



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113632112 A

(43) 申请公布日 2021.11.09

(21) 申请号 202080022167.1

(22) 申请日 2020.03.18

(30) 优先权数据

16/381,979 2019.04.11 US

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2021.09.17

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/IB2020/052472 2020.03.18

(87) PCT国际申请的公布数据

W02020/208445 EN 2020.10.15

(71) 申请人 国际商业机器公司

地址 美国纽约阿芒克

(72) 发明人 S.萨特 D.S.图拉加 C.阿加瓦尔

V.N.帕武鲁里 张元极

(74) 专利代理机构 北京市柳沈律师事务所

11105

代理人 邸万奎

(51) Int.Cl.

G06N 20/00 (2006.01)

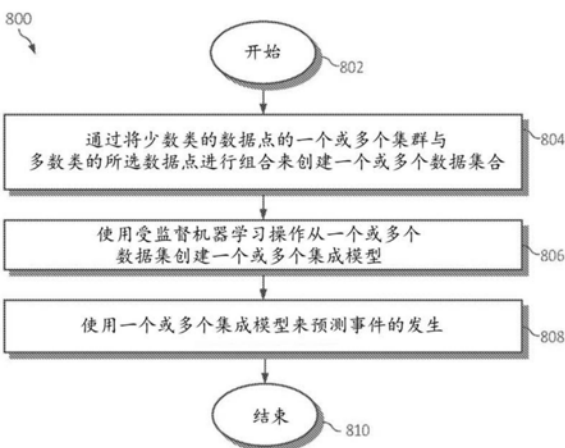
权利要求书2页 说明书13页 附图8页

(54) 发明名称

增强的集成模型多样性和学习

(57) 摘要

用于由处理器实现增强的集成模型多样性和学习的实施例。可通过将少数类的数据点的一个或多个集群与多数类的所选数据点进行组合来创建一个或多个数据集合。可使用受监督机器学习操作从一个或多个数据集合创建一个或多个集成模型。可使用一个或多个集成模型来预测事件的发生。



1. 一种用于由处理器在计算环境中实现增强的集成模型多样性和学习的方法,包括:
通过将少数类的数据点的一个或多个集群与多数类的所选数据点进行组合来创建一个或多个数据集合;
使用受监督机器学习操作从所述一个或多个数据集合创建一个或多个集成模型;并且
使用所述一个或多个集成模型预测事件的发生。
2. 如权利要求1所述的方法,进一步包括通过组合来自所述一个或多个集成模型的一个或多个预测来确定测试数据点的分数。
3. 如权利要求1所述的方法,进一步包括:
从多个数据点提取一个或多个特征;
根据所述一个或多个特征将所述多个数据点中的那些数据点分类为所述多数类或所述少数类。
4. 如权利要求1所述的方法,进一步包括:
将多个少数类数据点聚类成K个聚类,其中所述K个聚类形成所述少数类;并且
用所述多数类的所选数据点的随机数来扩充所述K个聚类中的所述少数类的每一个聚类。
5. 如权利要求1所述的方法,进一步包括检测所述少数类别的一个或多个子类别。
6. 如权利要求1所述的方法,进一步包括使用该受监督机器学习操作将该少数类划分成该一个或多个数据点集群。
7. 如权利要求1所述的方法,进一步包括根据预定义标准标记所述少数类别的数据点的所述一个或多个集群。
8. 一种用于在计算环境中实现增强的集成模型多样性和学习的系统,包括:
具有可执行指令的一个或多个计算机,所述可执行指令在被执行时使得所述系统:
通过将少数类的数据点的一个或多个集群与多数类的所选数据点进行组合来创建一个或多个数据集合;
使用受监督机器学习操作从所述一个或多个数据集合创建一个或多个集成模型;并且
使用所述一个或多个集成模型预测事件的发生。
9. 如权利要求8所述的系统,其中所述可执行指令通过组合来自所述一个或多个集成模型的一个或多个预测来确定测试数据点的分数。
10. 如权利要求8所述的系统,其中,所述可执行指令:
从多个数据点提取一个或多个特征;
根据所述一个或多个特征将所述多个数据点中的那些数据点分类为所述多数类或所述少数类。
11. 如权利要求8所述的系统,其中,所述可执行指令:
将多个少数类数据点聚类成K个聚类,其中所述K个聚类形成所述少数类;并且
用所述多数类的所选数据点的随机数来扩充所述K个聚类中的所述少数类的每一个聚类。
12. 如权利要求8所述的系统,其中所述可执行指令检测所述少数类别的一个或多个子类别。
13. 如权利要求8所述的系统,其中所述可执行指令使用所述受监督机器学习操作将所

述少数类划分成所述一个或多个数据点集群。

14. 如权利要求8所述的系统,其中所述可执行指令根据预定义标准标记所述少数类别的数据点的所述一个或多个集群。

15. 一种用于由处理器实现增强的集成模型多样性和学习的计算机程序产品,所述计算机程序产品包括其中存储有计算机可读程序代码部分的非瞬态计算机可读存储介质,所述计算机可读程序代码部分包括:

通过将少数类的数据点的一个或多个集群与多数类的所选数据点进行组合来创建一个或多个数据集合的可执行部分;

可执行部分,使用受监督机器学习操作从所述一个或多个数据集合创建一个或多个集成模型;并且

可执行部分,使用所述一个或多个集成模型来预测事件的发生。

16. 如权利要求15所述的计算机程序产品,还包括通过组合来自所述一个或多个集成模型的一个或多个预测来确定测试数据点的分数的可执行部分。

17. 如权利要求15所述的计算机程序产品,进一步包括一个可执行部分,该可执行部分:

从多个数据点提取一个或多个特征;

根据所述一个或多个特征将所述多个数据点中的那些数据点分类为所述多数类或所述少数类。

18. 如权利要求15所述的计算机程序产品,进一步包括可执行部分,所述可执行部分:

将多个少数类数据点聚类成K个聚类,其中所述K个聚类形成所述少数类;并且

用所述多数类的所选数据点的随机数来扩充所述K个聚类中的所述少数类的每一个聚类。

19. 如权利要求15所述的计算机程序产品,进一步包括可执行部分,所述可执行部分:

检测该少数类别的一个或多个子类别;或

根据预定义标准标记所述少数类别的数据点的所述一个或多个集群。

20. 如权利要求15所述的计算机程序产品,进一步包括使用该受监督机器学习操作将该少数类划分成该一个或多个数据点集群的可执行部分。

增强的集成模型多样性和学习

[0001] 发明背景

技术领域

[0002] 本发明总体上涉及计算系统,并且更具体地涉及用于由处理器使用非监督机器学习来增强监督集成模型的不同实施例。

背景技术

[0003] 在当今社会中,与技术的进步相结合的各种医疗进步已经使得各种各样的随附益处成为可能,诸如患者的计算机化监测、或者表示患者的健康记录的数据的存储或组织。随着计算机、处理器、存储设备和移动计算平台遍及社会的各方面的激增,为了患者、健康专家和其他人的利益,额外的机会继续在卫生保健领域中体现其作用。

发明内容

[0004] 提供了用于由处理器实现增强的集成模型多样性和学习的不同实施例。在一个实施例中,仅通过示例的方式,提供了一种用于由处理器实现增强的集成模型多样性和学习的方法。可通过将少数类的数据点的一个或多个集群与多数类的所选数据点进行组合来创建一个或多个数据集合。可使用受监督机器学习操作从一个或多个数据集创建一个或多个集成模型。可使用一个或多个集成模型来预测事件的发生。

附图说明

[0005] 为了容易理解本发明的优点,将通过参考在附图中示出的具体实施例呈现以上简要描述的本发明的更具体的描述。应理解,这些附图仅描绘了本发明的典型实施例,并且因此不被认为是对其范围的限制,将通过使用附图用另外的具体性和细节来描述和解释本发明,在附图中:

[0006] 图1是描述根据本发明实施例的示例性计算节点的框图;

[0007] 图2是示出根据本发明的实施例的示范性云计算环境的附加框图;

[0008] 图3是描述根据本发明实施例的抽象模型层的附加框图;

[0009] 图4是描绘根据本发明的方面起作用的不同用户硬件和计算组件的图;

[0010] 图5是描绘根据本发明的方面的用于整体学习和多样性的操作的图;

[0011] 图6是描绘了根据本发明的各方面的多样性增强集成模型学习的操作的图;

[0012] 图7是描绘根据本发明的方面的用于使用集成模型的标签预测的操作的图;并且

[0013] 图8是实现本发明的各个方面的用于由处理器实现增强的集成模型多样性和学习的示范性方法的流程图。

[0014] 附图详细说明

[0015] 许多患者患有需要持续管理和注意的各种疾病,如糖尿病(“糖尿病”)。糖尿病是由于胰腺不能产生足够的胰岛素或身体的细胞不能适当地响应所产生的胰岛素。糖尿病的

管理集中在保持血糖水平接近正常,而不引起低血糖/糖(“低血糖”)。通常,为了避免低血糖,糖尿病患者维持异常高的血糖水平以提供针对低血糖水平的“缓冲液”。这种恒定的高血糖水平是糖尿病的大多数长期并发症(即视网膜病、神经病、肾病和心血管疾病)的根本原因。例如,血糖监测设备目前可用于提供实时连续血糖监测,该血糖监测在检测到低血糖病症时警告患者。然而,需要计算系统来在检测患者的低血糖状况之前准确地预测低血糖状况。

[0016] 在一个方面,所示实施例的机制采用人工智能(诸如机器学习)以允许计算机基于大量经验数据来模拟人类的智能和选择。机器学习可以捕获感兴趣的特性,诸如糖尿病及其潜在的概率分布,并且训练数据集可以用于训练机器学习模型。模型或规则集可被构建并用于基于多个特征的值来预测结果。机器学习可使用通常针对每一记录包括一组特征中的每一者的值和结果的数据集。根据该数据集,开发了用于预测结果的模型或规则集。

[0017] 在一个方面,机器学习可用于低血糖预测(例如,预测I型和II型糖尿病患者中的低血糖事件)。例如,需要胰岛素的患者通常携带胰岛素泵,所述胰岛素泵可以以预编程的方式或者基于需要递送胰岛素丸剂。每个推注事件具有与事件相关的一组特征。推注事件还可具有指示该事件是导致低血糖(“HYPO”)还是非低血糖(“NON-HYPO”)的标签。即,推注事件可具有两种标记:低血糖(例如,“HYPO”)或非低血糖(例如,“NON-HYPO”),这取决于低血糖事件是否已经在2-4小时窗口中发生,所述窗口可被定义为可包括一个或多个HYPO或NON-HYPO事件的窗口的固定时间段。低血糖事件的预测可以是标记组上的概率分布的形式,例如,测试点的预测对于HYPO事件可以是0.7,或对于NON-HYPO事件可以是0.3。

[0018] 与HYPO类和NON-HYPO类相关的数据点的分类可能是严重不平衡的,例如,HYPO标签可能永远不超过数据的10%。即使具有类别的不平衡,机器学习也可用于预测低血糖事件是否可在患者注射推注之后发生并且通知患者长达限定的时间段(例如,提前2-3小时),使得患者可具有足够的时间用于校正动作。低血糖事件可被定义为在由患者给予推注之后在2-4小时窗口中降到阈值以下的血糖水平。可以使用2-4窗口计算反向低延迟(“RHD”,它可以等同于平均反向事件延迟),并且在推注事件之前的时间窗口中导出多个特征。可以在范围从几分钟到几个月的窗口中导出每个特征(包括RHD)。

[0019] 然而,当前的机器学习操作经历若干挑战,例如,需要无监督的机器学习操作来改进受监督的集成模型的质量。此外,集成模型需要在其弱学习器中的每一者中的模型的多样性,以在组合模型之后获得最佳方差减少。如果数据类别非常不平衡,其中稀有类别(例如,次要类别)是最重要的类别,则难以创建学习重要稀有类别的不同模式/特性的机器学习模型。即,机器学习预测在类别或特征严重不平衡的情况下变得效率较低,其中罕见类别或特征被鉴定为最重要的类别或特征,其可以被称为“少数类别”(或也是最罕见的最高排名类别或特征),并且极难创建学习重要的稀有类(例如,少数类)的不同模式/特性的预测模型。

[0020] 由此,在一个方面,本发明提供了实现增强的集成模型多样性和由处理器进行的学习。在一个实施例中,仅通过示例的方式,提供了一种用于由处理器实现增强的集成模型多样性和学习的方法。可通过将少数类的数据点的一个或多个集群与多数类的所选数据点进行组合来创建一个或多个数据集。可使用受监督机器学习操作从一个或多个数据集创建一个或多个集成模型。可使用一个或多个集成模型来预测事件的发生。

[0021] 在另外的方面,本发明通过在高度不平衡的数据集(例如,I型和II型糖尿病患者的低血糖事件中)上构建多样的集群学习来提供糖尿病患者的低血糖预测的可靠且准确的模型。

[0022] 在另外的方面,可学习、生成和/或构建无监督机器学习操作以便即使当原始数据集高度不平衡(例如,可表示少数事件类或多数事件类的不平衡数据点)时也确保集成模型中的模型多样性。一个或多个可靠且准确的模型可被创建/构建以用于根据数据(例如,胰岛素泵数据)来预测所选组/用户的事件(例如,糖尿病患者的低血糖事件预测),用户(例如,患者)人口统计数据 and/或用户行为数据,其可在所收集的数据集中具有事件分类失衡的特性。

[0023] 另外,与机器学习相关联,可使用通知来修改用户(例如,患者)行为。例如,可向患者提供低血糖事件可能发生的通知使得患者采取行动且不发生低血糖的通知。用户可以提供指示通知的效率和有用性的程度的反馈。本发明可以连续地从数据学习并且连续地改进机器学习模型。可在定义的时间段内学习和分析一个或多个模式和趋势。所有用户信息、由用户执行的动作和通知可被存储在存储库中。所存储的数据可以用于模式的长期分析和趋势变化检测。此外,用户可以可视化所有存储的信息,包括低血糖预测和用于计算预测的数据/特征。可以经由交互式仪表板(例如,经由图形用户界面“GUI”)向一个或多个用户提供此数据,用于理解用户的活动和事件,并且提供关于应当和/或不应当执行的与事件相关的定义事件(例如,低血糖)动作的洞察以及什么活动导致定义事件(例如,低血糖)动作。

[0024] 下面将进一步描述本发明的其他方面和伴随的益处。

[0025] 预先理解的是,虽然本公开包括关于云计算的详细描述,但是本文所引用的教导的实现不限于云计算环境。相反,本发明的实施例能够结合现在已知或以后开发的任何其他类型的计算环境来实现。

[0026] 云计算是一种服务递送模型,用于实现对可配置计算资源(例如,网络、网络带宽、服务器、处理、存储器、存储、应用、虚拟机和服务)的共享池的方便、按需的网络访问,所述可配置计算资源可以用最小的管理或服务提供者的交互来快速配置和释放。该云模型可以包括至少五个特性、至少三个服务模型和至少四个部署模型。

[0027] 特性如下:

[0028] 按需自助服务:云消费者可按需自动地单方面供应计算能力,诸如服务器时间和网络存储,而无需与服务的提供者的人力交互。

[0029] 广泛的网络接入:具有在网络上和通过标准机制来访问的能力,所述标准机制促进由异构的瘦或厚客户端平台(例如,移动电话、膝上型计算机和PDA)的使用。

[0030] 资源池化:提供者的计算资源被池化以使用多租户模型服务于多个消费者,其中不同的物理和虚拟资源根据需要被动态地指派和重新指派。存在位置独立性的意义,因为消费者通常对所提供资源的确切位置不具有控制或知识,但可能能够在较高抽象层级(例如,国家、州或数据中心)处指定位置。

[0031] 快速弹性:可以快速且弹性地提供能力(在一些情况下,自动地)以快速缩小并且通过快速释放快速放大。对于消费者,可用于供应的能力通常显得不受限制,并且可以在任何时间以任何数量购买。

[0032] 测量的服务:云系统通过利用适于服务类型(例如,存储、处理、带宽和活动用户账

户)的某种抽象级别的计量能力来自动控制和优化资源使用。资源使用可以被监控、控制和报告,从而为所利用的服务的提供者和消费者两者提供透明度。

[0033] 业务模型如下:

[0034] 软件即服务(SaaS):提供给消费者的能力是使用运行在云基础设施上的提供者的应用。应用可通过诸如web浏览器(例如,基于web的电子邮件)的瘦客户端接口从不同客户端设备访问。消费者不管理或控制包括网络、服务器、操作系统、存储或甚至个体应用能力的底层云基础结构,可能的例外是有限的用户特定的应用配置设置。

[0035] 平台即服务(PaaS):提供给向消费者的能力是部署在云基础结构上由消费者创建或获取的应用,所述应用是使用提供者所支持的编程语言和工具来创建的。消费者不管理或控制包括网络、服务器、操作系统或存储的底层云基础结构,但是具有对所部署的应用以及可能的应用托管环境配置的控制。

[0036] 基础设施即服务(IaaS):提供给消费者的能力是提供消费者能够部署和运行可包括操作系统和应用的任意软件的处理、存储、网络和其他基本计算资源。消费者不管理或控制底层云基础结构,而是具有对操作系统、存储、所部署的应用的控制,以及对所选联网组件(例如,主机防火墙)的可能有限的控制。

[0037] 部署模型如下:

[0038] 私有云:云基础结构仅为组织操作。它可由组织或第三方管理,并且可存在于场所内或场所外。

[0039] 社区云:云基础结构由若干组织共享并且支持具有共享的关注(例如,任务、安全要求、策略和合规性考虑)的特定社区。它可由组织或第三方管理,并且可存在于场所内或场所外。

[0040] 公共云:使云基础结构对公众或大型产业组可用并且由销售云服务的组织拥有。

[0041] 混合云:云基础架构是两个或更多个云(私有、社区或公共的)的组成,这些云保持唯一实体但通过标准化或专有技术来绑定在一起,这些技术实现数据和应用便携性(例如,用于云之间的负载均衡的云突发)。

[0042] 云计算环境是面向服务的,关注于状态、低耦合、模块性和语义互操作性。云计算的核心是包括互连节点网络的基础设施。

[0043] 现在参见图1,示出了云计算节点的示例的示意图。云计算节点10仅是合适的云计算节点的一个示例,并且不旨在对在此描述的本发明的实施例的使用范围或功能提出任何限制。无论如何,云计算节点10能够被实现和/或执行上文阐述的任何功能。

[0044] 在云计算节点10中存在计算机系统/服务器12,其可与许多其他通用或专用计算机系统环境或配置一起操作。可以适合于与计算机系统/服务器12一起使用的公知的计算机系统、环境和/或配置的示例包括,但不限于个人计算机系统、服务器计算机系统、瘦客户机、厚客户机,手持式或膝上型设备、多处理器系统、基于微处理器的系统、机顶盒、可编程消费电子产品,网络PC、小型计算机系统、大型计算机系统和包括任何上述系统或设备的分布式云计算环境,等等。

[0045] 计算机系统/服务器12可以在由计算机系统执行的计算机系统可执行指令(诸如程序模块)的一般上下文中描述。一般而言,程序模块可包括执行特定任务或实现特定抽象数据类型的例程、程序、对象、组件、逻辑、数据结构等。计算机系统/服务器12可以在分布式

云计算环境中实现,其中任务由通过通信网络链接的远程处理设备来执行。在分布式云计算环境中,程序模块可位于包括存储器存储设备的本地和远程计算机系统存储介质两者中。

[0046] 如图1所示,云计算节点10中的计算机系统/服务器12以通用计算设备的形式示出。计算机系统/服务器12的组件可以包括但不限于一个或多个处理器或处理单元16、系统存储器28、以及将包括系统存储器28的不同系统组件耦合到处理器16的总线18。

[0047] 总线18表示若干类型的总线结构中的任一种总线结构中的一种或多种,包括存储器总线或存储器控制器、外围总线、加速图形端口、以及使用各种总线架构中的任一种的处理器或局部总线。作为示例而非限制,此类架构包括工业标准架构 (ISA) 总线、微通道架构 (MCA) 总线、增强型ISA (EISA) 总线、视频电子标准协会 (VESA) 局部总线和外围组件互连 (PCI) 总线。

[0048] 计算机系统/服务器12通常包括各种计算机系统可读介质。这样的介质可以是可由计算机系统/服务器12访问的任何可用介质,并且它包括易失性和非易失性介质、可移动和不可移动介质。

[0049] 系统存储器28可包括易失性存储器形式的计算机系统可读介质,诸如随机存取存储器 (RAM) 30和/或高速缓存存储器32。计算机系统/服务器12还可以包括其他可移动/不可移动、易失性/非易失性计算机系统存储介质。仅通过举例的方式,可以提供存储系统34用于从不可移动、非易失性磁介质(未示出,并且通常被称为“硬盘驱动器”)读取和向其写入。尽管未示出,可以提供用于读写可移动非易失性磁盘(例如,“软盘”)的磁盘驱动器以及用于读写诸如CD-ROM、DVD-ROM或其他光学介质之类的可移动非易失性光盘的光盘驱动器。在这样的实例中,每一个都可以通过一个或多个数据介质接口连接到总线18。如下面将进一步描绘和描述的,系统存储器28可以包括至少一个程序产品,该程序产品具有被配置为执行本发明的实施例的功能的程序模块的集合(例如,至少一个)。

[0050] 具有一组(至少一个)程序模块42的程序/实用工具40以及操作系统、一个或多个应用程序、其他程序模块和程序数据可以通过示例而非限制的方式存储在系统存储器28中。操作系统、一个或多个应用程序、其他程序模块和程序数据中的每一者或其某一组合可包含联网环境的实施例。程序模块42通常执行本发明所描述的实施例的功能和/或方法。

[0051] 计算机系统/服务器12也可以与一个或多个外部设备14通信,例如键盘、定点设备、显示器24等;使得用户能够与计算机系统/服务器12交互的一个或多个设备;和/或使计算机系统/服务器12能够与一个或多个其他计算设备通信的任何设备(例如,网卡、调制解调器等)。这样的通信可以经由输入/输出 (I/O) 接口22发生。再者,计算机系统/服务器12可以经由网络适配器20与诸如局域网 (LAN)、通用广域网 (WAN) 和/或公共网络(例如,互联网)之类的一个或多个网络通信。如图所示,网络适配器20通过总线18与计算机系统/服务器12的其他组件通信。应当理解,虽然未示出,但是其他硬件和/或软件组件可以与计算机系统/服务器12结合使用。示例包括但不限于:微代码、设备驱动器、冗余处理单元、外部磁盘驱动器阵列、RAID系统、磁带驱动器和数据归档存储系统等。

[0052] 在本发明的背景下,并且如本领域技术人员将认识到的,图1中描绘的不同部件可以位于移动的车辆中。例如,与所示出的实施例的机制相关联的处理和数据存储能力中的一些可经由本地处理组件在本地发生,而相同的组件经由网络连接到远程定位的分布式计

算数据处理和存储组件以实现本发明的不同目的。同样,如本领域普通技术人员将认识到的,本说明旨在仅传达可以是共同地实现不同创造性方面的分布式计算组件的整个连接网络的内容的子集。

[0053] 现在参见图2,描绘了说明性云计算环境50。如图所示,云计算环境50包括一个或多个云计算节点10,云消费者使用的本地计算设备(诸如个人数字助理(PDA)或移动电话54A、台式计算机54B、膝上型计算机54C和/或汽车计算机系统54N)可与云计算节点10通信。节点10可以彼此通信。它们可以被物理地或虚拟地分组(未示出)在一个或多个网络中,诸如上文描述的私有云、社区云、公共云或混合云或其组合。这允许云计算环境50提供基础结构、平台和/或软件作为云消费者不需要维护本地计算设备上的资源的服务。应理解,图2中所示的计算装置54A-N的类型仅旨在是说明性的,且计算节点10和云计算环境50可经由任何类型的网络和/或网络可寻址连接(例如,使用网络浏览器)与任何类型的计算机化装置通信。

[0054] 现在参见图3,示出了由云计算环境50(图2)提供的一组功能抽象层。应预先理解,图3中所示的组件、层和功能仅旨在是说明性的,并且本发明的实施例不限于此。如所描绘的,提供了以下层和相应的功能:

[0055] 设备层55包括物理和/或虚拟设备,其嵌入有和/或独立电子器件、传感器、致动器和其他对象以在云计算环境50中执行不同任务。设备层55中的每个设备将联网能力结合到其他功能抽象层,使得可以将从设备获得的信息提供给其他功能抽象层,和/或可以将来自其他抽象层的信息提供给设备。在一个实施例中,包括设备层55的不同设备可以并入统称为“物联网”(IoT)的实体网络。如本领域普通技术人员将理解的,这样的实体网络允许数据的互通、收集和传播以实现各种各样的目的。

[0056] 如所示的装置层55包括传感器52、致动器53、具有集成处理的“学习”恒温器56、传感器和联网电子器件、相机57、可控家庭插座/插孔58、以及如所示的可控电开关59。其他可能的装置可以包括但不限于不同附加传感器装置、联网装置、电子装置(如远程控制装置)、附加致动器装置、所谓的“智能”电器(如冰箱或洗衣机/干燥机)、以及各种各样其他可能的互连物体。

[0057] 硬件和软件层60包括硬件和软件组件。硬件组件的示例包括:主机61;基于RISC(精简指令集计算机)架构的服务器62;服务器63;刀片服务器64;存储设备65;以及网络和联网组件66。在一些实施例中,软件组件包括网络应用服务器软件67和数据库软件68。

[0058] 虚拟化层70提供抽象层,从该抽象层可以提供虚拟实体的以下示例:虚拟服务器71;虚拟存储72;虚拟网络73,包括虚拟专用网络;虚拟应用和操作系统74;以及虚拟客户端75。

[0059] 在一个实例中,管理层80可提供下文所描述的功能。资源供应81提供用于执行云计算环境内的任务的计算资源和其他资源的动态获取。计量和定价82在云计算环境内利用资源时提供成本跟踪,以及针对这些资源的消费的计费或发票。在一个示例中,这些资源可以包括应用软件许可证。安全性为云消费者和任务提供身份验证,以及对数据和其他资源的保护。用户门户83为消费者和系统管理员提供对云计算环境的访问。服务级别管理84提供云计算资源分配和管理,使得满足所需的服务级别。服务水平协议(SLA)计划和履行85提供云计算资源的预安排和采购,根据SLA预期该云计算资源的未来要求。

[0060] 工作负载层90提供可以利用云计算环境的功能的示例。可以从该层提供的工作负荷和功能的示例包括：地图和导航91；软件开发和生命周期管理92；虚拟教室教育交付93；数据分析处理94；事务处理95；以及，在本发明的所示实施例的上下文中，用于实现增强的集成模型多样性和学习的不同工作负荷和功能96。此外，用于实现增强的集成模型多样性和学习的工作负荷和功能96可包括诸如数据分析（包括来自不同环境传感器的数据收集和处理）和预测数据分析功能的操作。所属领域的技术人员将了解，用于实施增强的集成模型多样性和学习的工作负载和功能96还可结合不同抽象层的其他部分而工作，例如硬件和软件60、虚拟化70、管理80和其他工作负荷90（例如数据分析处理94）中的那些，以完成本发明所示实施例的不同目的。

[0061] 如前所述，本发明提供增强的集成模型多样性和学习。一个或多个无监督机器学习操作可用于在集成模型中为弱学习者（例如，基本集成组件模型）创建数据集。可以通过对少数类进行聚类并且然后通过将这些少数类中的每一个与来自多数类的随机样本进行组合来创建用于弱学习的数据集来平衡类不平衡。可以使用监督机器学习方法来为每个数据集创建/学习一个或多个集成模型。测试数据点的分数可通过组合来自从数据集创建的基本整体组件模型的预测来确定。

[0062] 在一个方面，弱学习器可被学习或训练以检测一个或多个少数类别的不同子类型，其中这样的子类型可通过聚类过程来获得。在一个方面，可以通过对不同特征进行聚类来检测子类型。使用无监督机器学习操作从数据学习子类型。少数类别（例如，一类次要特征或特定数据点）可使用平均反向事件延迟而分割成群组/群集。即，可以创建数据集，使得学习弱学习器以检测少数类别的不同子类型，其中通过聚类处理获得这样的子类型。少数类可以使用受监督的机器学习操作而不是无监督的机器学习操作被分割成组/聚类。

[0063] 可通过组合来自集成点中的K个分类器的预测来获得测试点的预测。可在推注事件周围和/或之前的时间窗中计算特征向量，所述推注事件可基于不同数据源计算并使用预先建立的标准标记为“HYPO”或非“NON-HYPO”。例如，预先建立的标准可以是与诸如低血糖的事件相关的数据，低血糖被定义为在患者用推注注射他/她自己之后的时间窗口（例如，4小时、3小时、或2小时）内血糖下降到低于70mg/dl持续约10分钟。因此，如果在推注后的时间窗口期间血糖水平下降到低于70mg/dl，则推注事件可以被“标记”（例如，指示）为HYPO，否则它可以被标记为NON-HYPO。即，过去的的数据可以用于发现哪些大丸剂是HYPO或NON-HYPO，然后可以从数据提取一个或多个特征，并且可以训练机器学习算法以预测大丸剂是HYPO还是NON-HYPO。

[0064] 患者的人口统计学信息和推注事件特征也可组合以形成推注特征（例如，在被聚类成少数类别之前的一组原始数据点的特征）。这些特征可以被分组成少数类别（例如，HYPO特征）和多数类别（例如，非HYPO特征）。少数类别（例如，HYPO特征）可以被聚类为少数类别的K个聚类。可通过学习与多数聚类相比少数类的K个聚类中的每个聚类的至少K个分类器来创建集成模型。可通过组合来自集成点中的少数类别的K个分类器的预测来获得测试点的预测。预测可以是导致少数类（例如HYPO事件）或多数类（例如NON-HYPO事件）事件的推注事件的分数。

[0065] 在一个方面，如果模型对已知实体的标签进行错误分类，则可能发生错误分类。机器学习模型可以使用成本最小化技术（例如，梯度下降）或使用基尼索引的其他技术来构

建。可以使用多种分类算法(如决策森林、支持向量机(SVM)、逻辑回归等)学习集成方法中的一个或多个个体模型。可以使用接收器运行特征(ROC)的曲线下面积(“AOC”)来测量误分类成本,其中HYP0是分类的并且被视为阳性的。其他测量(诸如正预测值(PPV))也可用于测量表现。

[0066] 现在转到图4,示出了根据所示实施例的不同机制的示范性功能组件400的框图。图4示出根据本技术的示例的在计算环境(诸如计算环境402)中实现增强的集成模型多样性和学习。考虑到前述内容,模块400还可以结合到根据本发明的用于准确时间事件预测建模的系统的不同硬件和软件组件中。许多功能块400可作为后台进程在分布式计算组件中的不同组件上执行,或在用户设备上执行,或在其他地方执行。

[0067] 如将看到的,以与之前已经在图1-3中描述的相同的描述性意义,许多功能块也可以被认为是功能的“模块”。例如,再次示出了图1的计算机系统/服务器12,其也可以是图1的处理单元16和存储器28,以执行根据本发明的各个方面的不同计算、数据处理和其他功能。

[0068] 系统400可以包括计算环境402和设备420,如台式计算机、膝上型计算机、平板计算机、物联网(“IoT”)设备(例如,智能电话或可穿戴设备/传感器)、和/或可以具有一个或多个处理器和存储器的另一个电子设备。设备420和计算环境402可以各自通过一种或多种通信方法(诸如计算网络)彼此关联和/或通信。在一个示例中,设备420可以由与计算环境402相关联的用户(例如,所有者、管理员、顾客、领域专家或患者)控制。在另一示例中,设备420可以完全独立于计算环境402的用户(例如,所有者、管理员、顾客、领域专家或患者)。

[0069] 在一个方面,计算环境402可向设备420提供虚拟化计算服务(即,虚拟化计算、虚拟化存储、虚拟化联网等)。更具体地,计算环境402可提供在硬件基板上执行的虚拟化计算、虚拟化存储、虚拟化联网和其他虚拟化服务。

[0070] 如图4所示,计算环境402可包括机器学习模块406、与机器学习模块406相关联的特征和/或参数数据库404。计算环境402还可包括计算机系统12,如图1所示。计算机系统12还可包括分类组件410、集成模型组件412和事件组件416,每个组件与机器学习模块406相关联以用于训练和学习一个或多个机器学习模型并且还用于将特征和/或参数的多个组合应用于正被测试的机器学习模型。

[0071] 在一个方面中,机器学习模块406可以包括用于预测事件的预测模块408。例如,使用集成模型组件412和事件组件416的计算机系统12可定义诸如低血糖事件的事件,其中血糖水平在患者给予推注之后在时间序列窗口中下降到低于阈值。

[0072] 分类组件410可以通过将少数类别(例如,次要特征)的一个或多个数据点聚类与多数类别(例如,大多数特征)的所选数据点进行组合来创建一个或多个数据集。分类组件410可以从多个数据点提取一个或多个特征,并且根据一个或多个特征将多个数据点中的那些分类成多数类或少数类。分类组件410可通过组合来自一个或多个集成模型的一个或多个预测来确定测试数据点的分数。

[0073] 在额外的方面,分类组件410可以将多个少数类别数据点聚类成K个聚类,其中K个聚类形成少数类别,并且用多数类别的所选数据点的随机数目来扩充K个聚类中的少数类别的每个聚类。分类组件410甚至可以检测少数类别的一个或多个子类别。分类组件410可以使用受监督的机器学习操作将少数类别分割成一个或多个数据点集群。分类组件410可

以根据预定义标准来标记少数类别的数据点的一个或多个集群。

[0074] 集成模型组件412可以使用受监督的机器学习操作从一个或多个数据集创建一个或多个集成模型。

[0075] 预测模块408可使用一个或多个集成模型预测事件的发生。除了其他特征和/或参数之外,一个或多个机器学习模型或“分类器”可以由机器学习模块406使用平均事件延迟和/或预测模块408来学习或训练。预测模块408可以基于学习的或训练的分类器预测糖尿病患者中的低血糖事件。

[0076] 设备420可以包括能够在设备420上显示供用户与图形用户界面 (GUI) 422交互的一个或多个用户界面控件的图形用户界面 (GUI) 422。例如,GUI 422可经由警报显示预测的低血糖事件。例如,预测的低血糖事件可以是在GUI 422上可听地和/或可视地指示或显示“警报!你将在10分钟内经历低血糖。现在请采取纠正措施!”

[0077] 特征/参数404可以是特征/参数和用于处理特征/参数的配方的组合,该配方可以应用于与测试、监测和/或计算患者的状况的各种状况或诊断有关的相同输入数据。即,参数的不同组合可以被选择并且应用于相同的输入数据以用于学习或训练一个或多个机器学习模型。

[0078] 在一个方面,可以使用诸如监督学习、无监督学习、时间差学习、强化学习等各种各样的方法或方法的组合来执行如本文所述的预测建模(或机器学习建模)。可以与本技术一起使用的监督学习的一些非限制性示例包括AODE(平均的一相估计器),人工神经网络、反向传播、贝叶斯统计、朴素隔间分类器、贝叶斯网络、贝叶斯知识库、基于案例的推理,决策树、诱导逻辑编程、高斯过程回归、基因表达编程、数据处理的组方法(GMDH),学习自动机、学习向量量化、最小消息长度(决策树、决策图等)、懒散学习,基于实例的学习、最近邻算法、模拟建模、可能近似正确(PAC)学习、连锁规则,知识获取方法、符号机器学习算法、子符号机器学习算法、支持向量机,随机森林、分类器的集群、引导聚集(装袋)、增强(元算法)、序数分类、回归分析,信息模糊网络(IFN),统计分类,线性分类器,费希尔线性判别,逻辑回归,感知器,支持向量机、二次分类器、k最近邻、隐马尔可夫模型和增强。可以与本技术一起使用的无监督学习的一些非限制性示例包括人工神经网络,数据聚类、期望最大化、自组织图、径向基函数网络、向量量化、生成形貌图,信息瓶颈方法、IBSEAD(基于分布式自治实体系统的交互)、关联规则学习、先验算法,eclat算法、FP增长算法、层级聚类、单链接聚类、概念聚类、划分聚类、k均值算法,模糊聚类和加强学习时间差学习的一些非限制性示例可以包括Q学习和学习自动机。关于本段中所描述的受监督的、无监督的、时间差异或其他机器学习的示例中的任一个示例的具体细节是已知的,并且被认为在本公开的范围内。而且,当部署一个或多个机器学习模型时,可以在被部署在公共环境中之前在受控环境中首先测试计算设备。而且,即使当被部署在公共环境中(例如,在受控的测试环境外部)时,也可以监视计算设备的合规性。

[0079] 现在转到图5,示出用于整体学习和多样性的操作的系统500。在一个方面中,图1到4中所描述的组件、模块、服务、应用程序和/或功能中的一或多者可在图5中使用。为了简洁起见,省略对在本文中描述的其他实施例中采用的类似元件、组件、模块、服务、应用和/或功能的重复描述。如图所示,用箭头描绘了不同功能块,这些箭头指定了块500彼此的关系并且示出了处理流程。另外,也看到与每个功能块500相关的描述信息。

[0080] 在一个方面,说明性实施例描绘了对整体学习中的多样性的需要。例如,预测事件的一个分类问题是其中分类产生类别的不平衡,其中少数类别被设计为重要或高优先级但不能如此分类。分类器(“预测模型”)可以使用除了其他特征之外的特征来训练或学习,但是关键的是每个模型专门化来自原始数据点的数据子集。如原始数据点510中所描绘的,类失衡被示为示出多数类的更多数据点而少数类的更少数据点。

[0081] 例如,在操作520(例如,操作1)中,从原始数据点510分类数据集1和数据集2。即,通过绘制随机子采样来创建原始数据点510的分区以创建用于总体中的各个模型的训练数据集。然而,操作520(例如,操作1)未能产生用于生成准确的整体学习模型的最佳且多样的训练数据集。

[0082] 相比之下,操作530(例如,操作2)首先将少数类别(例如,较暗的阴影点)从原始数据点510聚类成聚类1、2和3。此时,在将数据点聚类成少数类(例如,聚类1、2和3)之后,少数类中的每个组可以包含类似类型的事件(例如,形成少数类的类似类型的事件)。

[0083] 然后通过将聚类(例如,聚类1、2、和3)中的每一个与来自多数类的随机样本(例如,阴影较浅的点)进行组合来创建训练数据集(例如,数据集1、数据集2、和数据集3)以用于弱学习。训练数据集(例如,数据集1、数据集2和数据集3)可以被最优地多样化,并且可以用于使用监督机器学习操作来创建一个或多个集成模型,如图6所示。

[0084] 现在,对于每个组或族(例如,族1、2和3),机器学习模型可以被学习或训练以预测事件,例如,低血糖。这基于特征聚类使用不同的集成模型来提高预测准确度,数据点的局部化组首先根据少数类别并且然后将来自多数类别的随机样本添加到每个少数类别聚类可以是这样的。机器学习模型可以每族(或每组,诸如多数类或少数类)训练,而不是仅针对所有数据训练一个机器学习模型以实现增加的预测准确度。

[0085] 图6是描绘用于分集增强集成模型学习的操作的示图。在一个方面中,可在图6中使用图1-5中描述的组件、模块、服务、应用程序和/或功能中的一或多者。为了简洁起见,省略对在本文中描述的其他实施例中采用的类似元件、组件、模块、服务、应用和/或功能的重复描述。如图所示,用箭头描绘了不同功能块,箭头指定块600彼此的关系并且示出处理流程。另外,也看到与每个功能块600相关的描述信息。

[0086] 在框610开始,可使用不同特征提取操作来提取一个或多个特征,其中可从不同数据源提取特征。在框620中,一旦计算特征,便可使用无监督操作(例如,数据群集)将特征分组在一起。在一个方面,使用无监督的机器学习操作来对特征进行聚类,并且可以使用受监督的机器学习操作来学习一个或多个机器学习模型。聚类分析或聚类可以是以同一组(称为聚类)中的对象彼此比其他组(聚类)中的对象更相似(在某种意义上或另一方面)的方式来分组一组对象的任务。即,数据点可以首先聚类成次要类,其中次要类被聚类成K个聚类(例如,使用K均值或其他聚类操作),其中“K”是正整数。

[0087] 在框630中,可以选择随机数据点并将其添加到少数类别的K个集群中的每个集群以创建少数和多数类别的平衡的集成模型(例如,与 $major_j$ 相比, $minor_i$ 是指在类别与类别相比之间进行区分的分类问题),使得可以为每个多数(major)/少数(minor)数据集创建多个不同化的集成模型(例如, M_1, M_2 和 M_n)。即,如框630中所示,1)从主要类别采样数据点以创建与分类问题 $major_j$ 相比平衡的 $minor_i$,2)创建一个或多个问题,并且3)学习针对每个多数(major)/少数(minor)数据集的分类器 $M_1, \dots, M_n$ 。为了说明,考虑以下实例。假设你具有数

数据集,该数据集具有20个数据点(例如,用于说明目的的红色数据点)和100个数据点(例如,用于说明目的的蓝色数据点,并且其中,红色和蓝色可以表示两个不同的类别,例如,少数类别和多数类别)。照此,数据集是不平衡的。红色点可表示少数类别,且蓝色点可表示多数类别。以下步骤如下。在步骤1中,可以将来自红色(少数)类的点聚类为选定数量的聚类(例如,5个聚类)。在步骤2中,对于红色族(来自步骤1)中的每一个,可以从蓝色(多数)类聚集相同数量的点。组合这些红色点和蓝色点并且形成“平衡的”数据集(例如,平衡的数据集现在具有来自每个类别的相等数量的点)。在步骤3中,可以对来自步骤2的平衡数据集训练分类器。在步骤4中,可以针对每个聚类执行步骤2和3,从而产生5个分类器。在步骤5中,在预测操作期间,可从所有5个分类器产生一个或一个以上预测(例如,针对红色或蓝色)且返回多数表决作为最终预测。

[0088] 由此,多样性增强的集成模型学习包括使用无监督操作的组合来通过确保形成集成模型的弱学习器的多样性来学习增强集成模型。通过首先对少数类别进行聚类,少数类别的若干子类型可以被发现并且可以用于形成多样化的集成模型(例如, M_1, M_2 和 M_n)。少数类可以用多数类的随机子采样来扩充,从而解决不平衡类的问题。

[0089] 图7是描绘用于使用集成模型的标签预测的操作的图。在一个方面中,图1到6中所描述的组件、模块、服务、应用程序和/或功能中的一或多者可在图7中使用。为了简洁起见,省略对在本文中描述的其他实施例中采用的类似元件、组件、模块、服务、应用和/或功能的重复描述。如图所示,用箭头描绘不同功能块,箭头指定块700彼此的关系并且示出处理流程。另外,也看到与每个功能块700相关的描述信息。

[0090] 在块720中,测试数据点710可被收集、收集和/或接收并提供给将由每个集成模型测试的多样化集成模型(例如,从图5和图6创建的 M_1, M_2 和 M_n)。

[0091] 在块730中,多样化集成模型(例如, M_1, M_2 和 M_n)中的每一个可使用测试数据点710,并且可通过组合来自一个或多个集成模型(例如, M_1, M_2 和 M_n)的一个或多个预测来对测试数据点进行评分。即,多样化集成模型(例如, M_1, M_2 和 M_n)可预测测试数据点710是否来自多数类和/或来自少数类。可通过多数表决来执行组合操作,如在框740中。如在框750中,可执行最终预测(例如,测试数据点710是否来自多数类和/或来自少数类)。应当注意,最终投票操作生成比每个集成模型预测更准确的预测,并且可以被称为“集成模型的方差减小效果。”

[0092] 图8是用于通过处理器实现增强的集成模型多样性和学习的方法800,其中可实现所解释的实施例的各方面。功能800可以被实现为作为机器上的指令执行的方法,其中,所述指令被包括在至少一个计算机可读介质或一个非暂态机器可读存储介质上。功能800可以在框802中开始。

[0093] 如在框804中,可通过将少数类的数据点的一个或多个集群与多数类的所选数据点进行组合来创建一个或多个数据集合。如在框806中,可使用受监督机器学习操作从一个或多个数据集创建一个或多个集成模型。如在框808中,可使用一个或多个集成模型来预测事件的发生。功能800可以在框810中结束。

[0094] 在一个方面中,结合图8的至少一个框和/或作为图8的至少一个框的部分,方法800的操作可包含以下各项中的每一者。方法800的操作可通过组合来自一个或多个集成模型的一个或多个预测来确定测试数据点的分数。

[0095] 方法800的操作可以从多个数据点提取一个或多个特征,根据所述一个或多个特征将所述多个数据点中的那些数据点分类成多数类或少数类,将多个少数类数据点聚类成K个聚类,其中所述K个聚类形成所述少数类,和/或用多数类的所述数据点的随机数来扩充少数类的K个集群中的每一个集群。方法800的操作还可以检测少数类别的一个或多个子类别。方法800的操作可以使用受监督机器学习操作将少数类别分割成一个或多个数据点集群,和/或根据预定义标准标记该少数类别的一个或多个数据点集群。

[0096] 本发明可以是系统、方法和/或计算机程序产品。所述计算机程序产品可包含上面具有计算机可读程序指令的计算机可读存储介质(或介质),所述计算机可读程序指令用于致使处理器执行本发明的方面。

[0097] 计算机可读存储介质可以是保留和存储指令以供指令执行设备使用的有形设备。计算机可读存储介质可以是例如但不限于电子存储设备、磁存储设备、光存储设备、电磁存储设备、半导体存储设备或前述各项的任何合适的组合。计算机可读存储介质的更具体例子的非穷举列表包括以下:便携式计算机盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦除可编程只读存储器(EPROM或闪存),静态随机存取存储器(SRAM)、便携式致密盘只读存储器(CD-ROM),数字通用盘(DVD)、记忆棒、软盘、机械编码设备(诸如穿孔卡片)或具有记录在其上的指令的凹槽中的凸起结构),以及上述的任意合适的组合。如本文中所使用的计算机可读存储介质不应被解释为瞬态信号本身,诸如无线电波或其他自由传播的电磁波、通过波导或其他传输介质传播的电磁波(例如,通过光纤电缆的光脉冲)、或通过导线传输的电信号。

[0098] 本文所述的计算机可读程序指令可从计算机可读存储介质下载到相应的计算/处理设备,或经由网络(例如,互联网、局域网、广域网和/或无线网络)下载到外部计算机或外部存储设备。网络可以包括铜传输电缆、光传输光纤、无线传输、路由器、防火墙、交换机、网关计算机和/或边缘服务器。每个计算/处理设备中的网络适配器卡或网络接口从网络接收计算机可读程序指令,并转发计算机可读程序指令以存储在相应计算/处理设备内的计算机可读存储介质中。

[0099] 用于执行本发明的操作的计算机可读程序指令可以是汇编指令,指令集架构(ISA)指令、机器指令、机器相关指令、微代码、固件指令、状态设置数据,或者以一种或多种编程语言的任意组合编写的源代码或目标代码,包括面向对象的Smalltalk、C++等编程语言,以及常规的过程式编程语言,例如“C”编程语言或类似的编程语言。计算机可读程序指令可完全在用户的计算机上执行、部分在用户的计算机上执行、作为独立软件包执行、部分在用户的计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务器上执行。在后一种情形中,远程计算机可以通过任何类型的网络(包括局域网(LAN)或广域网(WAN))连接到用户的计算机,或者可以连接到外部计算机(例如,通过使用互联网服务提供商的互联网)。在一些实施例中,电子电路(包括例如可编程逻辑电路、现场可编程门阵列(FPGA)或可编程逻辑阵列(PLA))可以通过利用计算机可读程序指令的状态信息来执行计算机可读程序指令以使电子电路个性化,以便执行本发明的方面。

[0100] 本文中参考根据本发明的实施例的方法、设备(系统)和计算机程序产品的流程图说明和/或框图描述本发明的方面。应当理解,流程图和/或框图的每个方框以及流程图和/或框图中各方框的组合,都可以由计算机可读程序指令来实现。

[0101] 这些计算机可读程序指令可以被提供给通用计算机的处理器,专用计算机或其他可编程数据处理装置,以产生机器,其通过计算机或其他可编程数据处理装置的处理器执行,创建用于实现在流程图和/或方框图的一个或多个方框中指定的功能/动作的装置。这些计算机可读程序指令还可存储在可指导计算机的计算机可读存储介质中,可编程数据处理装置,和/或以特定方式起作用的其他设备,使得具有存储在其中的指令的计算机可读存储介质包括制品,该制品包括实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作的各方面的指令。

[0102] 计算机可读程序指令还可以加载到计算机、其他可编程数据处理装置上,或使得在计算机上执行一系列操作步骤的其他装置,其他可编程装置或其他设备,以产生计算机实现的过程,使得在计算机上执行的指令,其他可编程装置或其他设备实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作。

[0103] 附图中的流程图和框图示出了根据本发明的不同实施例的系统、方法和计算机程序产品的可能实现方式的架构、功能和操作。对此,流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段或指令的一部分,所述模块、程序段或指令的一部分包括一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。在一些替代实现方式中,框中所标注的功能可以不以图中标注的顺序发生。例如,取决于所涉及的功能,连续示出的两个框实际上可以基本上同时执行,或者这些框有时可以以相反的顺序执行。还将注意的是,框图和/或流程图中的每个方框、以及框图和/或流程图中的方框的组合,可以由基于专用硬件的系统来实现,所述基于专用硬件的系统执行指定的功能或动作或者执行专用硬件与计算机指令的组合。

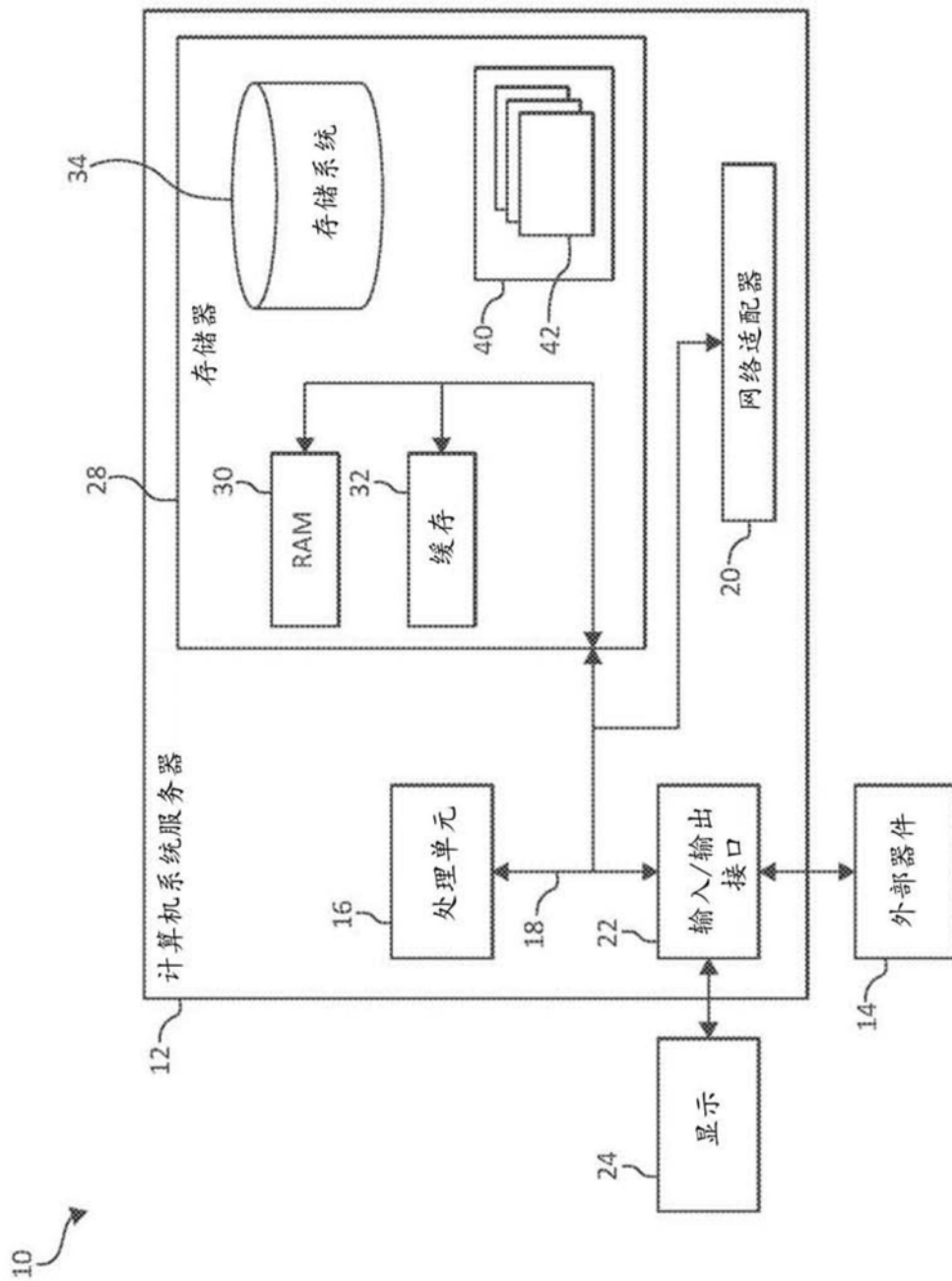


图1

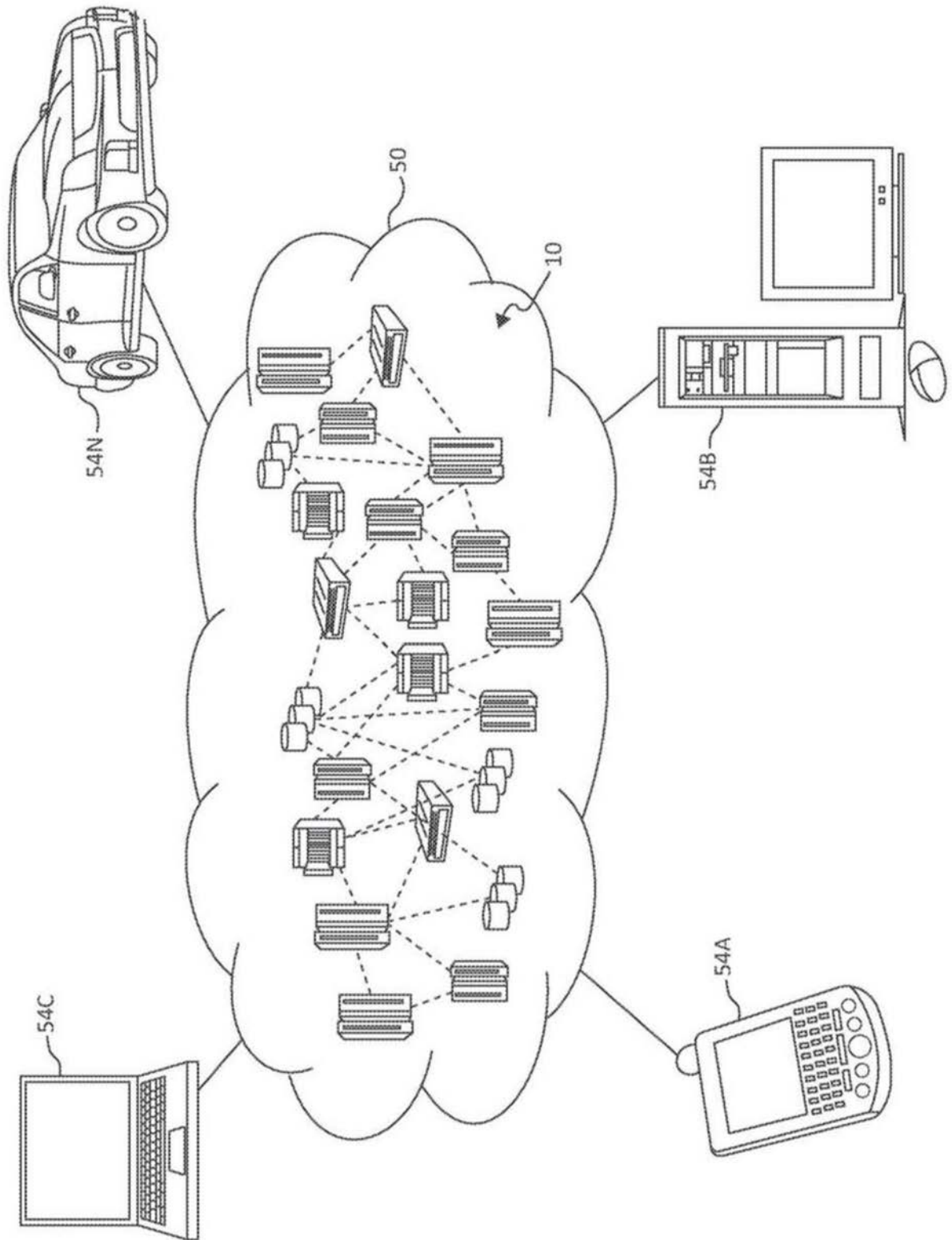


图2

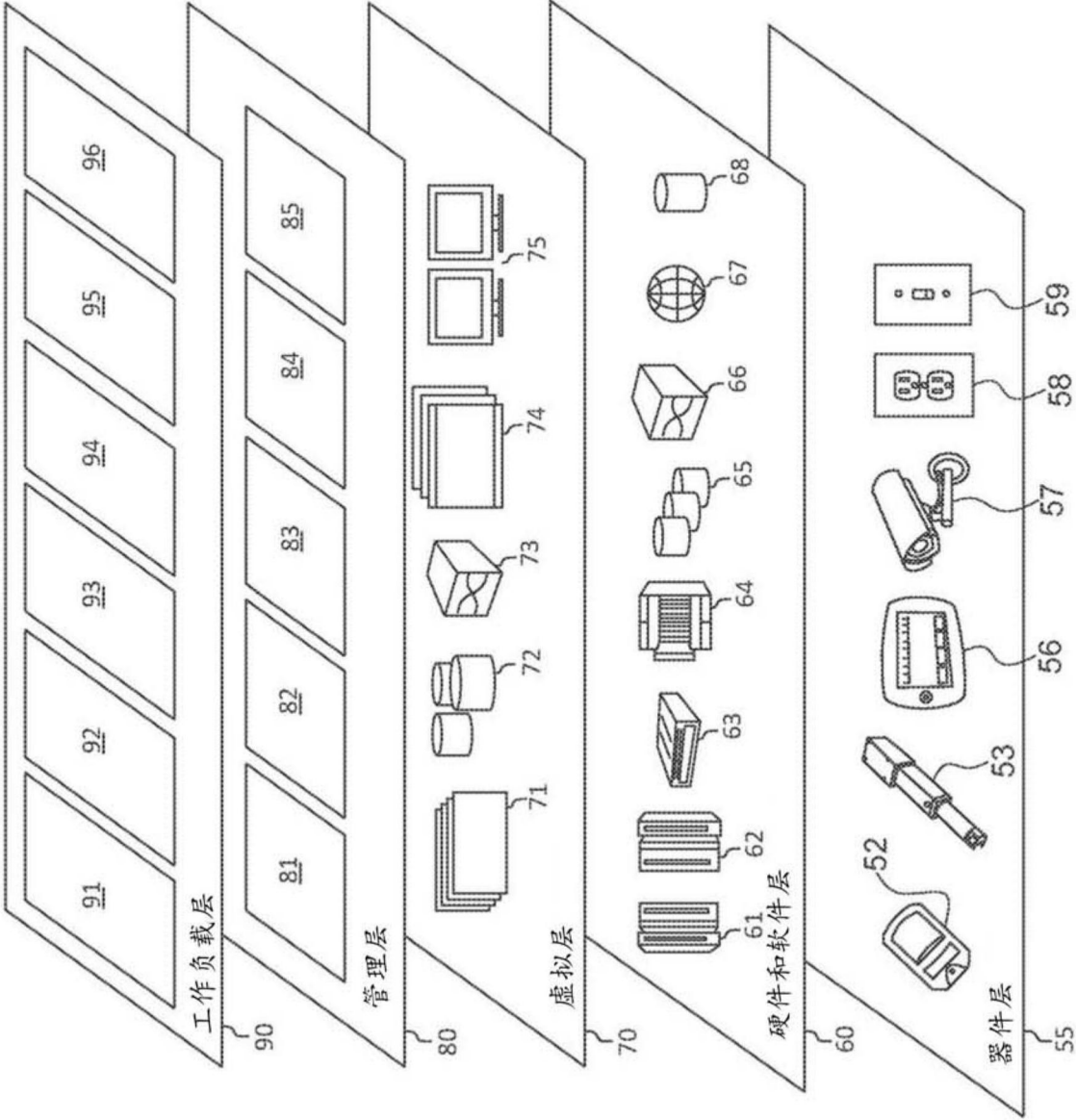


图3

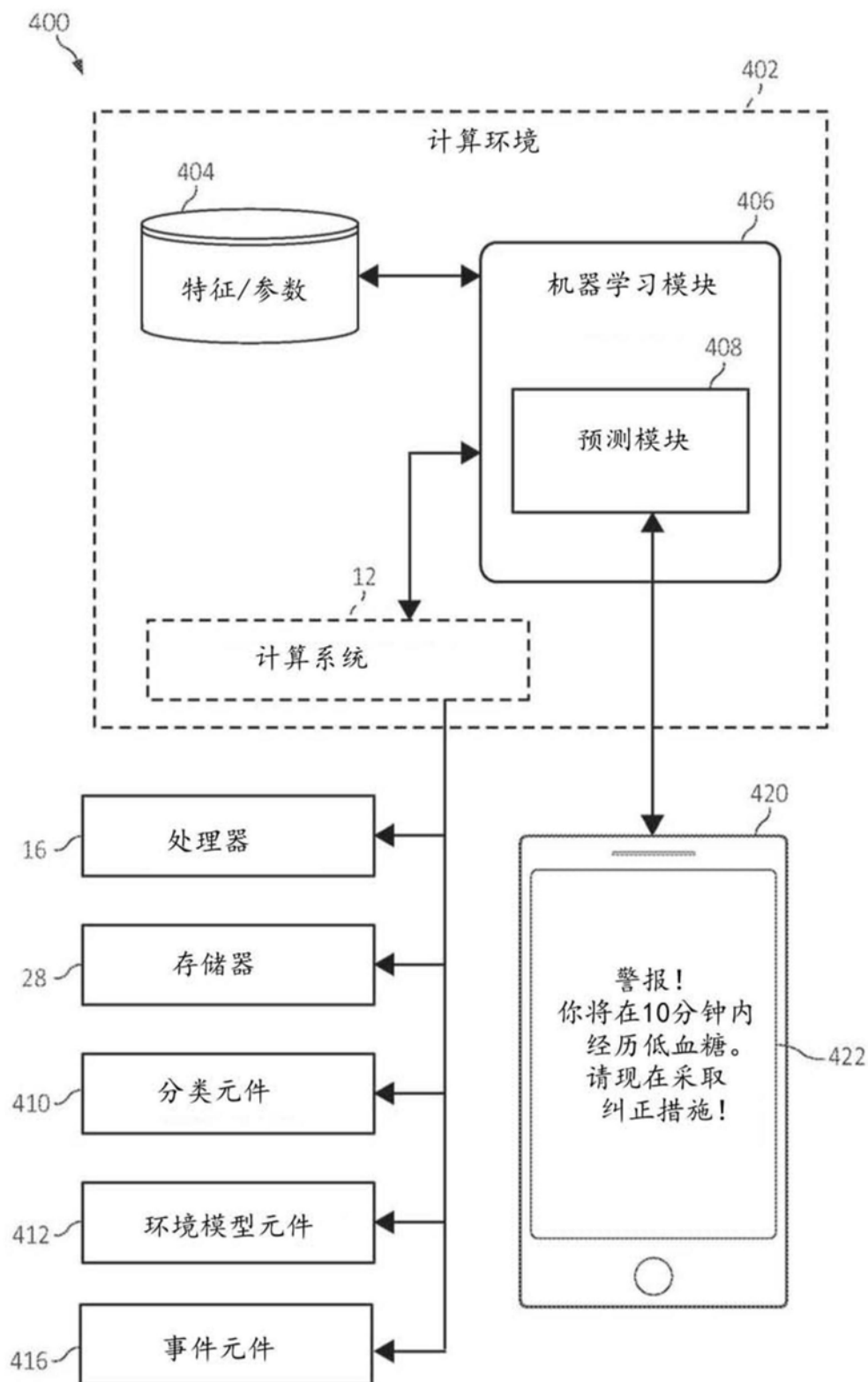


图4

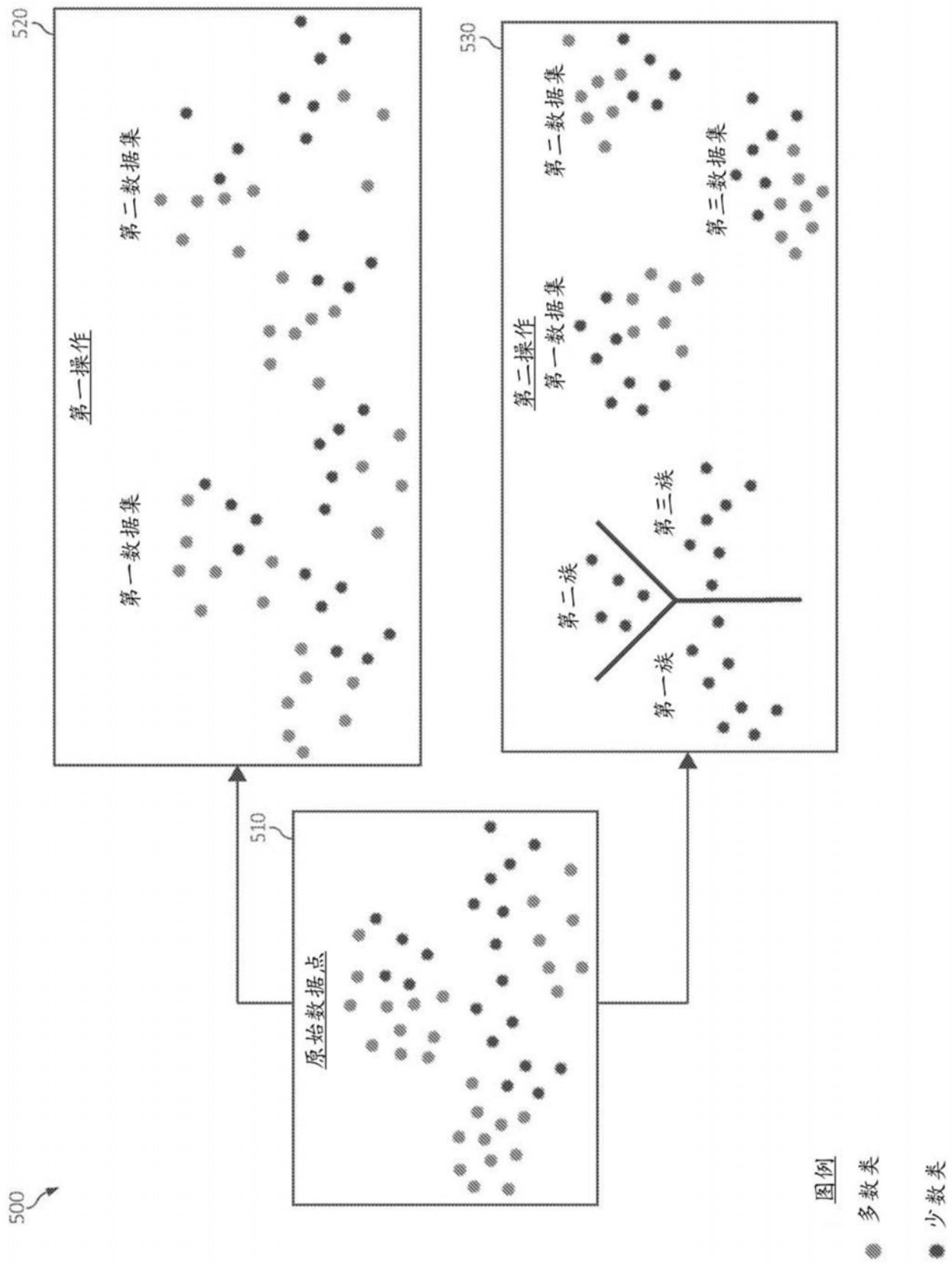


图5

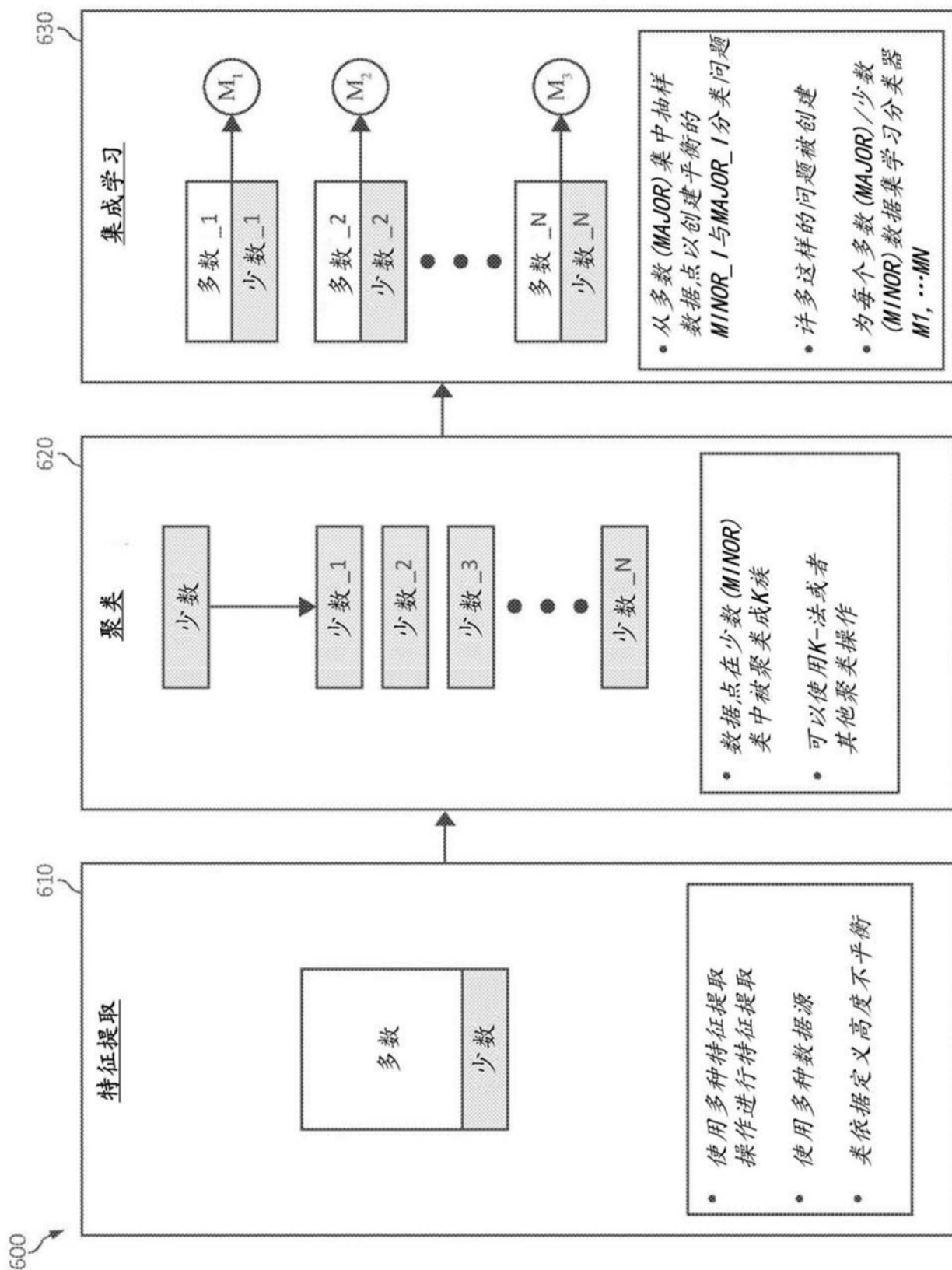


图6

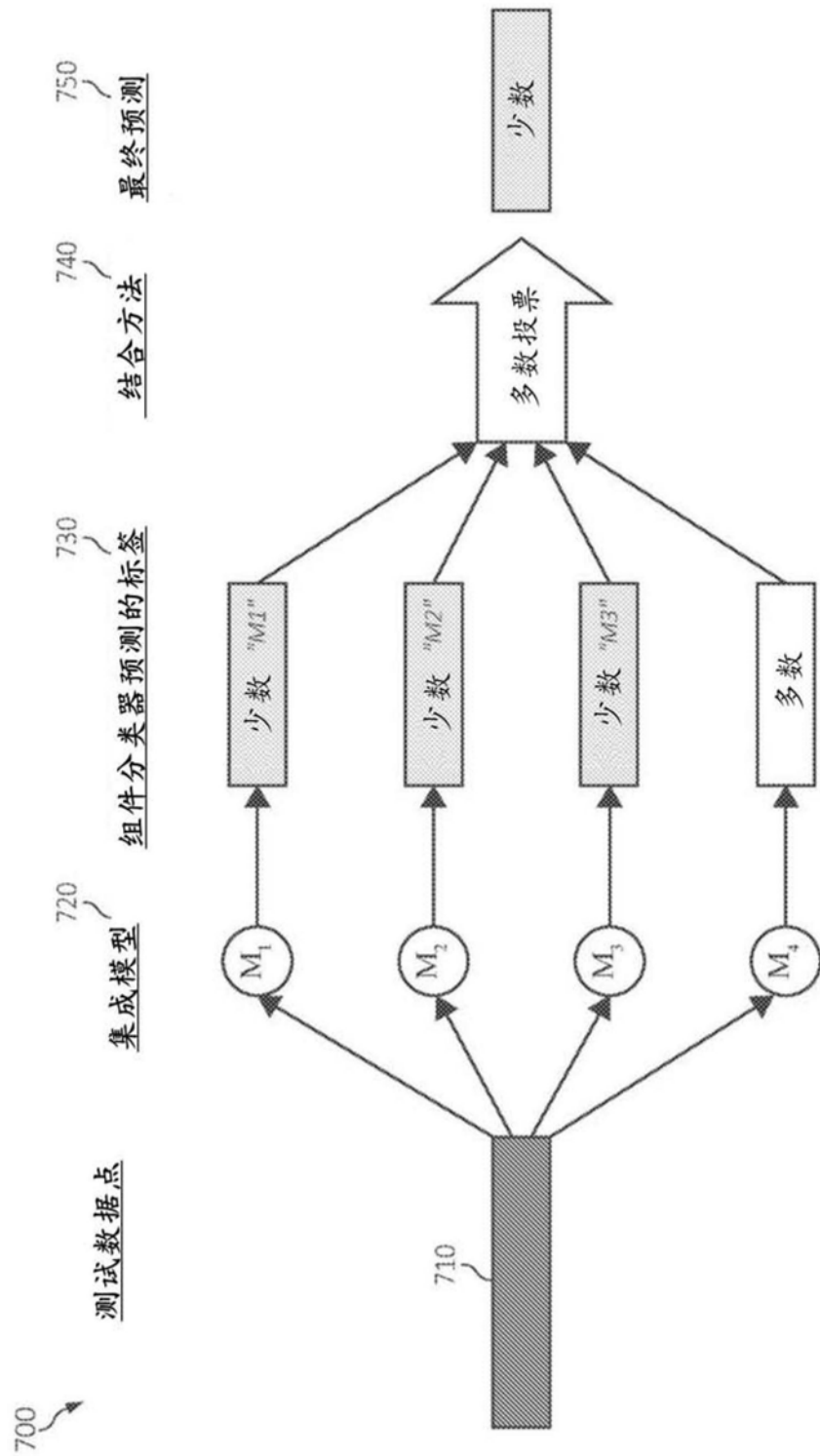


图7

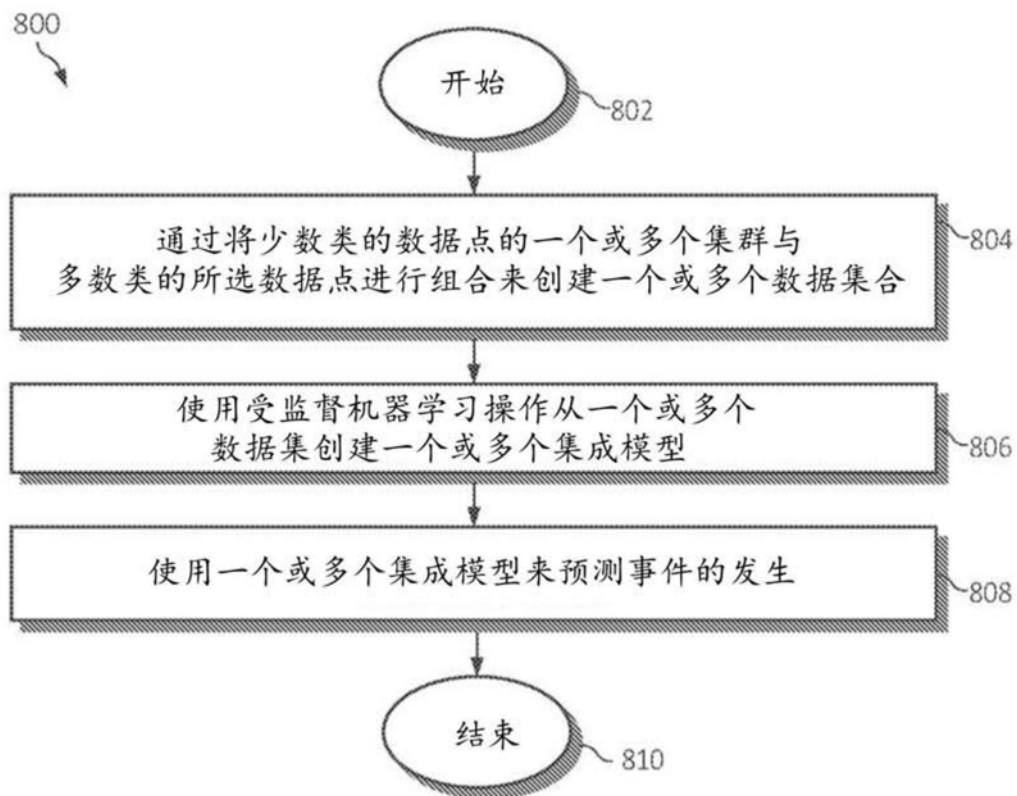


图8