(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 114730391 A
(43)申请公布日 2022.07.08

(21)申请号 202080079891.8

(22)申请日 2020.11.13

(30)优先权数据
16/688,833 2019.11.19 US

(85)PCT国际申请进入国家阶段日
2022.05.12

(86)PCT国际申请的申请数据
PCT/US2020/060504 2020.11.13

(87)PCT国际申请的公布数据
WO2021/101811 EN 2021.05.27

(71)申请人 威尔乌集团
地址 美国华盛顿

(72)发明人 I•布里斯戴尔•谢泼德
S•多尔顿 R•凯特勒

(74)专利代理机构 永新专利商标代理有限公司 72002
专利代理师 王琼先

(51)Int.Cl.
G06N 20/00(2006.01)

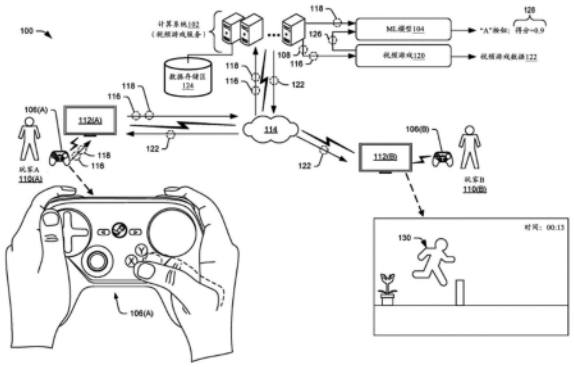
权利要求书4页 说明书24页 附图7页

(54)发明名称

使用机器学习的用户输入预测的等待时间补偿

(57)摘要

本发明公开了一种经训练的机器学习模型，该经训练的机器学习模型用于确定指示在玩视频游戏时某些用户输入的类型将被提供给玩家的游戏控制器的概率的得分，以便补偿玩家动作与玩家对与该玩家动作相关的视频游戏内容的感知之间的等待时间。在示例性过程中，从客户端机器接收到的传感器数据和/或从视频游戏接收到的游戏状态数据被提供作为对经训练的机器学习模型的输入，并且得分被提供作为其输出，该得分与用户输入的类型将被提供给玩家的游戏控制器的概率有关。以这种方式，可以基于该得分来生成与该用户输入的类型相对应的游戏控制数据，并且在甚至接收到实际游戏控制数据之前将该游戏控制数据作为输入提供给该视频游戏。



CN 114730391 A

1.一种方法,包括:

由计算系统接收与视频游戏的玩家相关联的传感器数据;

通过以下步骤由所述计算系统预测对与所述玩家相关联的游戏控制器的用户输入,所述用户输入将使得对应的游戏控制数据在自所述传感器数据的所述接收以来的时间段内被所述计算系统接收到:

将所述传感器数据作为输入提供给经训练的机器学习模型;并且

生成作为来自所述经训练的机器学习模型的输出的得分,所述得分指示用户输入的类型将被提供给所述游戏控制器的概率;

由所述计算系统至少部分地基于所述得分来生成与所述用户输入的类型相对应的游戏控制数据;

提供所述游戏控制数据作为对所述视频游戏的输入;

至少部分地基于所述游戏控制数据接收作为来自所述视频游戏的输出的视频游戏数据;以及

由所述计算系统使得在显示器上呈现所述视频游戏数据。

2.根据权利要求1所述的方法,其中所述传感器数据包括由所述游戏控制器的一个或多个物理传感器生成的原始传感器数据,所述原始传感器数据包括原始陀螺仪数据、原始加速度计数据或原始电容传感器数据中的至少一者。

3.根据权利要求1所述的方法,其中所述用户输入的类型包括以下中的至少一者:

对所述游戏控制器的特定手指操作的控件的致动;

所述游戏控制器在特定方向上的移动;

对象悬停在所述游戏控制器的特定部分上方或接触所述特定部分;或者

所述对象以特定量的力按压在所述游戏控制器的一部分上。

4.根据权利要求1所述的方法,还包括:

在所述预测之前,由所述计算系统接收来自所述视频游戏的游戏状态数据;以及

除了所述提供所述传感器数据作为对所述经训练的机器学习模型的所述输入之外,还提供所述游戏状态数据作为对所述经训练的机器学习模型的附加输入,

其中所述得分是至少部分地基于被提供作为对所述经训练的机器学习模型的所述附加输入的所述游戏状态数据而生成的。

5.根据权利要求1所述的方法,还包括:在所述接收到所述传感器数据之前:

由所述计算系统访问在所述视频游戏的过去会话或不同视频游戏的过去会话期间生成的历史传感器数据;

由所述计算系统访问自接收到所述历史传感器数据以来的所述时间段内生成的历史游戏控制数据;

用指示与在所述时间段内接收到的所述历史游戏控制数据相对应的多种用户输入的类型中的一种类型的标签来标记所述历史传感器数据;以及

使用所述历史传感器数据作为训练数据来训练机器学习模型,以获得所述经训练的机器学习模型。

6.根据权利要求1所述的方法,其中所述时间段在约1毫秒至约200毫秒的范围内。

7.根据权利要求1所述的方法,其中所述传感器数据是通过计算机网络从第一客户端

机器接收的，并且其中所述使得所述视频游戏数据在所述显示器上的所述呈现包括通过所述计算机网络将所述视频游戏数据发送到第二客户端机器，所述方法还包括：

测量所述计算机网络的等待时间以获得测量的等待时间值；

至少部分地基于所述测量的等待时间值来确定所述时间段；以及

至少部分地基于所述时间段来从多个经训练的机器学习模型中选择所述经训练的机器学习模型。

8.一种方法，包括：

由计算系统从视频游戏接收游戏状态数据；

提供所述游戏状态数据作为对经训练的机器学习模型的输入；

生成作为来自所述经训练的机器学习模型的输出的得分，所述得分与用户输入的类型将被提供给与所述视频游戏的玩家相关联的游戏控制器以使得对应的游戏控制数据在自所述接收到所述游戏状态数据以来的时间段内被所述计算系统接收到的概率有关；

由所述计算系统生成与所述用户输入的类型相对应的游戏控制数据；

提供所述游戏控制数据作为对所述视频游戏的输入；

接收作为来自所述视频游戏的输出的视频游戏数据；以及

由所述计算系统使得在显示器上呈现所述视频游戏数据。

9.根据权利要求8所述的方法，其中所述用户输入的类型包括以下中的至少一者：

对所述游戏控制器的特定手指操作的控件的致动；

所述游戏控制器在特定方向上的移动；

对象悬停在所述游戏控制器的特定部分上方或接触所述特定部分；或者

所述对象以特定量的力按压在所述游戏控制器的一部分上。

10.根据权利要求8所述的方法，还包括：在所述接收所述游戏状态数据之前：

由所述计算系统访问历史游戏状态数据，所述历史游戏状态数据包括在所述视频游戏的过去会话期间发生的所述视频游戏的游戏状态；

由所述计算系统访问在所述过去会话期间自所述游戏状态发生以来的所述时间段内生成的历史游戏控制数据；

用指示与在所述时间段内接收到的所述历史游戏控制数据相对应的多种用户输入的类型中的一种类型的标签来标记所述历史游戏状态数据；以及

使用所述历史游戏状态数据作为训练数据来训练机器学习模型，以获得所述经训练的机器学习模型。

11.根据权利要求8所述的方法，还包括：

由所述计算系统接收与所述玩家相关联的传感器数据；以及

除了所述提供所述游戏状态数据作为对所述经训练的机器学习模型的所述输入之外，还提供所述传感器数据作为对所述经训练的机器学习模型的附加输入，

其中所述得分是至少部分地基于被提供作为对所述经训练的机器学习模型的所述附加输入的所述传感器数据而生成的。

12.根据权利要求11所述的方法，其中所述传感器数据包括由所述游戏控制器的一个或多个物理传感器生成的原始传感器数据，所述原始传感器数据包括原始陀螺仪数据、原始加速度计数据或原始电容传感器数据中的至少一者。

13.根据权利要求8所述的方法,还包括:

在所述生成所述游戏控制数据之前,访问指示要针对用户输入的类型代表玩家主动地生成游戏控制数据以补偿等待时间的数据;以及

确定所述用户输入的类型是所述用户输入的类型中的一种类型,

其中所述生成所述游戏控制数据响应于所述用户输入的类型是所述用户输入的类型中的一种类型的所述确定。

14.根据权利要求8所述的方法,还包括:

确定所述得分满足与所述用户输入的类型相关联的阈值得分,所述阈值得分是与不同用户输入的类型相关联的多个不同阈值得分中的一个阈值得分,

其中,所述生成所述游戏控制数据至少部分地基于所述得分满足所述阈值得分。

15.一种系统,包括:

一个或多个处理器;和

存储器,所述存储器存储计算机可执行指令,所述计算机可执行指令在由所述一个或多个处理器执行时,使所述系统:

接收与视频游戏的玩家相关联的传感器数据;

提供所述传感器数据作为对经训练的机器学习模型的输入;

生成作为来自所述经训练的机器学习模型的输出的得分,所述得分指示用户输入的类型将被提供给与所述玩家相关联的游戏控制器以使得对应的游戏控制数据在自所述接收到所述传感器数据以来的时间段内被所述系统接收到的概率;

生成与所述用户输入的类型相对应的游戏控制数据;

提供所述游戏控制数据作为对所述视频游戏的输入;

接收作为来自所述视频游戏的输出的视频游戏数据;以及

使得在显示器上呈现所述视频游戏数据。

16.根据权利要求15所述的系统,其中所述用户输入的类型包括以下中的至少一者:

对所述游戏控制器的特定手指操作的控件的致动;

所述游戏控制器在特定方向上的移动;

对象悬停在所述游戏控制器的特定部分上方或接触所述特定部分;或者

所述对象以特定量的力按压在所述游戏控制器的一部分上。

17.根据权利要求15所述的系统,其中所述计算机可执行指令在由所述一个或多个处理器执行时还使得所述系统:

确定所述得分满足与所述用户输入的类型相关联的阈值得分,所述阈值得分是与不同用户输入的类型相关联的多个不同阈值得分中的一个阈值得分,

其中生成所述游戏控制数据至少部分地基于所述得分满足所述阈值得分。

18.根据权利要求15所述的系统,其中所述计算机可执行指令在由所述一个或多个处理器执行时还使得所述系统:

在自所述接收到所述传感器数据以来的所述时间段内接收与所述玩家相关联的实际游戏控制数据;

至少部分地基于将所述实际游戏控制数据与所述游戏控制数据进行比较来确定预测误差。

19.根据权利要求18所述的系统，其中所述计算机可执行指令在由所述一个或多个处理器执行时还使得所述系统：

将所述预测误差记录在记录的预测误差数据库中。

20.根据权利要求15所述的系统，其中所述传感器数据包括由所述游戏控制器的一个或多个物理传感器生成的原始传感器数据，所述原始传感器数据包括原始陀螺仪数据、原始加速度计数据或原始电容传感器数据中的至少一者。

使用机器学习的用户输入预测的等待时间补偿

[0001] 相关申请的交叉引用

[0002] 本PCT申请要求于2019年11月19日提交的名称为“LATENCY COMPENSATION USING MACHINE-LEARNED PREDICTION OF USER INPUT”的美国专利申请序列号16/688,833的优先权,该专利申请全文据此以引用方式并入。

背景技术

[0003] 广域网通信的持续或几乎持续的可用性,结合客户端机器和无线通信协议的不断增加的能力,已经引起了联网视频游戏平台的普及性的上升,联网视频游戏平台包括基于云的视频游戏流媒体平台,其中玩家使用“瘦客户端”来玩在远程服务器上执行的视频游戏,以及家庭式视频游戏流平台。尽管网络视频游戏平台取得了进步,但各种因素仍可能导致视频游戏中玩家动作与玩家感知之间出现等待时间。例如,在视频游戏流媒体平台中,网络拥塞会导致玩家动作和玩家感知之间的明显延迟。可能对玩家动作与玩家感知之间的等待时间产生影响的其他因素是网络的数据传输速率、可用计算资源(例如,处理资源、存储器资源、显示资源等)的带宽或容量、这些计算资源的利用和/或视频游戏本身的复杂性(例如,具有复杂图形的数据密集型视频游戏往往比具有相对简单图形的数据密集型视频游戏经历更多的等待时间)。某些类型的视频游戏(诸如第一人称射击游戏)对等待时间非常敏感,这会导致每当出现等待时间时游戏质量都会严重降低。

[0004] 导航推测是试图补偿在网络视频游戏平台中观察到的等待时间的现有方法的一个示例。使用导航推测,服务器计算机确定玩家控制的角色在某个时间段内(例如,在过去200毫秒内)的过去位置、速度和/或加速度,并且这些过去的数据可用于预测玩家控制角色的未来位置,以补偿等待时间。但是,导航推测仍然是预测未来玩家行为的一种相对简单的方法,这通常会导致预测不准确,因此在当今的网络视频游戏平台中很少使用。如果没有用于准确预测未来玩家行为的可行机制,等待时间就无法以切实可行的方式得到补偿,并且每当出现等待时间时,许多视频游戏的播放质量都会继续下降。本文所做出的公开是相对于这些和其他考虑而提出的。

附图说明

[0005] 参考附图描述了具体实施方式。在这些图中,参考标号的最左边数字标识首次出现该参考标号的图。在不同附图中使用相同的参考标号指示类似或相同的部件或特征。

[0006] 图1是示出包括计算系统的示例性环境的图示,该计算系统被配置为训练和使用机器学习模型来预测对玩家的视频游戏控制器的用户输入并且主动地生成对应的游戏控制数据以补偿等待时间。

[0007] 图2示出了示出游戏控制器的示例性部件的框图,该游戏控制器被配置为向远程计算系统提供传感器数据以及其他数据,以便使用经训练的机器学习模型来预测对游戏控制器的用户输入。

[0008] 图3示出了示出计算系统的示例性部件的框图,该计算系统被配置为使用经训练

的机器学习模型来预测对游戏控制器的用户输入。

[0009] 图4是用于训练机器学习模型以预测用户输入的类型将被提供给玩家的游戏控制器的概率的示例性过程的流程图。

[0010] 图5是用于利用经训练的机器学习模型来预测对玩家的游戏控制器的用户输入，并且使用该机器学习的用户输入预测来提前生成游戏控制数据以便补偿等待时间的示例性过程的流程图。

[0011] 图6是用于测量计算机网络的等待时间并且基于该测量的等待时间选择多个经训练的机器学习模型中的一个机器学习模型以用于预测对游戏控制器的用户输入的示例性过程的流程图。

[0012] 图7是用于将实际游戏控制数据与基于机器学习的用户输入预测而主动生成的游戏控制数据进行比较以确定预测误差，并且为了验证模型的性能而记录预测误差的示例性过程的流程图。

具体实施方式

[0013] 本文描述了用于使用经训练的机器学习模型来预测对视频游戏控制器的用户输入，以及主动地生成对应的游戏控制数据以便补偿玩家动作与玩家感知之间的等待时间的技术、设备和系统等。所公开的技术可以至少部分地由远程计算系统来实现，该远程计算系统为用户社区提供了视频游戏服务以使用被配置为从计算系统访问视频游戏的客户端机器来玩视频游戏。这些客户端机器可以单独地安装客户端应用程序，该客户端应用程序被配置为执行从远程计算系统接收到(例如，下载、流式传输等)的视频游戏和/或输出视频游戏的内容。该视频游戏平台使得社区的注册用户能够作为“玩家”来玩视频游戏。例如，玩家可以加载客户端应用程序，使用注册的用户帐户登录，选择所需的视频游戏，并玩视频游戏，该视频游戏可以经由客户端应用程序在他/她的客户端机器上执行，或者在远程计算系统处执行，使得视频游戏数据被流式传输到客户端机器以在其上输出。

[0014] 每当上述用户访问和使用该视频游戏平台时，远程计算系统可能会收集数据，并且可以由该远程计算系统维护这些数据。例如，包括在视频游戏的过去会话期间发生的视频游戏的游戏状态(例如，玩家移动、游戏地图中的位置、角色类别、武器等)的游戏状态数据可以由远程计算系统收集和维护。附加地或另选地，由游戏控制器生成并且在过去的视频游戏会话期间从客户端机器接收到的传感器数据可以由远程计算系统收集和维护。由于当今的游戏控制器配备有越来越多的传感器(例如，陀螺仪、加速度计、触摸传感器、压力传感器等)，因此可以利用由这些传感器生成的所得传感器数据来预测对此类游戏控制器的用户输入以便进行等待时间补偿，如本文所述。为了说明，每当玩家经由视频游戏平台玩视频游戏时，这些玩家可以使用游戏控制器来控制视频游戏的方面。给定的游戏控制器可以包括一个或多个传感器，诸如但不限于陀螺仪、加速度计和/或触摸传感器以及其他可能的传感器。触摸传感器(例如，电容垫)可以设置在设备的下方或表面上，以及/或者在手指操作的控件内或其上。该触摸传感器可被配置为检测手指与该表面或手指操作控件的接近度，并且作为响应，该触摸传感器可生成指示手指与该触摸传感器的接近度的传感器数据。再如，安装在游戏控制器的壳体中的陀螺仪和/或加速度计可检测游戏控制器在不同方向上的移动(例如，移动-诸如通过平移、旋转和/或倾斜的移动)，并且作为响应，该陀螺仪和/

或加速度计可生成指示该移动的特性的传感器数据。通常，该传感器数据可以用于各种目的，诸如以控制视频游戏的方面(例如，以控制玩家控制的角色、以旋转指示显示器上可见内容的虚拟相机等)。当以这种方式将传感器数据用作游戏控制数据时，在一些情况下，该传感器数据可在被用于控制视频游戏的方面之前被改变(例如，被过滤/被衰减、被放大等)。然而，本文所述的技术和系统涉及一种游戏控制器，该游戏控制器被配置为将由该游戏控制器的一个或多个传感器生成的原始的、未经过滤的传感器数据发送到远程计算系统(例如，通过经由相关联的客户端机器发送传感器数据)。该原始传感器数据可与该游戏控制数据(例如，通过按钮按压、使操纵杆偏转等而生成的数据，以及改变的传感器数据)一起被发送，该游戏控制数据将被处理以用于控制该视频游戏的方面。

[0015] 随着时间的推移，人们可以理解，与玩家团体所玩的过去视频游戏会话相联系的大量历史数据集合可以对远程计算系统可用。然后，远程计算系统可以使用历史数据中的一部分数据作为训练数据来训练一个或多个机器学习模型。例如，历史传感器数据(由游戏控制器的一个或多个物理传感器生成并且在视频游戏的过去会话期间由远程计算系统接收到)可以用作训练数据。再如，历史游戏状态数据(其包括在视频游戏的过去会话期间发生的视频游戏的游戏状态)可以单独地或与传感器数据组合地用作训练数据。传感器数据和/或游戏状态数据可以由一组特征来表示，并且被标记为指示多种用户输入的类型中的一种类型，该多种用户输入的类型使得在自接收到传感器数据和/或自游戏状态发生以来的时间段内接收到对应的游戏控制数据。

[0016] 根据该数据训练的机器学习模型能够预测将被提供给玩家的游戏控制器的用户输入的类型，诸如通过生成指示某种用户输入的类型将被提供给游戏控制器的概率的得分。这些机器学习的得分可用于实时主动地生成与预测用户输入的类型相对应的游戏控制数据，使得游戏控制数据可在从客户端机器接收到实际游戏控制数据之前被输入到视频游戏，这补偿了等待时间，因为计算系统不等待从客户端机器接收到实际游戏控制数据。如上所述，视频游戏平台可能经受视频游戏中玩家动作与玩家感知之间的等待时间，诸如多个玩家通过计算机网络在多人模式下玩的视频游戏。例如，在第一玩家向游戏控制器提供用户输入以控制视频游戏的角色的第一时间与远程计算系统从第一玩家的客户端机器接收对应的游戏控制数据的第二时间之间可能存在时间延迟。如果该时间延迟(或等待时间)没有得到补偿，则在第二玩家的客户端机器的显示器上呈现的玩家控制的角色的对应移动可能会相对于控制视频游戏角色的第一玩家的动作被延迟，这会降低视频游戏的播放质量。与现有方法(如导航推测)相比，所公开的使用对玩家的游戏控制器的机器学习的用户输入预测来补偿等待时间的技术允许以相对较高的准确度预测未来的玩家动作。以这种方式，远程计算系统能够以改进的准确度预测在远程计算系统接收到与即将到来的用户输入相对应的实际游戏控制数据之前将由玩家提供的用户输入的类型。这可以允许第二玩家感知第一玩家的角色做第一玩家将最可能控制该角色做的事情，并且甚至在远程计算系统从第一玩家的客户端机器接收到与第一玩家的动作有关的实际游戏控制数据之前感知它。

[0017] 在示例性过程中，计算系统可以在正在玩视频游戏时(例如，在多人模式下)从与视频游戏的玩家相关联的客户端机器接收传感器数据。这些传感器数据可以包括由游戏控制器的一个或多个物理传感器生成的原始传感器数据(例如，原始陀螺仪数据、原始加速度计数据和/或原始电容传感器数据等)。计算系统可以提供这些传感器数据作为对经训练的

机器学习模型的输入，以预测对游戏控制器的用户输入，该用户输入将导致在自接收到传感器数据以来的时间段内从玩家的客户端机器接收到对应的游戏控制数据。经训练的机器学习模型被配置为处理传感器数据并生成得分作为输出，该得分指示用户输入的类型将被提供给游戏控制器的概率。至少部分地基于机器学习的得分，计算系统可以代表玩家生成与该用户输入的类型相对应的游戏控制数据，并且可以将主动地生成的游戏控制数据作为输入提供给视频游戏，使得从视频游戏输出的视频游戏数据可以被发送到客户端机器(例如，视频游戏的第二玩家的第二客户端机器)以补偿视频游戏平台的等待时间。

[0018] 在另一示例性过程中，计算系统可以从在多人模式下执行的视频游戏接收游戏状态数据。这些游戏状态数据可以包括视频游戏的游戏状态(例如，玩家移动、游戏地图中的位置、角色类别、武器等)。计算系统可以提供这些游戏状态数据作为对经训练的机器学习模型的输入，以预测对给定玩家的游戏控制器的用户输入，该用户输入将导致在自接收到游戏状态数据以来的时间段内从玩家的客户端机器接收到对应的游戏控制数据。经训练的机器学习模型被配置为处理游戏状态数据并生成得分作为输出，该得分指示用户输入的类型将被提供给游戏控制器的概率。至少部分地基于机器学习的得分，计算系统可以代表玩家生成与该用户输入的类型相对应的游戏控制数据，并且可以将主动地生成的游戏控制数据作为输入提供给视频游戏，使得从视频游戏输出的视频游戏数据可以被发送到客户端机器(例如，视频游戏的第二玩家的第二客户端机器)以补偿视频游戏平台的等待时间。在一些实施方案中，传感器数据和游戏状态数据两者都可以被提供为对经训练的机器学习模型的输入，以便预测用户对游戏控制器的输入以用于等待时间补偿的目的。

[0019] 本文所述的技术和系统可以为视频游戏的玩家提供改进的游戏体验。这是因为本文所述的技术和系统能够预测对游戏控制器的用户输入，并且能够在计算系统处接收到由这些控制器生成的实际游戏控制数据时提前主动地生成对应的游戏控制数据。例如，本文所述的经训练的机器学习模型可以学习预测玩家何时将要提供用户输入的类型以控制视频游戏中的角色跳过墙壁、突然向左转等。这种预测能力不仅补偿了等待时间，使得维持多玩家视频游戏的多个玩家之间的一致性，而且还允许为更逼真的视觉体验提供了动画增强。例如，如果计算系统预测玩家将要致动“A”按钮以控制视频游戏中的角色跳过墙壁，则可以基于机器学习的预测来增强该玩家控制的角色的动画，以便渲染该角色的“前导运动”，其可以描绘玩家控制的角色在跳跃稍早之前的重心转移和/或该角色的蹲伏动作。同时，由于系统的预测能力，角色的实际“跳跃”仍然可以与玩家致动“A”按钮紧密同步地渲染。在没有此类动画增强和机器学习的用户输入预测的情况下，视频游戏可能会输出要么示出快照和响应动画而没有任何导入动画的帧(例如，角色突然以不现实的方式从奔跑过渡到跳过墙壁)，要么在多个帧上示出引入动画，但是它是缓慢且无响应的(例如，跳跃发生时具有从按钮按压的时间起的明显延迟)。本文所述的技术和系统允许凭借渲染动画增强(例如，引入动画)而没有任何明显的时间滞后来向玩家团体提供包括“两全其美”的视频游戏体验，使得视频游戏中的对象和角色的动作看起来逼真并且保持响应于玩家提供的用户输入。

[0020] 虽然本文提供的许多示例涉及驻留在远程计算系统上并在其上执行的经训练的机器学习模型，但是应当理解，利用经训练的机器学习模型来预测用户输入的计算系统可以是与玩视频游戏的用户并置的客户端机器。也就是说，尽管训练可能在远程计算系统处

发生，但是经训练的机器学习模型可以被下载到客户端机器，以便在客户端机器本身上执行经训练的机器学习模型(代替或补充在远程计算系统上执行经训练的机器学习模型)。在这些实施方案中，客户端机器可以利用公共的机器学习模型，并且/或者多个客户端机器可以各自利用不同的机器学习模型。例如，代替或者除了根据从整个玩家群体收集到的聚合数据来训练机器学习模型之外，可以根据特定于特定用户的历史数据来训练用户特定的机器学习模型，并将其下载到这些用户的客户端机器。

[0021] 因为机器学习模型可以学习以识别能够被利用作为训练数据的传感器数据、游戏状态数据和/或游戏控制数据内的复杂关系，所以本文所述的技术和系统允许准确地预测对游戏控制器的用户输入，这会产生较低的误报率和较少的错误预测玩家动作的实例。本文所述的技术和系统还比现有系统(例如，使用导航推测对玩家行为进行前向预测的系统)更适合于玩家行为的变化动态，因为机器学习模型能够用新数据进行重新训练，以便随着玩家行为的变化而随时间调整机器学习模型对玩家行为的理解。此外，机器学习模型能够考虑比可在手动构建的系统中合理考虑的更多的变量和更多种类的用户行为。本文所述的技术和系统还可允许一个或多个设备以本文所述的各种方式保存关于处理资源、存储器资源、网络资源等的资源。

[0022] 图1是示出包括计算系统102的示例性环境100的图示，该计算系统被配置为训练和使用机器学习模型104来预测对玩家的视频游戏控制器106的用户输入并且主动地生成对应的游戏控制数据108以补偿等待时间。玩家团体110(在本文中有时被称为“用户”110)可以与相应客户端机器112以及与相应视频游戏控制器106(在本文中有时被称为“游戏控制器”106)相关联。在图1的示例中，第一客户端机器112(A)被示为与第一玩家110(A)相关联并由其使用，而第二客户端机器112(B)被示为与第二玩家110(B)相关联并由其使用。第一游戏控制器106(A)也与第一玩家110(A)相关联并由其使用，而第二游戏控制器106(B)与第二玩家110(B)相关联并由其使用。应当理解，可以在环境100中实现任何数量的玩家110和客户端机器112，诸如具有单个客户端机器112的单个玩家110，或者具有超过两个客户端机器112的超过两个玩家110。

[0023] 图1中所示的客户端机器112可以被实现为任何合适类型的计算设备，该计算设备被配置为执行视频游戏并且在相关联的显示器上渲染图形，包括但不限于：个人计算机(PC)、台式计算机、膝上型计算机、移动电话(例如，智能手机)、平板计算机、便携式数字助理(PDA)、可穿戴计算机(例如，虚拟现实(VR)耳机、增强现实(AR)耳机、智能眼镜等)、车载(例如，车内)计算机、电视(智能电视)、机顶盒(STB)、游戏机和/或任何类似的计算设备。此外，客户端机器112可在它们各自的平台(例如，硬件和软件)的方面有所不同。例如，图1中所示的两个客户端机器112(A)和112(B)可表示在处理能力(例如，中央处理单元(CPU)模型、图形处理单元(GPU)模型等)、图形驱动程序版本等方面具有不同能力的不同类型的客户端机器112，

[0024] 客户端机器112可通过计算机网络114与远程计算系统102(在本文中有时简称为“计算系统102”或“远程系统102”)通信。计算机网络114可表示和/或包括但不限于因特网、其他类型的数据和/或语音网络、有线基础设施(例如，同轴电缆、光纤电缆等)、无线基础设施(例如，射频(RF)、蜂窝、卫星等)和/或其他连接技术。在一些情况下，计算系统102可以是经由计算机网络114维护和可访问的网络可访问计算平台的一部分。诸如此类的网络可访

问计算平台可被称为术语诸如“按需计算”、“软件即服务(SaaS)”、“平台计算”、“网络可访问平台”、“云服务”、“数据中心”等。

[0025] 应当理解,在一些实施方案中,图1的计算机网络114可表示局域网(LAN),这可以是“家庭式”视频游戏流式传播场景下的情况。在这种场景下,计算系统102可表示位于客户端机器112的相同地理位置中或附近的主机计算系统。在一些实施方案中,计算机网络114可以表示广域网(WAN),诸如因特网,并且客户端机器112(A)和112(B)可以位于不同的地理位置。在一些实施方案中,客户端机器112可被实现为“瘦客户端”,这些瘦客户端被配置为在客户端机器112本身上以最小的数据处理向计算系统102发送和从其接收数据(例如,而无需在客户端机器112本身上执行视频游戏)。在瘦客户端具体实施中,计算系统102可以除其他数据之外还接收来自客户端机器112的游戏控制数据,并且计算系统102可以向客户端机器112发送视频游戏数据(例如,图像数据和音频数据的帧)以在相关联的显示器上呈现。在其他具体实施中,客户端机器112可以被配置为在本地下载和执行视频游戏,然而数据仍然可以通过计算机网络114传输,以便与其他玩家进行在线多人视频游戏。此外,应当理解,在一些情况下,可以省略计算机网络114,诸如借由在客户端机器112上实现的计算系统102的功能和部件。这是因为,即使在不涉及网络的情况下(例如,单个玩家110在本地客户端机器112上玩视频游戏),玩家动作与玩家感知之间的等待时间仍可能由于其他非网络因素而发生,所述其他非网络因素包括但不限于相对低性能的客户端机器112执行具有复杂图形的数据密集型视频游戏。在这种情况下,可以利用机器学习的用户输入预测来补偿此类等待时间。

[0026] 在一些实施方案中,计算系统102充当了或有权访问实现视频游戏服务以将视频游戏(及其内容)分发(例如,下载、流式传输等)至客户端机器112的视频游戏平台。在示例中,客户端机器112可各自在其上安装客户端应用程序。所安装的客户端应用程序可以是视频游戏客户端(例如,用于玩视频游戏的游戏软件)。具有所安装的客户端应用程序的客户端机器112可以被配置为通过计算机网络114从计算系统102下载、流式传输或以其他方式接收程序(例如,视频游戏及其内容)。任何类型的内容分发模型都可以用于此目的,诸如可单独购买程序(例如,视频游戏)以在客户端机器112上下载和执行的直接购买模型、基于订阅的模型、出租或租用程序一段时间、流式传输或以其他方式提供给客户端机器102的内容分发模型。因此,个体客户端机器112可以包括能够通过加载客户端应用程序来执行的一个或多个所安装的视频游戏,或者可以访问在远程计算系统102处能够通过加载客户端应用程序来播放而执行的一个或多个视频游戏。

[0027] 客户端机器112可用于向视频游戏服务注册并随后登录到视频游戏服务。用户110可出于该目的创建用户账户,并且指定/设置绑定到该已注册的用户账户的凭据(例如,密码、PIN、生物特征ID等)。当多个用户110与视频游戏平台交互时(例如,通过使用注册的用户帐户访问其用户/玩家简档、使用其各自的游戏控制器106在其各自的客户端机器112上玩视频游戏等),客户端机器112向远程计算系统102发送数据。对于给定的客户端机器112,发送到远程计算系统102的数据可以包括游戏控制数据116和传感器数据118,以及其他数据,包括但不限于视频游戏数据(例如,上传到远程系统的游戏性能统计)、社交网络消息和相关活动、在客户端机器112上玩的视频游戏的标识符(ID)等。这些数据中的至少一些可以在视频游戏会话期间实时(或基本上实时)被流式传输,而这些数据的子集能够以定义的间

隔被发送给远程系统102,以及/或者响应于事件(例如,退出视频游戏)而被上传。

[0028] 如图1中所示,第一玩家110(A)可以使用游戏控制器106(A)与视频游戏平台交互,如本文所述。例如,第一玩家110(A)可以将游戏控制器106(A)与正在其上执行视频游戏客户端(例如,用于玩视频游戏的游戏软件)的客户端机器112(A)配对。一旦游戏控制器106(A)与客户端机器112(A)配对并且能够与其通信(例如,通过向客户端机器112(A)发送数据/从该客户端机器接收数据),游戏控制器106(A)就可用于与本文所述的视频游戏平台交互,诸如向游戏控制器106(A)注册用户账户、访问能够从远程计算系统102获得的视频游戏,以及使用游戏控制器106(A)来玩视频游戏。

[0029] 在一些实施方案中,游戏控制器106可以表示手持式游戏控制器,诸如图1中所示的游戏控制器106(A)和106(B),这些游戏控制器被设计为由玩家110的一只或两只手握持,并且被配置有由用户110的手的手指和/或拇指操作的一个或多个手指操作控件。在一些实施方案中,游戏控制器106可被进一步配置为通过在三维(3D)空间中移动(例如,平移、旋转、倾斜等)游戏控制器106来操作。应当理解,游戏控制器106可表示任何其他合适类型的控制器设备,诸如移动电话(例如,智能电话)、平板计算机、便携式数字助理(PDA)、可穿戴计算机(例如,智能手表、头戴式显示器(HMD)等)、便携式游戏机和/或任何类似的电子设备。本文中用于描述游戏控制器106的术语“手持式”意指被配置为由用户110握持的设备,而不管该设备是由用户110的手还是由用户110的身体的另一个部分握持(例如,穿戴在手腕、手臂、腿、腰部、头部等上的可穿戴设备被认为是“手持式”设备,如本文所使用的术语)。

[0030] 游戏控制器106中的一者或多者被配置为以某种方式生成与游戏控制器106的物理状态相关的传感器数据118。例如,触摸传感器可以生成指示对象(例如,手指)是否正在接触或接近包括触摸传感器的游戏控制器106的一部分(例如,方向键(D-pad)、操纵杆、触发按钮、保险杠按钮、选择器按钮等)的传感器数据118。再如,压力传感器可生成指示对象是否正按压在游戏控制器106的一部分上以及游戏控制器106的该部分是正被该对象轻轻地按压还是重重地按压的传感器数据118。又如,运动传感器(例如,陀螺仪和/或加速度计)可以生成指示游戏控制器106在3D空间内的取向和/或空间位置是否已经改变以及/或者游戏控制器106是快速移动还是缓慢移动的传感器数据118。因此,游戏控制器106的传感器被配置为生成指示游戏控制器106的这些和其他类型的物理状态的传感器数据118。

[0031] 当第一玩家110(A)利用他/她的游戏控制器106(A)与视频游戏平台交互(例如,在他/她的相应客户端机器112(A)上玩视频游戏120)时,传感器数据118和游戏控制数据116可以从游戏控制器106(A)发送到客户端机器112(A),并且从客户端机器112(A)转发到远程计算系统102。游戏控制数据116可用于控制视频游戏120的方面,并且从而由视频游戏120处理以确定如何渲染视频游戏120的下一帧。同时,传感器数据118表示原始的、未经过滤的传感器数据118,诸如由陀螺仪生成的原始数据、由加速度计生成的原始数据和/或由触摸传感器(例如,电容式触摸板)生成的原始数据等。

[0032] 在流式传输的具体实施中,可以在远程计算系统102上执行视频游戏120,并且远程计算系统102可以捕获视频游戏数据122并且能够通过网络114将视频游戏数据122发送到客户端机器112。这可能涉及捕获视频游戏120的状态、将视频和音频数据编码成位、通过计算机网络114将所编码的位传输到客户端机器112的远程计算系统102,并且在客户端机器112上执行的应用程序(例如,视频游戏客户端)可解码这些位以经由显示器输出给定帧

的图像并且经由客户端机器112的扬声器(或经由连接到该客户端机器的头戴式耳机)输出给定帧的音频。玩家110可以通过操作其各自的游戏控制器106来对他/她所看到的视频和音频做出反应。例如,玩家110(A)可以致动游戏控制器106的控件(例如,按压方向键(D-pad)、偏转操纵杆、在触控板上轻扫手指、按压按钮等),并且/或者可在3D空间中倾斜或移动游戏控制器106以控制视频游戏120的方面。响应于对游戏控制器106的操作,游戏控制器106可生成游戏控制数据116,该游戏控制数据直接经由无线接入点并通过计算机网络114,或者经由与游戏控制器106相关联的客户端机器112发送到远程计算系统102。在任一种情况下,游戏控制数据116可被实时发送到远程计算系统102,以控制视频游戏120的方面。例如,游戏控制数据116可由视频游戏120处理,以通过使虚拟对象在由客户端机器112的显示器上的场景所表示的虚拟世界内移动来控制视频游戏120的虚拟对象(例如,玩家控制的角色)的移动。在一些实施方案中,视频游戏120的实例可以在各自的客户端机器112(A)和112(B)上本地执行,并且视频游戏数据122可以包括要输入到在给定客户端机器112上本地执行的视频游戏120的游戏控制数据108和/或116。

[0033] 虽然发送到远程计算系统102的游戏控制数据116可以包括由游戏控制器106的传感器生成的至少一些传感器数据118,诸如经过滤/抑制的传感器数据118和/或放大的传感器数据118,但是如图1中所描绘的,由游戏控制器106发送到远程计算系统102的传感器数据118表示未被用于控制视频游戏120的方面、但是被用于生成指示对游戏控制器106的预测用户输入的机器学习的得分的原始、未经过滤的传感器数据118。如本文所述,对游戏控制器106的机器学习的用户输入类型预测可用于补偿视频游戏平台的等待时间。

[0034] 因此,当计算系统102从客户端机器112接收游戏控制数据116和传感器数据118时,计算系统102可以将该数据以及可能的从客户端机器112接收到的其他数据存储在远程计算系统102能够访问的数据存储124中。由远程计算系统102收集到的数据可以任何合适的方式组织在数据存储124内,以将用户账户与数据的相关部分相关联,并且/或者将视频游戏和/或视频游戏的过去会话与数据的相关部分相关联。随着时间的推移,鉴于有时在给定会话期间频繁与视频游戏平台交互达较长时间的较大用户团体110,可以收集大量数据并将其维持在数据存储124中。

[0035] 计算系统102可以使用从数据存储124采样的历史数据来训练机器学习模型104。例如,计算系统102可以访问历史数据的一部分作为采样数据,并且使用该采样数据来训练机器学习模型104。在一些实施方案中,数据的用作训练数据的该部分由一组特征表示,并且用指示与历史游戏控制数据116相对应的多种用户输入的类型中的一种类型的标签来标记。以这种方式,可以采用监督学习方法来训练机器学习模型104以预测可能被提供给玩家的游戏控制器106的某些用户输入的类型。

[0036] 可以使用在数据存储124中收集到的历史传感器数据118来训练机器学习模型104。附加地或替代地,可以使用历史游戏状态数据126来训练机器学习模型104,该历史游戏状态数据包括在视频游戏120的过去会话期间发生的视频游戏120。视频游戏120的游戏状态的示例包括但不限于玩家移动、游戏地图中的位置、角色类别、武器等。应当理解,除了或代替上述传感器数据118和游戏状态数据126之外,还可以使用附加数据来训练机器学习模型104。例如,可以随时间从客户端机器112收集历史游戏控制数据116,游戏控制数据116已经基于由人类用户提供给游戏控制器106的用户输入生成,以便控制视频游戏的方面

120。这些用户输入可包括对游戏控制器106上的控件的致动(诸如按钮的按压、操纵杆的偏转、手指在触控板上的轻扫等)和/或游戏控制器106在3D空间中的倾斜或移动。因此,历史游戏控制数据116(例如,指示提供给游戏控制器106的用户输入诸如以控制视频游戏120的方面的数据)可与历史传感器数据118和/或历史游戏状态数据126一起或代替它们被用作训练数据。使用历史游戏控制数据116连同历史传感器数据118和/或历史游戏状态数据126允许在游戏控制数据116与在游戏控制数据116的同时或接近同时生成的传感器数据118和/或游戏状态数据126之间进行关联。

[0037] 通常,训练数据可以包括两个组成部分:特征和标签。然而,在一些实施方案中,用于训练机器学习模型104的训练数据可以是未被标记的。因此,可使用任何合适的学习技术(诸如监督学习、无监督学习、半监督学习、强化学习等)来训练机器学习模型104。包括在训练数据中的特征可由一组特征表示,诸如以关于训练数据的属性的可量化信息的n维特征向量的形式。包括在训练数据中的示例性特征可以包括但不限于传感器数据118值(例如,电容值、电阻值、位移值、速度值、加速度值、温度值、湿度值等)、游戏状态数据126值(例如,与玩家移动、游戏地图中的位置、角色类别、武器等有关的值)、游戏控制数据116值(例如,由电位计和手指操作的控件的其他开关生成的值),以及/或者可能与计算得分相关的任何其他合适的特征,该得分指示某种用户输入的类型将被提供给游戏控制器106的概率。在一些实施方案中,传感器数据118值可以涉及由布置在玩家110身上或附近以获得生物反馈量度/值的一个或多个物理传感器(例如,生物反馈传感器)生成的数据。此类传感器和传感器数据的示例在美国专利9,511,289中有所描述,该专利全文以引用方式并入本文。如本文所用,术语“生物反馈”是指游戏玩家的特定且能够量化的身体功能的测量。此类生物反馈测量通常被称为无意识或非自愿身体功能的测量。例如,由此类生物反馈传感器生成的传感器数据118可以生成与以下各项有关的值:血压、血氧水平、心率、呼吸速率、皮肤电反应、玩家110的皮肤和/或体温、汗腺活动、眼睛移动、瞳孔扩张、头、脸、手、或其他身体移动、手势、位置、面部表情、姿势、肌肉张力、来自大脑的神经元信号,以及/或者提供玩家的110的情绪、感觉、愿望和/或期望的指示的任何其他合适的非言语信号、值和/或提示。这些类型的值可以预测即将到来的对游戏控制器106的用户输入,并且因此用作训练机器学习模型104的特征。

[0038] 作为对机器学习模型104的训练的一部分,训练部件可以设置用于机器学习的权重。这些权重可以应用于包括在训练数据中的一组特征,如从数据存储124中的历史数据(包括历史传感器数据118和/或历史游戏状态数据126)导出的。在一些实施方案中,在训练过程期间设置的权重可以应用于机器学习模型104内部的参数(例如,用于神经网络的隐藏层中的神经元的权重)。机器学习模型的这些内部参数可或可不与该组特征中的各个输入特征一一映射。这些权重可以指示任何给定特征或参数对由经训练的机器学习模型104输出的得分的影响。

[0039] 使用经训练的机器学习模型104,计算系统102能够对可能提供给游戏控制器106的不同用户输入的类型进行评分。例如,计算系统102可以从一个或多个客户端机器112接收与一个或多个登录、注册的用户帐户相关联的新传感器数据118,并且/或者计算系统102可以从正在执行的视频游戏120接收新游戏状态数据126。在例示性示例中,视频游戏120可以经由所安装的客户端应用程序在客户端机器112(A)/(B)上执行,或者视频游戏130可以

在其在远程计算系统102上执行时被流式传输到客户端机器112(A)/(B)。在任何情况下，例如，当玩家110用他们的用户账户登录并执行特定视频游戏120从而请求在多人模式下玩时，他们各自的客户端机器112可向计算系统102提供指示尽可能多内容的信息，并且当视频游戏120被启动并且玩家110开始游戏时，可将传感器数据118和游戏控制数据116从客户端机器112(A)/(B)实时地流式传输到远程计算系统102。

[0040] 在一个示例中，计算系统102可以提供它从第一客户端机器112(A)接收到的新传感器数据118作为对经训练的机器学习模型104的输入，并且可以生成作为来自经训练的机器学习模型104的输出的与预测用户输入的类型相关联的得分128。在图1的示例中，得分128与第一玩家110(A)将致动游戏控制器106(A)的“A”按钮以使得在自接收到新传感器数据118以来的时间段内从第一客户端机器112(A)接收到对应的游戏控制数据116的概率有关(对“A”按钮的致动是对游戏控制器106(A)的特定用户输入的类型)。在这种情况下，高得分128指示玩家110(A)将提供该特定用户输入的类型的高可能性，而低得分128指示玩家110(A)将提供该特定用户输入的类型的低可能性。在一些实施方案中，得分128是在[0,1]的范围内被归一化的变量。该得分128可以与特定用户输入的类型被提供给游戏控制器106的概率具有单调关系。得分128和实际概率之间的关系虽然是单调的，但可以是线性关系，也可以不是线性关系。当然，进行评分能够以任何合适的方式实现，以预测该用户输入的类型将被提供给游戏控制器106的概率。

[0041] 虽然图1的示例示出了驻留在远程计算系统102上并在其上执行的经训练的机器学习模型104，但是应当理解，经训练的机器学习模型104可以被提供给与视频游戏120的玩家110并置的客户端机器112中的一个或多个客户端机器。也就是说，尽管训练可能在远程计算系统102处发生，但是经训练的机器学习模型104可以被下载到客户端机器112，以便在客户端机器112本身上执行经训练的机器学习模型104(代替或补充在远程计算系统102上执行经训练的机器学习模型104)。在这些实施方案中，客户端机器112可以利用公共机器学习模型104，并且/或者多个客户端机器112可以各自利用不同的机器学习模型104。例如，第一客户端机器112(A)可以执行第一经训练的机器学习模型104，并且第二客户端机器112(B)可以执行不同于第一经训练的机器学习模型104的第二经训练的机器学习模型104，对于任何数量的客户端机器112依此类推。在例示性示例中，代替或者除了根据从整个玩家110群体收集到的聚合数据来训练机器学习模型104之外，可以根据特定于相应用户110的历史数据来训练不同用户特定的机器学习模型104，并且可以将这些相应用户特定的机器学习模型104下载到这些用户110的相应客户端机器112。应当理解，此类用户特定的机器学习模型104也可以在远程计算系统102上执行，并且在每个玩家110的基础上用于预测与特定玩家110相关联的用户输入。因此，本文对将输入数据提供给经训练的机器学习模型104以预测用户输入的“计算系统102”的任何引用都可以用“客户端机器112”代替。以这种方式，经训练的机器学习模型104可以在客户端机器112上执行。因此，术语“计算系统102”和“客户端机器112”在本文中可互换使用。

[0042] 在一些实施方案中，新游戏状态数据126可以作为附加输入或作为备选输入被提供给经训练的机器学习模型104以生成得分128。在这种情况下，得分128(如图1中所示)可能涉及第一玩家110(A)将致动游戏控制器106(A)的“A”按钮以使得在自接收到新游戏状态数据126以来的时间段内从第一客户端机器112(A)接收到对应的游戏控制数据116的概率。

该时间段(或预测用户输入将发生的未来时间)可以变化,并且经训练的机器学习模型104可以被训练以预测将在接收到输入数据之后的任何合适的时间提供的用户输入。例如,可以训练机器学习模型104以预测将在接收到传感器数据118和/或游戏状态数据126的1毫秒后、在接收到传感器数据118和/或游戏状态数据126的200毫秒后或者任何其他合适的时间段提供的用户输入。尽管在图1中示出了单个得分128,但是应当理解,机器学习模型104可以被配置为针对多种不同用户输入的类型(例如,选择"B"按钮、"X"按钮、"Y"按钮,偏转操纵杆、旋转游戏控制器106等)输出多个得分128。

[0043] 在一些实施方案中,新游戏控制数据116本身可以作为附加输入或作为备选输入被提供给经训练的机器学习模型104以生成得分128。例如,玩家110可以在游戏过程中通过致动游戏控制器106的控件(例如,按下按钮诸如方向键(D-pad)、偏转操纵杆、在触控板上滑动手指等)来操作游戏控制器106,并且/或者通过在3D空间中倾斜或移动游戏控制器106来控制视频游戏120的方面。响应于用户对游戏控制器106的操作,游戏控制器106可以生成游戏控制数据116。可以提供该新游戏控制数据116(其指示提供给游戏控制器106的用户输入)作为对经训练的机器学习模型104的输入。如果经训练的机器学习模型104在远程计算系统102上执行,则游戏控制数据116可被发送到远程计算系统102以用于此目的。

[0044] 至少部分地基于针对一种(或多种)用户输入的类型确定的机器学习的得分128,计算系统102可以生成与该用户输入的类型相对应的游戏控制数据108,将游戏控制数据108提供给视频游戏120作为输入,接收作为来自视频游戏的输出的视频游戏数据122。如果在远程系统102处生成视频游戏数据122,则远程系统102可以通过计算机网络114将视频游戏数据122发送到客户端机器112(B)。如果视频游戏120在客户端机器112(B)上执行,则远程系统102可以通过计算机网络114将游戏控制数据108发送到客户端机器112(B),并且客户端机器112(B)可以生成视频游戏数据122。如果经训练的机器学习模型104在客户端机器112(B)上执行,则远程系统102可以通过计算机网络114将至少传感器数据118发送到客户端机器112(B),并且客户端机器112(B)可以提供传感器数据118和/或游戏状态数据126作为对经训练的机器学习模型104的输入。如果视频游戏120和经训练的机器学习模型104在客户端机器112(A)上执行,则视频游戏数据122可以不被发送到任何其他计算设备,而是可以被呈现在客户端机器112(A)的显示器上。在任何情况下,玩家110(诸如第二玩家110(B))可以感知展示出与玩家动作(例如,第一玩家110(A)的动作)相关的某物的视频游戏内容,该动作在时间上非常接近玩家110(例如,第一玩家110(A))向游戏控制器106(A)提供用户输入时的时间(即,没有可能降低视频游戏120的播放质量的明显延迟)。例如,当第一玩家110(A)选择游戏控制器106(A)的"A"按钮时,第二玩家110(B)将由第一玩家110(A)控制的视频游戏角色130感知为与第一玩家110(A)对"A"按钮的致动紧密同步地跳跃。这补偿了视频游戏平台的等待时间,并归因于机器学习的对第一玩家110(A)选择"A"按钮的预测,该预测是在第一玩家110(A)实际选择"A"按钮之前预测的。

[0045] 图2示出了示出游戏控制器106的示例性部件的框图,该游戏控制器被配置为向远程计算系统102提供传感器数据118以及其他数据,以便使用经训练的机器学习模型104来预测对游戏控制器106的用户输入。玩家110可以使用图2的游戏控制器106与视频游戏平台交互,如本文所述。例如,玩家110可以将游戏控制器106与正在其上执行视频游戏客户端(例如,用于玩视频游戏的游戏软件)的客户端机器112配对。一旦游戏控制器106与客户端

机器112配对并且游戏控制器106能够与其通信(例如,通过向客户端机器112发送数据/从该客户端机器接收数据),游戏控制器106就可用于与本文所述的视频游戏平台交互,诸如向游戏控制器106注册用户账户、访问能够从远程计算系统102获得的视频游戏,以及使用游戏控制器106来玩视频游戏。

[0046] 游戏控制器106可以表示手持式游戏控制器,诸如图1中所描绘的游戏控制器,该游戏控制器被设计为由用户110的一只或两只手握持,并且被配置有由玩家110的手的手指和/或拇指操作的一个或多个手指操作控件。在一些实施方案中,游戏控制器106可被进一步配置为通过在三维(3D)空间中移动(例如,平移、旋转、倾斜等)游戏控制器106来操作。应当理解,游戏控制器106可表示任何其他合适类型的手持式设备、可穿戴设备等,诸如移动电话(例如,智能电话)、平板计算机、便携式数字助理(PDA)、可穿戴计算机(例如,智能手表、HMD等)、便携式游戏机和/或任何类似的电子设备。

[0047] 如图2所示,游戏控制器106包括一个或多个输入/输出(I/O)设备200(诸如手指操作的控件(例如,操纵杆、触控板、触发器、可按压按钮等))、可能的其他类型的输入或输出设备(诸如触摸屏、用于接收音频输入(诸如用户语音输入)的麦克风、可用作接收手势输入(诸如游戏控制器106和/或用户110的手的运动)的输入设备的相机或其他类型的传感器(例如,传感器202)。在一些实施方案中,可以键盘、小键盘、鼠标、触摸屏、操纵杆、控制按钮等的形式提供附加的输入设备。输入设备还可包括控制机构,诸如用于增大/减小音量的基本音量控制按钮,以及电源和复位按钮。输入设备可促进用户110的生物特征数据的输入,诸如获得指纹或掌纹、扫描用户的眼睛和/或面部、捕获用户的声音等,以用于用户110的生物特征识别/认证。

[0048] 同时,输出设备可包括显示器、发光元件(例如,LED)、产生触觉的振动器、扬声器(例如,头戴式耳机)等。还可存在简单的发光元件(例如,LED)来指示状态,诸如例如在通电时。虽然已经提供了一些示例,但是游戏控制器106可附加地或另选地包括任何其他类型的输出设备。在一些情况下,该一个或多个输出设备的输出可基于由输入设备中的一个或多个输入设备接收到的输入。例如,控件的致动可导致位于该控件附近(例如,下方)或任何其他位置的振动器输出触觉响应。

[0049] 此外,游戏控制器106可包括一个或多个通信接口204,以促进与网络和/或与一个或多个远程系统(例如,执行应用程序的客户端机器112、游戏机、无线接入点等)的无线连接。通信接口204可实现各种无线技术中的一种或多种,诸如Wi-Fi、蓝牙、射频(RF)等。应当理解,游戏控制器106还可包括物理端口,以促进与网络、连接的外围设备或与其他无线网络通信的插入式网络设备的有线连接。

[0050] 在所示的具体实施中,游戏控制器106还包括一个或多个处理器206和计算机可读介质208。在一些具体实施中,处理器206可包括中央处理单元(CPU)、图形处理单元(GPU)、CPU和GPU两者、微处理器、数字信号处理器或本领域已知的其他处理单元或部件。另选地或除此之外,本文所述的功能可至少部分地由一个或多个硬件逻辑部件执行。例如但不限于:可使用的例示性类型的硬件逻辑部件包括现场可编程门阵列(FPGA)、专用集成电路(ASIC)、专用标准产品(ASSP)、片上系统系统(SOC)、复杂的可编程逻辑器件(CPLD)等。另外,处理器206中的每个处理器可拥有自己的本地存储器,这些存储器也可存储程序模块、程序数据和/或一个或多个操作系统。

[0051] 计算机可读介质208可包括采用用于存储信息(诸如计算机可读指令、数据结构、程序模块或其他数据)的任何方法或技术实现的易失性存储器和非易失性存储器、可移动介质和不可移动介质。这种存储器包括但不限于RAM、ROM、EEPROM、闪存存储器或其他存储器技术、CD-ROM、数字多功能盘(DVD)或其他光学存储装置、盒式磁带、磁带、磁盘存储装置或其他磁性存储设备、RAID存储系统,或可用于存储所需信息并可由计算设备访问的任何其他介质。计算机可读介质208可被实现为计算机可读存储介质(“CRSM”),该CRSM可以是处理器206可访问以执行存储在计算机可读介质208上的指令的任何可用物理介质。在一种基本的具体实施中,CRSM可包括随机存取存储器(“RAM”)和闪存存储器。在其他具体实施中,CRSM可包括但不限于只读存储器(“ROM”)、电可擦除可编程只读存储器(“EEPROM”)或可用于存储所需信息并可由处理器206访问的任何其他有形介质。

[0052] 若干模块诸如指令、数据存储等可存储在计算机可读介质208内并且被配置为在处理器206上执行。一些示例性功能模块被示为存储在计算机可读介质208中并且在处理器206上执行,但相同的功能可另选地采用硬件、固件或片上系统(SOC)来实现。

[0053] 操作系统模块210可被配置为管理在游戏控制器106内并耦接到该游戏控制器的硬件,以有利于其他模块。此外,计算机可读介质208可存储网络通信模块212,该网络通信模块使游戏控制器106能够经由通信接口204与一个或多个其他设备(诸如执行应用程序(例如,游戏应用程序)的客户端机器112(例如,PC)、游戏机、远程计算系统102等)进行通信。计算机可读介质208还可包括游戏会话数据库214以存储与在游戏控制器106上、在连接到游戏控制器106的客户端机器112上,或者在连接到游戏控制器106和/或客户端机器112的远程计算系统102上执行的游戏(或其他应用程序)相关联的数据。计算机可读介质208还可包括设备记录数据库216,该设备记录数据库存储与游戏控制器106耦接到的设备(诸如客户端机器112(例如,PC、游戏机等)、远程计算系统102等)相关联的数据。计算机可读介质208还可存储将游戏控制器106配置为用作游戏控制器的游戏控制指令218,以及将游戏控制器106配置为用作其他非游戏设备的控制器的通用控制指令220。

[0054] 游戏控制器106还被示出为包括一个或多个传感器202。例如,传感器202可包括运动传感器,诸如惯性测量单元(IMU),该惯性测量单元可包括一个或多个陀螺仪和/或加速度计和/或磁力计和/或罗盘,或者任何其他合适的运动传感器。在一些实施方案中,传感器202可被实现为独立的陀螺仪、加速度计、磁力计和罗盘等,并且不一定被实现为IMU。在一些实施方案中,这些传感器202中的一个或多个传感器可用于提供六分量运动感测。例如,IMU可被配置为感测并生成指示围绕3D空间的平移和/或旋转移动的传感器数据118。由此类传感器202生成的传感器数据118可与3D空间中的平移移动(X、Y和Z移动)的范围、速率和/或加速度,以及3D空间中的旋转移动(翻滚、俯仰和偏航)的范围、速率、和/或加速度相关。可根据3D坐标系(诸如笛卡尔(X,Y和Z)或球面坐标系)来生成测量结果。传感器数据118可包括例如平移移动和角移动的位移(例如,自前一时间记录以来的位移)、速度和/或加速度(分别由变量d、v、a和θ、ω、α表示)方面的测量结果。传感器数据118还可包括生成和/或传输传感器数据118的次数(例如,在任何合适的时间间隔内),使得传感器数据118的历史可被收集并且暂时地或永久地存储在游戏控制器106上。

[0055] 再如,传感器202可包括被配置为感测对象(诸如手指、手掌等)与触摸传感器的接近度的触摸传感器,该触摸传感器可基于任何合适的触摸感测技术,诸如电容式触摸传感

器、电阻式触摸传感器、红外触摸传感器、利用声波来检测手指的接近度的触摸传感器，或者任何其他类型的触摸传感器。例如，触摸传感器可设置在设备的下方或表面上，和/或在手指操作控件内或其上，以便检测手指与表面或与手指操作控件的接近度。响应于检测到接近度(例如，手指接触或悬停在表面上方)，触摸传感器可生成指示手指的接近度的传感器数据118。诸如触摸传感器可嵌入在游戏控制器106的手柄中以检测用户110的抓握，以及/或者嵌入在包括触控板、操纵杆、按钮等的各种控件内。在利用基于电容的感测的具体实施中，触摸传感器可包括电极(例如，跨电容型传感器的发射器电极和接收器电极)，并且可向这些电极施加电压，使得这些电极被配置为测量这些电极处的电容变化，这些电容变化可被转换为电容值形式的传感器数据118，这些电容值指示对象与传感器202的接近度。例如，基于电容的触摸传感器的电极处的电容变化可受到靠近电极的对象(诸如手指)的影响。原始电容可被数字化为接近度值以生成传感器数据118。

[0056] 作为另一个示例，传感器202可包括压力传感器，诸如力感测电阻器(FSR)。例如，FSR可包括与电阻膜间隔开的导电材料(例如，半导体材料，诸如墨水组合物)，以及致动器，该致动器被配置为将力传递到该电阻膜上，使得电阻材料在施加到该致动器的压缩力的作用下接触该导电材料。FSR可响应于可变力而表现出变化的电阻，以生成对应于电阻值的传感器数据118。FSR可以是“分流模式”FSR或“通过模式”FSR。在分流模式FSR的情况下，与电阻膜间隔开的导电材料可以是多个叉指状金属指。当向FSR的致动器施加力时，电阻膜接触叉指状金属指中的一些叉指状金属指，这使金属指分流，从而改变FSR的输出端子上的电阻，该电阻可被数字化为FSR值以生成传感器数据118。在一些实施方案中，压力传感器可附加地或另选地包括其他类型的压力感测机构，诸如压电传感器、应变仪等。

[0057] 被配置为生成对应的传感器数据118的传感器202的其他示例可以包括但不限于温度传感器、湿度传感器、相机(包括红外(IR)或其他非可见光谱相机)、眼睛跟踪系统、玩家110可能站立在其上的重量/位置传感器垫、其他生物反馈传感器，诸如美国专利9,511,289中描述的那些，包括心率传感器、皮肤电反应传感器、眼睛跟踪传感器、面部表情传感器、肌肉张力传感器、姿势传感器等。又如，传感器202可以包括检测指示神经元活动的信号的传感器202，诸如脑电图(EEG)传感器、定量EEG(qEEG)传感器、功能性近红外光谱(fNIRS)传感器、功能性磁共振成像(fMRI)传感器、肌电图(EMG)传感器、眼电图(EOG)传感器和/或其他脑-机接口传感器。被配置为佩戴在玩家110的头部上的游戏控制器106(例如，HMD)是这些类型的脑-机接口传感器的自然促进者，因为它已经与用户的头部接触。虽然传感器202被描绘为嵌入在(例如，集成在游戏控制器106、其一个或多个手指操作的控件等中)游戏控制器106中或(附接到游戏控制器106主体的表面、其手指操作的控件等)该游戏控制器上，但在一些实施方案中，传感器202可以位于游戏控制器106外部并作为其外围设备连接，或者传感器202可以位于游戏控制器106外部并以通信方式耦接到客户端机器112，使得传感器202可用作独立传感器202。例如，传感器202可以被布置在(例如，附接到)玩家110身上或附近以获得关于玩家110的生物反馈测量，该生物反馈测量可以被输入到经训练的机器学习模型104。

[0058] 不管游戏控制器106的传感器202的类型如何，传感器202都被配置为以某种方式生成与游戏控制器106的物理状态相关的传感器数据118。例如，触摸传感器可以生成指示对象(例如，手指)是否正在接触或接近包括触摸传感器的游戏控制器106的一部分(例如，

方向键(D-pad)、操纵杆、触发按钮、保险杠按钮、选择器按钮等)的传感器数据118。再如,压力传感器可生成指示对象是否正按压在游戏控制器106的一部分上以及游戏控制器106的该部分是正被该对象轻轻地按压还是重重地按压的传感器数据118。又如,运动传感器(例如,陀螺仪和/或加速度计)可以生成指示游戏控制器106在3D空间内的取向和/或空间位置是否已经改变以及/或者游戏控制器106是快速移动还是缓慢移动的传感器数据118。因此,游戏控制器106的传感器202被配置为生成指示游戏控制器106的这些和其他类型的物理状态的传感器数据118。

[0059] 因此,当玩家110利用游戏控制器106与视频游戏平台交互(例如,在客户端机器112上玩视频游戏120)时,图1中引入的传感器数据118和游戏控制数据116可以被发送到客户端机器112,并从客户端机器112转发到远程计算系统102。游戏控制数据116可用于控制视频游戏120的方面,并且从而由视频游戏120处理以确定如何渲染视频游戏120的下一帧。传感器数据118表示原始的、未经过滤的传感器数据118,诸如由陀螺仪生成的原始数据、由加速度计生成的原始数据和/或由触摸传感器(例如,电容式触摸板)生成的原始数据。

[0060] 图3示出了示出计算系统102的示例性部件的框图,该计算系统被配置为使用经训练的机器学习模型104来预测对游戏控制器106的用户输入。在所示的具体实施中,除其他部件外,计算系统102还包括一个或多个处理器300(例如,CPU)、存储器302(或非暂态计算机可读介质302)和通信接口304。存储器302(或非暂态计算机可读介质302)可包括采用用于存储信息(诸如计算机可读指令、数据结构、程序模块或其他数据)的任何方法或技术实现的易失性存储器和非易失性存储器、可移动介质和不可移动介质。这种存储器包括但不限于RAM、ROM、EEPROM、闪存存储器或其他存储器技术、CD-ROM、数字多功能盘(DVD)或其他光学存储装置、盒式磁带、磁带、磁盘存储装置或其他磁性存储设备、RAID存储系统,或可用于存储所需信息并可由计算设备访问的任何其他介质。计算机可读介质302可被实现为计算机可读存储介质(“CRSM”),该CRSM可以是处理器300可访问以执行存储在存储器302上的指令的任何可用物理介质。在一种基本的具体实施中,CRSM可包括随机存取存储器(“RAM”)和闪存存储器。在其他具体实施中,CRSM可包括但不限于只读存储器(“ROM”)、电可擦除可编程只读存储器(“EEPROM”)或可用于存储所需信息并可由处理器300访问的任何其他有形介质。视频游戏服务306可表示存储在存储器302中的指令,该指令在由处理器300执行时,使计算系统102执行本文所述的技术和操作。

[0061] 例如,视频游戏服务306可以包括训练部件308、评分部件310和游戏控制数据生成器312以及其他可能的部件。训练部件308可以被配置为使用数据存储124中的数据314的一部分(在本文中有时被称为“历史数据”314)作为训练数据来训练机器学习模型,以获得经训练的机器学习模型104。经训练的机器学习模型104能够由评分部件310使用以确定与对游戏控制器106的预测用户输入相关的得分128。游戏控制数据生成器312至少部分地基于针对用户输入的类型生成的机器学习的得分128来生成对应于该用户输入的类型的游戏控制数据108。游戏控制数据生成器312可被进一步配置为提供其生成的游戏控制数据108作为对正在执行的视频游戏120的输入,至少部分地基于游戏控制数据108接收作为来自视频游戏120的输出的视频游戏数据122。如所提到的,在一些实施方案中,经训练的机器学习模型104可以在一个或多个客户端机器112上驻留并执行。因此,应当理解,至少评分部件310、经训练的机器学习模型104和/或游戏控制数据生成器312可以在客户端机器112上执行,以

代替或补充在远程计算系统102上执行，如图3所示。在一些实施方案中，计算系统102可以表示对于玩视频游戏120的玩家110而言是本地的客户端机器112。在其中计算系统102表示具有图3中所示的部件的远程计算系统102的实施方案中，计算系统102可以经由通信接口304并且通过计算机网络114向与视频游戏120的玩家110相关联的客户端机器112发送视频游戏数据122(或游戏控制数据108，或者要输入到本地机器学习模型104的数据，诸如传感器数据118)。预测对游戏控制器106的用户输入并以这种方式主动地生成游戏控制数据108允许减轻视频游戏平台的等待时间的影响或补偿等待时间。作为示例，经训练的机器学习模型104可以处理从第一客户端机器112(A)接收到的传感器数据118作为输入，并且可以生成得分128作为输出，得分128与用户输入的类型将被提供给与第一客户端机器112(A)相关联的第一玩家110(A)的第一游戏控制器106(A)的概率有关(例如，控制器的“A”按钮将被致动)。

[0062] 如所提及的，由评分部件310确定(例如，由经训练的机器学习模型104输出)的得分128是机器学习得分128。机器学习通常涉及处理一组样本(称为“训练数据”)以便训练机器学习模型。机器学习模型104一旦被训练，就是一种学习机制，该学习机制可接收新的数据作为输入，并且估计或预测结果作为输出。例如，经训练的机器学习模型104可包括分类器，该分类器负责将未知输入(例如，未知图像)分类为多个分类标签的一个分类标签(例如，将图像标记为猫或狗)。在一些情况下，经训练的机器学习模型104被配置为实现多标签分类任务(例如，将图像标记为“猫”、“狗”、“鸭子”、“企鹅”等)。附加地或另选地，可训练经训练的机器学习模型104，以基于作为输入被接收的未知数据为分类任务推断概率或一组概率。在本公开的上下文中，未知输入可以是由玩家110在玩视频游戏120时使用的游戏控制器106的传感器202生成的传感器数据118(例如，原始传感器数据)，并且经训练的机器学习模型104可被分派任务，输出指示或以其他方式与多种用户输入的类别或类型中的一种将被提供给游戏控制器106以使得在自接收到传感器数据118以来的时间段内从客户端机器112接收到对应的游戏控制数据116的概率有关的得分128。在一些实施方案中，该未知输入可以是包括正在执行的视频游戏120的游戏状态(例如，玩家移动、游戏地图上的角色位置、角色类别、武器等)的游戏状态数据126，并且经训练的机器学习模型104可被分派任务，输出指示或以其他方式与多种用户输入的类别或类型中的一种将被提供给游戏控制器106以使得在自接收到游戏状态数据126起的时间段内从客户端机器112接收到对应的游戏控制数据116的概率有关的得分128。在一些实施方案中，得分128是在[0,1]的范围内被归一化的变量。该得分128可以与某种用户输入的类型将被提供给游戏控制器106的概率具有单调关系。得分128和与特定用户输入的类型相关联的实际概率之间的关系虽然是单调的，但可以是或可以不是线性关系。在一些实施方案中，经训练的机器学习模型104可以输出一组概率(例如，两个概率)或与其相关的得分，其中一个概率(或得分)与该用户输入的类型将被提供给游戏控制器106的概率有关，而另一个概率(或得分)与该用户输入的类型将不被提供给游戏控制器的概率有关。由经训练的机器学习模型104输出的得分128可以与这些概率中的任一者相关，以便影响主动生成的游戏控制数据108的类型(即，在接收到基于对游戏控制器106的实际用户输入的即将到来的游戏控制数据116之前)。

[0063] 经训练的机器学习模型104可表示单个模型或基本级机器学习模型的集合，并且可被实现为任何类型的机器学习模型104。例如，用于与本文所述的技术和系统一起使用的

合适的机器学习模型104包括但不限于:神经网络、基于树的模型、支持向量机(SVM)、核方法、随机森林、样条(例如,多变量自适应回归样条)、隐马尔可夫模型(HMM)、卡尔曼滤波器(或增强型卡尔曼滤波器)、贝叶斯网络(或贝叶斯信念网络)、期望最大化、遗传算法、线性回归算法、非线性回归算法、基于逻辑回归的分类模型或它们的集合。“集合”可包括其输出(预测)诸如通过使用加权平均或投票而被组合的机器学习模型104的集合。集合中的各个机器学习模型可在它们的专业技能上有所不同,并且该集合可作为各个机器学习模型的委员会进行操作,该委员会在总体上比该集合的任何单个机器学习模型都“更智能”。

[0064] 用于训练机器学习模型104的训练数据可以包括各种类型的数据314。通常,并且如前所述,用于机器学习的训练数据可以包括两个组成部分:特征和标签。然而,在一些实施方案中,用于训练机器学习模型104的训练数据可以是未被标记的。因此,可使用任何合适的学习技术(诸如监督学习、无监督学习、半监督学习、强化学习等)来训练机器学习模型104。包括在训练数据中的特征可由一组特征表示,诸如以关于训练数据的属性的可量化信息的n维特征向量的形式。以下是可以包括在用于训练本文描述的机器学习模型216的训练数据中的示例性特征的列表。然而,应当理解,以下特征列表是非穷举的,并且在训练中使用的特征可以包括本文未描述的附加特征,并且在一些情况下,包括本文列出的特征中的一些(但不是全部)。包括在训练数据中的示例性特征可以包括但不限于传感器数据118值(例如,电容值、电阻值、位移值、速度值、加速度值、温度值、湿度值、生物反馈值(诸如在美国专利9,511,289中描述的那些)等)、游戏状态数据126值(例如,与玩家移动、游戏地图中的位置、角色类别、武器等有关的值)、游戏控制数据116值(例如,由电位计和手指操作的控件的其他开关生成的值),以及/或者可能与计算得分相关的任何其他合适的特征,该得分指示某种用户输入的类型将被提供给游戏控制器106的概率。作为训练过程的部分,训练部件308可设置用于机器学习的权重。这些权重可应用于包括在训练数据中的一组特征,如从数据存储区124中的历史数据314导出的。在一些实施方案中,在训练过程期间设置的权重可应用于机器学习模型内部的参数(例如,神经网络的隐藏层中的神经元的权重)。机器学习模型的这些内部参数可或可不与该组特征中的各个输入特征一一映射。这些权重可指示任一给定特征或参数对由经训练的机器学习模型104输出的得分128的影响。

[0065] 图3示出了用户输入的类型或类别的示例,这些用户输入可以由经训练的机器学习模型104评分,作为预测对游戏控制器106的即将到来的用户输入的手段。例如,关于游戏控制器106的任何手指操作的控件(例如,“A”按钮、“B”按钮、“X”按钮、“Y”按钮、操纵杆、D-pad、触控板、保险杠按钮、触发按钮等),可以对各种用户输入的类型进行评分,诸如手指悬停在控件上而不接触控件、手指接触控件而不以高于阈值的力按压控件,或者手指以高于阈值的力按压控件。如果手指操作的控件是机械致动的控件(例如,按钮、操纵杆、D-pad等),则可以被评分的附加用户输入的类型是对手指操作的控件的按压和/或偏转。可以被评分的另一用户输入的类型是游戏控制器106在3D空间中的旋转(例如,滚动、俯仰、偏航)。可以被评分的又一用户输入的类型是游戏控制器106在3D空间中的平移移动(例如,在X、Y和/或Z方向上的平移移动)。应当理解,这些示例是非穷举的,并且可以对多种用户输入的类型的其他示例进行评分,如本领域普通技术人员将认识到的。在任何情况下,游戏控制数据生成器312可以生成对应于被分配了满足(例如,超过、达到或超过)与用户输入的类型相关联的阈值得分的该用户输入的类型的游戏控制数据108。为此目的,不同用户输入的类型

可以与不同的阈值得分相关联。例如，如果系统希望在其预测中更确信玩家110将在生成对应的游戏控制数据108之前旋转游戏控制器106，则可以使用相对较高的阈值得分作为置信度水平来降低该特定用户输入的类型的预测的误报率。相比之下，如果在预测玩家110将选择“X”按钮时是错误的，则不太可能降低玩游戏质量(例如，如果选择“X”按钮不是视频游戏120中的性能关键动作)，则可以使用相对较低的阈值得分作为置信度水平，从而以预测准确的合理置信度生成针对该特定用户输入的类型的游戏控制数据108。处理不正确预测的方式可以包括用已知的正确游戏状态(一旦该状态变为已知)替换不正确预测的游戏状态，在一些情况下，用附加逻辑来使得该替换对于受影响的玩家较不明显/分散注意力(例如，逐渐地将虚拟对象从不正确的位置内插到正确位置，而不是立即将其瞬间移动到正确位置)。

[0066] 本文描述的过程被示为逻辑流程图中的框的集合，这些框代表可在硬件、软件或其组合中实现的一系列操作。在软件的上下文中，这些框表示计算机可执行指令，这些计算机可执行指令在由一个或多个处理器执行时，执行所列举的操作。通常，计算机可执行指令包括执行特定功能或实现特定抽象数据类型的例程、程序、对象、部件、数据结构等。描述操作的顺序不旨在被理解为限制，并且可以任何顺序和/或并行地组合任意数量的所描述的框来实现这些过程。

[0067] 图4是用于训练机器学习模型104以预测用户输入的类型将被提供给玩家的游戏控制器的概率的示例性过程400的流程图。出于讨论的目的，参考前面的附图描述过程400。

[0068] 在402处，计算系统102可向用户110提供对视频游戏服务的访问。例如，计算系统102可允许用户访问和浏览视频游戏的目录、修改用户简档、进行交易、参与社交媒体活动，以及其他类似动作。计算系统102可将视频游戏(及其内容)分发至客户端机器112，作为视频游戏服务的部分。在例示性示例中，具有对视频游戏服务的访问权的用户110可加载所安装的客户端应用程序、使用注册的用户账户登录、选择所需的视频游戏120，以及经由该客户端应用程序在他/她的客户端机器112上执行视频游戏120或流式传输视频游戏120。

[0069] 在404处，计算系统102可以收集并存储与视频游戏的过去会话相关联的数据314。每当用户110用他们注册的用户账户访问视频游戏服务并且使用该视频游戏平台(诸如在其上玩视频游戏120)时，可以在框404处收集到该数据314。在框404处收集到的数据314可以包括但不限于从客户端机器112接收并由游戏控制器106生成的传感器数据118和游戏控制数据116、视频游戏的游戏状态数据126等。随着时间的推移，可认识到与已注册的用户账户相关联的大量数据314的集合可供计算系统106使用。应当理解，提供视频游戏服务的实体可以请求用户110提供知情同意，以收集他们的数据并将其用于训练机器学习模型，以便缩短他们的视频游戏120中的玩家动作与玩家感知之间的等待时间。

[0070] 在406处，计算系统102经由训练部件308可以访问与经由视频游戏服务120播放的视频游戏的过去会话相关联的(历史)数据314，该数据被标记用于监督机器学习。例如，在406处访问的(历史)数据314可以包括在特定视频游戏120的过去会话期间从客户端机器112接收到的历史传感器数据118。附加地或另选地，在406处访问的(历史)数据314可以包括历史游戏状态数据126，该历史游戏状态数据包括在视频游戏120的过去会话期间发生的视频游戏120的游戏状态。

[0071] 在408处，计算系统102经由训练部件308可以访问在自(i)从客户端机器112接收

到历史传感器数据118或(ii)在经由视频游戏服务玩的视频游戏的过去会话期间发生的游戏状态(包括在历史游戏状态数据126中)以来的时间段内从那些客户端机器112接收到的(历史)游戏控制数据116。该时间段可以是任何合适的时间段,诸如在约1毫秒至约200毫秒的范围内的时间段,这取决于将来要做出多远的用户输入预测。在例示性示例中,可能是将要按压游戏控制器106的“A”按钮的特定玩家110经常在他/她按下“A”按钮之前将游戏控制器106向右扭转一小部分的情况。在该示例中,要被标记的历史传感器数据118可以是由游戏控制器106的陀螺仪生成的传感器数据118,并且在框408处访问的游戏控制数据116可以包括对应于在自从玩家110的客户端机器112接收到基于陀螺仪的传感器数据118以来的时间段(例如,100毫秒)之后从相同客户端机器112接收到的“A”按钮的按压的数据。作为另一例示性示例,可能是特定玩家110在选择“A”按钮和选择“B”按钮之间转换的情况。在该示例中,要被标记的历史传感器数据118可以是由与“A”和“B”按钮相关联的触摸传感器(例如,电容垫)生成的传感器数据118—其可能指示在“B”按钮释放之后“B”按钮上的电容值减小以及“A”按钮上的电容值增加,并且在框408处访问的游戏控制数据116可以包括对应于在自从玩家110的客户端机器112接收到基于触摸传感器的传感器数据118以来的时间段(例如,50毫秒)之后从相同客户端机器112接收到的“A”按钮的按压的数据。在又一示例中,要被标记的历史游戏状态数据126可以包括视频游戏120的游戏状态,其中游戏角色位于游戏地图中的墙壁旁边并且该角色正在直接朝着墙壁奔跑。在该示例中,在框408处访问的游戏控制数据116可以包括对应于在自视频游戏120中该游戏状态发生以来的时间段(例如,20毫秒)之后从客户端机器112接收到的“A”按钮的按压的“跳跃”动作。这种类型的游戏控制数据116(例如,玩家控制的角色的“跳跃”动作)可能在数亿次过去游戏会话中针对这种特定游戏状态在视频游戏120的游戏状态数据126中展现出来,这意味着,如果角色直接朝向墙壁奔跑并且在跳跃动作的特定时间段内靠近墙壁,则大多数玩家总是控制他们的游戏角色跳过墙壁。

[0072] 在410处,计算系统102经由训练部件308可以用标签来标记数据(例如,历史传感器数据118和/或历史游戏状态数据126),该标签指示与在该时间段内接收到的历史游戏控制数据116(即,在框408处访问的历史游戏控制数据116)相对应的多种用户输入的类型中的一种。本文描述了标签的示例,诸如本文参考图3描述的各种类型/类别的用户输入。参考在前一段中阐述的示例,在接收到对应于按压“A”按钮的游戏控制数据116之前100毫秒接收到的基于陀螺仪的传感器数据118可以用““A”按钮:按压”来标记。同样地,在接收到对应于按压“A”按钮的游戏控制数据116之前50毫秒接收到的基于触摸传感器的传感器数据118可以用相同的标签““A”按钮:按压”来标记。同样地,包括在接收到对应于按压“A”按钮的游戏控制数据116之前20毫秒发生的游戏状态的游戏状态数据126可以用相同的标签““A”按钮:按压”来标记。

[0073] 在412处,计算系统102经由训练部件308可以使用(历史)数据314(例如,历史传感器数据118和/或历史游戏状态数据126)作为训练数据来训练机器学习模型以获得经训练的机器学习模型104。如子框414所示,在框412处的对机器学习模型的训练可包括设置用于机器学习的权重。这些权重可应用于从历史数据314导出的一组特征。本文描述了示例性特征。在一些实施方案中,在框314处设置的权重可应用于机器学习模型内部的参数(例如,神经网络的隐藏层中的神经元的权重)。机器学习模型的这些内部参数可或可不与该组特征

中的各个输入特征一一映射。如子框416所示，在框412处对机器学习模型的训练可以包括确定预测误差，以及使用该预测误差来训练模型104。例如，这可以被实现为误差驱动学习技术(一种类型的强化学习)，其中被训练的机器学习模型被分派基于作为输入提供的样本训练数据来预测输出的任务，并且训练部件308确定(例如，测量)模型预测的预测误差，该预测误差可以基于来自训练数据的标签(例如，已知的正确输出值，通常被称为基础真实数据)。训练部件308然后可以通过模型反馈预测误差以在训练过程期间改进模型的性能。如从框412到框404的箭头所示，可使用更新的(历史)数据314来重新训练机器学习模型104，以获得适应于最近玩家行为的新的经训练的机器学习模型104。这允许机器学习模型104随着时间的推移适应改变的玩家行为。

[0074] 应当理解，除了参考过程400描述的训练数据之外，用于训练机器学习模型104的采样历史数据314可以是任何合适的数据。例如，用户输入数据本身(例如，按下的按钮、致动的控件等)可用作训练数据来预测将被提供给游戏控制器106的用户输入的类型。例如，玩家110可以在视频游戏120中(例如在格斗/战斗视频游戏中，其中某些按钮按压序列可使得游戏角色以特殊方式发射特殊武器或操纵)以特定序列致动控件以执行玩家控制的角色的特殊操纵。因此，训练模块308可以访问在特定按钮按压序列的时间段内接收到的游戏控制数据116，以训练机器学习模型来预测玩家110何时将要在视频游戏120中完成特殊动作。

[0075] 此外，应当理解，使用过程400对机器学习模型104的训练例如可以基于每个玩家和/或玩家团体。在每个玩家训练示例中，可以根据与特定玩家110的用户账户相关联的数据314来训练机器学习模型104，以学习预测特定玩家110将向他/她的游戏控制器106提供的用户输入。在玩家团体训练示例中，可以根据与玩家团体的多个用户账户相关联的数据314来训练机器学习模型104，以学习预测一般玩家110将向他/她的游戏控制器106提供的用户输入。如果没有与单个玩家相关联的足够的数据314来准确预测该玩家110的行为，则后一种训练方法可能是有用的。

[0076] 图5是用于利用经训练的机器学习模型104来预测对玩家的游戏控制器106的用户输入，并且使用该机器学习的用户输入预测来提前生成游戏控制数据108以便补偿等待时间的示例性过程500的流程图。出于讨论的目的，参考前面的附图描述过程500。此外，如图4和图5中的页面外部引用“A”所示，过程500可从过程400的框412继续。

[0077] 在502处，计算系统102可以接收要作为输入数据提供给经训练的机器学习模型104的数据。在框502处接收到的该数据可以包括由游戏控制器106生成的传感器数据118。在框502处接收的传感器数据118可以包括但不限于电容值、电阻值、位移值、速度值、加速度值、温度值、湿度值等。在一些实施方案中，传感器数据118是原始传感器数据(例如，原始陀螺仪数据、原始加速度计数据、原始电容传感器数据等)，使得传感器数据118中的值表示由游戏控制器106的物理传感器202生成的原始(例如，未经过滤、未放大的)值。此外，如果计算系统102是远程计算系统102，则可以从与视频游戏120(例如，以多人模式与第二玩家112(B)玩的视频游戏120)的第一玩家110(A)相关联的第一客户端机器112(A)接收在框502处接收到的传感器数据118。然而，应当理解，客户端机器112本身可以在框502处从远程系统102或从本地游戏控制器106接收数据。

[0078] 附加地或另选地，在框502处接收的数据可以包括从视频游戏120(例如，针对至少第一玩家110(A)和第二玩家110(B)在多人模式下执行的视频游戏)接收到的游戏状态数据

126。游戏状态数据126可以包括视频游戏120的当前游戏状态，诸如当前玩家移动、游戏地图中游戏角色的当前位置、当前角色类别、当前选择的武器等。

[0079] 在504处，计算系统102经由评分部件310可以将在框502处接收到的数据中的至少一些作为输入提供给经训练的机器学习模型104，以便预测玩家110将提供给游戏控制器106的用户输入，这将使得在自于框502处接收到数据以来的时间段内从玩家的客户端机器112接收到对应的游戏控制数据116。例如，传感器数据118可以被提供作为对经训练的机器学习模型104的输入以预测第一玩家110(A)将提供给游戏控制器106的用户输入的类型，从而使得在接下来的N毫秒内从第一客户端机器112(A)接收对应的游戏控制数据116，其中N可以是任何合适的值，例如在约1毫秒至200毫秒的范围内的值。再如，游戏状态数据126可以被提供作为对经训练的机器学习模型104的输入，或者代替传感器数据118，或者作为附加输入连同传感器数据118一起提供，以预测第一玩家110(A)将提供给游戏控制器106的用户输入的类型。在一些实施方案中，传感器数据118的历史和/或游戏状态数据126的历史(例如，在最后P毫秒内接收的数据)可以在框504处被提供作为对经训练的机器学习模型104的输入。例如，经训练的机器学习模型104可以学习预测在玩家110已经以高于阈值量的力按压“A”按钮达高于阈值量的时间之后不久，玩家110将按压“B”按钮。类似地，倾斜(例如，减小或增大)传感器值可以指示即将到来的用户输入的类型。

[0080] 在506处，计算系统102经由评分部件310可以生成与将向与视频游戏120的玩家110(例如，第一玩家110(A))相关联的游戏控制器106提供用户输入的类型以使得在自于框502处接收到数据以来的时间段(例如，N毫秒)内生成对应的游戏控制数据116的概率(或多个概率)相关或指示该概率的得分128，作为来自经训练的机器学习模型104的输出。在框506处被分配得分的用户输入的类型可以包括但不限于对游戏控制器106的特定手指操作的控件(例如，按钮、操纵杆、D-pad等)的致动、游戏控制器106在特定方向(例如，平移移动的X、Y或Z方向，以及/或者滚动、俯仰或偏航旋转运动的方向(例如，顺时针或逆时针))上的移动、对象悬停在游戏控制器106的特定部分(例如，手柄、表面、手指操作的控件等)上方或接触该特定部分，或者对象以特定量的力按压在游戏控制器106的一部分上。例如，这些用户输入的类型可能涉及旨在使得玩家控制的角色跳跃(例如，按压“A”按钮可使得游戏角色跳跃)、向左或向右转(例如，按压D-pad、偏转操纵杆或旋转游戏控制器106可使得游戏角色向左或向右转)、发射武器(例如，按压“B”按钮可使得发射武器)等的动作。在一些实施方案中，得分128是在[0,1]的范围内被归一化的变量。该得分128可以与用户输入的类型将被提供给游戏控制器106的概率具有单调关系。得分128和与特定用户输入的类型相关联的实际概率之间的关系虽然是单调的，但可以是或可以不是线性关系。

[0081] 在508处，可以确定是否满足一个或多个标准。例如，可以针对阈值得分评估在框506处生成的机器学习的得分128，以确定得分128是否满足(例如，超过、达到或超过等)该阈值得分。因此，如果得分128满足阈值得分，则在框508处满足示例性标准。该阈值得分可以与得分128被分配给的特定用户输入的类型相关联，使得不同的阈值得分与不同用户输入的类型相关联。这允许系统以保守的方式主动地生成游戏控制数据108以用于更多的性能关键的玩家动作。例如，如果玩家110当前正在控制其角色隐藏在视频游戏120中的障碍物后面以避免被敌人的火力杀死，并且得分128涉及D-pad将在特定方向上被按压的概率，该特定方向将使游戏角色定位在火线中，潜在地使游戏角色在视频游戏120中被杀死，则相

对较高的阈值得分可以与该性能关键用户输入的类型相关联，使得系统不会主动地生成对应的游戏控制数据108以将游戏角色从覆盖物移开，除非与该用户输入的类型相关联的得分128满足相对较高的阈值得分。可以理解，对游戏的游戏质量影响不大的其他用户输入的类型可以与相对较低的阈值分数相关联，从而可以用这些用户输入的类型更频繁地补偿等待时间。然而，在一些实施方案中，即使是性能关键用户输入的类型也可能受益于等待时间补偿，诸如及时发射武器以击中目标。在框508处的评估可以考虑为此目的预测某些用户输入的类型的准确性统计。例如，如果系统在99.99％的时间内准确地预测某种用户输入的类型，则在框508处的阈值得分可能相对较低，以允许主动地生成对应的游戏控制数据108以缩短等待时间，而对于系统不擅长预测的其他用户输入的类型，在框508处，可以使用相对较高的阈值得分来降低预测的误报率。

[0082] 可以在框508处评估的另一示例性标准是所讨论的用户输入的类型是否被分类为代表玩家要针对其主动地生成游戏控制数据以补偿等待时间的用户输入的类型。例如，计算系统102能够访问的数据存储124可以将某些用户输入的类型标记为系统要针对其主动地生成游戏控制数据108的用户输入，而其他用户输入的类型可被标记为排除在考虑之外。换句话说，可能存在代表玩家110对其进行预测的某些用户输入的类型被认为是无益的，并且最好等待与那些用户输入的类型相对应的实际游戏控制数据116。因此，如果确定在框506处被分配得分128的用户输入的类型是代表玩家110要针对其主动地生成游戏控制数据108的多种用户输入的类型中的一种类型，则在框508满足示例性标准。在一些实施方案中，考虑用于主动地生成游戏控制数据108的阈值得分和/或用户输入的类型的分类可以至少部分地由用户设置规定。例如，用户110可以指定他们希望系统补偿等待时间的多少或程度，以及/或者用户110希望系统代表他/她预测哪些用户输入的类型。此外，阈值得分和/或用户输入的类型的分类可以是游戏特定的，使得对于一些视频游戏120，预测某些用户输入的类型，而对于其他视频游戏120，不预测那些用户输入的类型。

[0083] 如果在框508处不满足一个或多个标准，则过程500可以遵循从框508到框510的“否”路线，其中计算系统102可以等待实际游戏控制数据116，而不是代表用户对于预测用户输入的类型主动地生成游戏控制数据108。例如，如果该用户输入的类型的得分128不满足与该用户输入的类型相关联的阈值得分，并且/或者如果该用户输入的类型未被分类为将针对其主动地生成游戏控制数据108的类型，则可能是这种情况。如果在框508处满足一个或多个标准，则过程500可以遵循从框508到框512的“是”路线。

[0084] 在512处，计算系统102经由游戏控制数据生成器312可以生成与在框506处生成的得分128相关联的用户输入的类型相对应的游戏控制数据108。在生成实际的即将到来的游戏控制数据116之前，在框512处主动地完成游戏控制数据108的生成。数据存储124可以保持从用户输入的类型到游戏控制数据108的映射，使得计算系统102可以生成看起来好像是由游戏控制器106生成的游戏控制数据108。

[0085] 在514处，计算系统102经由游戏控制数据生成器312可以将游戏控制数据108作为输入提供给视频游戏120。在516处，计算系统102经由游戏控制数据生成器312可以至少部分地基于代表玩家110主动地生成的游戏控制数据108来接收作为来自视频游戏120的输出的视频游戏数据122。在518处，计算系统102可以通过计算机网络114将视频游戏数据122发送到客户端机器112。例如，在多人视频游戏场景中，在框512处生成的游戏控制数据108可

以代表第一玩家110(A)基于第一玩家110(A)将向他/她的游戏控制器106(A)提供某种用户输入的类型的预测来生成，并且在框518处发送的视频游戏数据122可以被发送到正在以多玩家模式与第一玩家110(A)一起玩视频游戏120的第二玩家110(B)的第二客户端机器112(B)。应当理解，视频游戏数据112能够以这种方式被发送到任何数量的客户端机器112。通过在框518处将视频游戏数据122发送到客户端机器112，远程系统102可以被认为使得在客户端机器112的显示器上呈现视频游戏数据122，因为客户端机器112接收视频游戏数据122并将视频游戏数据122呈现在客户端机器112的显示器上。然而，应当理解，经训练的机器学习模型104和/或视频游戏120可以在客户端机器112上本地执行，并且在这些实施方案中，视频游戏数据122可以在客户端机器112上生成，因此，在这些实施方案中，过程500可以省略框518。在这些实施方案中，远程系统102可以通过计算机网络114向客户端机器112发送其他数据，诸如在框502处接收到的数据，并且客户端机器112(B)可以本地生成视频游戏数据122并且将视频游戏数据122呈现在客户端机器112(B)的显示器上。当计算机网络114被省略时，客户端机器112可以在框502处直接从游戏控制器106和/或从客户端机器112的部件(例如，从在其上执行的视频游戏120)接收数据，并且客户端机器112(A)可以生成视频游戏数据122并且将视频游戏数据122呈现在客户端机器112(A)的显示器上。

[0086] 因此，过程500示出了一种技术，该技术用于预测目标玩家110在视频游戏120中将要做什么、代表目标玩家110主动地生成对应的游戏控制数据108，以及使用游戏控制数据108来补偿视频游戏平台的等待时间，使得其他玩家110在目标玩家110执行时看到目标玩家110执行的操作(假设对目标玩家110的对游戏控制器106的用户输入的预测是准确的)。使用该技术，每个客户端机器112接收模拟设置的数据，其中通过网络114连接的所有玩家110的游戏控制器106直接连接到客户端机器112。因此，经训练的机器学习模型104被用来预测其他玩家在当前时刻正在做什么，即使尚未从那些玩家110接收到实际游戏控制数据116。这允许其他玩家的游戏角色110以更逼真的方式表现。在图1的示例中，例如，输入到经训练的机器学习模型104的传感器数据118可以指示游戏控制器106(A)开始向右扭转，并且预测可以是第一玩家110(A)可能在接下来的N毫秒中按压“A”按钮。再如，如果输入到经训练的机器学习模型104的游戏状态数据126指示第一玩家110(A)的角色直接朝向墙壁奔跑，并且系统在最后200毫秒(这对于角色跑起来并撞到墙壁是足够长的)中没有接收到游戏控制数据116，则预测可以是第一玩家110(A)可能在接下来的N毫秒中按压“A”按钮，因为数百万次过去游戏进程的游戏状态数据指示几乎每个人都在与第一玩家110(A)相同的游戏状态下跳过墙壁。在一些情况下，对200毫秒或更小量级的等待时间的补偿有时可能意味着视频游戏120中的成功或失败(例如，游戏角色的生或死)之间的差异。因此，使用对游戏控制器106的机器学习的用户输入预测的等待时间补偿技术正确地调节了多人游戏的玩家110之间的相互作用(例如，玩家110不会由于视频游戏平台的等待时间而受到不公平的惩罚)。如前所述，机器学习的用户输入预测还允许利用动画增强来创建视频游戏内容的更逼真的外观。例如，可以渲染预测的游戏角色“跳跃”的引入动画，诸如就在跳跃之前游戏角色的重心转移或蹲伏动作。

[0087] 图6是用于测量计算机网络114的等待时间并且基于该测量的等待时间选择多个经训练的机器学习模型104中的一个机器学习模型以用于预测对游戏控制器106的用户输入的示例性过程600的流程图。出于讨论的目的，参考前面的附图描述过程600。

[0088] 在602处，计算系统102可以测量客户端机器112连接到的计算机网络114的等待时间，以便与视频游戏服务交互。网络的等待时间可以被测量为指示数据在传输期间被延迟多长时间的值，以在框602处获得测量的等待时间值。该测量可以在新的游戏会话开始时和/或在游戏会话期间或在任何其他合适的时间(例如，由事件触发)周期性地执行。

[0089] 在604处，计算系统102可以至少部分地基于所测量的等待时间值来确定可能时间段的范围内的时间段(例如，N毫秒的时间段)。例如，较高的等待时间值(其可以指示网络114相对较慢并且由于拥塞或其他原因而在传输期间的延迟相对较高)可以对应于较长的时间段，而较低的等待时间值(其可以指示网络114相对较快并且传输期间的延迟相对较低)可以对应于较短的时间段。为此，数据存储124可以维持从等待时间值到时间段的映射，或者可以基于其中等待时间是函数的变量的函数来计算时间段。

[0090] 在606处，计算系统102可以至少部分地基于在框604处确定的时间段来从多个可用的经训练的机器学习模型104选择经训练的机器学习模型。例如，可以训练机器学习模型104以预测将在不同时间段内发生的即将到来的对游戏控制器106的用户输入。例如，第一经训练的机器学习模型104可以被训练以预测将使得在接下来的5毫秒内接收到对应的游戏控制数据116的用户输入，而第二经训练的机器学习模型104可以被训练以预测将使得在接下来的200毫秒内接收到对应的游戏控制数据116的用户输入。因此，基于所测量的等待时间，系统可以动态地选择适当的机器学习模型104以用于预测未来的某个时间量。预测提前多久的变化可以基于网络的拓扑(例如，预测未来提前更久的机器学习模型104可以用于广域网，而预测较短持续时间的机器学习模型104可以用于家庭内流式传输平台或当机器学习模型104在客户端机器112上执行时的本地预测，诸如用于触发“导入”动画)。

[0091] 图7是用于将实际游戏控制数据116与基于机器学习的用户输入预测而主动生成的游戏控制数据108进行比较以确定预测误差，并且为了验证模型104的性能而记录预测误差的示例性过程700的流程图。出于讨论的目的，参考前面的附图描述过程700。此外，如图5和图7中的页面外部引用“B”所示，过程700可从过程500的框518继续。

[0092] 在702处，在过程500中代表玩家110主动地生成游戏控制数据108之后，计算系统102随后可以在自接收到输入到经训练的机器学习模型104的数据后以来的时间段内接收与玩家110相关联的实际游戏控制数据116。如果预测准确，则实际游戏控制数据116将匹配主动地生成的游戏控制数据108。如果预测不准确，则实际游戏控制数据116将不会匹配主动地生成的游戏控制数据108。

[0093] 在704处，计算系统102可以至少部分地基于将在框702处接收到的实际游戏控制数据116与在过程500的框512处主动地生成的游戏控制数据108进行比较来确定预测误差，以便补偿等待时间。

[0094] 在706处，计算系统102可以将该预测误差记录在记录的预测误差数据库中，从而可以随时间跟踪预测误差并且可以生成用于预测对游戏控制器106的特定用户输入的类型的统计数据。这些记录的预测误差可用于验证经训练的机器学习模型104的性能，诸如通过检查模型104是否如预期的那样表现并且以期望的性能水平执行。

[0095] 尽管已经用特定于结构特征的语言描述了主题，但应当理解，所附权利要求书中定义的主题不必限于所描述的具体特征。相反，具体特征被公开为实现权利要求的例示性形式。

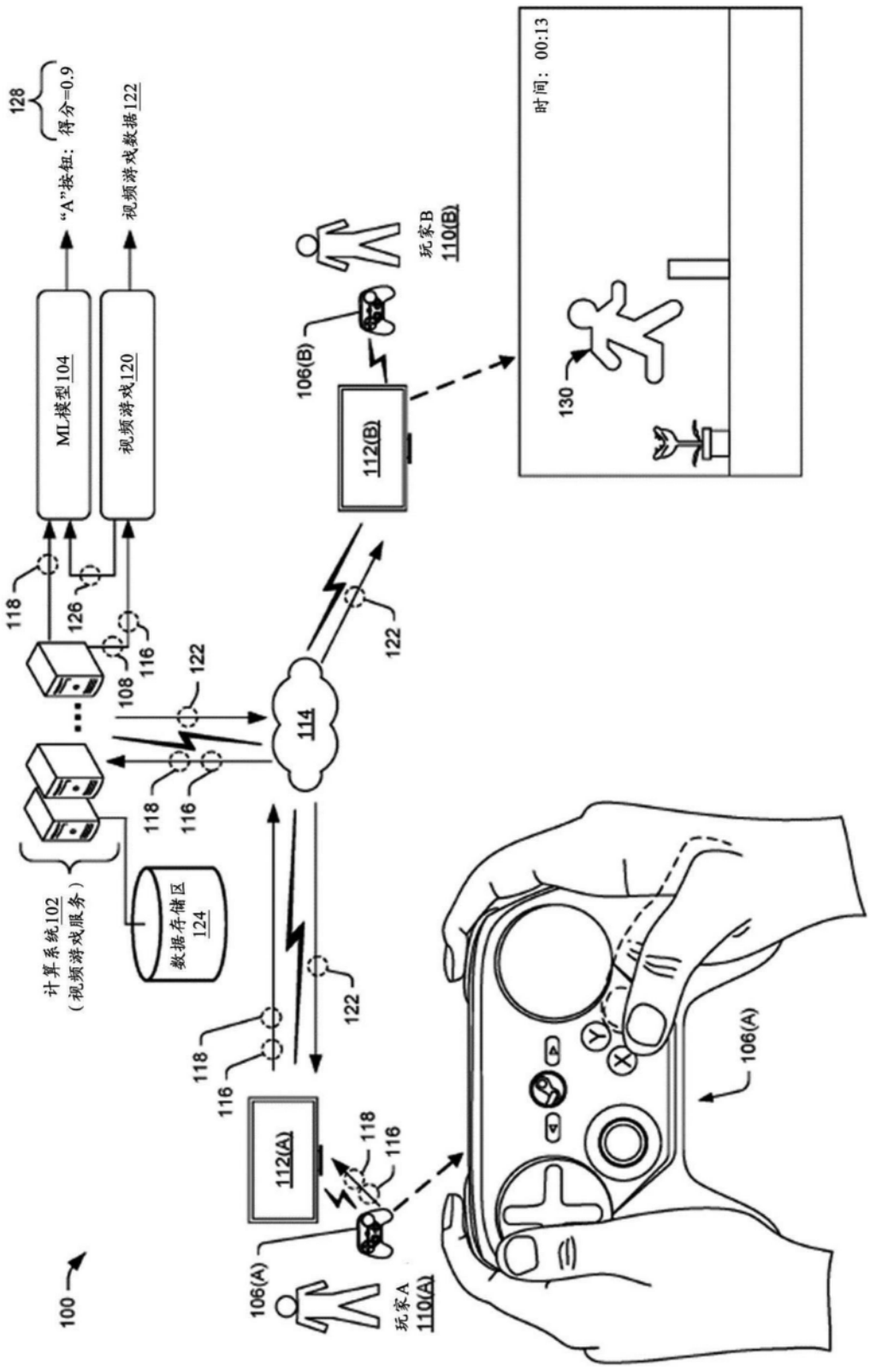

100
计算系统102
（视频游戏服务）
数据存储区
124
ML模型104
视频游戏120
“A”按钮：得分=0.9
视频游戏数据122
128
118
126
116
108
122
114
112(A)
112(B)
106(A)
106(B)
玩家A
110(A)
玩家B
110(B)
时间：00:13
130

图1


游戏控制器106
输入/输出设备200
通信接口204
传感器202
处理器206
计算机可读介质208
操作系统210
网络通信模块212
游戏会话数据库214
设备记录数据库216
游戏控制指令218
通用控制指令220

图2

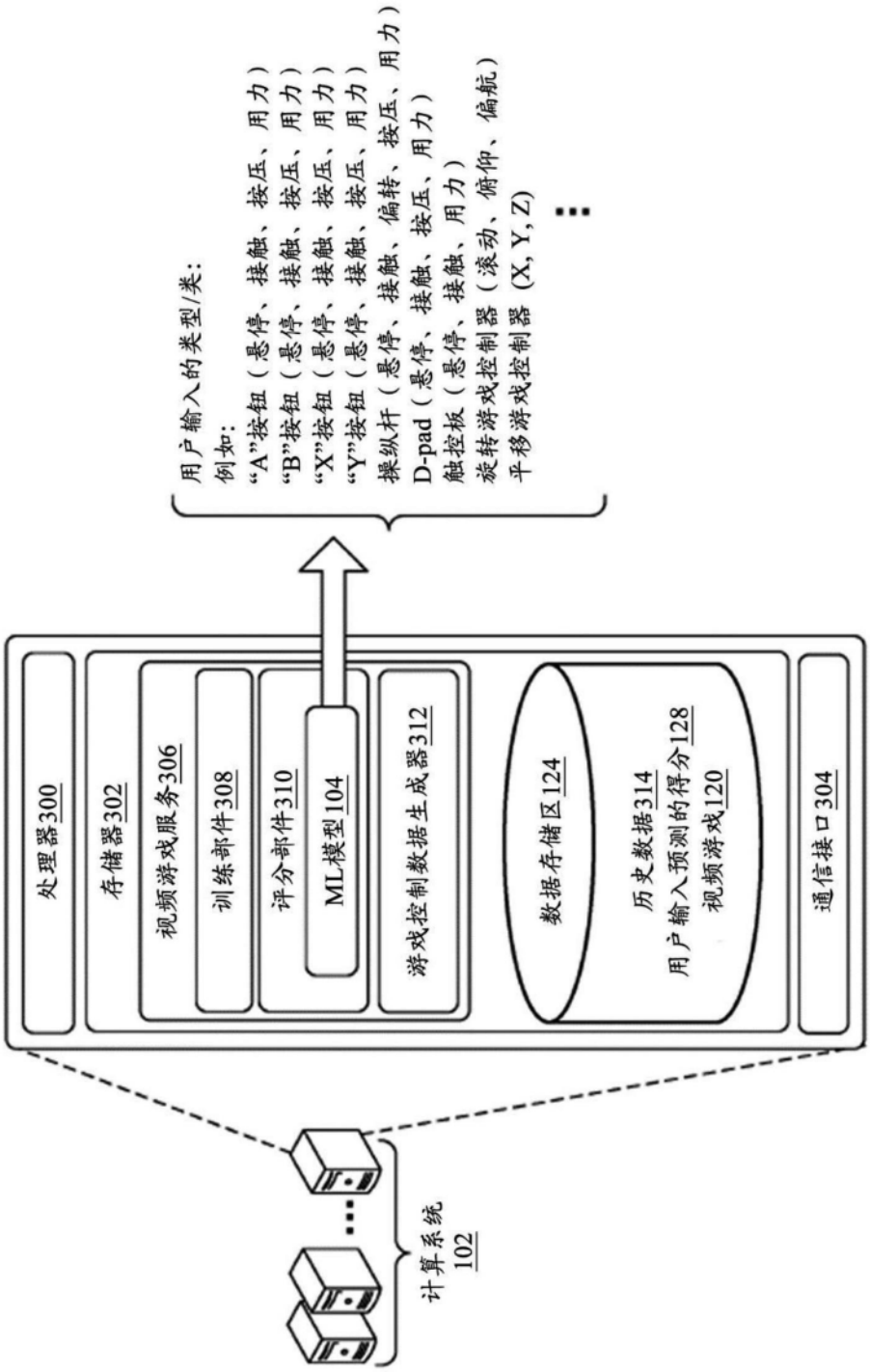

处理器300
存储器302
视频游戏服务306
训练部件308
评分部件310
ML模型104
游戏控制数据生成器312
数据存储区124
历史数据314
用户输入预测的得分128
视频游戏120
通信接口304
计算系统
102
用户输入的类型/类:
例如:
“A”按钮（悬停、接触、按压、用力）
“B”按钮（悬停、接触、按压、用力）
“X”按钮（悬停、接触、按压、用力）
“Y”按钮（悬停、接触、按压、用力）
操纵杆（悬停、接触、偏转、按压、用力）
D-pad（悬停、接触、按压、用力）
触控板（悬停、接触、用力）
旋转游戏控制器（滚动、俯仰、偏航）
平移游戏控制器 (X, Y, Z)
...

图3

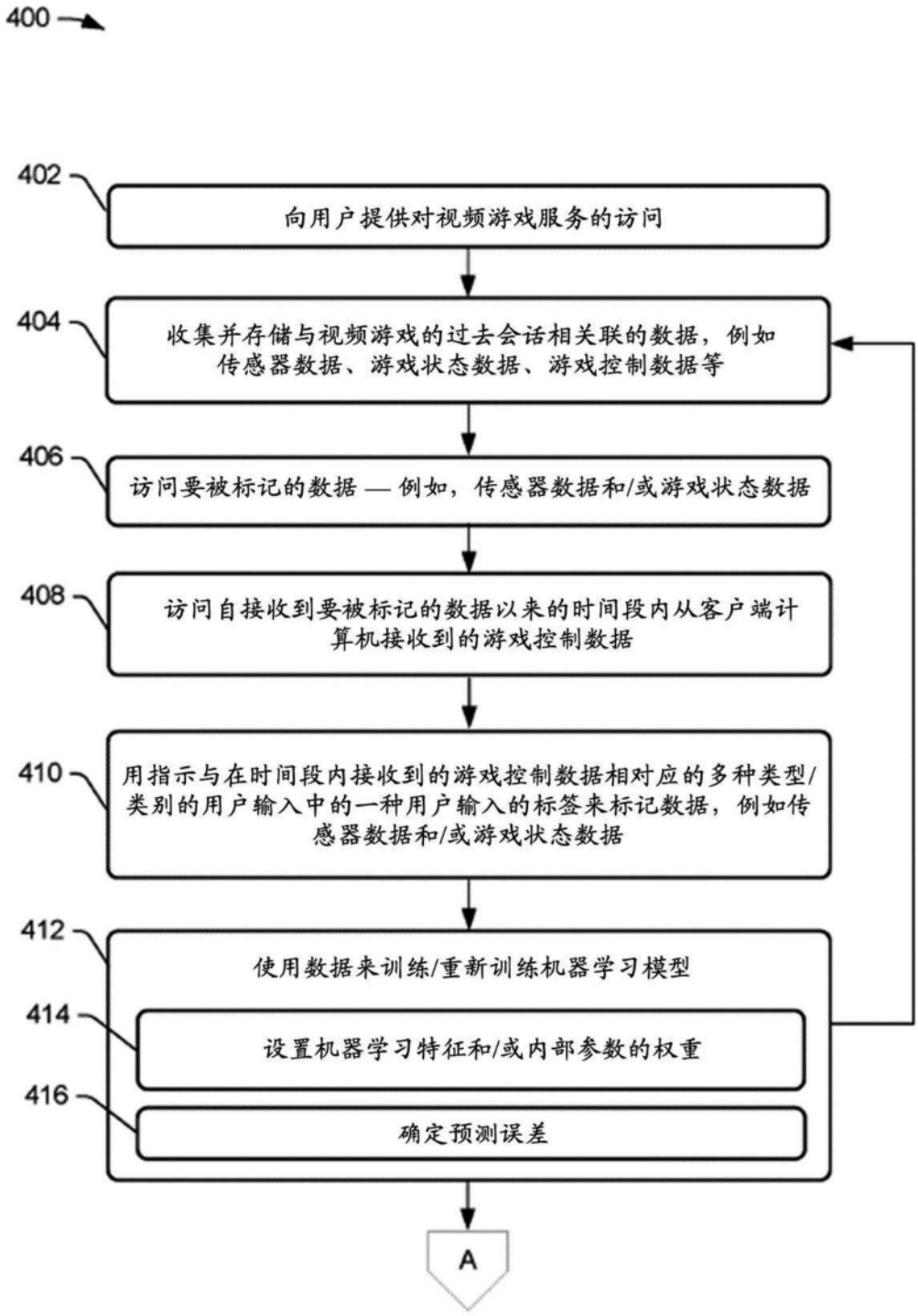

400
402
向用户提供对视频游戏服务的访问
404
收集并存储与视频游戏的过去会话相关联的数据，例如传感器数据、游戏状态数据、游戏控制数据等
406
访问要被标记的数据 — 例如，传感器数据和/或游戏状态数据
408
访问自接收到要被标记的数据以来的时间段内从客户端计算机接收到的游戏控制数据
410
用指示与在时间段内接收到的游戏控制数据相对应的多种类型/类别的用户输入中的一种用户输入的标签来标记数据，例如传感器数据和/或游戏状态数据
412
使用数据来训练/重新训练机器学习模型
414
设置机器学习特征和/或内部参数的权重
416
确定预测误差
A

图4

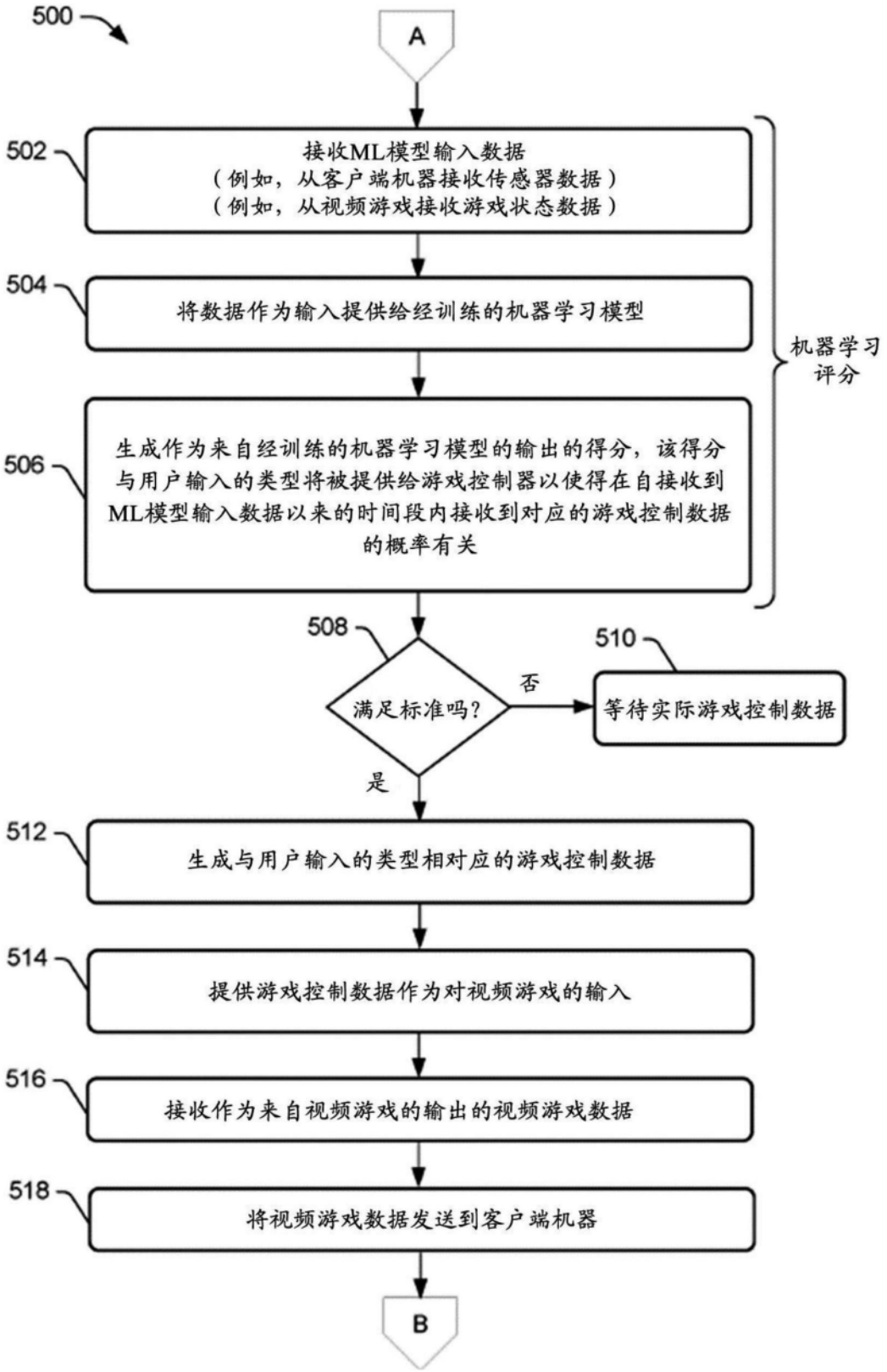

500
A
502
接收ML模型输入数据
（例如，从客户端机器接收传感器数据）
（例如，从视频游戏接收游戏状态数据）
504
将数据作为输入提供给经训练的机器学习模型
506
生成作为来自经训练的机器学习模型的输出的得分，该得分与用户输入的类型将被提供给游戏控制器以使得在自接收到ML模型输入数据以来的时间段内接收到对应的游戏控制数据的概率有关
机器学习评分
508
满足标准吗？
否
510
等待实际游戏控制数据
是
512
生成与用户输入的类型相对应的游戏控制数据
514
提供游戏控制数据作为对视频游戏的输入
516
接收作为来自视频游戏的输出的视频游戏数据
518
将视频游戏数据发送到客户端机器
B

图5

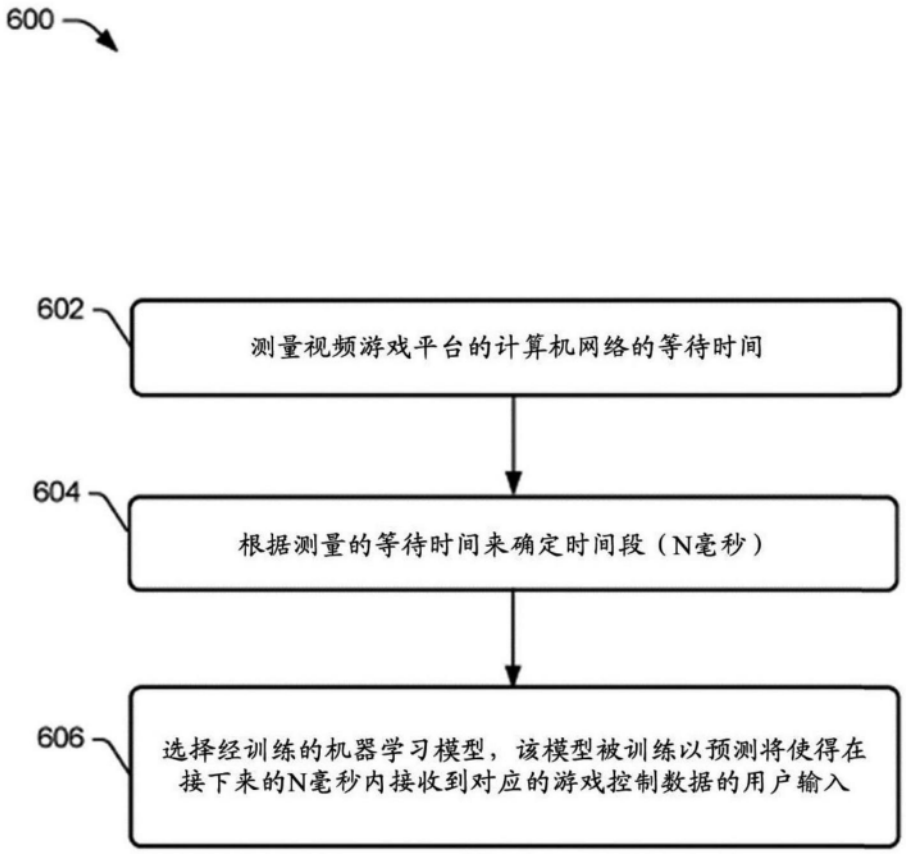

600
602
测量视频游戏平台的计算机网络的等待时间
604
根据测量的等待时间来确定时间段（N毫秒）
606
选择经训练的机器学习模型，该模型被训练以预测将使得在接下来的N毫秒内接收到对应的游戏控制数据的用户输入

图6

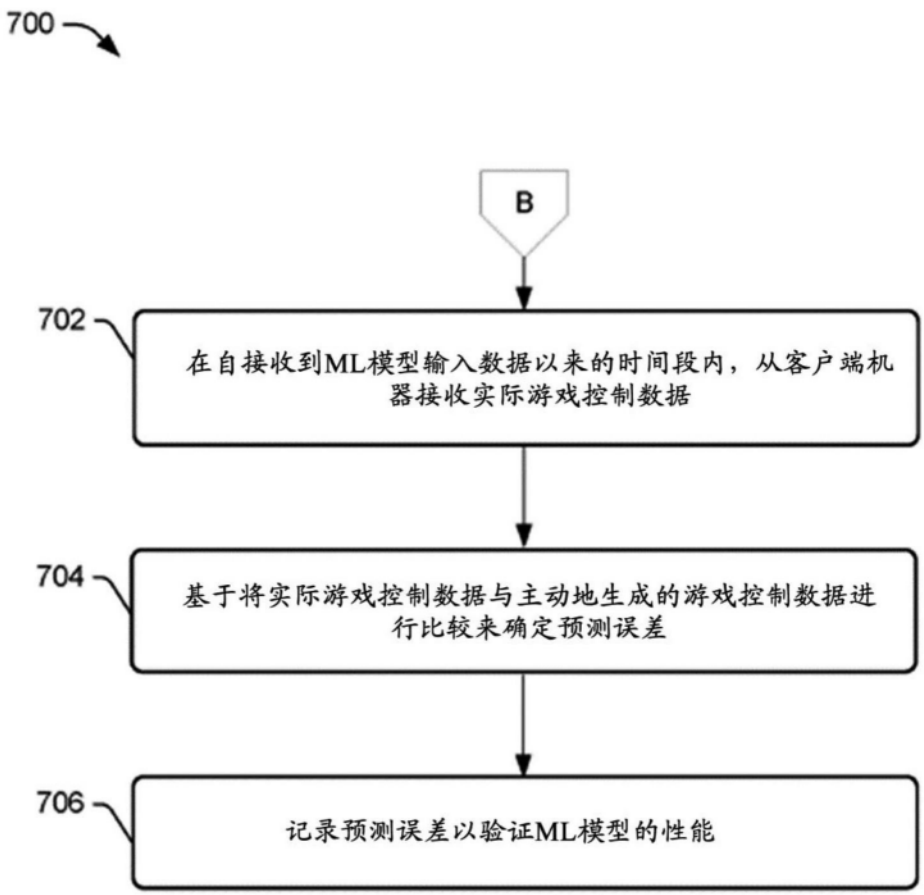

700
B
702
在自接收到ML模型输入数据以来的时间段内，从客户端机器接收实际游戏控制数据
704
基于将实际游戏控制数据与主动地生成的游戏控制数据进行比较来确定预测误差
706
记录预测误差以验证ML模型的性能

图7