



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116324668 A

(43) 申请公布日 2023. 06. 23

(21) 申请号 202180067873.2

(22) 申请日 2021.10.01

(30) 优先权数据

63/086,372 2020.10.01 US

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2023.04.03

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/US2021/053117 2021.10.01

(87) PCT国际申请的公布数据

W02022/072794 EN 2022.04.07

(71) 申请人 斯塔特斯公司

地址 美国芝加哥

(72) 发明人 安德鲁·巴顿 南森·沃克

马修·斯科特

亚历克斯·奥滕韦斯

(74) 专利代理机构 北京高沃律师事务所 11569

专利代理师 王爱涛

(51) Int.Cl.

G06E 1/00 (2006.01)

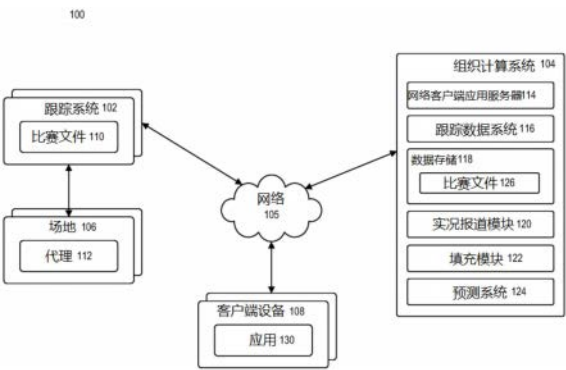
权利要求书3页 说明书13页 附图8页

(54) 发明名称

从非职业跟踪数据预测NBA天赋和质量

(57) 摘要

一种计算系统识别第一联赛中多场比赛的广播视频。广播视频包括多个视频帧。计算系统从对应比赛的广播视频中生成每场比赛的跟踪数据。计算系统使跟踪数据丰富。丰富包括将比赛的实况报道数据与对应比赛的跟踪数据合并。计算系统基于跟踪数据生成填充跟踪数据。计算系统基于跟踪数据和填充跟踪数据为每个球员预测第二联赛中的球员表现。



1. 一种方法,包括:

由计算系统识别第一联赛中的多场比赛的广播视频,其中,所述广播视频包括多个视频帧;

由所述计算系统从对应比赛的所述广播视频中生成每场比赛的跟踪数据;

由所述计算系统使所述跟踪数据丰富,所述丰富包括将所述比赛的实况报道数据与所述对应比赛的跟踪数据合并;

由所述计算系统基于所述跟踪数据生成填充跟踪数据;以及

由所述计算系统基于所述跟踪数据和所述填充跟踪数据为每个球员预测第二联赛中的球员表现。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中,由所述计算系统使所述跟踪数据丰富还包括:

细化相应广播视频的每一帧中的球员精度和球精度。

3. 根据权利要求1所述的方法,其中,由所述计算系统使所述跟踪数据丰富还包括:

经由神经网络自动检测相应广播视频的每一帧中的事件。

4. 根据权利要求3所述的方法,还包括:

利用背景信息增强所检测到的事件,所述背景信息包括防守对位信息。

5. 根据权利要求4所述的方法,还包括:

为每个防守对位生成影响分数,其中,所述影响分数捕获防守者对相应防守对位的影响。

6. 根据权利要求1所述的方法,其中,由所述计算系统基于所述跟踪数据生成所述填充跟踪数据包括:

使用均值回归创建新的球员表示。

7. 根据权利要求1所述的方法,还包括:

由所述计算系统向原始数据模型提供所述跟踪数据;

由所述计算系统向填充数据模型提供所述填充跟踪数据;以及

由所述计算系统对来自所述原始数据模型的第一输出和来自所述填充数据模型的第二输出进行集成。

8. 根据权利要求7所述的方法,其中,由所述计算系统基于所述跟踪数据和所述填充跟踪数据预测每个球员的所述球员表现包括:

将所述跟踪数据提供给第二原始数据模型;

将所述填充跟踪数据提供给第二填充数据模型;以及

对来自所述第二原始数据模型的第三输出、来自所述第二填充数据模型的第四输出、所述第一输出和所述第二输出进行集成,以将各个球员分类到仓中。

9. 一种非暂时性计算机可读介质,包括一个或多个指令序列,当所述一个或多个指令序列由处理器执行时,使计算系统执行包括以下的操作:

由计算系统识别多场比赛的广播视频,其中,所述广播视频包括多个视频帧;

由所述计算系统从对应比赛的所述广播视频中生成每场比赛的跟踪数据;

由所述计算系统使所述跟踪数据丰富,所述丰富包括将所述比赛的实况报道数据与所述对应比赛的所述跟踪数据合并;

由所述计算系统基于所述跟踪数据生成填充跟踪数据;

由所述计算系统基于所述跟踪数据和所述填充跟踪数据识别至少具有被选中机会的阈值百分比的球员子集;以及

由所述计算系统基于所述跟踪数据和所述填充跟踪数据为所述球员子集中的每个球员预测选拔位置的范围。

10. 根据权利要求9所述的非暂时性计算机可读介质,其中,由所述计算系统使所述跟踪数据丰富还包括:

细化相应广播视频的每一帧中的球员精度和球精度。

11. 根据权利要求9所述的非暂时性计算机可读介质,其中,由所述计算系统使所述跟踪数据丰富还包括:

经由神经网络自动检测相应广播视频的每一帧中的事件。

12. 根据权利要求11所述的非暂时性计算机可读介质,还包括:

利用背景信息增强所检测到的事件,所述背景信息包括防守对位信息。

13. 根据权利要求12所述的非暂时性计算机可读介质,还包括:

为每个防守对位生成影响分数,其中,所述影响分数捕获防守者对相应防守对位的影响。

14. 根据权利要求9所述的非暂时性计算机可读介质,其中,由所述计算系统基于所述跟踪数据生成所述填充跟踪数据包括:

使用均值回归创建新的球员表示。

15. 根据权利要求9所述的非暂时性计算机可读介质,其中,由所述计算系统基于所述跟踪数据和所述填充跟踪数据识别至少具有所述被选中机会的阈值百分比的所述球员子集,包括:

将所述跟踪数据提供给原始数据模型;

将所述填充跟踪数据提供给填充数据模型;以及

将来自所述原始数据模型的第一输出和来自所述填充数据模型的第二输出进行集成,以生成相应球员被选中的百分比可能性。

16. 根据权利要求15所述的非暂时性计算机可读介质,其中,由所述计算系统基于所述跟踪数据和所述填充跟踪数据为所述球员子集中的每个球员预测所述选拔位置的范围包括:

将所述跟踪数据提供给第二原始数据模型;

将所述填充跟踪数据提供给第二填充数据模型;以及

将来自所述第二原始数据模型的第三输出、来自所述第二填充数据模型的第四输出、相应球员被选中的百分比可能性、所述第一输出和所述第二输出进行集成,以将所述相应球员分类到仓中。

17. 一种系统,包括:

处理器;以及

存储器,其上存储有程序指令,当所述程序指令由所述处理器执行时,使所述系统执行包括以下的操作:

识别多场比赛的广播视频,其中,所述广播视频包括多个视频帧;

从对应比赛的所述广播视频中生成每场比赛的跟踪数据;

使所述跟踪数据丰富,所述丰富包括将所述比赛的实况报道数据与所述对应比赛的跟踪数据合并;

基于所述跟踪数据生成填充跟踪数据;

基于所述跟踪数据和所述填充跟踪数据识别至少具有被选中机会的阈值百分比的球员子集;以及

基于所述跟踪数据和所述填充跟踪数据为所述球员子集中的每个球员预测选拔位置的范围。

18. 根据权利要求17所述的系统,其中,基于所述跟踪数据和所述填充跟踪数据识别至少具有所述被选中机会的阈值百分比的所述球员子集包括:

将所述跟踪数据提供给原始数据模型;

将所述填充跟踪数据提供给填充数据模型;以及

将来自所述原始数据模型的第一输出和来自所述填充数据模型的第二输出进行集成,以生成相应球员被选中的百分比可能性。

19. 根据权利要求18所述的系统,其中,基于所述跟踪数据和所述填充跟踪数据为所述球员子集中的每个球员预测所述选拔位置的范围包括:

将所述跟踪数据提供给第二原始数据模型;

将所述填充跟踪数据提供给第二填充数据模型;以及

将来自所述第二原始数据模型的第三输出、来自所述第二填充数据模型的第四输出、相应球员被选中的百分比可能性、所述第一输出和所述第二输出进行集成,以将所述相应球员分类到仓中。

20. 根据权利要求17所述的系统,其中,使所述跟踪数据丰富还包括:

细化相应广播视频的每一帧中的球员精度和球精度。

从非职业跟踪数据预测NBA天赋和质量

相关申请的交叉引用

[0001] 本申请要求于2020年10月1日提交的美国临时申请序列号63/086,372的优先权，其全部内容通过引用结合于此。

技术领域

[0002] 本申请一般涉及用于从非职业跟踪数据预测NBA天赋的系统和方法。

背景技术

[0003] 职业体育评论员和球迷们通常会为球员设想假设情景(what-if scenarios)。例如，体育媒体中的常见线索关注大学球员或国际球员如何转化为职业联盟(例如，美国职业篮球联赛(National Basketball Association,NBA))。

发明内容

[0004] 在一些实施例中，本文公开了一种方法。一种计算系统识别第一联赛中多场比赛的广播视频。广播视频包括多个视频帧。计算系统从对应比赛的广播视频中生成每场比赛的跟踪数据。计算系统使跟踪数据丰富。丰富包括将比赛的实况报道数据与对应比赛的跟踪数据合并。计算系统基于跟踪数据生成填充跟踪数据。计算系统基于跟踪数据和填充跟踪数据为每个球员预测第二联赛中的球员表现。

[0005] 在一些实施例中，本文公开了一种非暂时性计算机可读介质。非暂时性计算机可读介质包括一个或多个指令序列，一个或多个指令序列在由处理器执行时使计算系统执行操作。操作包括由计算系统识别多场比赛的广播视频。广播视频包括多个视频帧。操作还包括由计算系统从对应比赛的广播视频中生成每场比赛的跟踪数据。操作还包括由计算系统使跟踪数据丰富。丰富包括将比赛的实况报道数据与对应比赛的跟踪数据合并。操作还包括由计算系统基于跟踪数据生成填充跟踪数据。操作还包括由计算系统基于跟踪数据和填充跟踪数据识别至少具有被选中机会的阈值百分比的球员子集。操作还包括由计算系统基于跟踪数据和填充跟踪数据为球员子集中的每个球员预测选拔位置的范围。

[0006] 在一些实施例中，本文公开了一种系统。该系统包括处理器和存储器。存储器具有存储在其上的程序指令，当程序指令由处理器执行时，使系统执行操作。操作包括识别多场比赛的广播视频。广播视频包括多个视频帧。操作还包括从对应比赛的广播视频中生成每场比赛的跟踪数据。操作还包括使跟踪数据丰富。丰富包括将比赛的实况报道数据与对应比赛的跟踪数据合并。操作还包括基于跟踪数据生成填充跟踪数据。操作还包括基于跟踪数据和填充跟踪数据来识别至少具有被选中机会的阈值百分比的球员子集。操作还包括基于跟踪数据和填充跟踪数据为球员子集中的每个球员预测选拔位置的范围。

附图说明

[0007] 为了能够详细理解本公开的上述特征的方式，以上简要概括的本公开的更具体的

描述可以通过参考实施例来获得,其中一些实施例在附图中说明。然而,要注意的是,附图仅示出了本公开的典型实施例,因此不应被视为限制本公开的范围,因为本公开可以承认其他同等有效的实施例。

[0008] 图1是示出根据示例实施例的计算环境的框图。

[0009] 图2是示出根据示例实施例的图1的计算系统的预测系统的框图。

[0010] 图3示出了根据示例实施例的与使用原始数据和填充数据为球员A生成的夏普利(Shapley)值对应的示例性图表。

[0011] 图4示出了根据示例实施例的与球员B的选拔天赋仓(bin)预测对应的示例性图表。

[0012] 图5A是示出根据示例实施例的预测选拔合格球员的选拔位置的范围的的方法的流程图。

[0013] 图5B是示出根据示例实施例的为来自第一联赛的球员预测第二联赛中的球员表现的方法的流程图。

[0014] 图6A是示出根据示例实施例的计算设备的框图。

[0015] 图6B是示出根据示例实施例的计算设备的框图。

[0016] 为了便于理解,在可能的情况下,使用相同的附图标记来指示图中共有的相同元件。预期在一个实施例中公开的元件可以有益地用于其他实施例而无需具体叙述。

具体实施方式

[0017] 随着在美国职业体育界访问更细粒度的球员数据变得越来越容易,体育分析领域近年来呈指数级增长。然而,虽然职业体育联盟有收入以在选择竞技场和/或体育场安装最先进的光学球员和球跟踪系统,但这种广泛采用在非职业体育联盟中并不存在。例如,对于篮球运动来说,选择NBA场地可以具有部署在其中的光学球员和球跟踪系统;然而,全国大学体育协会(National Collegiate Athletic Association,NCAA)中的学院和大学、NBA发展联赛(即,G联赛)中的球队和国际联赛(例如,西班牙的西班牙篮球甲级联赛(Liga ACB)、中国篮球协会、篮球冠军联赛等)可能没有收入或者能力在那些球队占据的活动场地中部署光学球员和球跟踪系统。例如,场地内硬件解决方案对于NCAA来说根本不切实际,仅一级学校就有300多所,此外还有许多展览、锦标赛和季后赛不在NCAA场地进行。这种限制影响了NBA,例如,由于缺乏来自这些联赛的选拔合格球员的详细跟踪数据,因此NBA球队在即将到来的赛道上的决策能力受到严重限制。此外,由于场地内光学球员和球跟踪系统是较新的现象,这一事实加剧了该限制。因此,由于缺乏当前或过去的NBA球员的历史跟踪数据来构建训练集进行建模,NBA管理层很难准确模拟大学球员未来的潜在产出。

[0018] 为了说明此限制,本文描述的一种或更多种技术利用最先进的计算机视觉技术来直接从广播视频中捕获数千场历史非NBA比赛(例如,NCAA D-I男子篮球比赛)的球员和球跟踪数据。这样的数据量可能相当于超过650,000个回合(possession)和超过3亿帧的广播视频。从跟踪数据中,本文描述的一种或更多种技术使用行动者动作注意力神经网络系统自动检测事件,例如但不限于持球掩护、突破(drive)、单打、背身单打、无球掩护、防守对位等。

[0019] 虽然用于从非职业运动(例如,大学篮球)的广播视频数据生成跟踪数据的一种或

更多种技术本身是运动分析领域的重大突破,但是仅跟踪数据对当前任务还不足够。为了展示生成的跟踪数据的价值,本技术实现了经训练的预测模型,该模型被配置为部分地基于生成的跟踪数据来预测未来NBA球员的天赋。例如,本文描述的预测模型被配置为直接从非职业数据预测球员进入NBA的概率。通过使用生成的跟踪数据,与传统或常规数据源相比,本技术能够获得或生成NBA中具有选拔合格球员表现的更准确预测。

[0020] 此外,虽然预测或预计未来NBA球员的天赋本身对体育分析技术领域有重大贡献,但本方法可能不限于单个输出。相反,本文描述的一种或更多种技术利用可解释的机器学习技术(例如夏普利值),不仅可以创建准确的预测,还可以识别特定球员的优势和劣势。

[0021] 虽然本文描述的本技术是结合NBA和预测NBA中的大学生运动员表现描述的,但是本领域技术人员理解,这些技术可以应用于大学生运动员表现之外并应用于国际球员表现。此外,本解决方案并不旨在限于预测NBA中的表现。相反,本文描述的一种或更多种技术可以广泛应用于预测任何运动中从X联赛到Y联赛的球员表现。

[0022] 图1是示出根据示例实施例的计算环境100的框图。计算环境100可以包括跟踪系统102、组织计算系统104和经由网络105通信的一个或更多个客户端设备108。

[0023] 网络105可以是任何合适的类型,包括经由因特网的单独连接,例如蜂窝或Wi-Fi网络。在一些实施例中,网络105可以使用直接连接(例如射频识别(radio frequency identification,RFID)、近场通信(near-field communication,NFC)、蓝牙™、低功耗蓝牙™(low-energy Bluetooth,BLE)、Wi-Fi™、ZigBee™、环境反向散射通信(ambient backscatter communication,ABC)协议、通用串行总线(Universal Serial Bus,USB)、广域网(Wide Area Network,WAN)或局域网(Local Area Network,LAN))来连接终端、服务和移动设备。由于传输的信息可能是个人的或机密的,出于安全考虑,可能要求对这些类型的连接中的一种或更多种进行加密或以其他方式保护。然而,在一些实施例中,正在传输的信息可能不太个人化,因此,可以为了方便而不是安全来选择网络连接。

[0024] 网络105可以包括用于交换数据或信息的任何类型的计算机网络布置。例如,网络105可以是因特网、专用数据网络、使用公共网络的虚拟专用网络和/或使计算环境100中的部件能够在环境100的部件之间发送和接收信息的其他合适的连接。

[0025] 跟踪系统102可以位于场地106中。例如,场地106可以被配置为举办包括一个或更多个代理112的体育事件。跟踪系统102可以被配置为捕获比赛场地上所有代理(即,球员)的运动,以及一个或更多个其他相关对象(例如,球、裁判等)。在一些实施例中,跟踪系统102可以是使用例如多个固定相机的基于光学的系统。例如,可以使用由六个固定的、校准的相机组成的系统,该系统将球员和球的三维位置投射到球场的二维俯视图上。在另一个示例中,可以使用固定和非固定相机的混合来捕获比赛场地上所有代理的运动以及一个或更多个对象或关联。正如本领域技术人员所认识到的,使用这种跟踪系统(例如,跟踪系统102)可能导致许多不同的球场相机视图(例如,高边线视图、罚球线视图、拥挤视图、对峙视图、端区视图等)。

[0026] 在一些实施例中,跟踪系统102可用于给定比赛的广播馈送。在这样的实施例中,广播馈送的每一帧可以存储在比赛文件110中。

[0027] 在一些实施例中,可以利用与事件数据对应的其他事件信息(例如但不限于,比赛事件信息(传球、投篮、失误等)和背景信息(当前分数、剩余时间等))来扩充比赛文件110。

[0028] 跟踪系统102可以被配置为经由网络105与组织计算系统104通信。例如,跟踪系统102可以被配置为经由网络105实时或接近实时地向组织计算系统104提供比赛或事件的广播流。

[0029] 组织计算系统104可以被配置为处理比赛的广播流。组织计算系统104可以至少包括网络客户端应用服务器114、跟踪数据系统116、数据存储118、实况报道模块120、填充模块122和预测系统124。跟踪数据系统116、实况报道模块120、填充模块122和预测系统124中的每一个可以由一个或更多个软件模块组成。一个或更多个软件模块可以是存储在介质(例如,组织计算系统104的存储器)上的代码或指令的集合,这些集合表示实现一个或更多个算法步骤的一系列机器指令(例如,程序代码)。这样的机器指令可以是组织计算系统104的处理器解释以实现指令的实际计算机代码,或者替代地,可以是解释以获得实际计算机代码的指令的更高级别的代码。一个或更多个软件模块还可以包括一个或更多个硬件部件。示例算法的一个或更多个方面可以由硬件部件(例如,电路)本身执行,而不是作为指令的结果。

[0030] 跟踪数据系统116可以被配置为从跟踪系统102接收广播数据并且从广播数据生成跟踪数据。在一些实施例中,跟踪数据系统116在很大程度上可以表示AutoSTATS®,这是人工智能和计算机视觉系统,被配置为从广播视频馈送中导出球员跟踪数据,该人工智能和计算机视觉系统能够从总部位于伊利诺伊州芝加哥的STATS Perform公司商业获得。

[0031] 为了从广播数据生成跟踪数据,跟踪数据系统116可以将与每个球员和球对应的像素映射到点,并且可以将这些点转换成语义上有意义的事件层,该事件层可以用于描述球员属性。例如,跟踪数据系统116可以被配置为摄取从跟踪系统102接收的广播视频。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以将广播视频的每个帧分类成可跟踪片段和不可跟踪片段(clip)。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以基于可跟踪片段和不可跟踪片段来校准移动相机。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以使用骨架跟踪来检测每个帧内的球员。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以随时间跟踪和重新识别球员。例如,跟踪数据系统116可以在给定帧期间重新识别不在相机视线内的球员。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以跨所有帧检测和跟踪球。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以利用光学字符识别技术。例如,跟踪数据系统116可以利用光学字符识别技术从每一帧的数字记分板中提取分数信息和剩余时间信息。

[0032] 这样的技术有助于跟踪数据系统116从广播生成跟踪数据。例如,跟踪数据系统116可以执行这样的处理以生成跨越650,000个大学篮球回合的跟踪数据,总计大约3亿个广播帧。除了这样的处理之外,组织计算系统104可以不仅从广播视频数据生成跟踪数据。相反,为了向预测系统124提供描述性分析以及有用的特征表示,组织计算系统104可以被配置为将跟踪数据映射到语义层(即,事件)。

[0033] 实况报道模块120可以被配置为从一个或更多个第三方系统接收实况报道数据。例如,实况报道模块120可以接收与广播视频数据对应的实况报道馈送。在一些实施例中,实况报道数据可以表示基于比赛内发生的事件的人工生成的数据。尽管计算机视觉技术的目标是直接从广播视频流中捕获所有数据,但在某些情况下,裁判是事件成功结果的最终决策者。例如,在篮球运动中,篮筐是2分投篮还是3分投篮(或者有效、走步、防守/进攻犯规等)由裁判决定。因此,为了捕获这些数据点,实况报道模块120可以利用可以反映裁判的最

终裁决的人工注释数据。这样的数据可以被称为实况报道馈送。

[0034] 为了帮助识别生成的跟踪数据内的事件,跟踪数据系统116可以将实况报道数据与原始生成的跟踪数据(其可以包括比赛和投篮时限钟)合并或对准。跟踪数据系统116可以利用模糊匹配算法,该算法可以组合实况报道数据、光学字符识别数据(例如,投篮时限钟、分数、剩余时间等)和比赛/球位置(例如,原始跟踪数据)生成对准跟踪数据。

[0035] 一旦对准,跟踪数据系统116可以被配置为对对准跟踪系统执行各种操作。例如,跟踪数据系统116可以使用实况报道数据来细化球员位置和球位置以及回合事件的精确帧(例如,投篮/篮板球位置)。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以被配置为自动从跟踪数据中检测事件。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以被配置为利用背景信息增强事件。

[0036] 对于自动事件检测,跟踪数据系统116可以包括神经网络系统,该神经网络系统被训练成以顺序方式检测/细化各种事件。例如,跟踪数据系统116可以包括行动者动作注意力神经网络系统以检测/细化投篮、篮板、传球、运球和回合中的一个或更多个。跟踪数据系统116还可以包括许多专家事件检测器,这些专家事件检测器被训练以识别更高级别事件。示例性更高级别事件可以包括但不限于背身单打、突破、单打、持球掩护、手递手传球(handoff)、无球掩护等。在一些实施例中,专家事件检测器中的每一个可以表示神经网络,神经网络经过专门训练以识别特定事件类型。更一般地,这样的事件检测器可以利用任何类型的检测方法。例如,专业事件检测器可以使用神经网络方法或另一机器学习分类器(例如,随机决策森林、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、逻辑回归等)。

[0037] 虽然将跟踪数据映射到事件使得能够捕获球员表示,以进一步建立最佳可能的球员表示,但跟踪数据系统116可以生成背景信息以增强检测到的事件。示例性背景信息可以包括防守对位信息(例如,在每一帧谁在防守谁)以及其他防守信息(例如持球掩护的覆盖范围)。

[0038] 在一些实施例中,为了测量防守,跟踪数据系统116可以使用称为“影响分数”的测量。影响分数可以在0-100的范围内捕获防守者可能对每个进攻球员的影响。在一些实施例中,影响分数的值可以基于篮球防守规则,例如但不限于球员的接近度、距篮筐的距离、传球路线、到篮筐的路线等等。

[0039] 在一些实施例中,除了使用影响分数来分配帧级别的防守对位之外,跟踪数据系统116还可以使用影响分数来为持球掩护的控球者和掩护者分配防守者角色。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以使用影响分数来为无球掩护的切入者和掩护者分配防守者角色。

[0040] 填充模块122可以被配置为使用均值回归来创建新的球员表示以减少特征中的随机噪声。例如,使用每个球员可能仅20-30场比赛NCAA数据进行建模的重大挑战之一可能是跟踪数据中看到的低频事件的高方差。例如,极具天赋的球员在职业生涯中可能仅尝试50次单打。这种有限的数量可能不足以生成球员单打命中率的稳健平均值。因此,填充模块122可以被配置为利用填充方法,该方法可以是观测值和样本均值之间的加权平均值。填充模块122可以求解最佳加权常数C,该常数可以最好地预测球员职业生涯的下一场比赛。因为这种方法可以应用于任何比赛级别统计,所以填充模块122可以被配置为将这种技术应用于得分记录表(box-score)和AutoSTATS数据中的每个特征。在一些实施例中,可以排除

某些球员级别统计数据,例如身高、体重、上场时间/上场回合等。

[0041] 因此,对于每个球员,跟踪数据系统116、实况报道模块120和填充模块122可以协同工作以生成每个球员的原始数据集和填充数据集。

[0042] 预测系统124可以被配置或训练以生成或识别选拔合格球员被选中的可能性。结合下面提供的图2进一步讨论预测系统124。

[0043] 数据存储118可以被配置为存储一个或更多个比赛文件126。每个比赛文件126可以包括给定比赛的视频数据。例如,视频数据可以对应于由跟踪系统102捕获的多个视频帧、从由跟踪数据系统116生成的广播视频导出的跟踪数据、实况报道数据、丰富后数据和/或填充训练数据。

[0044] 客户端设备108可以经由网络105与组织计算系统104通信。客户端设备108可以由用户操作。例如,客户端设备108可以是移动设备、平板电脑、台式计算机或具有本文描述的能力的任何计算系统。用户可以包括但不限于个人,例如订户、客户、潜在客户或与组织计算系统104相关联的实体的顾客(例如已经获得、将获得或可能获得来自与组织计算系统104相关联的实体的产品、服务或咨询的个人)。

[0045] 客户端设备108可以至少包括应用130。应用130可以表示允许访问网站或独立应用的网络浏览器。客户端设备108可以访问应用130以访问组织计算系统104的一个或更多个功能。客户端设备108可以通过网络105进行通信以请求网页(例如,来自组织计算系统104的网络客户端应用服务器114)。例如,客户端设备108可以被配置为执行应用130以查看选拔合格球员的NBA选拔预测。向客户端设备108显示的内容可以从网络客户端应用服务器114传输到客户端设备108,并且随后由应用130处理以通过客户端设备108的图形用户界面(graphical user interface,GUI)显示。

[0046] 图2是示出根据示例实施例的预测系统124的框图。如图所示,预测系统124可以包括几个模型。例如,预测系统124可以包括第一组模型201和第二组模型203。第一组模型201可以被配置为生成与球员是否将进入NBA相关的预测。第二组模型203可以被配置为生成与球员的预计选拔顺位相关的预测。集成模型220可用于将球员分类到多个仓中的一个中,每个仓表示选拔顺位(draft pick)范围。

[0047] 如图所示,第一组模型201可以包括原始数据模型202、填充数据模型204和集成模型206。原始数据模型202、填充数据模型204和集成模型206中的每一个都可以被称作为分类模型。例如,预测系统124可以包括两个模型:使用原始数据的原始数据模型202和使用填充数据的填充数据模型204,因此预测系统124不是仅使用填充数据,然后还使用集成模型206对结果进行集成。在一些实施例中,对于原始数据集和填充数据集中的每一个,可以类似地准备每个数据集以进行处理。例如,由于许多特征之间的高维度和相对相似性,可以从最高度相关的特征开始,将高度共线的特征对减半。可以移除每对中与剩余特征更相关的任何一个特征,直到没有两个特征具有高于特定阈值(例如, ≥ 0.95)的 R^2 为止。

[0048] 在一些实施例中,原始数据的原始数据模型202可以表示轻量级梯度提升机(Light Gradient Boosting Machine,LightGBM)分类器。在一些实施例中,填充数据的填充数据模型204可以表示LightGBM分类器。在一些实施例中,原始数据模型202和填充数据模型204中的每一个的超参数可以使用对跨参数网格的随机搜索的五折交叉验证(five-fold cross validation)来调整。通过使用分类器,每个模型的预测可以表示球员进入NBA

的概率。

[0049] 在一些实施例中,来自原始数据模型202和填充数据模型204的两个输出的集成可以工作以包括分别包含在两个数据集中的预测信息。集成的特征空间、随机森林分类器,可以是每场比赛的原始预测、填充预测和机会、可以类似于每场比赛的回合的AutoSTATS衍生特征。

[0050] 在一些实施例中,为了正确地理解原始数据模型202和填充数据模型204为什么做出它们的预测,预测系统124可以利用夏普利值,这是解释机器学习模型的结果的博弈论方法。夏普利值可以在每个预测的基础上提供每个特征对整体预测的贡献的方向和大小。通过对原始数据模型202和填充数据模型204中的每一个的夏普利值进行组合,结果可用于理解原始数据和填充数据之间的相互作用,以及它们可能提供的不同信息。

[0051] 虽然由原始数据模型202和填充数据模型204中的每一个生成的输出可能有助于理解模型如何起作用,但输出可用于将球员的整体数据集整理成那些似是而非的NBA球员,并开始实际的选拔建模。例如,原始数据模型202和填充数据模型204可用于识别那些具有大于x%(例如,40%)机会进入NBA的球员。

[0052] 第二组模型203可以与第一组模型201结合使用,用于预测球员可能落入的选拔顺位的范围。如图所示,预测系统124的总体架构可以包括第一组模型201(如上所述)、原始数据模型212、填充数据模型214和集成模型216。如图所示,天赋仓集成模型的新部件可以重新使用该框架,其中去相关原始数据和去相关填充数据两者都可以在单独的模型中使用,然后被集成以创建可以继续进行的三组预测。在一些实施例中,原始数据模型212和填充数据模型214中的每一个都可以是随机森林回归器,在每个选拔顺位目标处使用VORP(价值高于替代球员(value over replacement player))顺位值。然后,来自原始数据模型212和填充数据模型214的预测可以与来自使用自然梯度提升(Natural Gradient Boosting, NGBoost)的进入NBA模型(例如,集成模型216)的附加信息进行集成,以创建具有独立建模的均值和方差的回归预测。来自所有现有和新部件的输出可以使用随机森林多类分类器(例如,集成模型220)来集成。例如,来自集成模型220的输出可以将球员分类到几个仓中的一个中。示例性仓可以包括:

仓	顺位范围
1	1-2
2	3-5
3	6-8
4	9-12
5	13-17
6	18-26
7	27-39
8	40-50
9	41-61

[0053] 图3示出了根据示例实施例的与使用原始数据和填充数据为球员A生成的夏普利值对应的示例性图表300。

[0054] 如图所示,球员A可以对应于詹姆斯·怀斯曼,他在2021年NBA选拔中被金州勇士

队以第2顺位选中。怀斯曼是特别有趣的案例,因为他在他的大学生涯中总共只打了三场比赛(69分钟)。查看原始数据模型,每回合得分(PTS/Poss)和每回合盖帽(BLK/Poss)等特征非常强烈地示出进入NBA的积极指标。然而,如果没有它们的回归版本(示出为虚线填充),它们将示出为堆叠条形图。不出所料,填充数据使三场比赛的样本严重退化,并且降低了他的原始得分和盖帽输出的质量。非回归特征,例如篮筐引力(Rim Gravity)和中程引力(Midrange Gravity)(空间加权进攻效率和使用率的两个指标)在原始数据集和填充数据集两者中都表现出强烈的积极性。怀斯曼是不盲目坚持模型输出的很好的示例。该模型不知道为什么他只打了三场比赛,但是当填充数据和强回归数据被集成时,与基于他职业生涯的已知背景信息的预期相比,预测进入NBA的概率较低。

[0055] 重要的是要注意,这些值不是来自最终集成的输出,而是集成的两个主要子模型(即原始数据模型和填充数据模型)的输出。

[0056] 图4示出了根据示例实施例的与球员B的选拔天赋仓预测对应的示例性图表400。

[0057] 如图所示,球员B可以对应于阿隆·内史密斯(Aaron Nesmith)。预测系统124可以提供内史密斯具有大约62%的机会具有历史上在18-26范围内被选中的球员的统计概况。由于这不包括任何NBA或选拔前的排名,因此来自预测系统124的输出不预测球员将被带到哪里,只预测他们与什么范围的球员相似。

[0058] 虽然预测系统124实际上并不试图回答球员B有多好的问题,但在早期被选中的NBA球员通常比后来被选中的NBA球员更优秀的假设下,存在某种质量梯度的表象。

[0059] 图5A是示出根据示例实施例的预测选拔合格球员的选拔位置的范围的方法500的流程图。方法500可以开始于步骤502。

[0060] 在步骤502,组织计算系统104可以识别多场比赛的广播视频数据。在一些实施例中,可以从跟踪系统102接收广播视频数据。在一些实施例中,比赛的广播视频数据可以存储在数据存储118中。例如,广播视频数据可以存储在对应于比赛或事件的比赛文件126中。通常,广播视频数据可以包括多个视频帧。在一些实施例中,广播视频数据的一个或更多个视频帧可以包括数据,例如其中包括的记分板数据。

[0061] 在步骤504,组织计算系统104可以从广播视频数据生成跟踪数据。例如,对于每场比赛,跟踪数据系统116可以使用一种或更多种计算机视觉和/或机器学习技术来从广播视频数据生成跟踪数据。为了从广播数据生成跟踪数据,跟踪数据系统116可以将与每个球员和球对应的像素映射到点,并且可以将这些点转换成语义上有意义的事件层,事件层可以用于描述球员属性。例如,跟踪数据系统116可以被配置为摄取从跟踪系统102接收的广播视频。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以将广播视频的每个帧分类成可跟踪片段和不可跟踪片段。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以基于可跟踪片段和不可跟踪片段来校准移动相机。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以使用骨架跟踪来检测每个帧内的球员。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以随时间跟踪和重新识别球员。例如,跟踪数据系统116可以重新识别在给定帧期间不在相机视线内的球员。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以跨所有帧检测和跟踪球。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以利用光学字符识别技术。例如,跟踪数据系统116可以利用光学字符识别技术从每个帧的数字记分板中提取分数信息和剩余时间信息。

[0062] 在步骤506,组织计算系统104可以使跟踪数据丰富。在一些实施例中,使跟踪数据

丰富可以包括跟踪数据系统116将事件的实况报道数据与生成的跟踪数据合并。例如,实况报道模块120可以接收与广播视频数据对应的实况报道馈送。在一些实施例中,实况报道数据可以表示基于比赛内发生的事件的人工生成的数据。跟踪数据系统116可以将实况报道数据与原始生成的跟踪数据(其可以包括比赛和投篮时限钟)合并或对准。在一些实施例中,跟踪数据系统116可以利用模糊匹配算法,该算法可以组合实况报道数据、光学字符识别数据(例如,投篮时限钟、分数、剩余时间等)以及比赛/球位置(例如,原始跟踪数据)以生成对准跟踪数据。

[0063] 在一些实施例中,使跟踪数据丰富可以包括跟踪数据系统116对对准跟踪系统执行各种操作。例如,跟踪数据系统116可以使用实况报道数据来细化球员位置和球位置以及回合事件结束的精确帧(例如,投篮/篮板球位置)。

[0064] 在一些实施例中,使跟踪数据丰富可以包括跟踪数据系统116自动从跟踪数据中检测事件。例如,跟踪数据系统116可以包括神经网络系统,神经网络系统被训练成以顺序方式检测/细化各种事件。例如,跟踪数据系统116可以包括行动者动作注意力神经网络系统以检测/细化投篮、篮板、传球、运球和回合中的一个或多个。跟踪数据系统116还可以包括许多专家事件检测器,专家事件检测器经过训练以识别更高级别事件。示例性更高级事件可以包括但不限于背身单打、突破、单打、持球掩护、手递手传球、无球掩护等。在一些实施例中,专家事件检测器中的每一个可以表示神经网络,神经网络经过专门训练以识别特定事件类型。

[0065] 在一些实施例中,使跟踪数据丰富可以包括跟踪数据系统116利用背景信息增强检测到的事件。例如,跟踪数据系统116可以生成背景信息以增强检测到的事件。示例性背景信息可以包括防守对位信息(例如,在每一帧谁在防守谁)以及其他防守信息(例如持球掩护的覆盖范围)。

[0066] 在一些实施例中,使跟踪数据丰富可以包括跟踪数据系统116为每个对位生成“影响分数”。影响分数可以在0-100的范围捕获防守者可能对每个进攻球员的影响。在一些实施例中,影响分数的值可以基于篮球防守规则,例如但不限于与球员的接近度、距篮筐的距离、传球路线、到篮筐的路线等。

[0067] 在一些实施例中,使跟踪数据丰富可以包括跟踪数据系统116使用影响分数来为持球掩护的控球者和掩护者分配防守者角色。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以使用影响分数来为无球掩护的切入者和掩护者分配防守者角色。

[0068] 在步骤508,组织计算系统104可以填充跟踪数据。例如,填充模块122可以使用均值回归来创建新的球员表示以减少特征中的随机噪声。例如,使用每个球员可能仅20-30场比赛的NCAA数据进行建模的重大挑战之一可能是跟踪数据中看到的低频事件的高方差。例如,极高天赋的球员在职业生涯中可能仅尝试50次单打投篮。这种有限的数量可能不足以生成球员单打投篮百分比的稳健平均值。因此,填充模块122可以被配置为利用填充方法,该方法可以是观测值和样本均值之间的加权平均值。填充模块122可以求解最佳加权常数C,该常数可以最好地预测球员职业生涯的下一场比赛。因为这种方法可以应用于任何比赛级别统计,所以填充模块122可以被配置为将这种技术应用于得分记录表和AutoSTATS数据两者中的每个特征。在一些实施例中,可以排除某些球员级别统计数据,例如身高、体重、上场时间/上场回合等。

[0069] 在步骤510,组织计算系统104可以识别可能进入NBA的球员子集。在一些实施例中,预测系统124可以基于原始跟踪数据和填充跟踪数据来识别球员子集。在一些实施例中,球员子集中的每个球员可能具有比进入NBA的阈值百分比机会(例如,40%)更好的机会。

[0070] 在步骤512,组织计算系统104可以为球员子集中的每个球员预测选拔位置的范围。例如,预测系统124可以将球员子集中的每个球员分类到几个仓中的一个。每个仓可以表示选拔位置的范围。以这种方式,预测系统124可以识别每个球员具有在不同范围内挑选的球员的统计概况的机会。

[0071] 图5B是示出根据示例实施例的为来自第一联赛的球员预测第二联赛中的球员表现的方法550的流程图。方法550可以开始于步骤552。

[0072] 在步骤552,组织计算系统104可以识别第一联赛中的多场比赛的广播视频数据。在一些实施例中,第一联赛可以表示联赛或体育协会。例如,第一联赛可以是NCAA男篮、大十(Big 10)男篮、NBA东部联盟、NBA大西洋赛区、NBA G联赛、国际联赛等。在一些实施例中,可以从跟踪系统102接收广播视频数据。在一些实施例中,比赛的广播视频数据可以存储在数据存储118中。例如,广播视频数据可以存储在与比赛或事件对应的比赛文件126中。通常,广播视频数据可以包括多个视频帧。在一些实施例中,广播视频数据的一个或多个视频帧可以包括数据,例如其中包括的计分板数据。

[0073] 在步骤554,组织计算系统104可以从广播视频数据生成跟踪数据。例如,对于每场比赛,跟踪数据系统116可以使用一种或更多种计算机视觉和/或机器学习技术来从广播视频数据生成跟踪数据。为了从广播数据生成跟踪数据,跟踪数据系统116可以将与每个球员和球对应的像素映射到点,并且可以将这些点转换成语义上有意义的事件层,事件层可用于描述球员属性。例如,跟踪数据系统116可以被配置为摄取从跟踪系统102接收的广播视频。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以将广播视频的每一帧分类成可跟踪片段和不可跟踪片段。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以基于可跟踪片段和不可跟踪片段来校准移动相机。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以使用骨架来跟踪检测每个帧内的球员。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以随时间跟踪和重新识别球员。例如,跟踪数据系统116可以重新识别在给定帧期间不在相机视线内的球员。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以跨所有帧检测和跟踪球。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以利用光学字符识别技术。例如,跟踪数据系统116可以利用光学字符识别技术从每个帧的数字记分板中提取分数信息和剩余时间信息。

[0074] 在步骤556,组织计算系统104可以使跟踪数据丰富。在一些实施例中,使跟踪数据丰富可以包括跟踪数据系统116将事件的实况报道数据与生成的跟踪数据合并。例如,实况报道模块120可以接收与广播视频数据对应的实况报道馈送。在一些实施例中,实况报道数据可以表示基于比赛内发生的事件的人工生成的数据。跟踪数据系统116可以将实况报道数据与原始生成的跟踪数据(其可以包括比赛和投篮时限钟)合并或对准。在一些实施例中,跟踪数据系统116可以利用模糊匹配算法,该算法可以组合实况报道数据、光学字符识别数据(例如,投篮时限钟、分数、剩余时间等)以及比赛/球位置(例如,原始跟踪数据)以生成对准的跟踪数据。

[0075] 在一些实施例中,使跟踪数据丰富可以包括跟踪数据系统116对对准跟踪系统执

行各种操作。例如,跟踪数据系统116可以使用实况报道数据来细化球员位置和球位置以及回合事件结束的精确帧(例如,投篮/篮板球位置)。

[0076] 在一些实施例中,使跟踪数据丰富可以包括跟踪数据系统116自动地从跟踪数据中检测事件。例如,跟踪数据系统116可以包括神经网络系统,神经网络系统被训练成以顺序方式检测/细化各种事件。例如,跟踪数据系统116可以包括行动者动作注意力神经网络系统以检测/细化投篮、篮板、传球、运球和回合中的一个或多个。跟踪数据系统116还可以包括许多专家事件检测器,专家事件检测器被训练以识别更高级别的事件。示例性的更高级事件可以包括但不限于背身单打、突破、单打、持球掩护、手递手传球、无球掩护等。在一些实施例中,专家事件检测器中的每一个可以表示神经网络,神经网络被专门训练以识别特定事件类型。

[0077] 在一些实施例中,使跟踪数据丰富可以包括跟踪数据系统116利用背景信息增强检测到的事件。例如,跟踪数据系统116可以生成背景信息以增强检测到的事件。示例性背景信息可以包括防守对位信息(例如,在每一帧中谁在防守谁)以及其他防守信息(例如球掩护的覆盖范围)。

[0078] 在一些实施例中,使跟踪数据丰富可以包括跟踪数据系统116为每个对位生成“影响分数”。影响分数可以在0-100的范围捕获防守者可能对每个进攻球员的影响。在一些实施例中,影响分数的值可以基于篮球防守规则,例如但不限于与球员的接近度、距篮筐的距离、传球路线、到篮筐的路线等。

[0079] 在一些实施例中,使跟踪数据丰富可以包括跟踪数据系统116使用影响分数来为持球掩护的控球者和掩护者分配防守者角色。在一些实施例中,跟踪数据系统116还可以使用影响分数来为无球掩护的切入者和掩护者分配防守者角色。

[0080] 在步骤558,组织计算系统104可以填充跟踪数据。例如,填充模块122可以使用均值回归来创建新的球员表示以减少特征中的随机噪声。在一些实施例中,填充模块122可以被配置为利用填充方法,该方法可以是观测值和样本均值之间的加权平均值。填充模块122可以求解最佳加权常数C,该常数可以最好地预测球员职业生涯的下一场比赛。因为这种方法可以应用于任何比赛级别统计,所以填充模块122可以被配置为将这种技术应用于得分记录表和AutoSTATS数据中的每个特征。在一些实施例中,可以排除某些球员级别统计数据,例如身高、体重、上场时间/上场回合等。

[0081] 在步骤560,组织计算系统104可以为每个球员生成第二联赛中的球员表现预测。在一些实施例中,第二联赛可以是球员可以被交易、签约等的目标联赛。使用具体示例,第一联赛可以是NBA东部联盟,第二联赛可以是NBA西部联盟。在另一个示例中,第一联赛可以是G联赛,第二联赛可以是中国篮球协会。在一些实施例中,预测系统124可以通过将每个球员分类到几个仓中的一个来预测第二联赛中的球员表现。每个仓可以表示球员表现的等级(例如,仓1=板凳球员;仓2=轮换球员;仓3=首发球员;仓4=超级明星;等等)。在一些实施例中,预测系统124可以通过预测或估计新联赛中每个球员的赛季平均值来预测球员表现。

[0082] 图6A示出了根据示例实施例的计算系统600的架构。系统600可以表示组织计算系统104的至少一部分。系统600的一个或多个部件可以使用总线605彼此电气通信。系统600可以包括处理单元(中央处理器(Central Processing Unit,CPU)或处理器)610和系统

总线605,系统总线605将包括系统存储器615(例如只读存储器(read only memory,ROM) 620和随机存取存储器(random access memory, RAM) 625)的各种系统部件耦接到处理器610。系统600可以包括与处理器610直接连接、靠近处理器610或集成作为处理器610的一部分的高速存储器的高速缓存。系统600可以将数据从存储器615和/或存储设备630复制到高速缓存612以供处理器610快速访问。以这种方式,高速缓存612可以提供避免处理器610在等待数据时延迟的性能提升。这些和其他模块可以控制或被配置为控制处理器610执行各种动作。其他系统存储器615也可供使用。存储器615可以包括具有不同性能特征的多种不同类型的存储器。处理器610可以包括任何通用处理器和硬件模块或软件模块(例如存储在存储设备630中的服务1 632、服务2 634和服务3 636),被配置为控制处理器610以及软件指令被合并到实际处理器设计中的专用处理器。处理器610本质上可以是完全自包含的计算系统,包含多个核或处理器、总线、存储器控制器、高速缓存等。多核处理器可以是对称的或非对称的。

[0083] 为了使用户能够与计算系统600交互,输入设备645可以表示任何数量的输入机制,例如用于语音的麦克风、用于手势或图形输入的触敏屏幕、键盘、鼠标、运动输入、语音等等。输出设备635(例如,显示器)也可以是本领域技术人员已知的多种输出机制中的一种或更多种。在一些情况下,多模式系统可以使用户能够提供多种类型的输入以与计算系统600通信。通信接口640通常可以支配和管理用户输入和系统输出。对在任何特定硬件布置上的操作没有限制,因此这里的基本特征可以很容易地在它们被开发时替换为改进的硬件或固件布置。

[0084] 存储设备630可以是非易失性存储器并且可以是硬盘或可以存储计算机可访问的数据的其他类型的计算机可读介质,例如磁带盒、闪存卡、固态存储器设备、数字通用磁盘、盒式磁带、随机存取存储器(RAM) 625、只读存储器(ROM) 620及它们的混合。

[0085] 存储设备630可以包括用于控制处理器610的服务632、634和636。可以设想其他硬件或软件模块。存储设备630可以连接到系统总线605。一方面,执行特定功能的硬件模块可以包括存储在计算机可读介质中与必要的硬件部件相关的软件部件(例如处理器610、总线605、输出设备635等)以执行该功能。

[0086] 图6B示出了具有芯片组架构的计算机系统650,芯片组架构可以表示组织计算系统104的至少一部分。计算机系统650可以是用于实现所公开技术的计算机硬件、软件和固件的示例。系统650可以包括处理器655,表示任何数量的物理上和/或逻辑上不同的资源,这些资源能够执行被配置为执行所识别的计算的软件、固件和硬件。处理器655可以与芯片组660通信,芯片组660可以控制处理器655的输入和处理器655的输出。在该示例中,芯片组660将信息输出到输出665(例如显示器),并且可以读取信息并将信息写入存储设备670,该存储设备可以包括例如磁介质和固态介质。芯片组660还可以从RAM 675读取数据以及向RAM 675写入数据。可以提供用于与各种用户接口部件685接口的桥680以与芯片组660接口。这样的用户接口部件685可以包括键盘、麦克风、触摸检测和处理电路、诸如鼠标的定点设备等。一般而言,系统650的输入可以来自机器生成的和/或人工生成的各种源中的一个。

[0087] 芯片组660还可以与可以具有不同物理接口的一个或多个通信接口690接口。这样的通信接口可以包括用于有线和无线局域网、用于宽带无线网络以及个人局域网的接

口。本文公开的用于生成、显示和使用GUI的方法的一些应用可以包括通过物理接口接收有序数据集或者由机器本身通过处理器655分析存储在存储设备670或RAM 675中的数据来生成。此外,机器可以通过用户界面部件685从用户接收输入并执行适当的功能,例如通过使用处理器655解释这些输入来浏览功能。

[0088] 可以理解,示例系统600和650可以具有多于一个处理器610,或者是联网在一起以提供更大处理能力的计算设备的组或集群的一部分。

[0089] 虽然前面针对本文描述的实施例,但是在不脱离本文基本范围的情况下可以设计出其他和进一步的实施例。例如,本公开的方面可以以硬件或软件或硬件和软件的组合来实现。本文描述的一个实施例可以实现为与计算机系统一起使用的程序产品。程序产品的程序定义了实施例的功能(包括本文描述的方法),并且可以包含在各种计算机可读存储介质上。说明性计算机可读存储介质包括但不限于:(i)其上永久存储信息的不可写存储介质(例如,计算机内的只读存储器(ROM)设备(例如由CD-ROM驱动器可读的只读光盘存储器(compact disc read-only memory,CD-ROM)盘、闪存、ROM芯片或任何类型的固态非易失性存储器);以及(ii)其上存储可更改信息的可写存储介质(例如,软盘驱动器或硬盘驱动器内的软盘或任何类型的固态随机存取存储器)。这样的计算机可读存储介质在携带指导所公开实施例的功能的计算机可读指令时是本公开的实施例。

[0090] 本领域技术人员将理解,前述示例是示例性的而非限制性的。意图是,在阅读说明书和研究附图后,所有排列、增强、等同物和改进对于本领域技术人员而言是显而易见的,并且包括在本公开的真实精神和范围内。因此,以下所附权利要求旨在包括落入这些教导的真实精神和范围内的所有此类修改、排列和等同物。

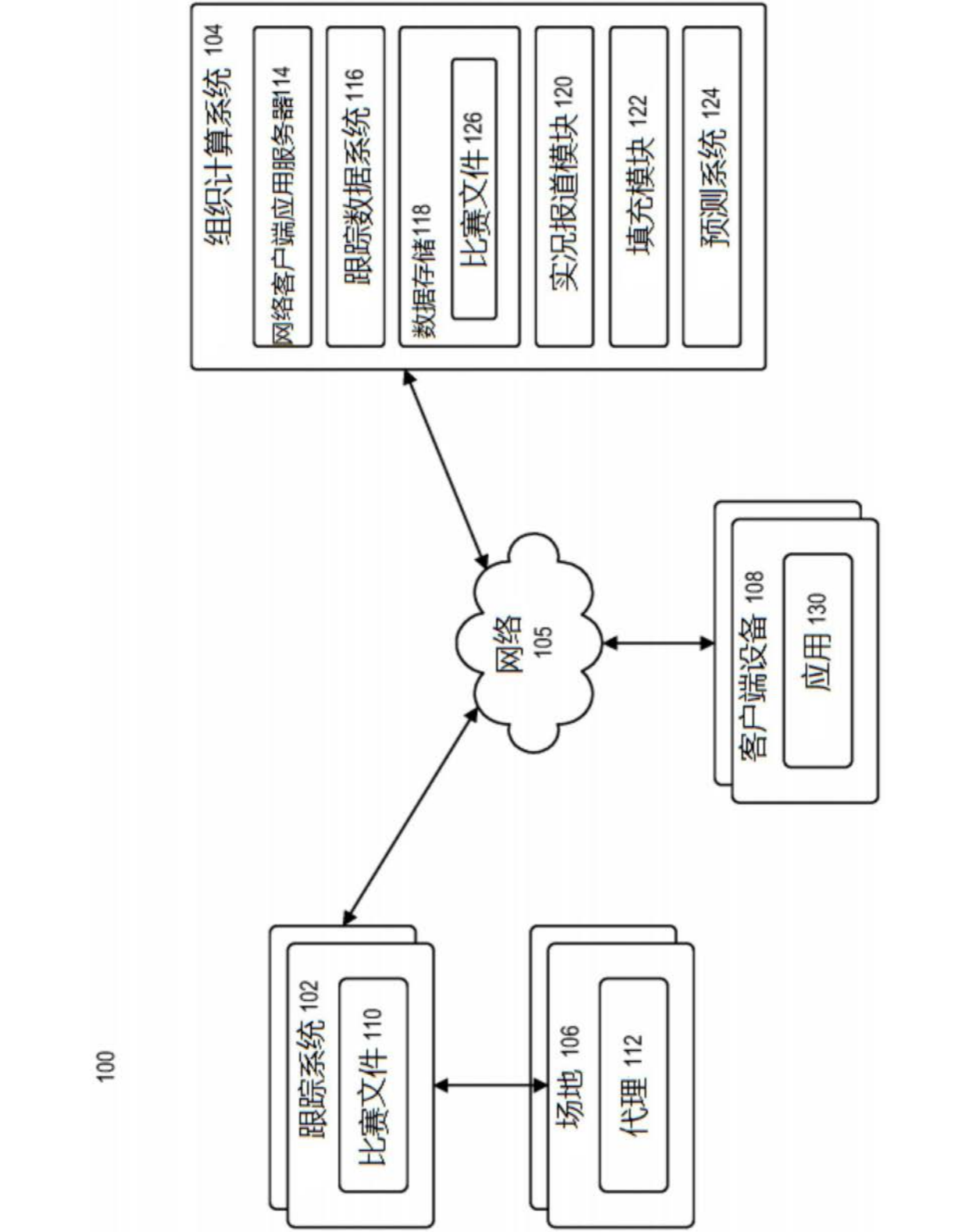


图1

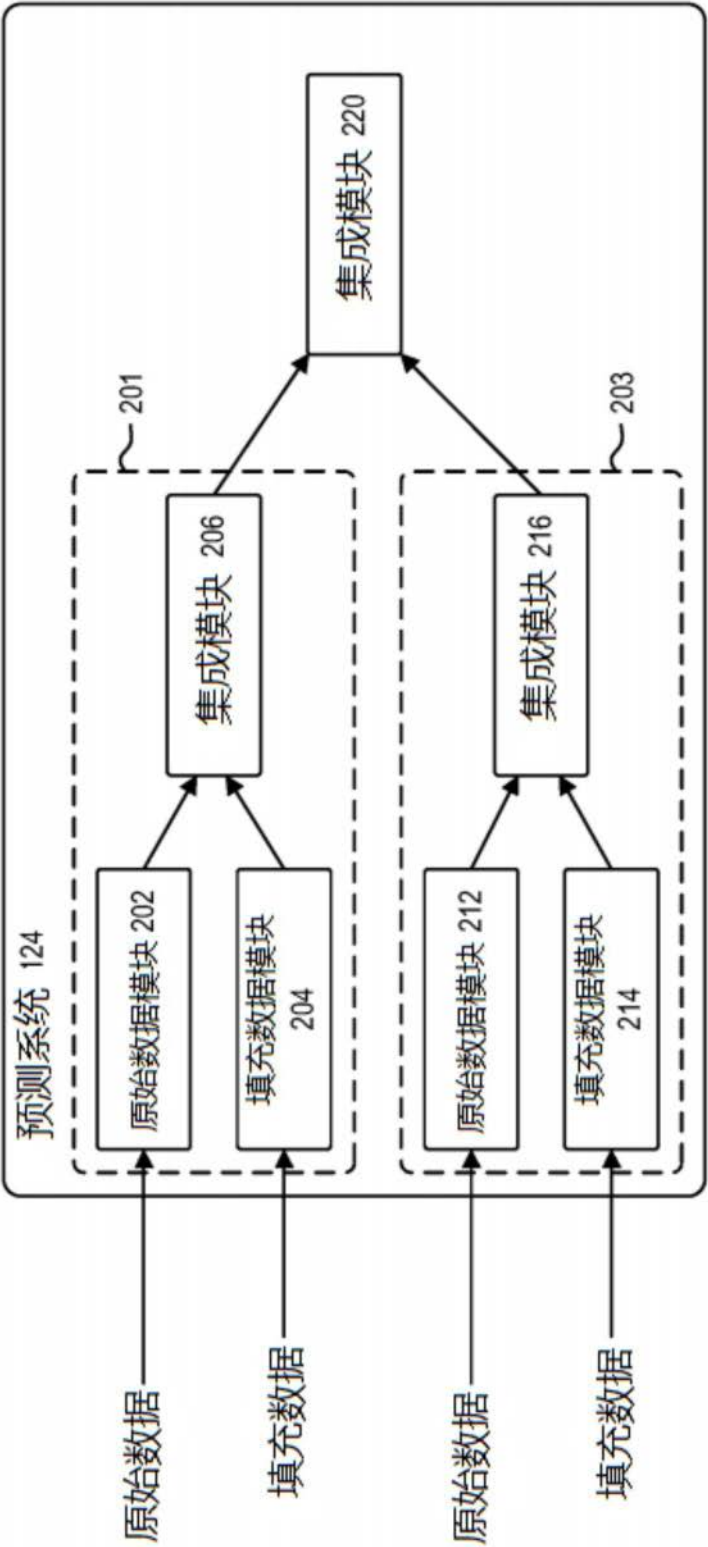


图2

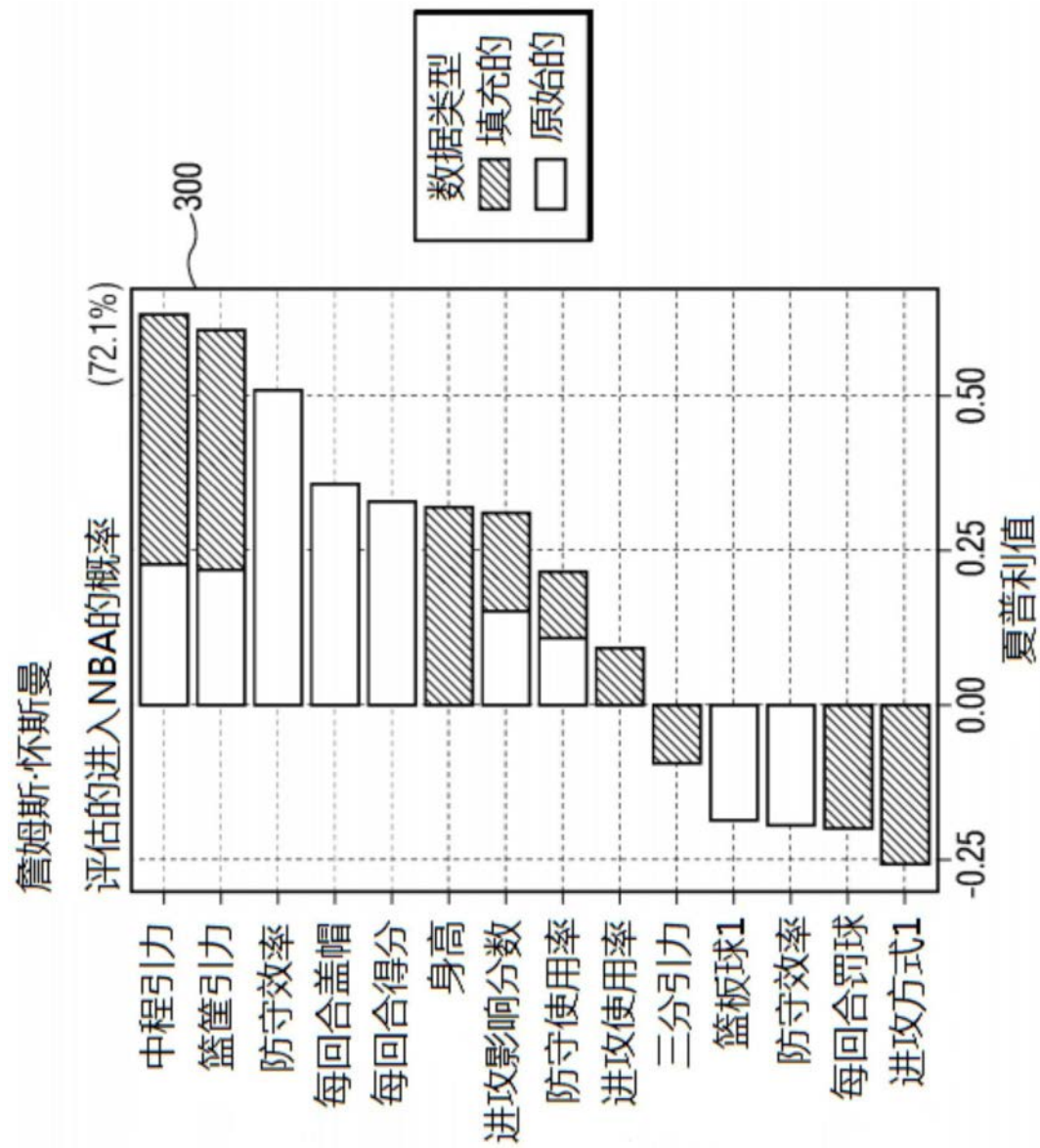


图3

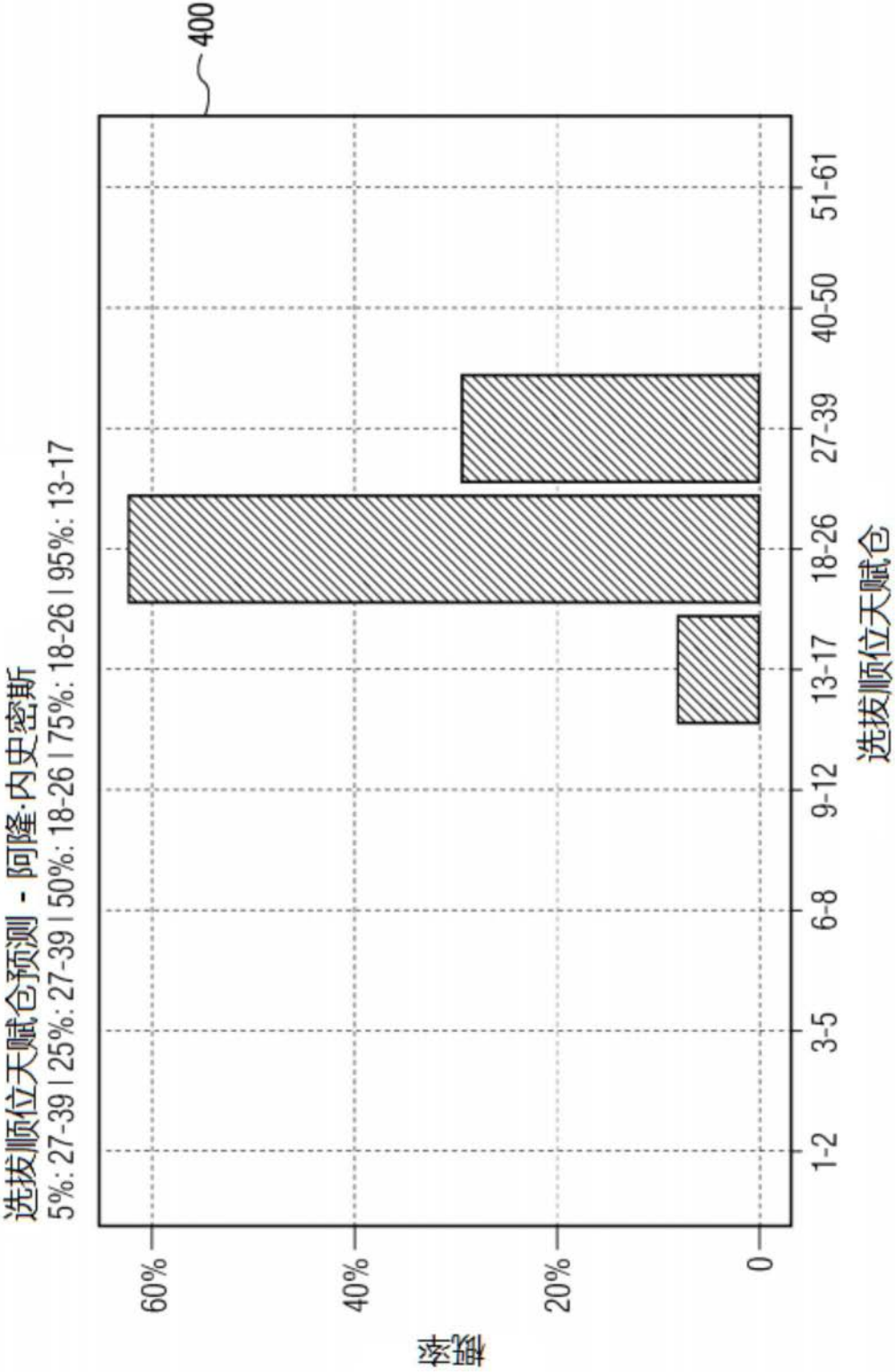


图4

500

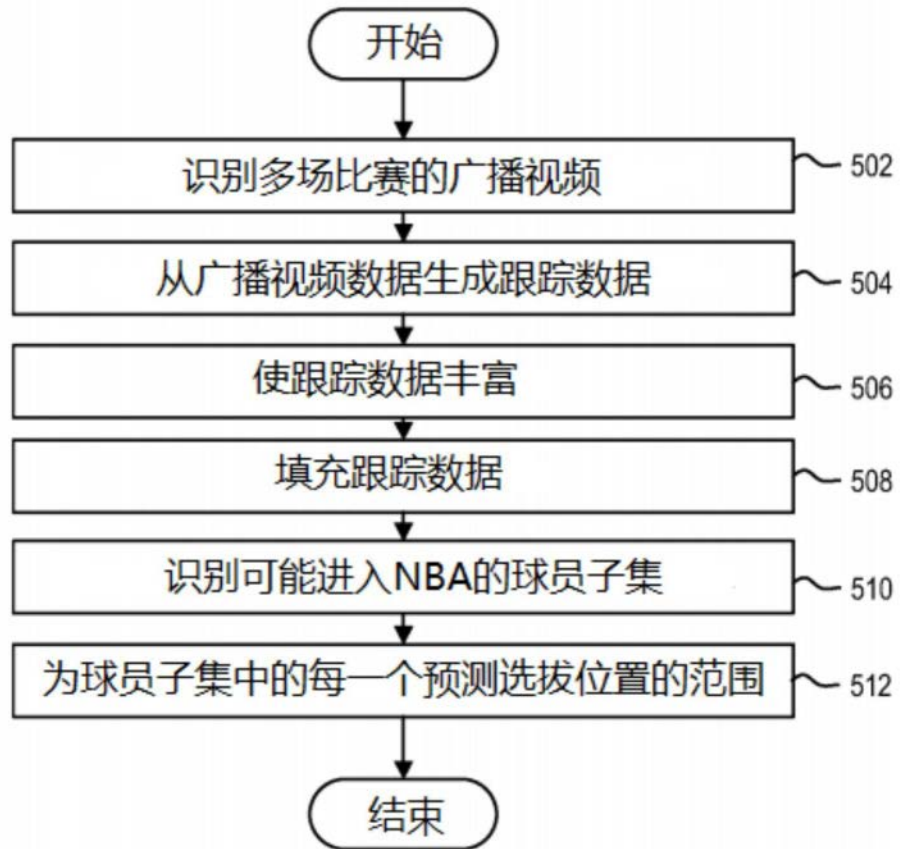


图5A

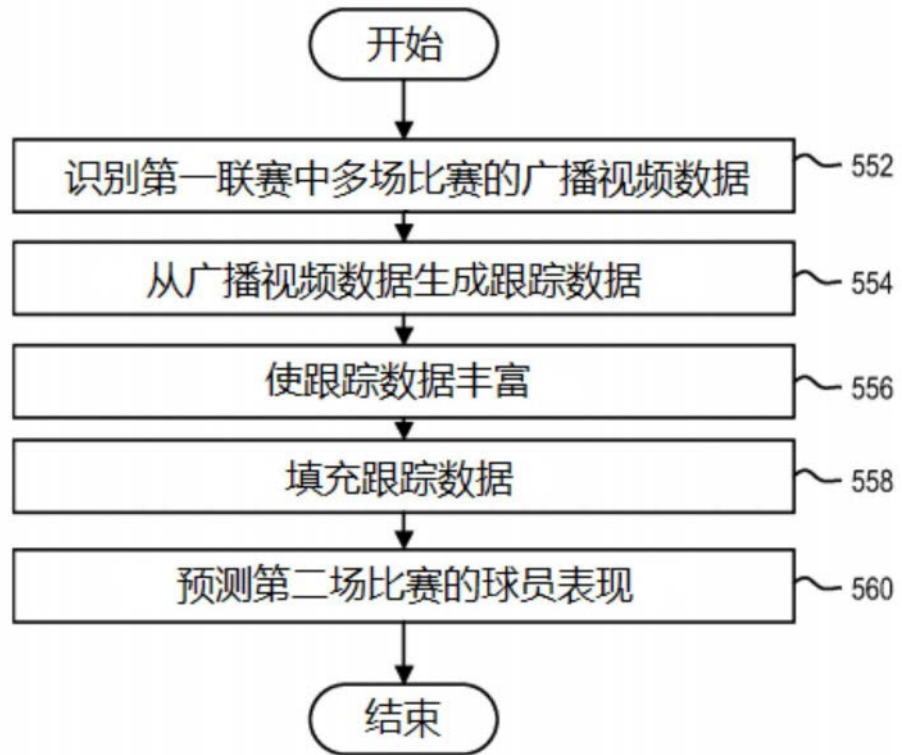
550

图5B

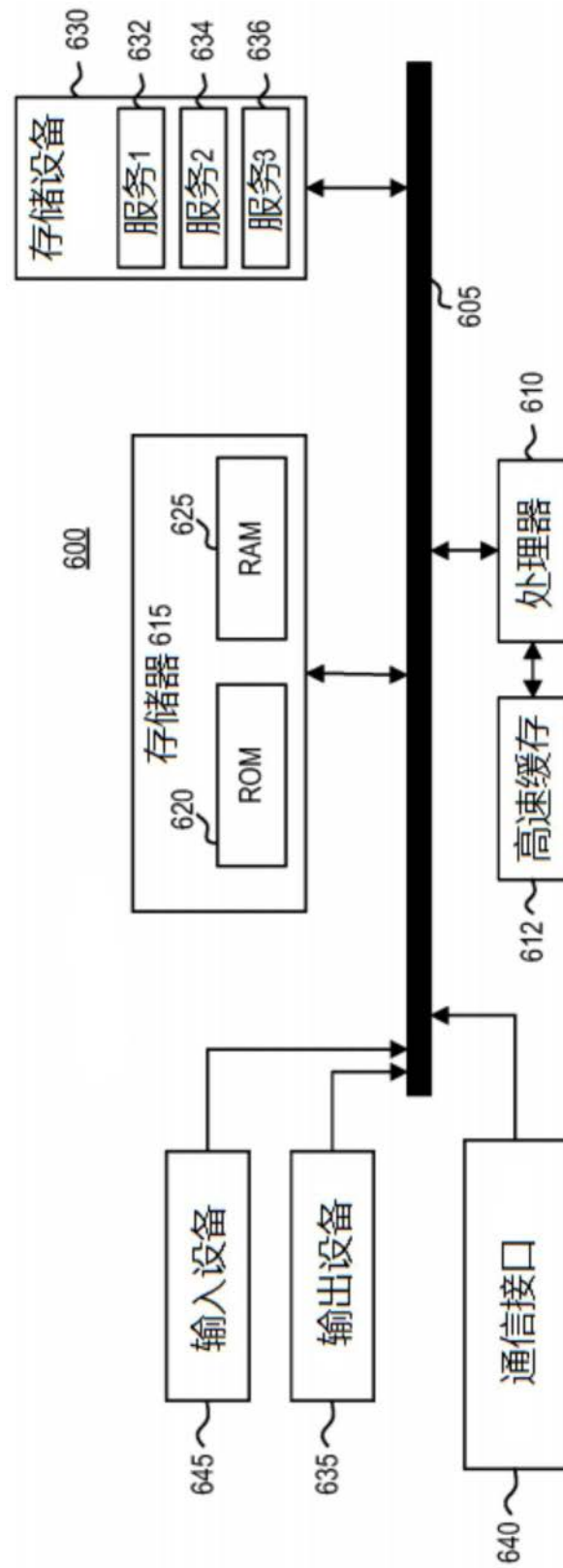


图6A

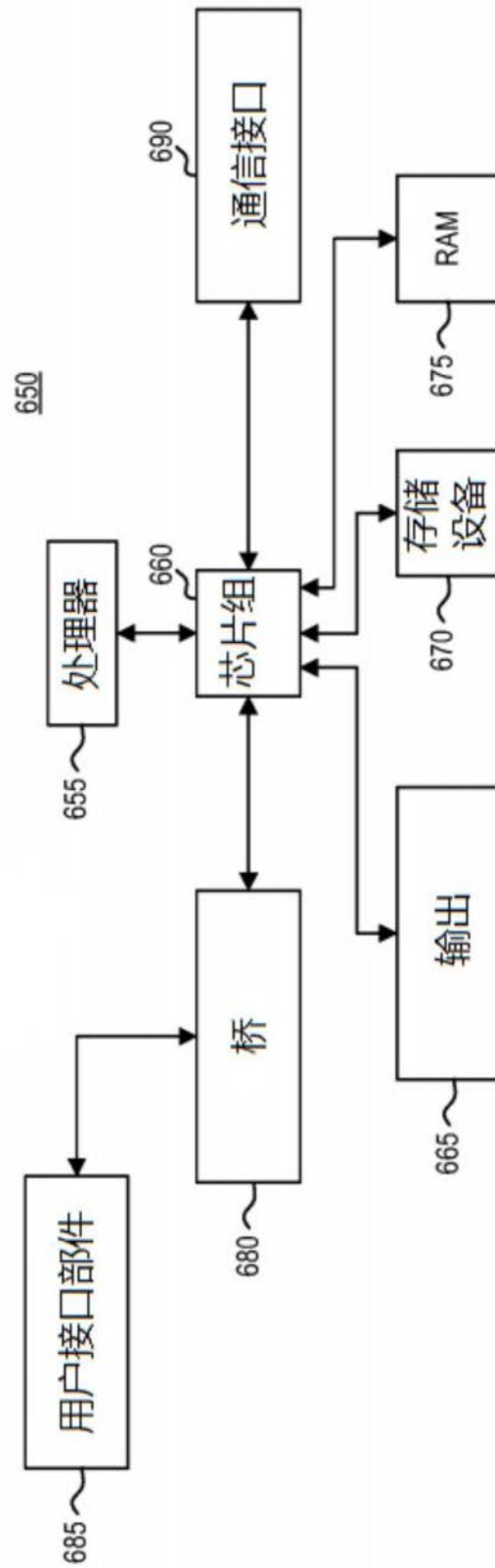


图6B