置(117和115)来跟踪右前臂运动链;并且可以使用感测装置(113、115和可选地111)来跟踪锁骨运动链。左前臂运动链和锁骨运动链共享使用共同装置(113)来跟踪的共同部位(103);并且右前臂运动链和锁骨运动链共享使用共同装置(115)来跟踪的共同部位(105)。针对左前臂运动链和锁骨运动链的RNN模型可以针对其共享装置(113)和部位(103)生成不同的预测的取向测量结果;并且针对右前臂运动链和锁骨运动链的RNN模型可以针对其共享装置(115)和部位(105)生成不同的预测的取向测量结果。可以使用两个BLSTM网络(例如,521),一个用于组合对左前臂运动链和锁骨运动链中的共享装置(113)的不同预测,并且另一个用于组合对右前臂运动链和锁骨运动链中的共享装置(115)的不同预测。BLSTM网络(例如,521)分别生成共享装置(113和115)的预测的取向。

[0162] 可替代地,单个BLSTM网络(例如,521)可以被用于组合对左前臂运动链和锁骨运动链中的共享装置(113)的不同预测以及对右前臂运动链和锁骨运动链中的共享装置(115)的不同预测,以分别生成共享装置(113和115)的预测的取向。

[0163] 图10示出了使用BLSTM网络(521)来组合运动链的示例。一般而言,也可以使用其他人工神经网络和/或递归神经网络。

[0164] 图11示出了根据一个实施例的用于对来自针对具有重叠部位的运动链的不同人工神经网络的结果进行组合的另一种技术。

[0165] 在图11中,装置(A,...,C,...,E)以类似于图10中讨论的方式生成针对不同运动链X和Y的RNN模型(512和514)的输入取向测量结果(501,...,505,...,509)。

[0166] 在图11中,预测的取向(535)包括针对时间实例t处装置C预测的取向(537和539),其中在运动链X和Y中共享装置C。来自针对不同运动链(X和Y)的RNN模型(512和514)的不同预测(537和539)的平均值(531)被计算作为在时间实例t处装置C的预测的取向(533)。

[0167] 优选地,为了减小针对相同装置C做出的不同预测(537和539)之间的差异,当使用两个RNN模型(512和514)时,对RNN模型(512和514)进行调整。对RNN模型(512和514)做出调整,以使预测(537和539)接近在时间实例t处由装置C生成的输入取向测量结果。

[0168] 例如,被应用于由装置C生成的输入测量结果(505)的RNN模型(512和514)的遗忘率可以被减小,以使装置C的预测的取向接近由装置C测量出的取向。

[0169] 例如,被应用于由除装置C以外的装置生成的输入测量结果(例如,501和509)的RNN模型(512和514)的遗忘率可以被增大,以使装置C的预测的取向接近由装置C测量出的取向。

[0170] 例如,被应用于由装置C生成的输入测量结果(505)的RNN模型(512和514)的权重可以被增大,以使装置C的预测的取向接近由装置C测量出的取向。

[0171] 例如,被应用于由除装置C以外的装置生成的输入测量结果(例如,501和509)的RNN模型(512和514)的权重可以被减小,以使装置C的预测的取向接近由装置C测量出的取向。

[0172] 在一些情况下,当RNN模型(512和514)被一起使用时,RNN模型(512和514)还被训练为使装置C的预测的测量结果(537和539)之间的差异最小化。

[0173] 在一些实施方式中,平均值(531)包括使用机器学习技术获得的权重,以预测使用

光学跟踪系统得出的取向测量结果。可选地,平均值(531)还以使用监督机器学习技术获得的权重来接收时间实例 t 处装置C的取向测量结果。

[0174] 图10和图11的技术可以被组合和一起使用。例如,在针对共享装置C的预测(例如537和539)中产生减小差异的图11中的经调整的RNN模型(512和514)可以在图10中被用于代替单独训练的RNN模型(511和513);并且BLSTM网络(521)可以被用于根据预测的取向(517和519)来生成预测的取向(523),所述预测的取向(517和519)与由单独训练的RNN模型(511和513)生成的那些预测相比具有减小的差异。此外,平均值(531)的输出可以作为输入被提供给BLSTM网络(521)。

[0175] 在一个实施方式中,针对运动链X生成两个RNN模型(511和512)。当在不跟踪运动链Y的情况下跟踪运动链X时,在不考虑在运动链X和Y之间的装置C的预测之间的差异的情况下被训练的RNN模型(511)被使用。当跟踪运动链X和运动链Y两者时,被训练和/或调整为使运动链X和Y之间的装置C的预测之间的差异减小的RNN模型(512)被使用。

[0176] 可替代地,在RNN模型(512和514)被训练为使共享装置C的不同预测(537和539)之间的差异减小之后,RNN模型(512和514)可以被单独地使用。例如,当在不跟踪运动链Y的情况下跟踪运动链X时,使用RNN模型(512);并且当在不跟踪运动链X的情况下跟踪运动链Y时,使用RNN模型(514)。

[0177] 图12示出了根据一个实施例的用于训练针对具有重叠部位的多个运动链的多个神经网络的方法。例如,图12的方法可以被用于生成图10的RNN模型(511和513)和BLSTM网络(521)和/或图11的RNN模型(512和514)。

[0178] 图12的方法包括训练(551)第一RNN(例如,511或512)来预测第一运动链(例如,前臂运动链)的取向测量结果。使用来自跟踪系统A(301)(例如,基于IMU的跟踪系统)的测量结果A(305)做出预测,以与来自跟踪系统B(302)(例如,光学跟踪系统)的测量结果B匹配。

[0179] 图12的方法还包括以类似于第一RNN(例如,511或512)的训练(551)的方式训练(553)第二RNN(例如,511或512)来预测与第一运动链(例如,前臂运动链)共享至少一个部位(例如,上臂)的第二运动链(例如,锁骨运动链)的取向测量结果。

[0180] 图12的方法还包括训练(555)第三RNN(例如,521)来至少部分地基于从第一RNN和第二RNN针对至少一个部位(例如,上臂)生成的预测结果预测第一运动链(例如,前臂运动链)和第二运动链(例如,锁骨运动链)之间共享的至少一个部位(例如,前臂)的取向测量结果。

[0181] 可选地,图12的方法还可以包括训练第一RNN(例如,511或512)和第二RNN(例如,511或512)以减小第一RNN(例如,511或512)和第二RNN(例如,511或512)之间针对第一运动链(例如,前臂运动链)和第二运动链(例如,锁骨运动链)之间共享的至少一个部位(例如,上臂)的预测差异。

[0182] 当第一RNN(例如,511或512)和第二RNN(例如,511或512)被训练为减小其针对第一运动链(例如,前臂运动链)和第二运动链(例如,锁骨运动链)中的共享部位的预测差异时,第三RNN(例如,521)的训练可以被跳过;并且平均值(531)可以被用于组合不同的预测(例如,537和539)。

[0183] 图13示出了根据一个实施例的用于使用单独的人工神经网络来预测为模块的多个运动链的重叠部位的运动测量结果的方法。例如,图13的方法可以被用在图10中所示的

系统中。

[0184] 图13的方法包括:从多个运动感测装置(例如,111、113、115、117、119)接收(561)传感器测量结果;将来自运动感测装置的第一子集(例如,111、113、115)的传感器测量结果作为输入应用(563)于第一RNN(例如,511或512),以获得具有第一部位集合(例如,头(107)、躯干(101)和上臂(103和105))的第一运动链的第一预测的测量结果;将来自运动感测装置的第二子集(例如,117和115,和/或113和119)的传感器测量结果作为输入应用(565)于第二RNN(513或514),以获得具有第二部位集合(例如,手(106)、前臂(114)和上臂(105);和/或手(108)、前臂(112)和上臂(103))的第二运动链的第二预测的测量结果;以及将第一预测的测量结果(例如,517或537)的至少一部分和第二预测的测量结果(例如,519或539)的一部分应用(567)于第三RNN(例如,521),以获得在第一运动链和第二运动链两者中的至少一个部位(例如,105或103)的第三预测的测量结果(例如,523)。

[0185] 图14示出了根据一个实施例的用于使用具有针对多个运动链的多个人工神经网络的骨架模型的方法。例如,图14的方法可以被用在图10或图11中所示的系统中。

[0186] 图14的方法包括从多个运动感测装置(例如,111、113、115、117和/或119)接收(581)传感器测量结果。

[0187] 如果(583)该装置跟踪第一运动链(例如,头(107)、躯干(101)、上臂(105和103))的运动,则图14的方法还包括使用传感器测量结果的至少一部分从第一RNN(511或512)获得(585)预测的运动测量结果(例如,517和/或537)。

[0188] 如果(587)该装置跟踪第二运动链(例如,手(106)、前臂(114)和上臂(105);或者手(108)、前臂(112)和上臂(103))的运动,则图14的方法还包括使用传感器测量结果的至少一部分从第二RNN(513或514)获得(589)预测的运动测量结果(519和/或539)。

[0189] 如果(591)该装置跟踪第一运动链和第二运动链两者,则图14的方法还包括使用来自第一RNN和第二RNN(511和513)的预测的运动测量结果(例如,517和519)的至少一部分从第三RNN(例如,521)获得(593)第一链和第二链的共同部位的预测的运动测量结果(523)。

[0190] 在一些情况下,响应于确定该装置跟踪第一运动链和第二运动链两者,第一RNN(511)和第二RNN被调整为减小针对第一链和第二链的共同部位做出的预测之间的差异。

[0191] 例如,系统可以包括:多个传感器模块(例如,111、113、115、117和/或119);以及计算装置(141),其被耦合到多个传感器模块。

[0192] 每个相应的传感器模块(例如,111、113、115、117或119)具有惯性测量单元(例如,121,131,...)并且被附接到用户的部位以生成标识用户的部位的取向序列的运动数据。

[0193] 多个传感器模块包括第一子集(例如,111、113、115)和第二子集(例如,115和117),其共享第一子集和第二子集之间的共同传感器模块(例如,115)。

[0194] 计算装置(141)将由第一子集(例如,111、113、115)生成的取向测量结果(例如,501,...,505)作为输入提供给第一人工神经网络(511或512),并且获得作为来自第一人工神经网络(511或512)的输出的用户的共同部位(例如,105)(其上附接了共同传感器模块(例如,115))的至少一个第一取向测量结果(例如,517或537)。

[0195] 计算装置(141)还将由第二子集(例如,115和117)生成的取向测量结果(例如,505,...,509)作为输入提供给第二人工神经网络(513或154),并且获得作为来自第二人工

神经网络 (513或514) 的输出的用户的共同部位 (例如,105) 的至少一个第二取向测量结果 (例如,519或539)。

[0196] 计算装置 (141) 根据用户的共同部位 (例如,105) 的至少一个第一取向测量结果 (517或537) 和用户的共同部位 (例如,105) 的至少一个第二取向测量结果 (519或539) 的组合 (例如,521或531) 生成用户的共同部位 (例如,105) 的预测的取向测量结果 (例如,523)。

[0197] 例如,第一人工神经网络和第二人工神经网络可以是包含长短期记忆 (LSTM) 单元的递归神经网络;并且可以使用至少包含双向长短期记忆 (BLSTM) 单元的第三人工神经网络 (例如,521) 来执行该组合。可替代地,可以经由对用户的共同部位 (例如,105) 的第一取向测量结果 (537) 和用户的共同部位 (例如,105) 的第二取向测量结果 (539) 进行平均来执行该组合。

[0198] 例如,针对第一时间实例 t 预测共同部位的预测的取向测量结果 (523);用户的共同部位 (例如,105) 的至少一个第一取向测量结果 (517) 包括:由第一人工神经网络 (511或512) 预测的在第一时间实例 t 之前的第二时间实例 $t-1$ 处共同部位 (例如,105) 的取向测量结果;以及由第一人工神经网络 (511或512) 预测的在第一时间实例之后的第三时间实例处共同部位 (例如,105) 的取向测量结果;并且用户的共同部位 (例如,105) 的至少一个第二取向测量结果 (519) 包括:由第二人工神经网络 (513或514) 预测的在第一时间实例 t 之前的第二时间实例 $t-1$ 处共同部位 (例如,105) 的取向测量结果;以及由第二人工神经网络 (例如,513或514) 预测的在第一时间实例 t 之后的第三时间实例 $t+1$ 处共同部位 (例如,105) 的取向测量结果。

[0199] 在一些情况下,使用后续时间实例 t 处的测量结果 (501, ..., 505, ..., 509) 在人工神经网络 (例如,511、514) 中更新针对时间实例 $t-1$ 做出的预测。

[0200] 例如,对要使用光学跟踪系统 (其被用于训练在该预测中所使用的人工神经网络) 测量出的共同部位 (例如,105) 的预测的取向测量结果 (523或533) 进行预测,使得在人工神经网络已被训练好之后可以从该系统中去除该光学跟踪系统。

[0201] 计算装置 (141) 可以具有骨架模型 (143)。所跟踪的用户的移动对骨架模型 (143) 的对应部位的移动进行控制。例如,第一子集 (例如,111、113和115) 跟踪用户的第一运动链 (例如,头 (107)、躯干 (101) 和上臂 (103和105)) 以控制骨架模型 (143) 的对应运动链 (例如,207、232、203和205) 的移动;并且第二子集 (例如,115和117) 跟踪用户的第二链 (例如,手 (106)、前臂 (114) 和上臂 (105)) 以控制骨架模型 (143) 的对应运动链 (206、215、205) 的移动。

[0202] 在一些情况下,不使用被附接到第一部位 (例如,躯干 (101)) 的任何惯性测量单元来跟踪用户的运动链中的第一部位 (例如,躯干 (101)) 的取向;不使用被附接到第二部位 (例如,前臂 (114)) 的任何惯性测量单元来跟踪用户的运动链中的第二部位 (例如,前臂 (114)) 的取向;第一人工神经网络 (例如,511或512) 根据由第一子集 (例如,111、113、115) 生成的取向测量结果来预测第一部位 (例如,躯干 (101)) 的取向;并且第二人工神经网络 (例如,513或514) 根据由第二子集 (例如,115和117) 生成的取向测量结果来预测第二部位 (例如,前臂 (114)) 的取向。

[0203] 每个惯性测量单元 (例如,121、131、...) 可以包括微机电系统 (MEMS) 陀螺仪和可选地磁力计和MEMS加速度计。

[0204] 可以使用所使用系统中没有的单独的跟踪系统训练人工神经网络(例如,511、512、513、514、521)来跟踪用户的运动,以控制计算装置中的骨架模型(141)。例如,单独的跟踪系统可以是光学跟踪系统,其使用一个或多个相机来确定光学标记物的取向。为了生成训练数据集,可以将光学标记物放置在类似于被用于跟踪用户的运动的那些传感器模块的传感器模块上。

[0205] 例如,多个传感器模块可以被附接到执行运动的人,以生成训练数据集。以类似于跟踪用户的运动的方式,多个传感器模块包括用于跟踪人的第一运动链(例如,107、101、103和105)的取向的传感器模块的第一子集(例如,111、113和115)以及用于跟踪人的第二运动链(106、114和105)的取向的传感器模块的第二子集(例如,117和115)。第一运动链和第二运动链具有人的共同部位(例如,105)。

[0206] 除了使用传感器模块(例如,111、113、115、117)在人执行多个运动序列期间测量传感器模块的多个取向序列以外,单独的跟踪系统被用于在人执行多个运动序列期间独立于传感器模块的测量结果来测量传感器模块(例如,111、113、115和/或117)的取向。

[0207] 使用监督机器学习技术训练第一人工神经网络(例如,511或512)以使用来自第一子集(例如,111、113、115)的取向测量结果来预测从单独的跟踪系统生成的第一运动链(例如,107、101、103和105)的取向测量结果。

[0208] 类似地,使用监督机器学习技术训练第二人工神经网络(例如,513或514)以使用来自第二子集(例如,115和117)的取向测量结果来预测从单独的跟踪系统生成的第二运动链(例如,106、114和105)的取向测量结果。

[0209] 可以使用监督机器学习技术训练第三人工神经网络以根据从第一人工神经网络(例如,511或512)生成的人的共同部位(例如,105)的第一预测的取向测量结果(例如,537)以及从第二人工神经网络(例如,513或514)生成的人的共同部位(例如,105)的第二预测的取向测量结果(例如,539)来预测人的共同部位(例如,105)的取向测量结果。

[0210] 可选地,第一人工神经网络和第二人工神经网络还可以(例如使用无监督的机器学习技术)被训练为减小分别从第一人工神经网络和第二人工神经网络做出的针对人的共同部位(例如,105)的预测之间的差异。

[0211] 本公开包括方法和执行这些方法的装置,包括执行这些方法的数据处理系统以及包含指令的计算机可读介质,所述指令在数据处理系统上被执行时致使该系统执行这些方法。

[0212] 例如,计算装置(141)、臂模块(113、115)和/或头模块(111)可以使用一个或多个数据处理系统来实施。

[0213] 典型的数据处理系统可以包括互连件(例如,总线和系统核逻辑),其互连(一个或多个)微处理器和存储器。微处理器典型地被耦合到缓冲存储器。

[0214] 互连件将(一个或多个)微处理器和存储器互连在一起,并且经由(一个或多个)I/O控制器将它们互连到(一个或多个)输入/输出(I/O)装置。I/O装置可以包括显示装置和/或外围装置,诸如鼠标、键盘、调制解调器、网络接口、打印机、扫描仪、摄像机和本领域中已知的其他装置。在一个实施例中,当数据处理系统是服务器系统时,诸如打印机、扫描仪、鼠标和/或键盘的I/O装置中的一些是可选的。

[0215] 互连件可以包括通过各种桥接器、控制器和/或适配器而彼此连接的一个或多个

总线。在一个实施例中，I/O控制器包括用于控制USB外围设备的USB(通用串行总线)适配器和/或用于控制IEEE-1394外围设备的IEEE-1394总线适配器。

[0216] 存储器可以包括以下中的一个或多个：ROM(只读存储器)、易失性RAM(随机存取存储器)和非易失性存储器，诸如硬盘驱动器、闪存等。

[0217] 易失性RAM典型地被实施为动态RAM(DRAM)，其需要连续地供电以便刷新或维护存储器中的数据。非易失性存储器典型地是磁性硬盘驱动器、磁性光学驱动器、光学驱动器(例如，DVD RAM)或者即使在该系统被断电之后也维护数据的其他类型的存储器系统。非易失性存储器也可以是随机存取存储器。

[0218] 非易失性存储器可以是直接耦合到数据处理系统中的其余组件的本地装置。还可以使用远离系统的非易失性存储器，诸如通过网络接口(诸如调制解调器或以太网接口)而被耦合到数据处理系统的网络存储装置。

[0219] 在本公开中，一些功能和操作被描述为由软件代码执行或由软件代码引起以简化描述。然而，这样的表达还被用于指定由处理器(例如微处理器)执行代码/指令而产生功能。

[0220] 可替代地或组合地，这里描述的功能和操作可以使用具有或不具有软件指令的专用电路(诸如使用专用集成电路(ASIC)或现场可编程门阵列(FPGA))来实施。实施例可以使用没有软件指令或者与软件指令相结合的硬连线电路来实施。因此，该技术既不限于硬件电路和软件的任何特定组合，也不限于由数据处理系统执行的指令的任何特定源。

[0221] 尽管一个实施例可以被实施在功能完备的计算机和计算机系统中，但是各种实施例能够以各种形式被分布为计算产品，并且能够在不管被用于实际影响该分布的特定类型的机器或计算机可读介质如何下被应用。

[0222] 所公开的至少一些方面可以至少部分地被体现在软件中。即，可以在计算机系统或其他数据处理系统中响应于其处理器(诸如微处理器)执行存储器(诸如ROM、易失性RAM、非易失性存储器、缓存或远程存储装置)中所包含的指令序列而执行该技术。

[0223] 被执行以实施实施例的例程可以被实施为操作系统或被称为“计算机程序”的特定应用、组件、程序、对象、模块或指令序列的一部分。计算机程序典型地包括在计算机中的各种存储器和存储装置中的各种时间处的一个或多个指令集，并且其当在由计算机中的一个或多个处理器读取和执行时，致使计算机执行用于执行涉及各方面的要素所必需的操作。

[0224] 机器可读介质可以被用于存储软件和数据，其在由数据处理系统执行时致使执行各种方法。可执行的软件和数据可以被存储在各种位置(包括例如ROM、易失性RAM、非易失性存储器和/或高速缓存)中。此软件和/或数据的部分可以被存储在这些存储装置中的任何一个中。此外，可以从集中式服务器或对等网络获得数据和指令。可以在不同时间和在不同通信会话中或在相同通信会话中从不同的集中式服务器和/或对等网络获得数据和指令的不同部分。可以在执行应用之前以整体方式获得数据和指令。可替代地，数据和指令的部分可以在其被需要执行时而被动态地、及时地获得。因此，不要求数据和指令在特定时间实例以完全位于机器可读介质上。

[0225] 计算机可读介质的示例包括但不限于非暂时性、可记录和不可记录类型介质，诸如易失性和非易失性存储器装置、只读存储器(ROM)、随机存取存储器(RAM)、闪存装置、软

盘和其他可移动的盘、磁盘存储介质、光学存储介质(例如,光盘只读存储器(CD ROM)、数字多功能盘(DVD)等),等等。计算机可读介质可以存储指令。

[0226] 指令还可以被体现在用于电、光、声或其他形式的传播信号的数字和模拟通信链路中,例如载波、红外信号、数字信号等。然而,传播的信号(诸如载波、红外信号、数字信号等)不是有形的机器可读介质,并且不配置为存储指令。

[0227] 一般而言,机器可读介质包括以机器(例如,计算机、网络装置、个人数字助理、制造工具、具有一个或多个处理器的组的任何装置等)可访问的形式提供(即,存储和/或传输)信息的任何机制。

[0228] 在各种实施例中,硬连线电路可以与软件指令结合使用以实施所述技术。因此,所述技术既不限于硬件电路和软件的任何特定组合,也不限于由数据处理系统执行的指令的任何特定源。

[0229] 在前述说明书中,已经参考本公开的特定示例性实施例描述了本公开。将显而易见的是,在不脱离如在下面附权利要求中阐述的更广泛的精神和范围的情况下,可以对其进行各种修改。相应地,说明书和附图要被认为是说明性意义而非限制性意义。

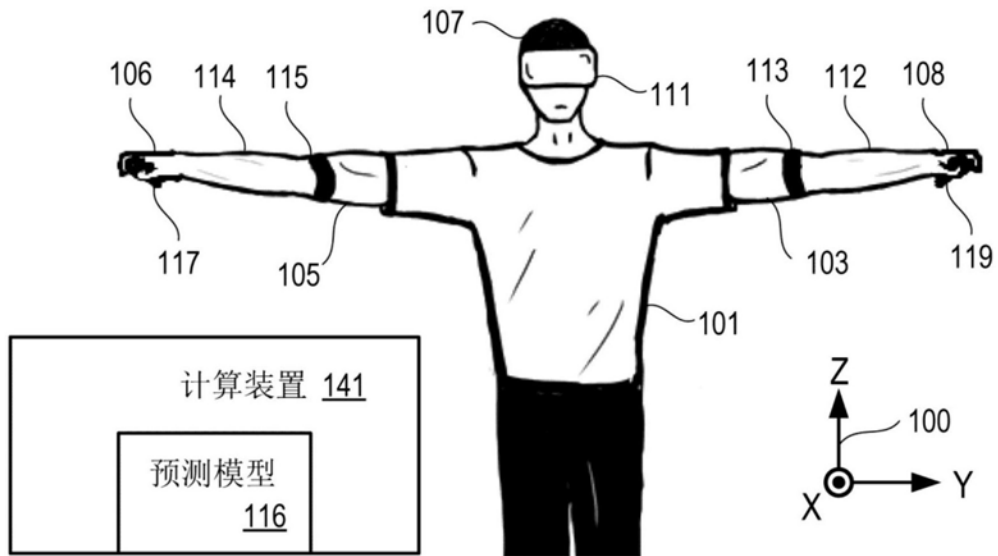


图1

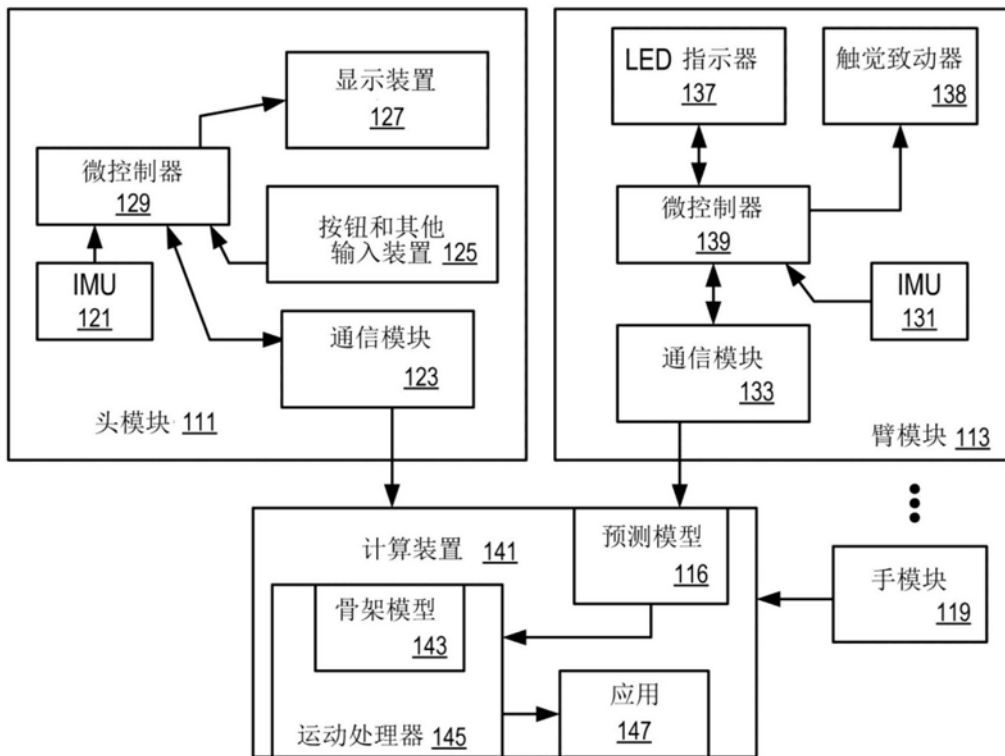


图2

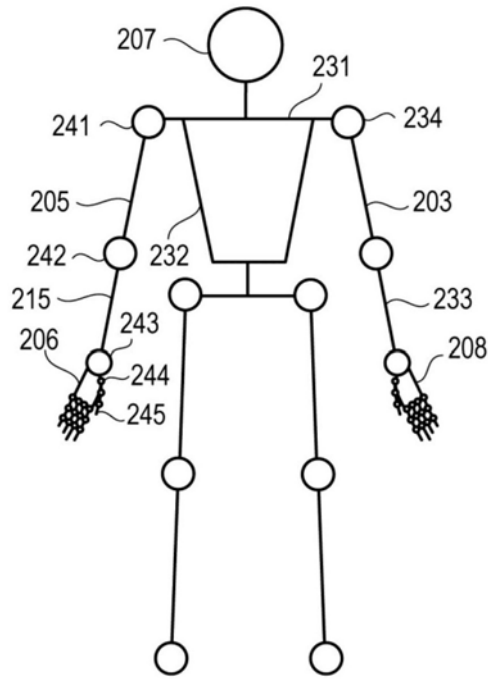


图3

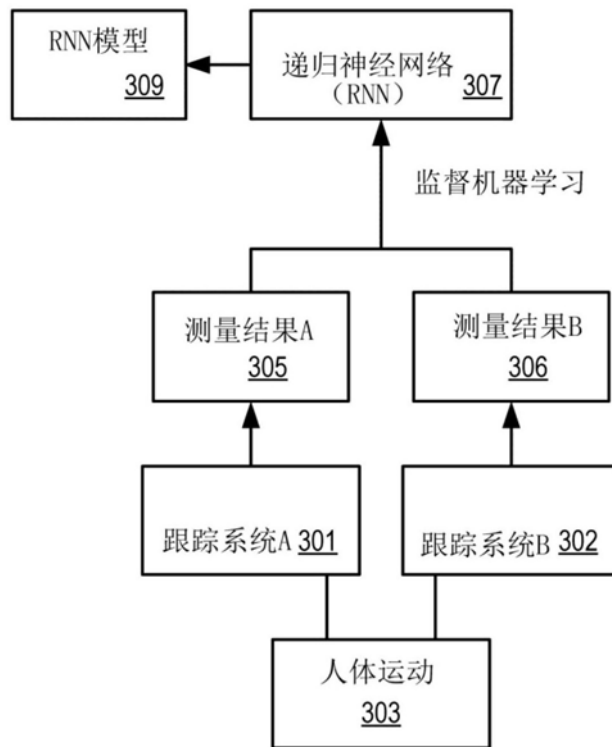


图4

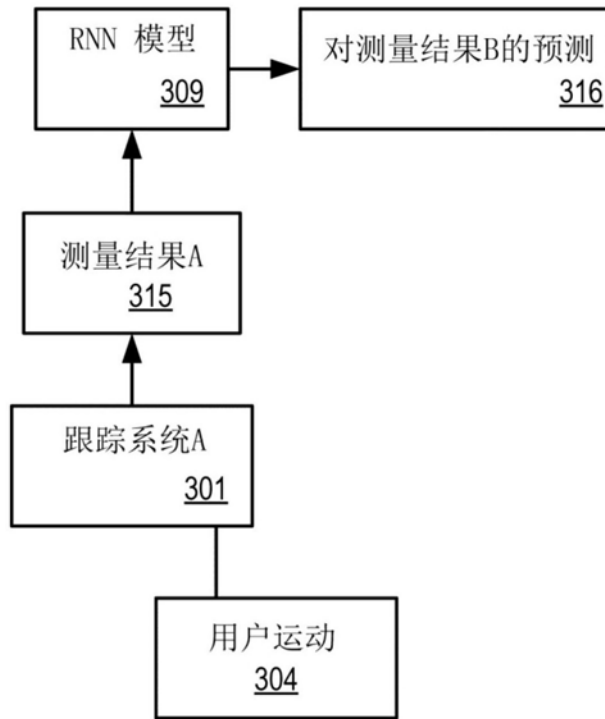


图5

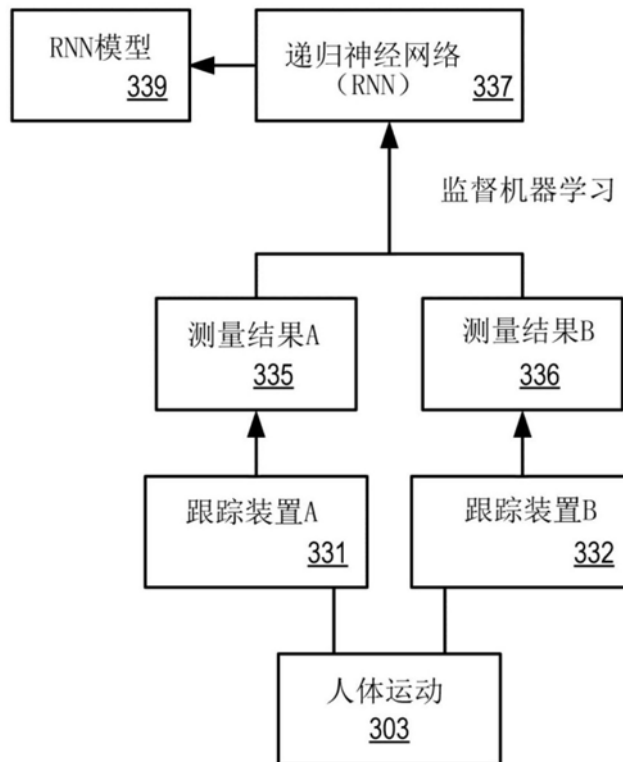


图6

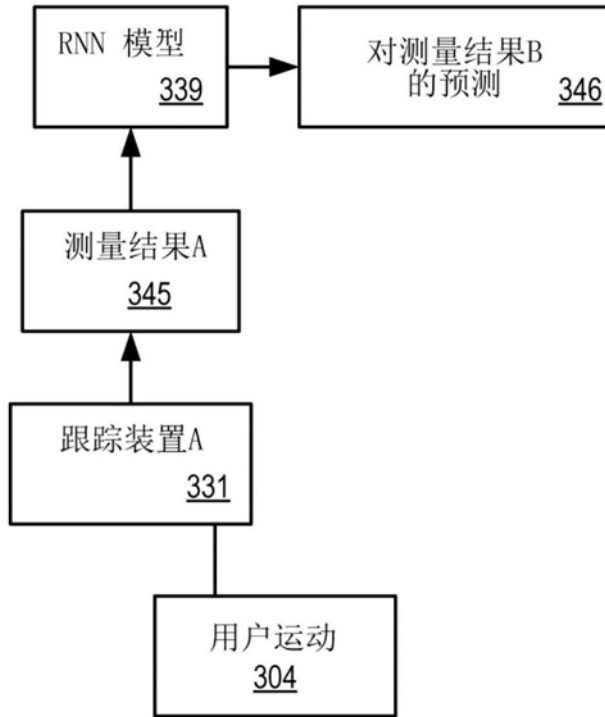


图7

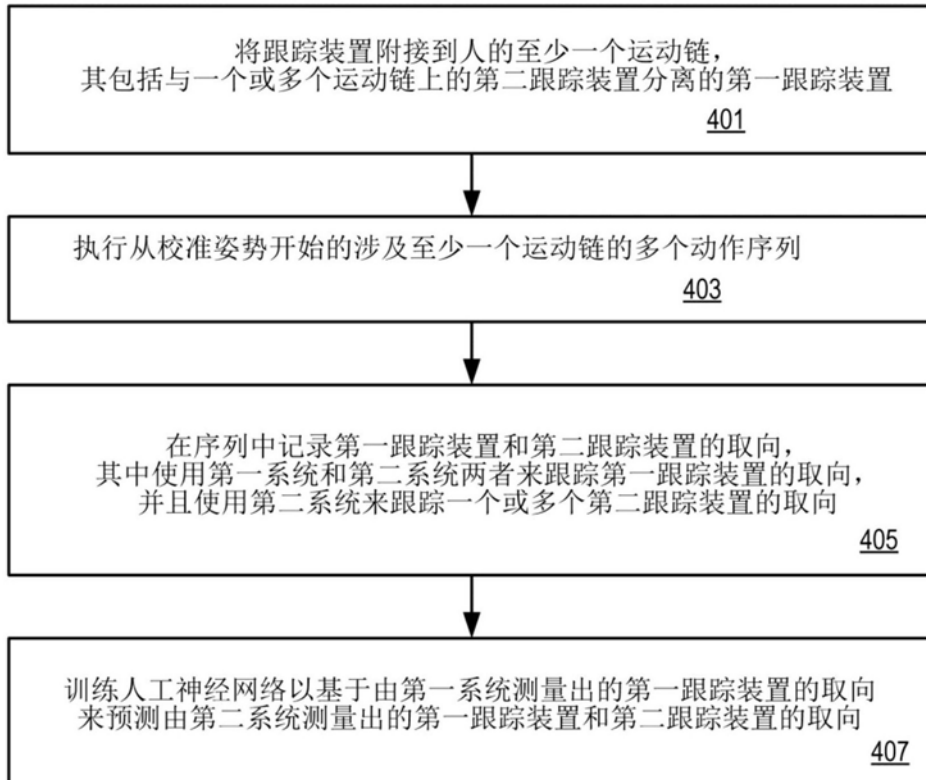


图8

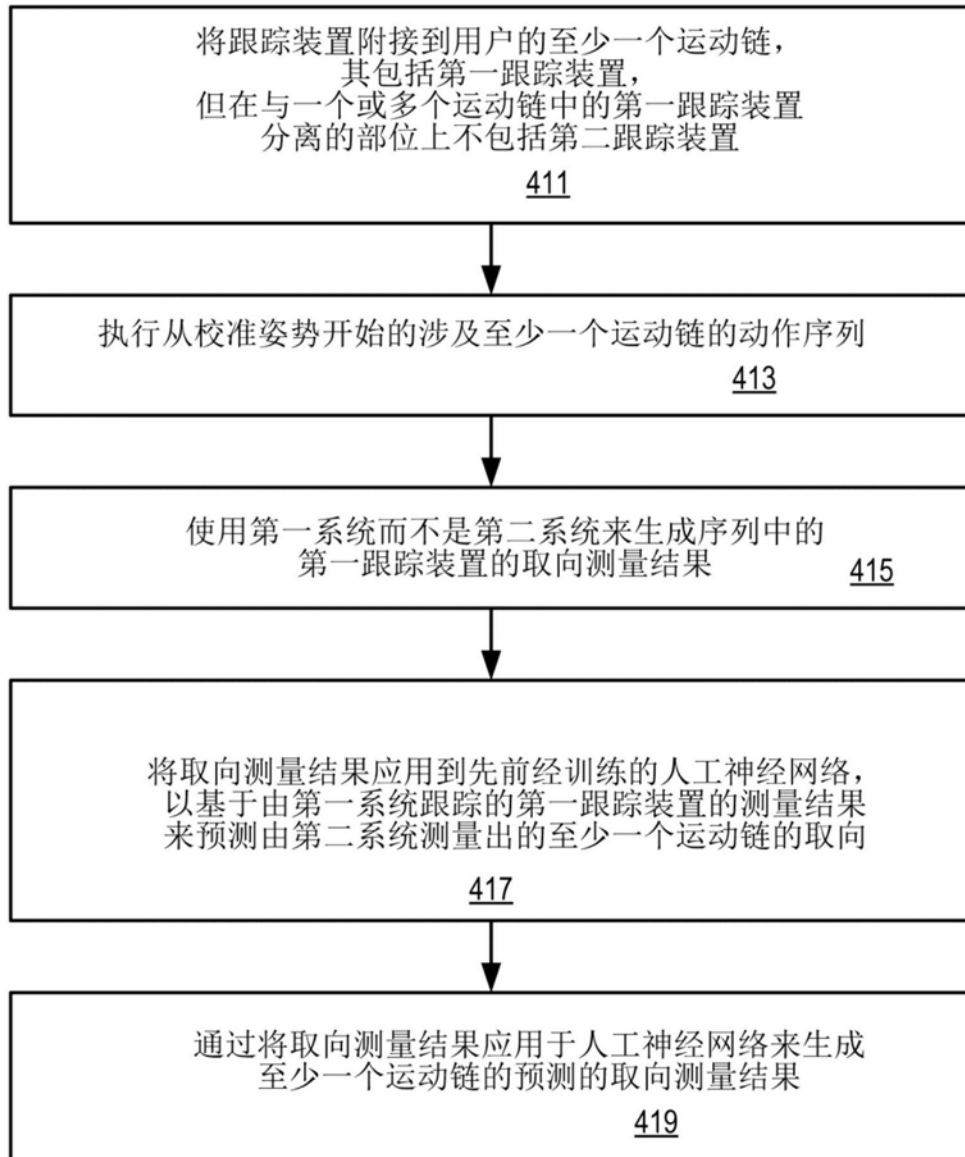


图9

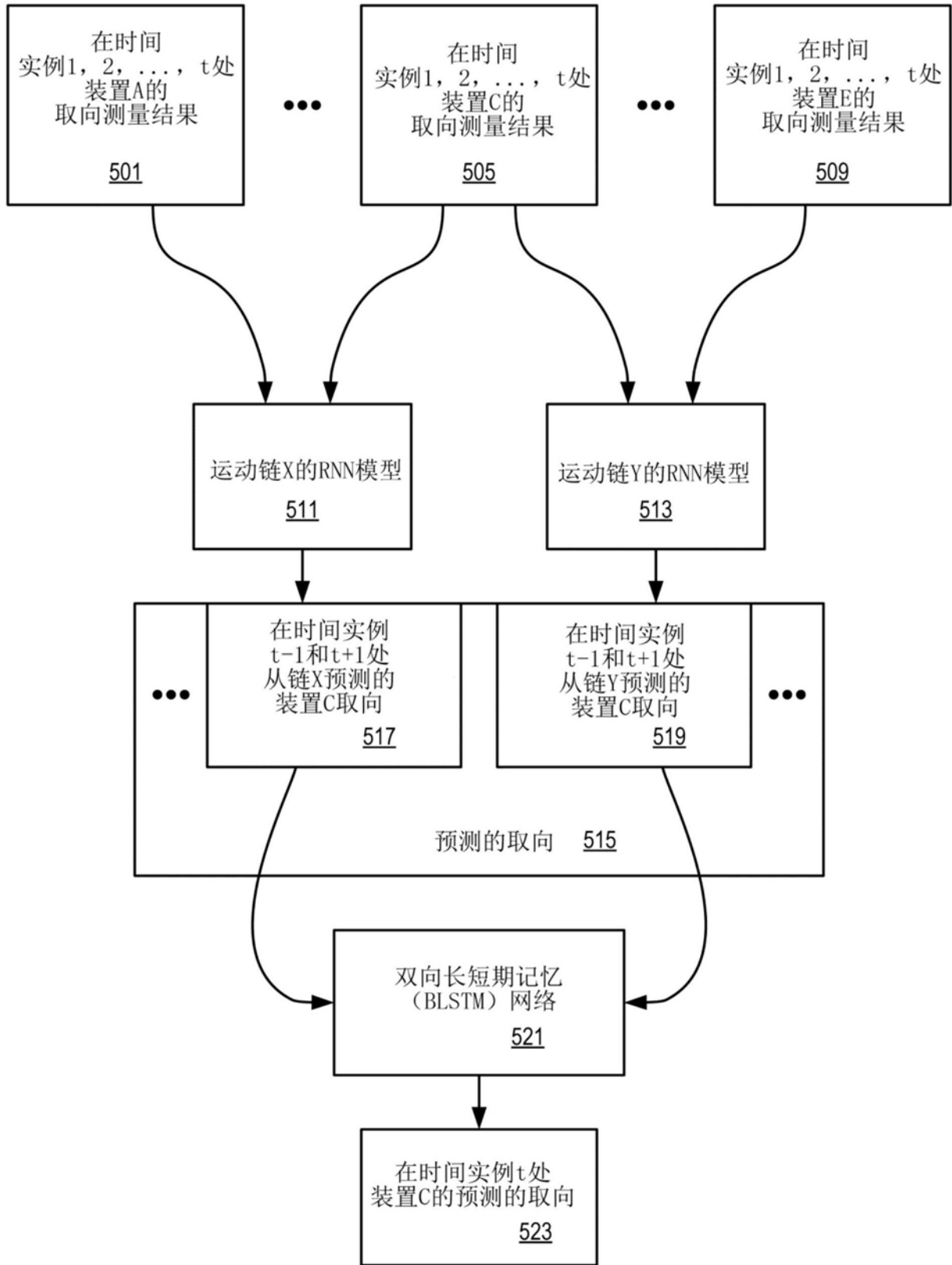


图10

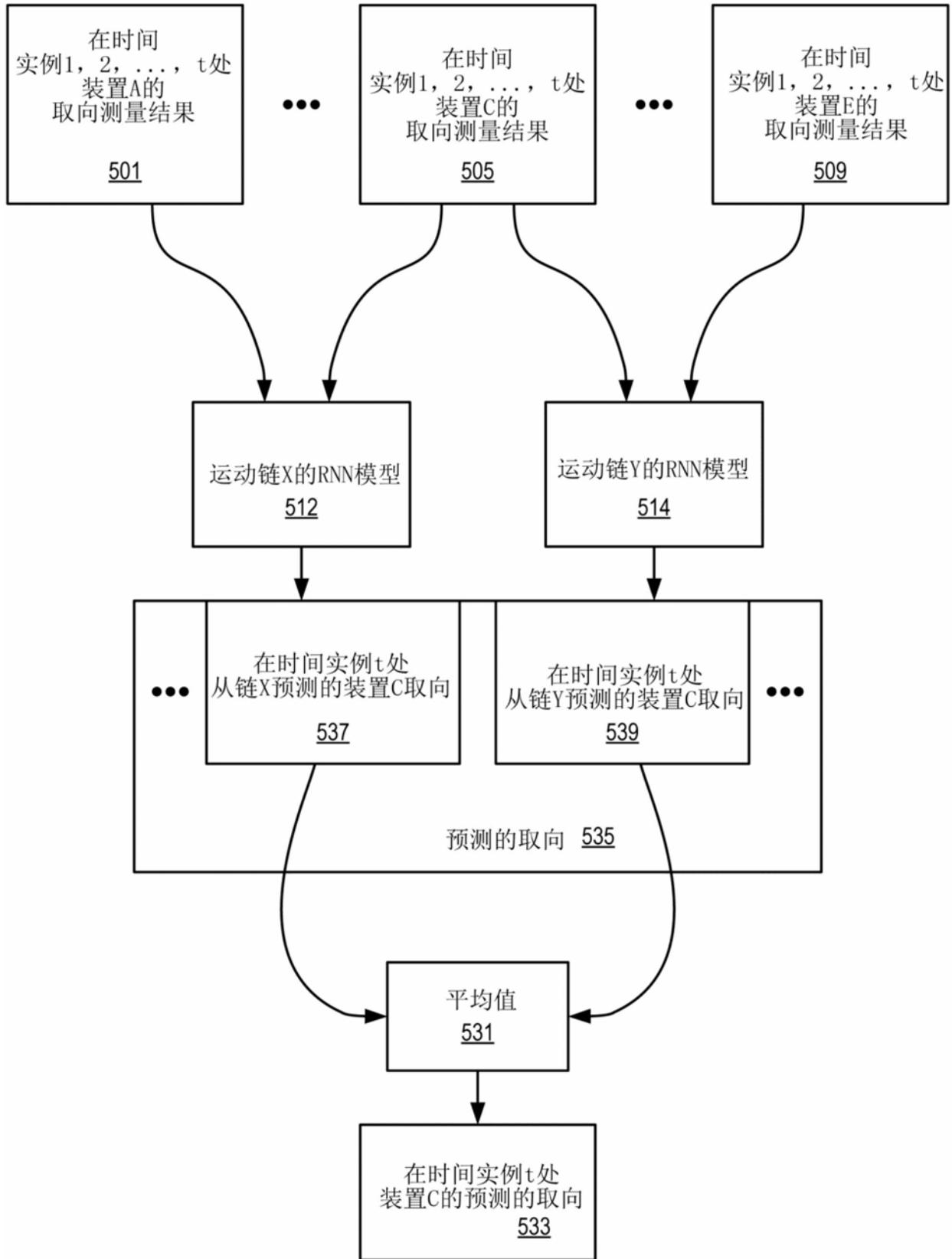


图11

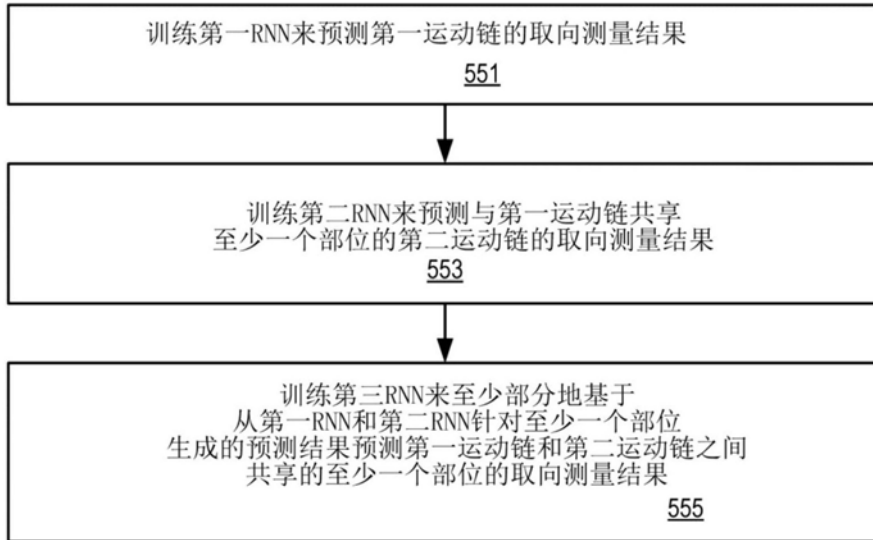


图12

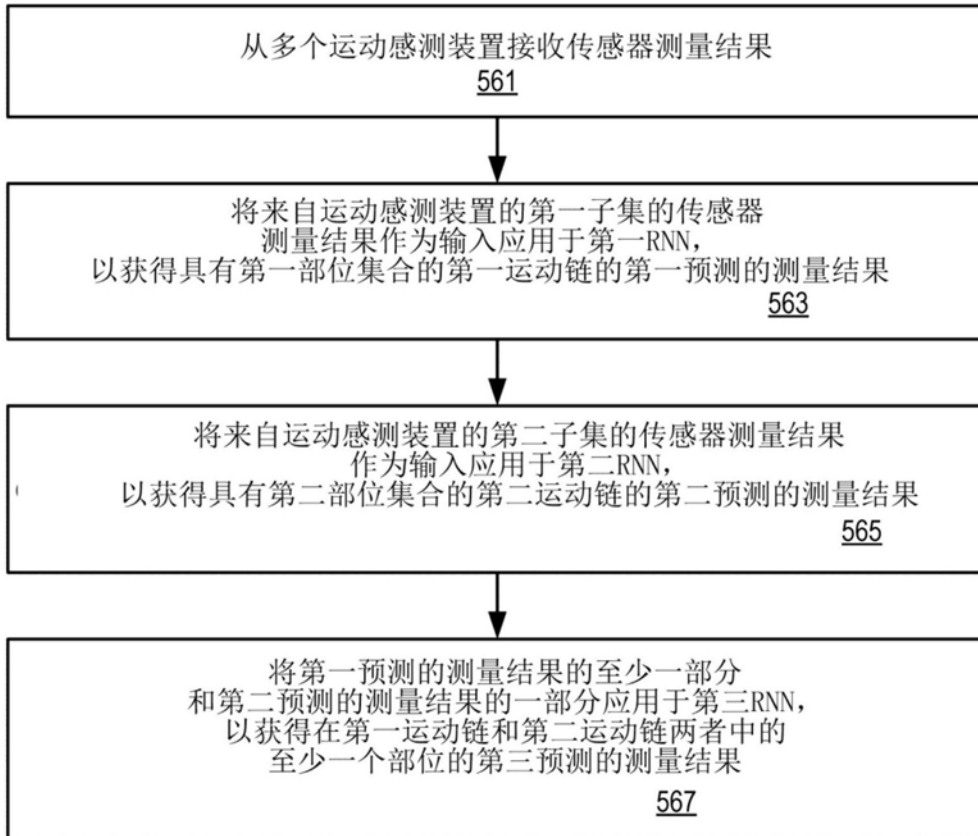


图13

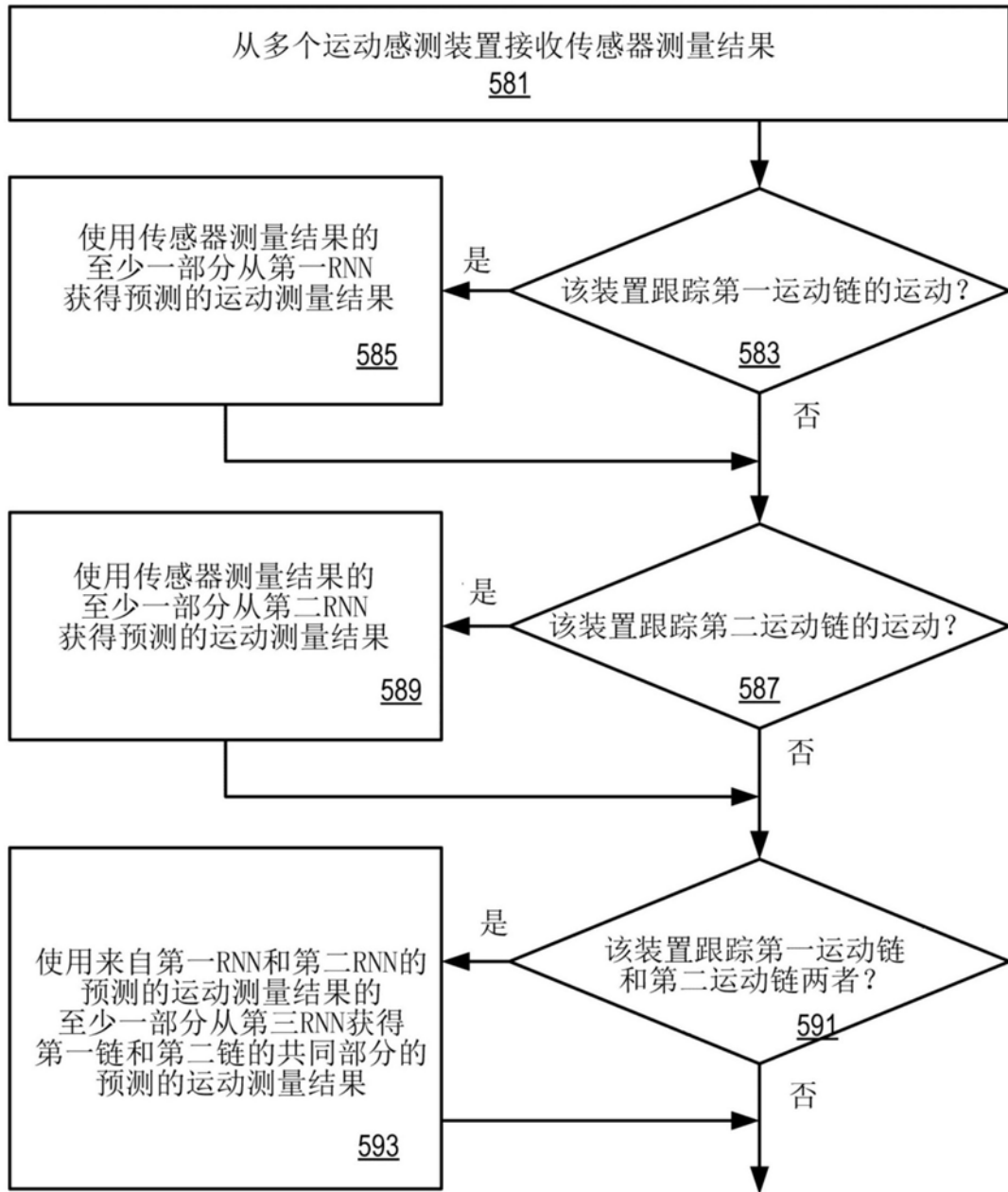


图14