



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 120163208 A

(43) 申请公布日 2025. 06. 17

(21) 申请号 202411834600.8

G06F 3/01 (2006.01)

(22) 申请日 2024.12.13

(30) 优先权数据

23307206.5 2023.12.14 EP

24217121.3 2024.12.03 EP

(71) 申请人 依视路国际公司

地址 法国

(72) 发明人 M·罗尔 A·勒凯恩 J·沙尔勒

J·吉根 A·德比厄夫尔 黄意玲

(74) 专利代理机构 中国贸促会专利商标事务所

有限公司 11038

专利代理师 杜文树

(51) Int.Cl.

G06N 3/098 (2023.01)

G06N 3/04 (2023.01)

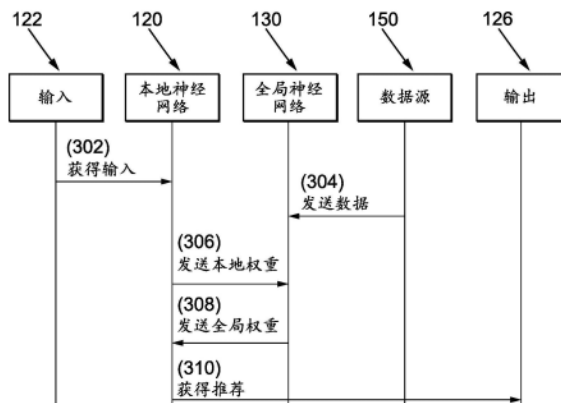
权利要求书2页 说明书16页 附图5页

(54) 发明名称

服务环境中的联邦学习

(57) 摘要

本公开涉及服务环境中的联邦学习。本公开涉及一种用于零售环境中的应用程序的计算设备,该计算设备包括:接口模块,该接口模块被配置为在本地神经网络与全局神经网络之间发送和接收信号,其中:由该计算设备实施的该本地神经网络被配置为处理和分析与头戴式设备的佩戴者或潜在佩戴者相关的店内数据,以用于预测性和个性化服务提供,并且该接口模块使得该本地神经网络能够通过所发送和所接收的信号而参与与该全局神经网络的联邦学习过程。



1. 一种计算设备, 包括:

接口模块, 所述接口模块被配置为在本地神经网络与全局神经网络之间发送和接收信号,

其中:

由所述计算设备实施的所述本地神经网络被配置为处理和分析与头部可佩戴设备的佩戴者或潜在佩戴者相关的数据, 以用于预测性和个性化服务提供, 并且

所述接口模块使得所述本地神经网络能够通过所发送和所接收的信号而参与与所述全局神经网络的联邦学习过程。

2. 一种方法, 包括:

通过计算设备的输入模块收集与头部可佩戴设备的佩戴者或潜在佩戴者相关的数据, 通过所述计算设备内的本地神经网络处理店内数据, 以用于提供至少一种预测性和个性化服务,

通过所述计算设备内的接口模块在所述本地神经网络与全局神经网络之间发送和接收信号,

其中, 所述本地神经网络参与与所述全局神经网络的联邦学习过程, 所述联邦学习过程通过所述信号的所述发送和接收得到促进。

3. 如权利要求2所述的方法, 其中:

所述数据包括由成像设备捕获的图像, 所述图像描绘了在头部可佩戴设备的实际试戴期间的佩戴者或潜在佩戴者,

处理所述数据包括确定与所述图像中所述头部可佩戴设备的轮廓相对应的框定点, 其中, 所述联邦学习过程增强对所述框定点的确定。

4. 如权利要求2所述的方法, 其中:

所述数据包括潜在佩戴者的实时或静态面部数据,

处理所述数据包括基于所述面部数据生成佩戴头部可佩戴设备的所述潜在佩戴者的模拟外观, 实施虚拟试戴过程, 其中, 所述联邦学习过程增强对所述模拟外观的渲染。

5. 如权利要求4所述的方法, 其中:

所述数据进一步包括由所述输入模块从所述潜在佩戴者收集的关于所述虚拟试戴的感知舒适度的反馈, 并且

处理所述数据进一步包括由所述本地神经网络在后续的虚拟试戴中基于所述反馈来调整对所述模拟外观的所述渲染。

6. 如权利要求2所述的方法, 其中:

所述店内数据包括潜在佩戴者的至少一只眼睛的一个或多个测量值或特性, 并且

处理所述数据包括分析所述一个或多个测量值或特性, 以确定针对所述潜在佩戴者的处方, 其中, 所述联邦学习过程增强所述处方的准确性。

7. 如权利要求2至6中任一项所述的方法, 其中, 所述联邦学习过程包括:

将来自所述本地神经网络的特定模型的权重与其他本地神经网络的其他特定模型的权重合并或组合, 以创建充分利用来自所有特定模型的特定特性的通用模型, 以及

基于所述通用模型的权重更新所述本地神经网络, 从而增强所述本地神经网络的能力。

8. 如权利要求2至7中任一项所述的方法,其中,所述本地神经网络促进基于与所述本地神经网络的先前输出相关联的修正或反馈的持续学习。

9. 如权利要求2至8中任一项所述的方法,其中,所述数据还包括佩戴者特定的信息,如个人数据、物联网数据、佩戴者偏好,并且所述本地神经网络充分利用所述佩戴者特定的信息增强所述服务提供的准确性和个性化。

10. 一种非暂态计算机可读存储介质,其上存储有包括指令的计算机程序,所述指令在由处理器执行时使所述处理器执行如权利要求2至9中任一项所述的方法。

11. 如权利要求1所述的计算设备,其中,与头部可佩戴设备的佩戴者或潜在佩戴者相关的所述数据包括店内数据。

12. 如权利要求1或11所述的计算设备,其中,所述数据包括由所述佩戴者或潜在佩戴者使用的视力障碍控制解决方案的特性,并且所述预测性和个性化服务提供包括确定所述佩戴者或潜在佩戴者的视觉特性的未来值。

13. 如权利要求12所述的计算设备,其中,所述视力障碍是近视。

14. 如权利要求1和11至13中任一项所述的计算设备,其中,所述数据包括由所述佩戴者或潜在佩戴者使用的听力障碍控制解决方案的特性,并且所述预测性和个性化服务提供包括确定所述佩戴者或潜在佩戴者的听觉特性的未来值。

服务环境中的联邦学习

技术领域

[0001] 本发明涉及数据科学,更具体地,涉及一种用于例如在零售环境中部署应用程序的计算设备、相应的方法和相应的计算机可读存储介质。

背景技术

[0002] 在零售环境中,对先进创新和算法的需求日益增长,以便为客户提供个性化服务。然而,敏感客户数据的共享以及遵守数据保护法规的必要性带来了重大挑战。验光师和其他眼科护理专业人员(ECP)需要在不损害数据隐私或不违反保密要求的情况下访问算法和预测模型。

[0003] 传统方法涉及集中和共享大量数据,以改进预测模型和算法。然而,这种方法往往受到监管限制、数据保护规定以及客户信息的专有性质的阻碍。需要一种新颖的解决方案,该解决方案克服这些限制并且使得零售商和个体经营者能够充分利用先进算法,同时维护数据隐私和保密性。

[0004] 预测建模和机器学习领域中的现有方法存在几个缺点。对敏感数据的不断加强的监管和对客户数据保护的重视限制了与各组织的数据共享,从而限制了ECP获取能够增强服务质量的先进技术。

[0005] 另外,不同店铺之间缺乏共同的经验,妨碍了个体零售商的预测模型的有效性,这些模型严重依赖于其自身店铺的经验或数据集。

[0006] 此外,与收集大量数据相关联的实际困难,如遵守数据保护法规和数据存储限制,对改进机器学习模型构成了障碍。

[0007] 需要能够克服上述限制的设备和方法。

发明内容

[0008] 本发明由所附独立权利要求限定。本文公开的构思的附加特征和优点在以下描述中阐述。

[0009] 本公开旨在改善该情况。

[0010] 为此,本公开描述了一种计算设备,该计算设备包括:

[0011] 接口模块,该接口模块被配置为在本地神经网络与全局神经网络之间发送和接收信号,

[0012] 其中:

[0013] 由该计算设备实施的该本地神经网络被配置为处理和分析与头部可佩戴设备的佩戴者或潜在佩戴者相关的数据,以用于预测性和个性化服务提供,并且

[0014] 该接口模块使得该本地神经网络能够通过所发送和所接收的信号而参与与该全局神经网络的联邦学习过程。

[0015] 换言之:

[0016] 该计算设备被配置为使用该本地神经网络处理和分析与头部可佩戴设备的佩戴

者或潜在佩戴者相关的数据,以用于预测性和个性化服务提供,并且

[0017] 该接口模块被配置为在该本地神经网络与该全局神经网络之间发送和接收这些信号,从而使得该本地神经网络能够通过所发送和所接收的信号而参与与该全局神经网络的联邦学习过程。

[0018] 例如,该计算设备可以是一种用于零售环境中的应用程序的计算设备,该计算设备包括:

[0019] 接口模块,该接口模块被配置为在本地神经网络与全局神经网络之间发送和接收信号,

[0020] 其中:

[0021] 由该计算设备实施的该本地神经网络被配置为处理和分析与头戴式设备的佩戴者或潜在佩戴者相关的店内数据,以用于预测性和个性化服务提供,并且

[0022] 该接口模块使得该本地神经网络能够通过所发送和所接收的信号而参与与该全局神经网络的联邦学习过程。

[0023] 联邦学习针对这些挑战提供了一种有前景的解决方案。通过利用分布式和非集中式数据科学技术,联邦学习使得不同实体能够在不直接共享数据的情况下联合训练机器学习模型。这种方法限制了数据流,解决了生态和安全问题,并且允许利用更高效和通用的算法。

[0024] 本公开还描述了一种方法,该方法包括:

[0025] 通过计算设备的输入模块收集与头部可佩戴设备的佩戴者或潜在佩戴者相关的数据,

[0026] 通过该计算设备内的本地神经网络处理该店内数据,以用于提供至少一种预测性和个性化服务,

[0027] 通过该计算设备内的接口模块在该本地神经网络与全局神经网络之间发送和接收信号,

[0028] 其中,该本地神经网络参与与该全局神经网络的联邦学习过程,该联邦学习过程通过该信号的发送和接收得到促进。

[0029] 例如,该方法可以是一种用于在零售环境中部署应用程序的方法,该方法包括:

[0030] 通过计算设备的输入模块收集与头戴式设备的佩戴者或潜在佩戴者相关的店内数据,

[0031] 通过该计算设备内的本地神经网络处理该店内数据,以用于提供至少一种预测性和个性化服务,

[0032] 通过该计算设备内的接口模块在该本地神经网络与全局神经网络之间发送和接收信号,

[0033] 其中,该本地神经网络参与与该全局神经网络的联邦学习过程,该联邦学习过程通过该信号的发送和接收得到促进。

[0034] 本公开还描述了一种计算机可读存储介质,可选地为非暂态计算机可读存储介质,其上存储有包括指令的计算机程序,这些指令在由处理器执行时使该处理器执行在此描述的方法。

[0035] 存储介质可以包括硬盘驱动器、固态驱动器、CD、USB驱动器等。在本上下文中,其

被用于指代正在存储运行该方法的计算机程序的任何介质。

[0036] 本公开还描述了一种计算机程序,该计算机程序包括可由处理器访问的指令,并且这些指令在由处理器执行时使该处理器执行在此描述的方法。

[0037] 本公开还描述了一种配备有处理器的设备,该处理器可操作地连接到存储器和通信接口,该设备被配置为执行在此描述的任何方法。

[0038] 在一个示例中,该数据(或店内数据)包括由成像设备捕获的图像,这些图像描绘了在头部可佩戴(或头戴式)设备的实际试戴期间的佩戴者或潜在佩戴者,并且处理该数据(或店内数据)包括确定与这些图像中头戴式设备的轮廓相对应的框定点(boxing point),其中,该联邦学习过程增强对这些框定点的确定。

[0039] 处理图像(或店内图像)以确定框定点在确保头部可佩戴(或头戴式)设备的最佳配适度方面具有实际应用。这种方法能够实现精准定制,从而增强佩戴者的舒适度和满意度。在本上下文中使用联邦学习包括改进测量的准确性,从而带来更配适的产品。这在眼镜配适中可能尤为有用,在眼镜装配中,即使微小的差异也可能影响佩戴者的舒适度。

[0040] 在一个示例中,该数据(或店内数据)包括潜在佩戴者的实时或静态面部数据,并且处理该数据(或店内数据)包括基于该面部数据生成佩戴头部可佩戴(或头戴式)设备的该潜在佩戴者的模拟外观,实施虚拟试戴过程,其中,该联邦学习过程增强对该模拟外观的渲染。

[0041] 利用实时或静态面部数据生成模拟外观为虚拟试戴提供了显著优势。它使得客户能够无需实际试戴即可直观感受不同的头部可佩戴(或头戴式)设备在自己身上的效果,从而节省时间并增强购物体验。在本上下文中,联邦学习能够实现对产品的更具吸引力且更准确地展示,这在时尚和眼镜零售领域尤为有利。

[0042] 在一个示例中,该数据(或店内数据)进一步包括由该输入模块从该潜在佩戴者收集的关于该虚拟试戴的感知舒适度的反馈,并且处理该数据(或店内数据)进一步包括由该本地神经网络在后续的虚拟试戴中基于该反馈来调整对该模拟外观的该渲染。

[0043] 将反馈结合到虚拟试戴过程中可以实现迭代改进,从而增强用户满意度。通过基于佩戴者反馈调整渲染,模型能够提供更加个性化和舒适的体验。这种方法在根据个人偏好定制虚拟试戴方面尤为有效,从而提高客户参与度并改进产品选择。

[0044] 在一个示例中,该数据(或店内数据)包括潜在佩戴者的至少一只眼睛的一个或多个测量值或特性,并且处理该数据(或店内数据)包括分析该一个或多个测量值或特性,以确定针对该潜在佩戴者的处方,其中,该联邦学习过程增强该处方的准确性。

[0045] 分析眼睛测量值或特性以确定处方可大大有助于个性化眼科护理的推荐过程。通过联邦学习的增强,这种方法在处方确定方面提供更高的准确性,减少误差,并最终为个体提供更加定制化的光学解决方案。

[0046] 在一个示例中,联邦学习过程包括:将来自该本地神经网络的特定模型的权重与其他本地神经网络的其他特定模型的权重合并或组合,以创建充分利用来自所有特定模型的特定特性的通用模型,以及基于该通用模型的权重更新该本地神经网络,从而增强该本地神经网络的能力。

[0047] 联邦学习过程中模型权重的合并或组合促进了更稳健和更具适应性的神经网络。通过充分利用各个本地模型的优势,所得的通用模型展现出增强的预测能力和通用性。这

在多样化的零售环境中尤为有利,在这些零售环境中,满足广泛的客户需求和偏好的能力至关重要。

[0048] 在一个示例中,该本地神经网络促进基于与该本地神经网络的先前输出相关联的修正或反馈的持续学习。

[0049] 本地神经网络的通过反馈和修正的影响而进行的持续学习能力确保持续完善和相关性。由此产生的系统不仅能够适应当前的趋势和偏好,而且随着时间的推移,其准确性也会不断提高。这一特点在动态零售环境中尤为有利,在这种环境中,客户偏好和产品供应经常发生变化。

[0050] 在一个示例中,该数据(或店内数据)还包括佩戴者特定的信息,如个人数据、物联网数据、佩戴者偏好,并且该本地神经网络充分利用该佩戴者特定的信息增强服务提供的准确性和个性化。

[0051] 充分利用佩戴者特定的信息(如个人数据和偏好),增强了服务提供的个性化和准确性。这种方法能够实现更加定制化的购物体验,直接解决了每个佩戴者的独特需求和偏好。在如定制眼镜或个性化健康设备零售等环境中,这种能力可以显著提升客户满意度。

[0052] 在一个示例中,该数据(或店内数据)包括由该佩戴者或潜在佩戴者使用的视力障碍控制解决方案的特性,并且该预测性和个性化服务提供包括确定该佩戴者或潜在佩戴者的视觉特性的未来值。

[0053] 在一个示例中,该视力障碍是近视。

[0054] 在一个示例中,该数据(或店内数据)包括由该佩戴者或潜在佩戴者使用的听力障碍控制解决方案的特性,并且该预测性和个性化服务提供包括确定该佩戴者或潜在佩戴者的听觉特性的未来值。

附图说明

[0055] 图1描绘了示例性实施例中的适于有助于在头戴式设备的零售环境中部署应用程序的系统的总体概览。

[0056] 图2描绘了示例性实施例中的人工神经网络的一般结构。

[0057] 图3描绘了示例性实施例中的图1所示的元件之间的通信方案。

[0058] 图4至图6描绘了在示例性实施例中,可以利用联邦学习模拟近视控制的治疗效的各种场景。

具体实施方式

[0059] 本公开重点关注有助于在头戴式设备的零售环境中部署应用程序的方法和系统。

[0060] “零售环境”不仅可以包括实体零售环境,如商店、体验中心、贸易展览、博览会、服务和支持中心,还可以包括虚拟或增强现实空间、在线商店和移动商务平台。

[0061] “头部可佩戴设备”可以是任何可佩戴在头部的设备。在本公开的上下文中,这可以包括但不限于眼镜、头戴式耳机、头盔、虚拟现实设备、增强现实设备、全息显示器、直接神经接口等。头部可佩戴设备可以包括一个或多个光学镜片。光学镜片是一块具有弧形侧面的透明物质,用于聚集或分散光线。

[0062] “头戴式设备的零售环境”应被理解为头戴式设备所处的或可以被销售、展示或供

客户体验的零售环境。

[0063] “应用程序”是指为最终用户或另一应用程序执行一个或多个功能的计算机程序、服务或更广泛意义上的一个软件。术语“应用程序”还应包括软件套件、移动应用程序、基于网络的平台以及尚未开发的任何未来形式的软件技术。它可以是独立的,也可以是更大系统的一部分。

[0064] “部署”应被理解为包括应用程序的初始设置和/或持续运行的操作、维护和升级。这可以涵盖基于云的服务、店内服务器或分布式计算环境。部署可以涉及与现有零售管理系统、销售点系统或电子商务平台的集成。这可能包括虚拟试戴应用程序、客户关系管理(CRM)系统或库存跟踪应用程序。

[0065] 其中公开的主要元素涉及一种适合于参与在零售环境中部署应用程序的计算设备或系统。

[0066] “计算设备或系统”这一称谓涵盖了广泛的计算硬件范围并且还可以指代虚拟计算机。

[0067] 计算设备或系统至少包括接口模块,该接口模块被配置为作为信号发送器和信号接收器两者通过依赖于任何种类的数据传输技术来支持在本地神经网络与全局神经网络之间的双向通信。

[0068] 这些信号封装了与促进本地神经网络与全局神经网络协同运行和/或与促进全局神经网络与本地神经网络协同运行相关的数据。更具体地,该接口模块被配置为使得该本地神经网络能够通过所发送和所接收的信号而参与与该全局神经网络的联邦学习过程。

[0069] “本地神经网络”与网络的局部区域相关联,无论是从地理还是从拓扑结构的角度来看,而“全局神经网络”与整个网络或至少与网络的多个局部区域相关联。“本地神经网络”与“全局神经网络”之间的区别应当是灵活的,从而允许网络存在各种配置和层次结构。例如,本地网络可以特定于商店,而全局网络可以覆盖整个零售连锁,甚至包括来自参与数据共享以实现互利的不同公司的网络。

[0070] 该计算设备进一步被配置为实施、处理或管理本地神经网络。

[0071] 在其双重功能角色中,该计算设备不仅实施、管理和处理本地神经网络,而且还通过其接口模块充当中枢通信链路。接口模块具体地用作促进计算设备与另一外部实体(如另一计算设备或系统)之间的交互的桥梁。该外部实体的任务是实施、管理或处理全局神经网络。因此,计算设备在直接参与本地神经网络的复杂处理和运作的同时,其接口模块通过实现与全局神经网络的无缝双向通信来扩展其功能,从而强化计算设备在更广泛的互联系统中的核心作用。

[0072] 该计算设备或系统可以进一步包括非暂态存储介质,该存储介质至少存储包含在要通过接口模块发送的信号中的数据和/或包含在已经通过接口模块接收的信号中的数据。该非暂态存储介质可以进一步存储不包含在任何要使用接口模块发送的信号中并且不包含在任何已经使用接口模块接收的信号中的附加数据。

[0073] 该计算设备或系统可以进一步包括处理单元,该处理单元被配置为至少与非暂态存储介质和接口模块协同地参与管理本地神经网络。

[0074] 该计算设备或系统可以进一步包括其他元件,包括但不限于输入模块和/或输出模块。人机界面是可以用作输入模块和/或输出模块的界面的示例。

[0075] 在本公开的上下文中,该计算设备或系统的示例包括店铺或商店中的终端、该店铺或商店中的网关设备和/或跨本地的一组店铺或商店协调数据的服务器。

[0076] 通过实施本地神经网络,计算设备或系统处理和分析与头戴式设备的佩戴者或潜在佩戴者相关的数据,以用于预测性和个性化服务提供。

[0077] “数据”是与较大位置群组中的一个或多个位置相关联的数据。这些位置可以是例如店铺(例如实体商店或允许在在线市场上销售产品的虚拟店铺)、ECP办公室、医院,或者当用户直接在家中收集数据或使用数据时用户的房屋。“数据”可以涵盖在店铺的物理范围内生成的数据和/或与店铺的运营相关的数据,这些数据可以在线或通过其他渠道生成。这可以包括与店铺产品相关的在线客户评价、虚拟配适间数据或与社交媒体互动。通过与头戴式设备的佩戴者或潜在佩戴者相关,店内数据与佩戴头戴式设备或对佩戴头戴式设备感兴趣的一个或多个具有逻辑关联。店内数据可以指广泛的数据范围,包括以下各项中的一项或多项:生物特征数据(如头部尺寸和形状、瞳距)、眼动追踪数据、视敏度测试结果、处方数据、眼部健康评估、使用模式、偏好数据、性能数据、购买历史、人口统计数据、反馈数据、交互数据、环境或情境数据、技术兼容性数据、行为数据(如非语言提示)等。

[0078] “数据”还可以包括与佩戴者使用或可使用的视力障碍控制解决方案的参数值相关的数据。

[0079] 视力障碍控制解决方案可以从以下要素中的一个或多个要素当中选择:

[0080] ·近视控制框架眼镜,

[0081] ·近视控制隐形眼镜,

[0082] ·角膜塑形隐形眼镜,

[0083] ·使用阿托品的治疗,

[0084] ·使用红光疗法的治疗,以及

[0085] ·不使用任何视力障碍控制解决方案。

[0086] “数据”还可以包括与佩戴者使用或可使用的听力障碍控制解决方案的参数值相关的数据。

[0087] 听力障碍控制可以从以下要素中的一个或多个要素当中选择:

[0088] ·助听器,

[0089] ·人工耳蜗植入物,

[0090] ·骨锚式听觉系统,

[0091] ·辅助听力设备

[0092] ·个人声音放大产品,

[0093] ·耳鸣掩蔽器,

[0094] ·听力康复方案,

[0095] ·环境声音放大器,

[0096] ·具有如选择性放大和/或降噪功能等增强功能的听觉保护。

[0097] 在本公开的上下文中,该应用程序利用或充分利用由本地神经网络针对头戴式设备的佩戴者或潜在佩戴者输出的预测来提供个性化服务。例如,个性化服务可以是对最终用户(如佩戴者或潜在佩戴者或者如眼科护理从业者)的指导,或者可以是针对面向最终用户的另一店内应用程序的输入。服务的示例包括配适优化、虚拟试戴增强和视觉/听觉特性

预测。

[0098] 现在参考图1,其描绘了根据本公开的示例性计算系统。

[0099] 该计算系统包括实施本地神经网络的本地计算设备或系统(120),并且进一步包括实施全局神经网络的中央计算设备或系统(130)。该中央计算设备或系统可以是一个或多个远程服务器。例如,全局神经网络可以被实施为基于云的环境中的应用程序。全局神经网络可以被配置为与其他数据源(150)通信,如其他本地神经网络、存储来自多个佩戴者的匿名数据的云数据库或提供实时天气数据的外部API。

[0100] 本地计算设备或系统以及中央计算设备或系统被配置为使用通信信道或通信链路彼此通信。这种通信链路由一对接口模块(124,132)象征性地表示。

[0101] 本地计算设备或系统进一步包括输入模块(122),该输入模块被配置为从一个或多个数据源(如例如,一个或多个数据库(112)、一个或多个传感器(114)和/或一个或多个人机界面(116))获取、接收、收集或访问店内数据,同时本地神经网络采用这些数据构建本地模型。该输入模块被设计为适应来自这些数据源的各种各样的输入。

[0102] 传感器或感测模块是能够检测和响应来自物理环境的某种类型的输入的设备或设备的一部分。在本公开的上下文中,传感器可以包括一个或多个相机,用于捕获佩戴者或潜在佩戴者的图像或环境的图像。这些传感器可以进一步包括用于光照条件分析的环境光传感器、用于附近物体检测的接近度传感器、用于测量头部运动的方向和速度的加速度计、用于识别注视方向的眼动追踪器(特别是红外眼动追踪器)、用于感测注视距离的飞行时间传感器等。

[0103] 人机界面是允许人类与机器交互的设备或软件。在本公开的上下文中,人机界面可以适于接收例如触觉输入或听觉输入(如语音命令)。其他合适的人机界面的示例包括连接设备上的手势识别系统和图形用户界面。例如,一些人机界面可以允许提供关于佩戴者的声明性数据(如他们的年龄、性别、偏侧性、面部特征、处方等),或检索关于头戴式设备的镜架的编译数据(称为“镜架框定数据”),所有这些数据都可以作为系统的输入提供。

[0104] 本地计算设备或系统进一步包括输出模块(126),该输出模块被配置为通过使用本地模型处理店内数据来输出或提供预测。

[0105] 本地神经网络的可能用例是用于配适优化。配适优化涉及至少确定如输入图像中呈现的佩戴者上的眼镜架的轮廓,以便从所述轮廓中推导出所述佩戴者上的眼镜架的至少一个配适参数。上述措辞“配适参数”将在广义上进行解释。配适参数通常可以是指眼镜架的特定部分相对于佩戴者的面部的位置,如例如佩戴者的鼻部上的眼镜鼻梁和/或相对于佩戴者的太阳穴的眼镜支腿位置等。当佩戴者佩戴所述眼镜架时,配适参数还可以指眼视光领域中的配适参数,如瞳孔距离、配适高度、眼球旋转中心位置、前倾角、包角、眼睛-镜片距离和/或眼球旋转中心-镜片距离等。眼镜架的轮廓通常也被称为“边界框”。描画镜架(和/或镜架中的镜片)的轮廓对于ECP是繁琐的。为了更快地进行,可能造成错误或至少是不准确性,于是对配适参数的确定的质量可能较差。出于这个原因,执行自动“镜架检测”过程是有利的,该过程涉及处理其中镜架可见的图像,以便识别镜架的位置和形状。一些已知的镜架检测过程涉及人工智能工具,这些人工智能工具被训练用于在佩戴眼镜架的佩戴者的图像被提供作为输入时提供边界框作为输出。在根据本公开的用例中,高分辨率相机、3D扫描仪和加速度计的组合可以用作传感器(114)以提供店内数据。这些传感器可以收集佩

戴者面部的详细图像、头部形状和尺寸的精确测量值,以及头部运动模式。使用这些传感器、数字测量工具和人机界面(116),眼科护理从业者(ECP)可以拍摄图片,并且修改镜片框定点,以便将镜片配适到佩戴者或潜在佩戴者的面部。数据库(112)可以存储图片、镜片框定点、佩戴者特定的数据、ECP特定的数据等。来自上述数据源的店内数据被作为输入提供给本地模型,该本地模型可以被训练以处理店内数据,从而提供镜片框定点作为输出。因此,本地模型的输出可以用于自动调整和检测配适测量值,优化实际和虚拟镜架配适,和/或以便识别设计问题,从而有助于更丰富的镜片配置模型。本地模型可以从ECP所进行的调整中学习,以更好地确定镜片框定点,并可能会将其他店内数据纳入考虑,如佩戴者特定的数据(如每位佩戴者或潜在佩戴者的面部)、店铺特定的数据(如照明条件和空间传感器布置)、指示每位ECP的操作习惯的ECP特定的数据等。

[0106] 本地神经网络的另一可能用例是用于虚拟试戴增强。在该用例中,自助智能终端(kiosk)中的相机和环境传感器可以用于收集佩戴者或潜在佩戴者的用户图像作为店内数据。不同自助智能终端的照明、对比度和背景可能各不相同,这意味着不同自助智能终端的店内数据具有系统性偏离。每个自助智能终端可以进一步提供虚拟试戴应用程序,该应用程序被配置为使用特定用户(无论是佩戴者还是潜在佩戴者)的用户图像来生成佩戴合成镜架的用户的虚拟视图。

然后,本地模型可以从所收集的用户图像中学习,并可能会针对如对比度和亮度等图像特性进行调整。

[0107] 本地神经网络的另一可能用例是用于根据佩戴者所使用的视力障碍控制解决方案的类型的类型和值来确定佩戴者的至少一个视觉特性的至少一个未来值。

[0108] 佩戴者的视觉特性可以是以下要素中的任何一个要素:

[0109] - 佩戴者的右眼或左眼的球面屈光误差,

[0110] - 右眼或左眼的双眼等效球镜,

[0111] - 右眼或左眼的双眼等效球镜,

[0112] - 右眼或左眼的屈光度,

[0113] - 右眼或左眼的处方,

[0114] - 左眼或右眼的眼轴长度,

[0115] - 左眼的眼轴长度和右眼的眼轴长度的平均值,

[0116] - 左眼或右眼的角膜参数,

[0117] - 对左眼或右眼存在近视的指示,以及

[0118] - 球面屈光误差、单眼等效球镜、双眼等效球镜、屈光度、处方、眼轴长度、角膜参数或指示当中的至少一项在一段时间内的变化。

[0119] 本地神经网络的另一可能用例是用于根据佩戴者所使用的听力障碍控制解决方案的类型的类型和值来确定佩戴者的至少一个听觉特性的至少一个未来值。

[0120] 佩戴者的听力特性可以是以下要素中的任何一个要素:

[0121] 听觉阈值水平

[0122] 言语识别得分,

[0123] 频率特定的听觉损失,

[0124] 动态范围,

[0125] 耳鸣特性

[0126] 骨传导水平与气传导水平之间的差异,

[0127] 响度增长,以及

[0128] 助听器使用模式。

[0129] 在这些情况下,还可以考虑佩戴者的至少一个生理参数。该生理参数可以是:

[0130] 至少一个模型佩戴者或该佩戴者的年龄,

[0131] 至少一个模型佩戴者或该佩戴者的性别,

[0132] 至少一个模型佩戴者或该佩戴者的种族,

[0133] 至少一个模型佩戴者或该佩戴者的位置,

[0134] 至少一个模型佩戴者或该佩戴者的近视父母的人数,

[0135] 由至少一个模型佩戴者或该佩戴者实现的近距离工作的持续时间,以及

[0136] 至少一个模型佩戴者或该佩戴者在户外花费的时间持续长度。

[0137] 可以组合在先前描述的用例中展示的所有这些实施例,例如,可以输出虚拟镜架的图像,作为对在佩戴者的输入图片上佩戴者所佩戴的真实眼镜架的图像的替换。为此,可以考虑几个连续的方法步骤:识别在所述输入图片中佩戴者所佩戴的真实眼镜架的轮廓,在佩戴者的面部上确定真实眼镜架的锚点,并且使用所述锚点在输入图片中放置虚拟镜架的图像。该场景展示了针对简单的单独任务或针对单个组合任务训练本地神经网络的可能性。例如,本地神经网络可以仅被训练用于在所述输入图片中标识佩戴者所佩戴的真实眼镜架的轮廓(如在第一次提及的用例中那样),或者也可以仅被训练用于使用锚点作为进一步的输入数据,以便在输入图片中放置虚拟镜架的图像。然而,后者要求在预处理步骤中确定锚点,这可以通过任何适当的技术手段完全自动地完成,也可以通过人机交互完成。可替代地,假设足够量的训练数据和计算资源,本地神经网络可以被训练为以“黑箱”方式直接生成与输入图片相对应的输出图片,并用虚拟镜架的图像替代真实镜架,而无需明确识别眼镜架的轮廓,也无需在佩戴者的面部上确定真实眼镜架的锚点。

[0138] 全局神经网络虽然在与本地神经网络类似的架构中操作,但其被配置为利用一组不同的数据输入(150)来构建其全局模型。值得注意的是,这包括使用与由各种本地计算设备或系统的输入模块收集的数据类似的聚合数据构建的历史模型。这种聚合数据表示从多个本地模型提取的洞察的累积,每个本地模型都是从其各自零售环境内的店内数据中生成的。

[0139] 本地神经网络参与与全局神经网络的联邦学习过程,从而允许这两个神经网络完善和更新其各自的模型。联邦学习是一种机器学习方法,其中模型是在保存本地数据样本的多个分散的设备或服务器上训练,而无需交换这些数据。这种方法维护了数据隐私并且减少了对数据集中化的需求。

[0140] 可选地,全局神经网络可以与众多本地神经网络互连,充当更广泛的联网生态系统中的中心节点。在这种配置中,全局神经网络最初可能是其中一个本地神经网络,该本地神经网络已经演变或被指定用作全局网络。这种独特的地位使其能够利用并综合来自整个网络的各种各样的数据模式和趋势,从而增强其预测能力。

[0141] 通过充分利用该整个网络范围的数据,全局神经网络可以完善和更新其全局模型,从涵盖各种零售环境和消费者交互的广泛角度获益。这种方法确保了学习过程通过多

样且全面的数据集得到充实,同时遵循联邦学习的原则,即不交换实际数据样本,从而维护个体数据隐私并减少对集中式数据存储的需求。

[0142] 现在参考图2,其提供了示例性实施例中的人工神经网络的一般结构。这种一般结构既适用于本地神经网络,也适用于全局神经网络。它是一种旨在传达网络结构的关键要素的简化表示,而不是对实际应用中网络复杂性的准确描述。

[0143] 所展示的人工神经网络包括多层神经元。在端部,有输入层(210)和输出层(250),它们之间夹有一个或多个隐藏层(230)。这些层中的每一层都包含与相邻层中的每个神经元互连的若干神经元(212)。这些互连称为“权重”。

[0144] 人工神经网络通常用于创建和调整模型。训练阶段涉及提供经标记的训练数据作为输入层的输入。在机器学习中,“训练数据”是指模型从中进行学习的原始数据,并且“标签”是指模型被训练用于“预测”的对应结果或类别。权重是神经网络中的数值参数,它们在训练阶段期间被调整以改进输出层输出的预测。在训练阶段完成之后,人工神经网络进入生产阶段,以接收不一定被标记的原始数据作为输入并且输出对应的预测。

[0145] 为了展示清楚,图2仅显示几个层和少数几个神经元。实际上,神经网络包含更多的层,密集地填充有大量互连的神经元,从而创建了无数的权重或连接,远远超出了单个示意图可以表示的范围。

[0146] 在本公开中,术语“本地权重”是指本地神经网络内的两个神经元之间的连接,而“全局权重”类似地是指全局神经网络内的连接。通常,本地权重与全局权重之间存在一一对应关系,这意味着本地神经网络的结构(包括层的数量、每层内神经元的数量以及每个神经元的功能)反映了全局神经网络的结构。然而,应该注意,这种一一对应关系对于系统的运行并不是严格必要的,只要本地网络和全局网络共享允许将全局权重映射或转换到本地网络环境中的兼容结构即可。

[0147] 现在参考图3,其提供了示例性实施例中的图1所示的元件之间的通信方案。

[0148] 可以认为,在某一给定时刻,输入模块(122)已经通过与一个或多个个人机界面的一次或多次交互,或者通过对一个或多个数据库的一次或多次查询,或者通过一个或多个传感器的正常运行,获得(302)了各种店内数据,包括与特定佩戴者或潜在佩戴者相关的特定店内数据。

[0149] 将所获得的店内数据发送到本地计算设备或系统(120)的处理单元,并使用本地模型进行处理。这具体意味着将与特定个人(佩戴者或潜在佩戴者)相关联的店内数据作为输入馈送到本地神经网络的输入层(210)。通过使用本地模型来处理所获得的店内数据,输出模块(126)获得(310)针对特定佩戴者或潜在佩戴者的个性化推荐。这意味着,通过将与特定个人相关联的店内数据作为输入馈送到本地神经网络的输入层(210),本地神经网络的输出层(210)生成针对该特定个人的个性化推荐。

[0150] 然后,店内数据和个性化推荐两者都可以与特定个人相关联,并且从本地模型的角度来看,可以被认为形成了类似于经标记的训练数据的标记数据集。在这种情况下,个性化推荐是标签。

[0151] 然后,当被提供新的店内数据时,本地模型可以持续学习并提供新的个性化推荐,并且通过持续学习,本地权重可以持续演变。

[0152] 为了更好地理解在这种系统的上下文中的输入和输出,可以参考已经提及的两个

用例。

[0153] 在与配适优化相关的用例中,输入可能包括佩戴者面部的详细图像、头部形状和尺寸的测量值、头部运动模式、如通过ECP在所捕获的佩戴者面部的图片上调整的镜片框定点等。输出可能包括经优化的镜片框定点、经调整的配适测量值或识别出的设计问题。

[0154] 在与虚拟试戴相关的用例中,输入可能包括佩戴者或潜在佩戴者的用户图像、从这些用户图像中得到的数据,如身体属性和环境条件。输入可能进一步包括其他店内数据,例如用户相关数据,如年龄、处方、用户偏好、佩戴模式、活动模式等。输出可能包括渲染,如针对如对比度和亮度等一些图像特性进行调整的虚拟试戴图像。

[0155] 在这两种用例中,输入主要由通过各种传感器和接口捕获的与佩戴者的身体属性和环境条件相关的详细店内数据组成。这些输出是定制的推荐和增强——在配适优化的情况下,其为精确的镜片框定点和配适测量值;对于虚拟试戴,其为生成针对环境变量进行调整的具有合成镜架的真实虚拟视图。

[0156] 然而,本公开不限于这些特定用例。

[0157] 更一般地,本地模型可以接受与佩戴者或潜在佩戴者相关的许多类型的店内数据作为输入,这些数据可以以各种格式(作为变量、文本、图像、音频信号、视频信号等)提供,并且描述包括但不限于以下各项的信息:

[0158] 用户人口统计信息和偏好,如佩戴者的年龄、性别和职业、个人风格偏好(现代、经典、运动等)、偏好的镜架材料(金属、塑料、复合材料等)或镜架和镜片的颜色偏好,

[0159] 光学测量值和眼部健康数据,如处方详情(球镜度、柱镜度、眼轴等)、瞳孔距离和其他眼部测量值、关于任何特定眼部疾病(散光、老花眼、近视等)的信息、或以往的眼镜处方及其舒适度水平,

[0160] 生活方式和使用数据,如关于佩戴者的日常活动和环境(户外、办公室工作、屏幕暴露等)的信息、特定需求(如UV保护、抗反射镀膜或蓝光过滤)、或基于运动或其他活动的要求,

[0161] 生物特征和生理数据,如头部形状和耳到鼻测量值、肤色、眼睛颜色和面部特征,或对某些材料的任何过敏或敏感性,

[0162] 历史数据和反馈,如以往的购买记录及其反馈、处方随时间的变化、或佩戴者的调整和维修历史。

[0163] 本地模型可以接受与特定佩戴者或潜在佩戴者无关而是店铺特定的许多类型的店内数据作为输入。这种店铺特定的数据可以描述环境因素、设备和技术规范、操作实践、店铺布局和设计、环境条件、数字和虚拟界面设置等。

[0164] 模型的输出可以包括各种类型的推荐,这些推荐可以以各种格式(作为变量、文本、图像、音频信号、视频信号等)提供,并且描述包括但不限于以下各项的信息:

[0165] 镜架推荐,如与佩戴者的个人风格、面部形状和颜色偏好相匹配的建议镜架样式、或基于皮肤敏感性和生活方式需求对镜架材料的推荐,

[0166] 镜片类型和特征建议,如基于处方和年龄的特定镜片类型或设置(单光、双光、渐进等)、针对镜片镀膜和处理的推荐(抗反射、耐划伤、UV保护镀膜)、或基于使用场景的建议色调颜色和强度(例如,用于户外使用的光致变色镜片),

[0167] 定制化眼镜解决方案,包括针对适合于特定活动或职业的眼镜(例如,计算机眼

镜、运动眼镜)的定制推荐、针对复杂处方或独特眼部疾病的解决方案、或基于处方或眼部健康随时间变化的自适应推荐,

[0168] 交互式功能,如具有推荐镜架和镜片的虚拟试戴渲染、或示出了具有各种镜片处理带来的视觉差异的模拟、

[0169] 健康和/或舒适性优化,如针对使眼睛应变或疲劳最小化的眼镜的建议(对于频繁使用屏幕的生活方式尤为重要)、或针对满足特定眼部健康状况的眼镜的推荐。

[0170] 由于一些佩戴者特定输入可能受到店铺特定条件的影响,因此提供描述店铺特定条件的店内数据作为本地模型的输入,可以使模型相应地调整输出的个性化推荐。

[0171] 例如,与佩戴者或潜在佩戴者相关的店内数据源自特定的、有限的佩戴者或潜在佩戴者群体。该群体主要包括已经到访或参与过店铺的个体,无论是在实体环境还是虚拟环境中。因此,这些数据反映了特定客户子集的体验、偏好和交互,为本地神经网络的训练和后续推荐提供了有针对性且相关的依据。

[0172] 类似地,与ECP相关的店内数据源自在店铺中工作或为店铺工作的单个ECP或一小组ECP。

[0173] 类似地,店内数据源自位于店铺中的一个或多个传感器,这些数据可能具有系统性偏差。例如,当传感器是相机时,以下几个因素可能会导致这种系统性偏差,如照明条件、相机的质量和清晰度、相机角度和定位、对象离相机的距离、店铺布局和设计、颜色校准和图像处理设置等。

[0174] 为了增强向佩戴者或潜在佩戴者提供的个性化推荐,提出了在更大范围的佩戴者或潜在佩戴者群体中推广本地模型。

[0175] 这种推广可以异步地执行,例如并发地或周期性地执行。可替代地,这种推广可以根据关于获得店内数据的预定方案来执行,例如,自上次执行的推广以来,每当获得超过预定阈值的新的店内数据量时执行。

[0176] 该推广过程涉及一系列基本动作,现在以一个示例性场景进行描述,在该场景中,多个本地计算设备或系统(120)各自实施对应于特定店铺的对应本地神经网络,并且每个本地计算设备或系统被配置为与同一个中央计算设备或系统(130)通信。

[0177] 首先,从本地神经网络推断出的权重(这些权重封装了累积的训练数据与其各自标签之间的相关性)分别由对应的本地计算设备或系统(120)发送(306)到实施全局神经网络的中央计算设备或系统(130)。中央计算设备或系统(130)还可从其他源(150)接收(304)相关数据,如存储关于佩戴者的人口统计信息、环境数据,或从网络中的其他设备收集的信息的集中式数据库。

[0178] 由中央计算设备或系统(130)构建一个广义模型。这可能涉及为推广步骤选择店铺或本地神经网络的子组,并计算来自所选店铺或本地神经网络的神经网络权重的平均值,以建立全局神经网络模型。基于联邦学习(FL)原理,该模型代表了所选店铺或本地神经网络的集体智慧。

[0179] 随后,来自全局模型的全局权重被传回(308)到各个本地计算设备或系统。

[0180] 在接收到后,这些全局权重被整合到本地模型中,从而形成更新后的本地模型。这可以涉及选择性地替换某些本地权重,同时保留其他本地权重。为此可以利用各种方法,如仅发送被指定用于替换本地权重的全局权重,或者传输更广泛的全局权重集,并且在本地

神经网络模块处使用过滤机制来选择特定权重进行替换。无论采用哪种方式,经修改的本地模型都构成了对广义模型的个性化适配,从而在整合了来自全局神经网络的洞察的同时,保留了佩戴者独特的方面。

[0181] 最终,可以基于更新后的本地模型来确定个性化推荐(310)。这种方法使每个本地神经网络能够在动态适应新情况的同时,保持对特定的本地店内数据的适应性,从而充分利用从更广泛的佩戴者或潜在佩戴者集中累积的集体学习成果。

[0182] 本公开进一步引入了对眼部疾病管理的增强,利用联邦学习来改善针对个体需求定制的干预的可预测性和疗效。

[0183] 眼部疾病管理领域涵盖了广泛的发展性的眼部疾病,如近视、远视、散光 and 老花眼。管理策略由眼科护理从业者(ECP)决定,并且通常涉及旨在控制或减轻特定个体的这些疾病的进展的干预。

[0184] 已经提供了已知的近视控制管理工具作为辅助,以帮助ECP决定针对特定个体的具体管理策略。这些已知的近视控制管理工具利用各种策略来展示控制近视的潜在益处。这些工具通常通过基于从文献中得到的标准近视控制疗效率来绘制等效球镜的演变,从而呈现患者的近视随时间的进展。然而,这些技术可能不完全适合于重复反复决策,因为它们依赖于静态疗效率,这些静态疗效率不考虑个体患者的可变性并且不适应随时间发生的变化。此外,在用于这些预测的集中式系统中的数据聚合对隐私构成风险并且限制了治疗计划的动态更新。

[0185] 进一步已知的是,采用机器学习算法来基于各种输入(如屈光状态、年龄、性别和其他人口统计或环境因素)来预测眼部疾病的进展。这些预测模型使用纵向数据和横断面数据来预测眼部疾病的变化,并且可以使用各种经典机器学习技术来进行应用。例如,一些方法使用线性预测模型,如支持向量回归(SVR)和高斯过程回归(GPR),这些模型分析从各种源收集的数据来预测结果。然而,这些技术需要在中心位置汇总潜在的敏感数据,这可能会引发对数据隐私的担忧,并且容易泄露。此外,这种方法通常无法实现实时更新,也无法在不进行全面重新处理的情况下轻松整合新数据,这限制了其对于持续患者护理的实用性。

[0186] 本文的公开探讨了联邦学习的变革性方法,用于眼科护理从业者(ECP)预测各种近视控制干预的有效性。与传统的集中式数据处理方法不同,联邦学习使得能够跨设备网络安全地处理数据,从而使得能够在不损害患者隐私的情况下获得共同洞察。

[0187] 这涉及使用联邦网络对治疗疗效进行预测性分析,从而确保敏感数据保留在本地设备内。这种方法的应用使得能够基于来自多个用户的实时数据进行动态调整,从而增强近视管理方案的适应性和准确性。

[0188] 联邦学习不仅确保了患者数据的安全,而且还通过整合来自持续患者交互和治疗的新数据点来增强管理方案。

[0189] 虽然主要关注点一直是近视,但是联邦学习的原理可以广泛地应用于其他眼部疾病。联邦学习的通用性使其能够适应定制干预可以显著受益于预测建模的情况。

[0190] 联邦学习的预测能力被用于评估跨一系列眼部疾病的干预的疗效,这涉及基于预测的进展速度或患者对某些疗法的反应情况来调整治疗。

[0191] 随着联邦学习持续整合新数据,它促进了对治疗计划的动态调整,如在初始策略

显示出疗效欠佳的情况下快速调整针对老花眼的干预。

[0192] 通过利用从各种各样的数据输入中学习的网络,联邦学习支持更个性化的眼科护理方法,从而优化资源利用率并增强患者的治疗结果。

[0193] 另外,联邦学习支持开发决策工具,这些决策工具帮助从业者基于模拟各种结果的预测模型来选择最有效的治疗计划。

[0194] 联邦学习模型与现有电子健康记录(EHR)系统的集成确保在患者就诊期间无缝地访问预测性洞察,从而增强了用于单一干预和/或组合干预的决策过程。

[0195] 如图1至图3所展示的,对如何在零售环境中实施联邦学习的一般描述也类似地适用于任何服务环境,并且特别是眼部健康服务环境。

[0196] 当在眼部健康服务环境中实施联邦学习时,实施相同的步骤,收集数据,处理和分析数据,以及在本地区神经网络与全局神经网络之间的网络通信。

[0197] 差异仅涉及所收集、所处理、所分析和所发送的数据的性质。

[0198] 数据收集涉及通过计算设备的输入模块来获取与个体的一只眼睛或双眼的眼部疾病相关的特定数据。该数据可以包括但不限于生物特征数据、健康指标、环境暴露和历史健康记录。

[0199] 所收集的数据由计算设备内的本地神经网络进行处理和分析。这种本地处理使得能够基于本地数据输入在不损害个体数据的隐私的情况下对模型进行动态适应。

[0200] 本地神经网络经由接口模块与全局神经网络通信。这种通信涉及对促进联邦学习过程的信号的发送和接收,从而使得能够通过从各种各样的数据源进行集体学习来增强预测准确度。

[0201] 最后,所提供的服务是预测性的和个性化的,并且利用所分析的数据来预测针对个体眼部的特定疾病的候选治疗的疗效,从而辅助医疗保健提供者做出明智的决策。

[0202] 与眼部疾病相关的数据的具体示例可以包括但不限于以下要素中的一个或多个要素,或其组合:年龄、处方、视敏度测量值、眼内压读数、视网膜扫描结果、角膜地形图数据、患者报告的症状、历史治疗反应、与眼部健康相关的遗传信息、环境和生活方式数据。

[0203] 与眼部疾病相关的数据可以包括即时或近期的测量值和观察值,如指示当前视觉清晰度的最近的视敏度测量值。

[0204] 与眼部疾病相关的数据可以包括历史数据或长期数据,这些数据跟踪一种或多种眼部疾病随时间的演变,例如多年来处方变化的进展。

[0205] 与眼部疾病相关的数据(无论是当前的和/或历史的)形成馈送到本地神经网络中的多维数组

[0206] 候选治疗的具体示例可以包括但不限于以下要素中的一个或多个要素,或其组合:药物治疗(如用于青光眼的滴眼液)、手术干预(如LASIK或白内障手术)、可佩戴视力矫正设备(如眼镜或隐形眼镜)、光疗法(如光动力疗法)、再生医学方法(如干细胞注射)。

[0207] 现在关于图4至图6描述一个示例性实施例。在本实施例中,个体的眼部疾病是近视,并且基于其控制近视随时间的演变的能力来评估候选治疗的效率。

[0208] 在近视管理的上下文中,所收集的数据可以包括但不限于以下要素中的一个或多个要素,或其组合:近视(以屈光度为单位)随时间的历史进展、来自自动验光仪或类似设备的用于跟踪屈光不正的变化的测量值、生活方式数据(如在近距离工作与户外活动上花费

的时间)、可能使个体易患近视的遗传因素、对以往近视控制治疗的反应,如阿托品的使用或角膜塑形。

[0209] 专门针对近视的候选治疗可能涉及但不限于以下要素中的一个或多个要素,或其组合:对具有特定光学性质的矫正镜片开处方以减缓进展、施用低剂量(例如,0.01%)阿托品滴眼液、使用佩戴过夜的角膜矫正镜片来重塑角膜、基于流行病学数据的对增加户外活动的推荐。

[0210] 图4至图6通过示出可以利用联邦学习基于各种各样的数据输入的整合来模拟近视控制的治疗疗效的各种场景来展示这些概念。这些图描绘了不同的治疗策略可能如何改变近视随时间的进展,从而为ECP提供了一种直观且可量化的方法来评估每个治疗选项的潜在益处,并且基于实时数据反馈进行调整。

[0211] 图4描绘了对于个体的眼睛:

[0212] 在第一时间 $t = 0$ 个月时等效球镜15(以屈光度为单位)和眼轴长度25(以mm为单位)的测量值,

[0213] 在近视未矫正且未应用任何近视控制策略的假设下,在从第一时间 t 起3个月、6个月和12个月时等效球镜11和眼轴长度21的预测值,

[0214] 在通过开具矫正镜片的处方来矫正近视且未应用任何近视控制策略的假设下,在从第一时间 t 起3个月、6个月和12个月时等效球镜12和眼轴长度22的预测值,

[0215] 在应用第一近视控制策略的假设下,在从第一时间 t 起3个月、6个月和12个月时等效球镜13和眼轴长度23的预测值,

[0216] 在应用第二近视控制策略的假设下,在从第一时间 t 起3个月、6个月和12个月时等效球镜14和眼轴长度24的预测值。

[0217] 例如,第一近视控制策略和第二近视控制策略同时涉及开具具有特定光学性质的矫正镜片的处方以减缓进展,而第二近视控制策略进一步涉及开具0.01%阿托品滴眼液的处方。

[0218] 图5描绘了对于个体的眼睛,在已经在第一时间 t 与在第一时间 t 之后的第二时间 $t' = 3$ 个月之间应用了第一近视控制策略之后:

[0219] 在第一时间 t 和第二时间 t' 时等效球镜35(以屈光度为单位)和眼轴长度45(以mm为单位)的度量,

[0220] 在与图4中相同的假设下,即近视得到矫正但未应用任何近视控制策略,在从第一时间 t 起3个月、6个月和12个月时等效球镜31和眼轴长度41的预测值,

[0221] 在与图4中相同的假设下,即通过开具矫正镜片的处方来矫正近视且未应用任何近视控制策略,在从第一时间 t 起3个月、6个月和12个月时等效球镜32和眼轴长度42的预测值,

[0222] 在已经在第一时间 t 与第二时间 t' 之间应用了第一近视控制策略之后,在第二时间 t' 之后继续应用第一近视控制策略的假设下,从第一时间 t 起6个月和12个月时等效球镜33和眼轴长度43的更新的预测值,

[0223] 在已经在第一时间 t 与第二时间 t' 之间应用了第一近视控制策略之后,在第二时间 t' 之后应用第二近视控制策略的假设下,从第一时间 t 起6个月和12个月时等效球镜34和眼轴长度44的更新的预测值。

[0224] 图6描述了对于个体的眼睛,在已经在第一时间 t 与在第一时间 t 之后的第二时间 $t' = 3$ 个月之间应用了第一近视控制策略之后并且在已经在第二时间 t' 与在第一时间 t 之后的第三时间 $t'' = 6$ 个月之间应用了第二近视控制策略之后:

[0225] 在第一时间 t 、第二时间 t' 和第三时间 t'' 时等效球镜56(以屈光度为单位)和眼轴长度66(以mm为单位)的测量值,

[0226] 在与图4和图5中相同的假设下,即近视得到矫正且未应用任何近视控制策略,在从第一时间 t 起12个月和18个月时等效球镜51和眼轴长度61的预测值,

[0227] 在与图4和图5中相同的假设下,即通过开具矫正镜片的处方来矫正近视且未应用任何近视控制策略,在从第一时间 t 起12个月和18个月时等效球镜52和眼轴长度62的预测值,

[0228] 在已经在第一时间 t 与第二时间 t' 之间应用了第一近视控制策略之后,并且在已经在第二时间 t' 与第三时间 t'' 之间应用了第一近视控制策略之后,在第三时间 t'' 之后继续应用第一近视控制策略的假设下,从第一时间 t 起12个月和18个月时等效球镜53和眼轴长度63的更新的预测值,

[0229] 在已经在第一时间 t 与第二时间 t' 之间应用了第一近视控制策略之后,并且在已经在第二时间 t' 与第三时间 t'' 之间应用了第二近视控制策略之后,在第三时间 t'' 之后应用第一近视控制策略的假设下,从第一时间 t 起12个月和18个月时等效球镜54和眼轴长度64的更新的预测值,以及

[0230] 在已经在第一时间 t 与第二时间 t' 之间应用了第一近视控制策略之后,并且在已经在第二时间 t' 与第三时间 t'' 之间应用了第二近视控制策略之后,在第三时间 t'' 之后继续应用第二近视控制策略的假设下,从第一时间 t 起12个月和18个月时等效球镜55和眼轴长度65的更新的预测值。

[0231] 该一般描述旨在呈现本发明的示例性实施方式。对于本领域技术人员来说变化、修改和替代是显而易见的,并且这些变化、修改和替代可以在不脱离本发明的范围的情况下进行。部件的特定配置和它们交互的方式仅仅是说明性的,并且替代配置和交互在所附权利要求的范围内。

[0232] 根据该一般描述,以下具体实施例用于进一步说明所提出的发明。这些实施例与不同的用例相对应,每个实施例都呈现了个性化智能眼睛佩戴物操作的独特方法。每个实施例都涵盖图3中已经描绘的相同的一般过程,该一般过程涉及数据收集、模型创建、模型推广以及模型对以个性化推荐的形式各种功能的实际应用。

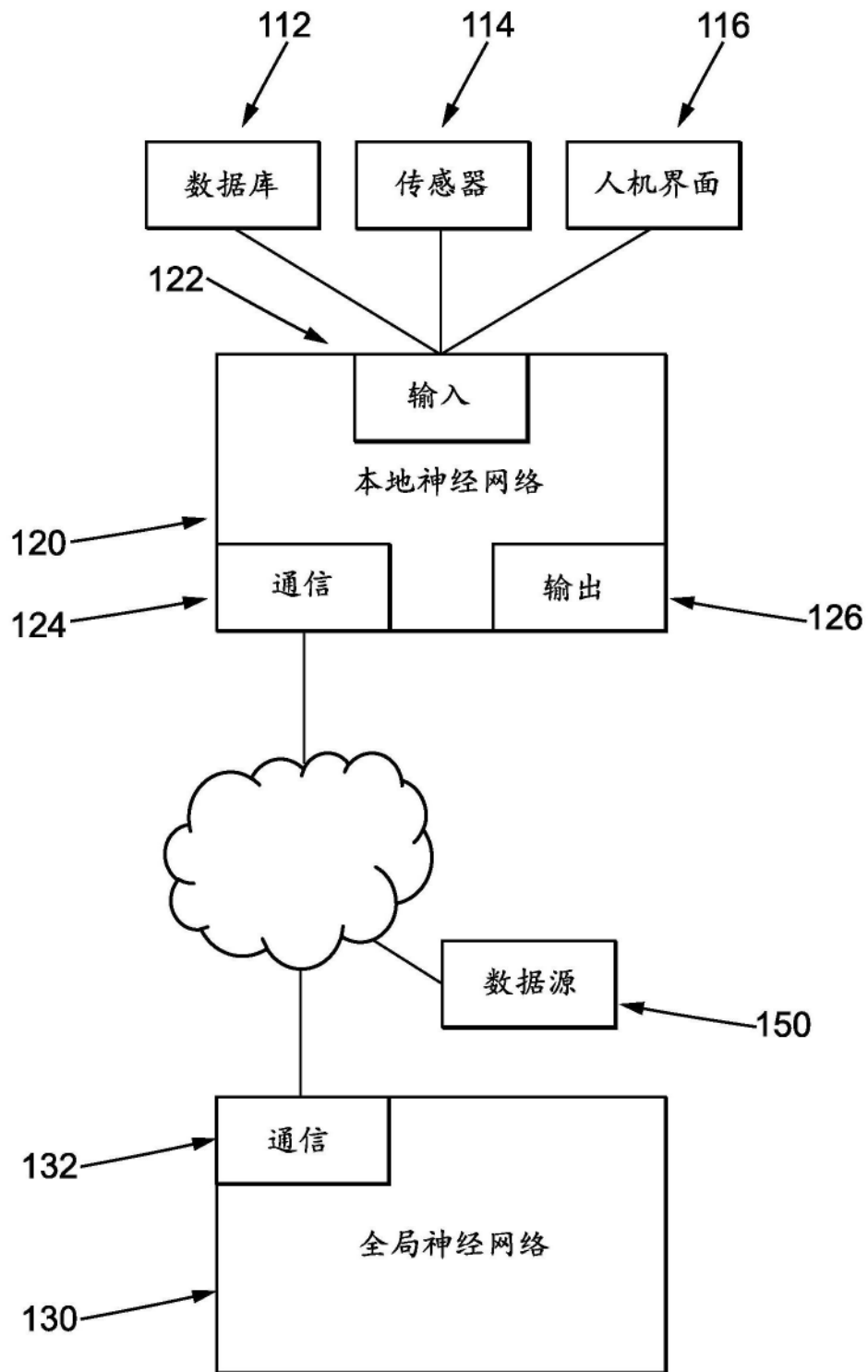


图1

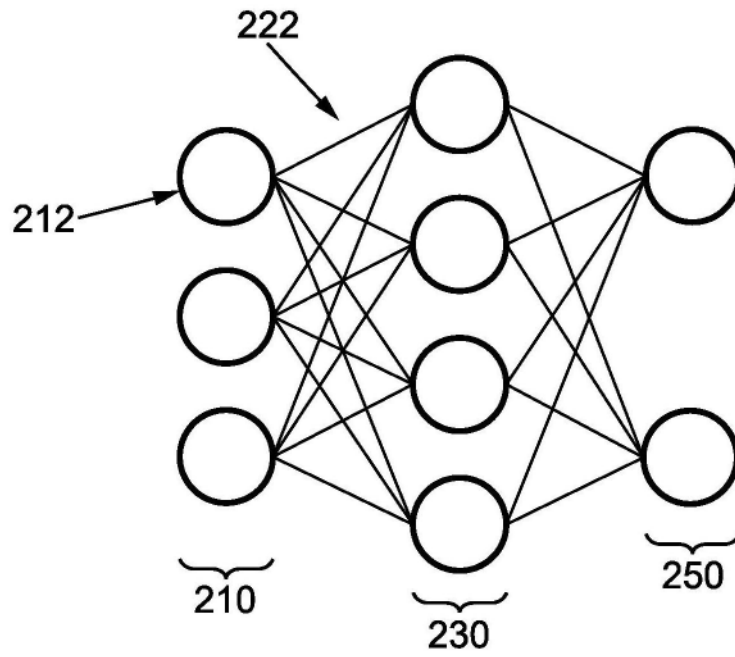


图2

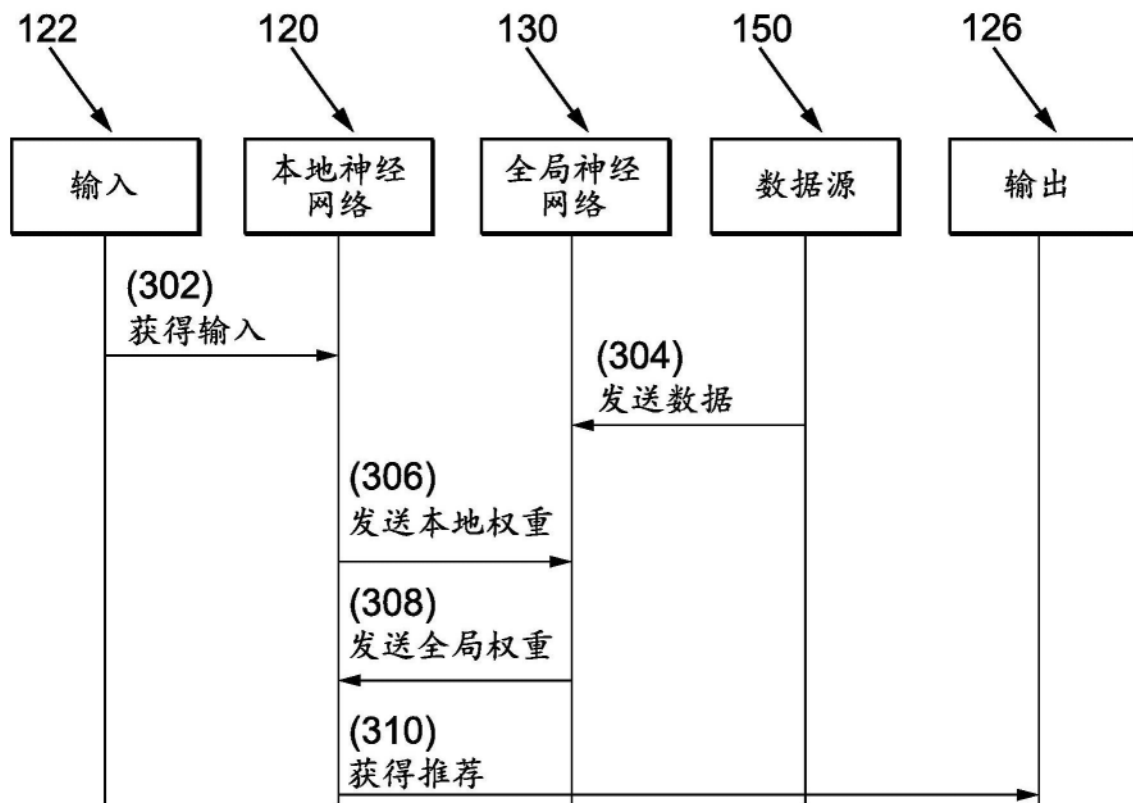


图3

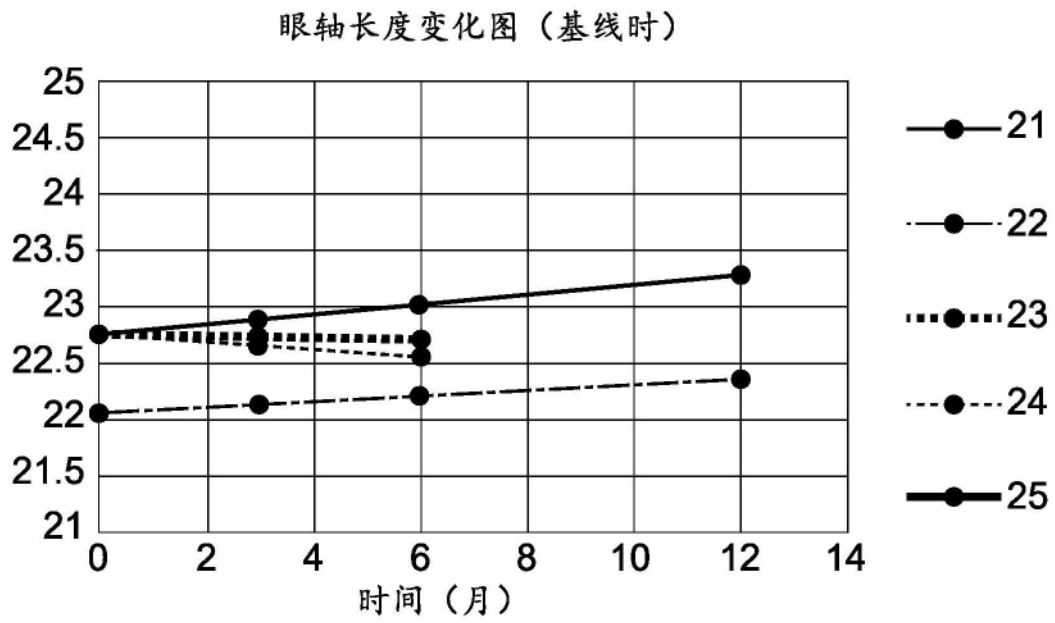
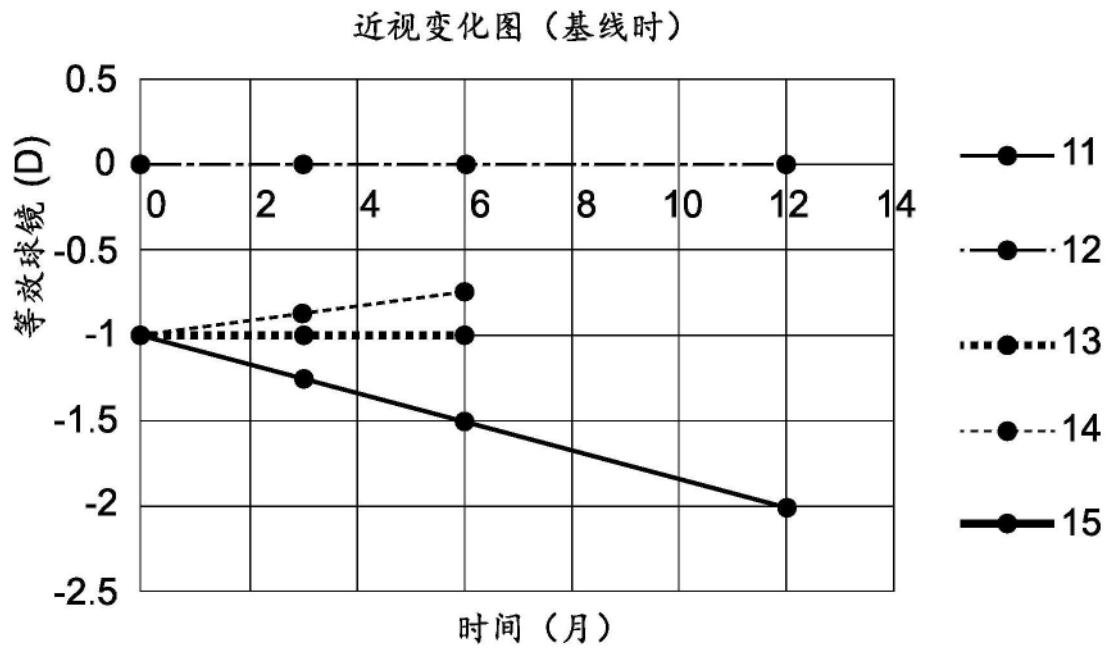


图4

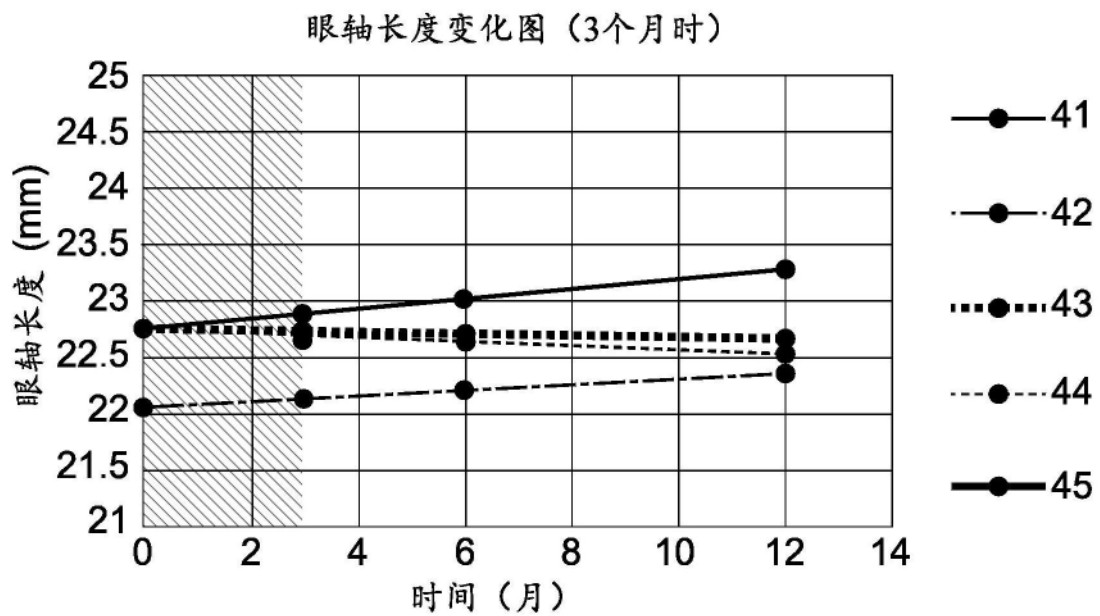
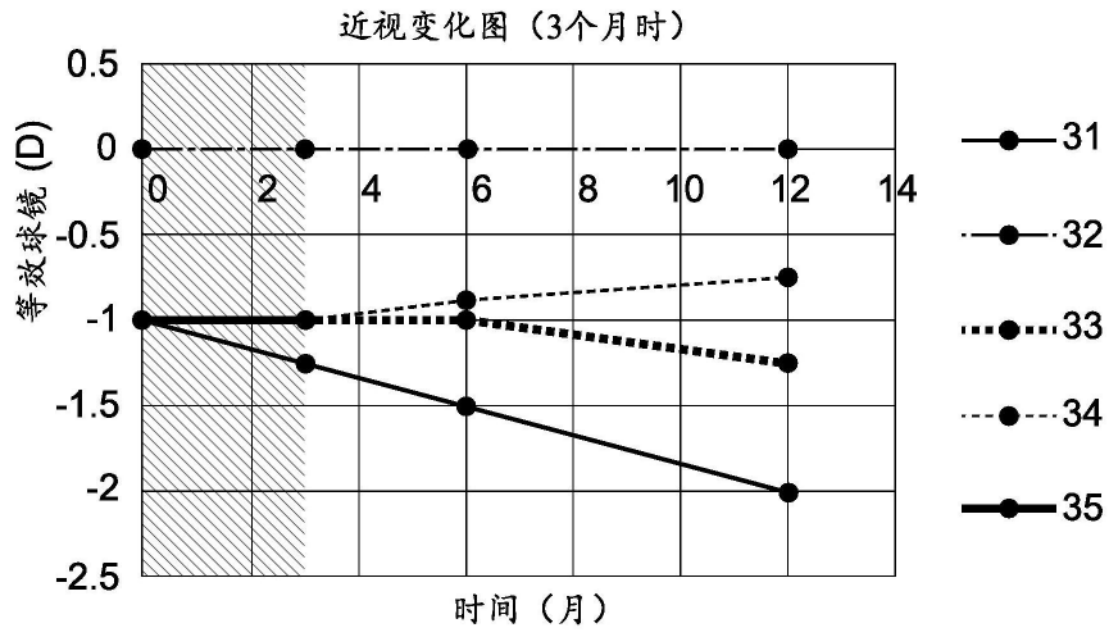


图5

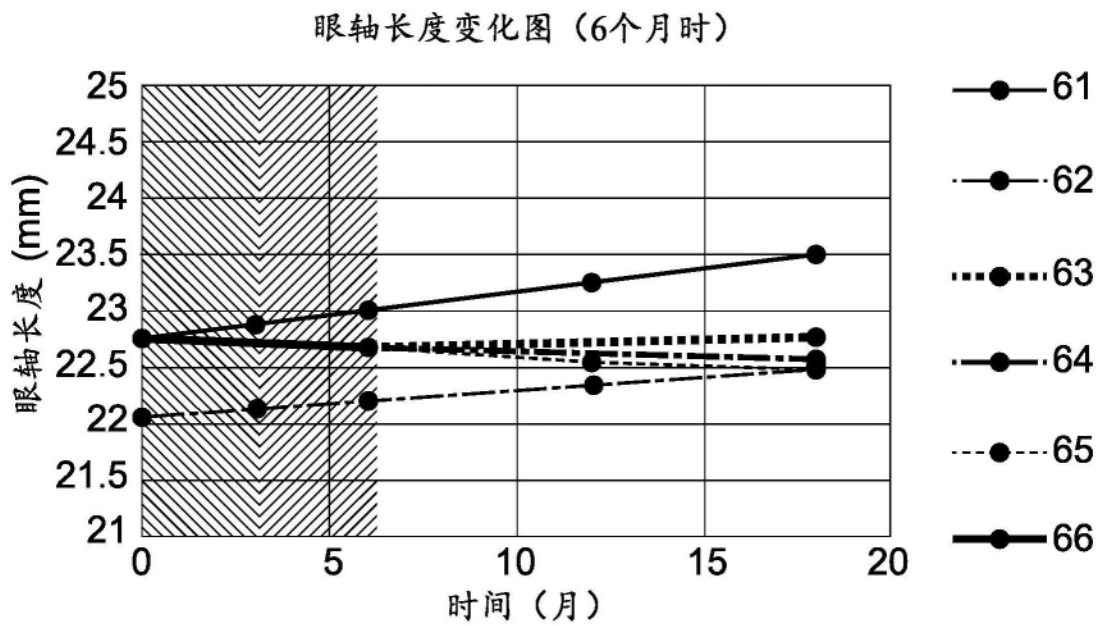
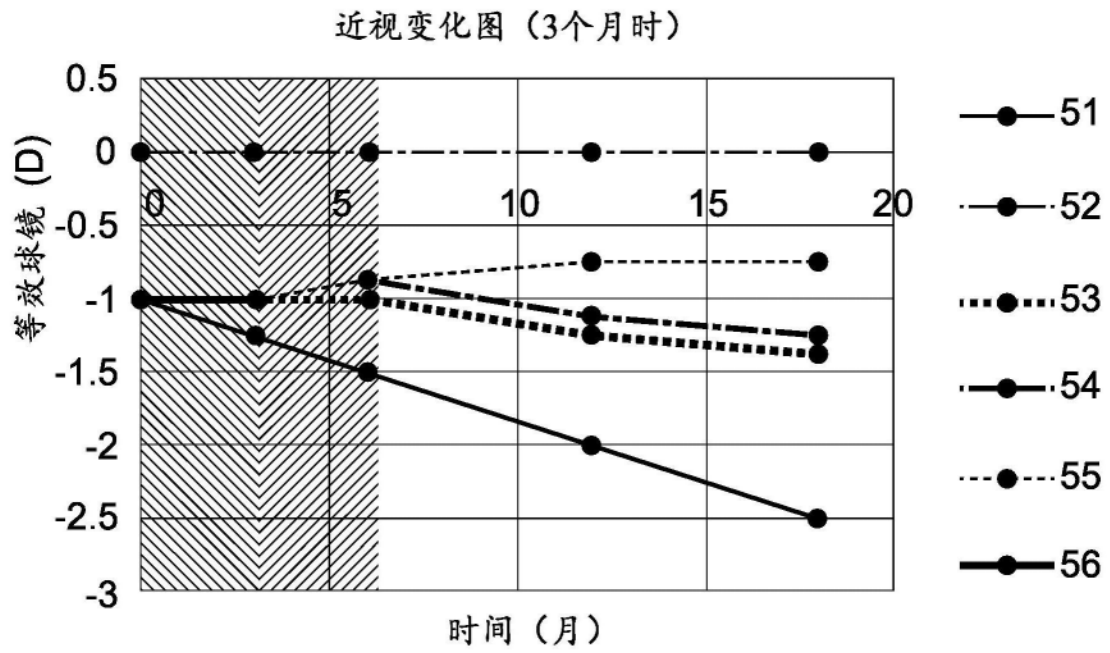


图6