



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 114443896 B

(45) 授权公告日 2023.09.15

(21) 申请号 202210088356.X

G06V 20/40 (2022.01)

(22) 申请日 2022.01.25

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 114443896 A

CN 111753863 A, 2020.10.09

CN 113065614 A, 2021.07.02

CN 113723378 A, 2021.11.30

(43) 申请公布日 2022.05.06

US 2019384985 A1, 2019.12.19

US 2021390428 A1, 2021.12.16

(73) 专利权人 百度在线网络技术(北京)有限公司

CN 111738441 A, 2020.10.02

CN 106331778 A, 2017.01.11

地址 100085 北京市海淀区上地十街10号
百度大厦三层

CN 113554180 A, 2021.10.26

CN 111898744 A, 2020.11.06

(72) 发明人 杨浩 郭宇 胡杏 刘文婷

余睿哲 赵子汉 苏东 郑宇航

彭志洺 秦首科

CN 113821682 A, 2021.12.21

CN 113569129 A, 2021.10.29

CN 111353631 A, 2020.06.30

(74) 专利代理机构 北京市汉坤律师事务所

11602

专利代理师 姜浩然 吴丽丽

CN 113221689 A, 2021.08.06

CN 111523575 A, 2020.08.11

CN 111428008 A, 2020.07.17

US 2021073646 A1, 2021.03.11

(51) Int. Cl.

G06F 16/735 (2019.01)

G06F 16/75 (2019.01)

审查员 向苗

权利要求书3页 说明书13页 附图6页

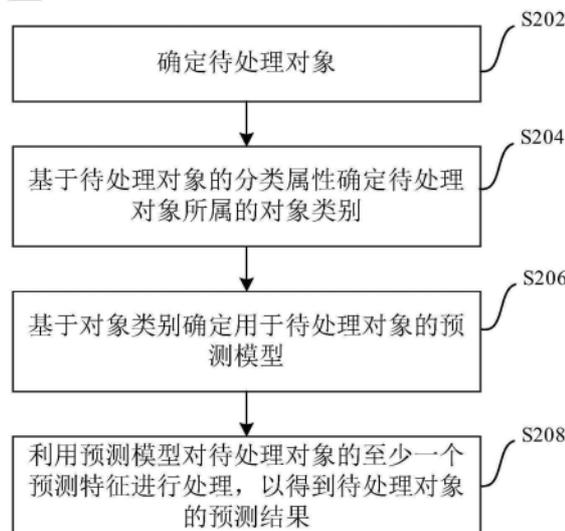
(54) 发明名称

数据处理方法和用于训练预测模型的方法

(57) 摘要

本公开提供了一种数据处理方法和用于训练预测模型的方法,涉及计算机技术领域,尤其涉及人工智能技术。实现方案为:确定待处理对象;基于所述待处理对象的分类属性确定所述待处理对象所属的对象类别;基于所述对象类别确定用于所述待处理对象的预测模型;以及利用所述预测模型对所述待处理对象的至少一个预测特征进行处理,以得到所述待处理对象的预测结果,其中所述预测结果和所述分类属性是相同类型的变量。

200



1. 一种用于训练预测模型的方法,包括:

确定包括多个样本对象的样本集合;

基于所述样本对象的分类属性确定样本集合中的第一样本子集和第二样本子集,其中,所述第一样本子集包括属于第一视频长度区间的至少一个第一样本对象,所述第二样本子集包括属于第二视频长度区间的至少一个第二样本对象;

利用第一样本子集中的第一样本对象训练第一预测模型;

利用第二样本子集中的第二样本对象训练第二预测模型,其中,针对所述第一预测模型和所述第二预测模型中的任一模型的训练过程包括:

确定该模型的当前参数;

利用所述当前参数对该模型对应的样本子集中的样本对象的至少一个样本特征进行处理,以得到所述样本对象的样本预测结果;

确定所述样本对象的真实样本结果;以及

基于所述样本预测结果和所述真实样本结果调整所述当前参数,包括:

基于所述样本预测结果和所述真实样本结果确定第一损失,包括:

当所述样本预测结果和所述真实样本结果之间的差异小于训练阈值时,利用第一损失函数确定所述第一损失,

当所述样本预测结果和所述真实样本结果之间的差异不小于训练阈值时,利用第二损失函数确定所述第一损失,其中,所述样本预测结果和所述真实样本结果之间的差异越大,相应的第一损失越大,所述训练阈值随着训练次数增加而衰减;以及

基于所述第一损失调整所述当前参数;以及

其中所述第一预测模型和第二预测模型用于对待处理对象的至少一个预测特征进行处理,以得到待处理对象的预测结果,其中所述预测结果和所述分类属性是相同类型的变量,其中所述样本对象和所述待处理对象是视频,所述分类属性是视频长度。

2. 如权利要求1所述的方法,其中,所述第一样本子集中的样本对象的数量与所述第二样本子集中样本对象的数量相同。

3. 如权利要求1所述的方法,其中,当所述样本预测结果和所述真实样本结果之间的差异等于所述训练阈值时,利用所述第一损失函数确定的损失和利用所述第二损失函数确定的损失是相同的。

4. 如权利要求1所述的方法,其中,所述第一损失函数由下式(1)表示:

$$L_1 = 0.5 |f(x) - y|^2 / \beta; \quad (1)$$

所述第二损失函数由下式(2)表示:

$$L_2 = |f(x) - y| - \beta \quad (2)$$

其中, $f(x)$ 表示第一样本预测结果, y 表示第一真实样本结果, β 表示训练阈值。

5. 如权利要求1所述的方法,还包括:利用多任务训练框架对所述第一预测模型和所述第二预测模型进行多任务训练,以得到所述第一预测模型的最终参数和所述第二预测模型的最终参数。

6. 一种数据处理方法,包括:

确定待处理对象;

基于所述待处理对象的分类属性确定所述待处理对象所属的对象类别,其中,所述待

处理对象是视频,所述分类属性是视频长度,所述基于所述待处理对象的分类属性确定所述待处理对象所属的对象类别包括:

基于所述视频的视频长度确定所述视频所属的视频长度区间;以及
将所述视频长度区间的标识确定为所述对象类别;

基于所述对象类别,在第一预测模型和第二预测模型中确定用于所述待处理对象的预测模型,其中,所述第一预测模型和所述第二预测模型基于如权利要求1-5中任一项所述的方法训练获得;

利用所述预测模型对所述待处理对象的至少一个预测特征进行处理,以得到所述待处理对象的预测结果,其中所述预测结果和所述分类属性是具有相同类型的变量,所述预测结果是用户观看所述视频的预测时间。

7.如权利要求6所述的数据处理方法,其中,所述基于所述对象类别,在第一预测模型和第二预测模型中确定用于所述待处理对象的预测模型包括:

响应于确定所述待处理对象所属的对象类别是第一视频长度区间,确定将所述第一预测模型用于所述待处理对象;以及

响应于确定所述待处理对象所属的对象类别是第二视频长度区间,确定将所述第二预测模型用于所述待处理对象。

8.如权利要求6所述的数据处理方法,其中,所述利用所述预测模型对所述待处理对象的至少一个预测特征进行处理,以得到所述待处理对象的预测结果包括:

利用所述预测模型对所述待处理对象的至少一个预测特征进行处理,以得到所述待处理对象的归一化预测结果;以及

利用用于所述对象类别的归一化参数对所述归一化预测结果进行处理,以得到所述预测结果。

9.一种用于训练预测模型的装置,包括:

样本确定单元,被配置成确定包括多个样本对象的样本集合;

分类单元,被配置成基于所述样本对象的分类属性确定样本集合中的第一样本子集和第二样本子集,其中,所述第一样本子集包括属于第一视频长度区间的至少一个第一样本对象,所述第二样本子集包括属于第二视频长度区间的至少一个第二样本对象;

第一预测模型训练单元,被配置成利用第一样本子集中的第一样本对象训练第一预测模型;

第二预测模型训练单元,被配置成利用第二样本子集中的第二样本对象训练第二预测模型,所述第一预测模型和所述第二预测模型是同类模型,其中,针对所述第一预测模型和所述第二预测模型中的任一模型的训练过程包括:

确定该模型的当前参数;

利用所述当前参数对该模型对应的样本子集中的样本对象的至少一个样本特征进行处理,以得到所述样本对象的样本预测结果;

确定所述样本对象的真实样本结果;以及

基于所述样本预测结果和所述真实样本结果调整所述当前参数,包括:

基于所述样本预测结果和所述真实样本结果确定第一损失,包括:

当所述样本预测结果和所述真实样本结果之间的差异小于训练阈值时,利用第一损失

函数确定所述第一损失，

当所述样本预测结果和所述真实样本结果之间的差异不小于训练阈值时，利用第二损失函数确定所述第一损失，其中，所述样本预测结果和所述真实样本结果之间的差异越大，相应的第一损失越大，所述训练阈值随着训练次数增加而衰减；以及

基于所述第一损失调整所述当前参数；以及

其中所述第一预测模型和第二预测模型用于对待处理对象的至少一个预测特征进行处理，以得到待处理对象的预测结果，其中所述预测结果和所述分类属性是相同类型的变量，其中所述样本对象和所述待处理对象是视频，所述分类属性是视频长度。

10. 一种数据处理装置，包括：

待处理对象确定单元，被配置成确定待处理对象；

对象类别确定单元，被配置成基于所述待处理对象的分类属性确定所述待处理对象所属的对象类别，其中，所述待处理对象是视频，所述分类属性是视频长度，所述基于所述待处理对象的分类属性确定所述待处理对象所属的对象类别包括：

基于所述视频的视频长度确定所述视频所属的视频长度区间；以及

将所述视频长度区间的标识确定为所述对象类别；

预测模型确定单元，被配置成基于所述对象类别，在第一预测模型和第二预测模型中确定用于所述待处理对象的预测模型，其中，所述第一预测模型和所述第二预测模型基于如权利要求1-5中任一项所述的方法训练获得；

预测单元，被配置成利用所述预测模型对所述待处理对象的至少一个预测特征进行处理，以得到所述待处理对象的预测结果，其中所述预测结果和所述分类属性是具有相同类型的变量，所述预测结果是用户观看所述视频的预测时间。

11. 一种电子设备，包括：

至少一个处理器；以及

与所述至少一个处理器通信连接的存储器；其中

所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的指令，所述指令被所述至少一个处理器执行，以使所述至少一个处理器能够执行权利要求1-6中任一项所述的方法。

12. 一种存储有计算机指令的非瞬时计算机可读存储介质，其中，所述计算机指令用于使所述计算机执行根据权利要求1-6中任一项所述的方法。

数据处理方法和用于训练预测模型的方法

技术领域

[0001] 本公开涉及计算机技术领域,尤其涉及人工智能技术,具体涉及一种数据处理方法和用于训练预测模型的方法、装置、电子设备、计算机可读存储介质和计算机程序产品。

背景技术

[0002] 人工智能是研究使计算机来模拟人的某些思维过程和智能行为(如学习、推理、思考、规划等)的学科,既有硬件层面的技术也有软件层面的技术。人工智能硬件技术一般包括如传感器、专用人工智能芯片、云计算、分布式存储、大数据处理等技术;人工智能软件技术主要包括计算机视觉技术、语音识别技术、自然语言处理技术以及机器学习/深度学习、大数据处理技术、知识图谱技术等几大方向。

[0003] 预测任务在各种人工智能应用场景中具有重要的任务。例如,在视频推荐场景中,预估用户在所推荐的视频资源的停留时长对于视频推荐结果有关键的作用。

[0004] 在此部分中描述的方法不一定是之前已经设想到或采用的方法。除非另有指明,否则不应假定此部分中描述的任何方法仅因其包括在此部分中就被认为是现有技术。类似地,除非另有指明,否则此部分中提及的问题不应认为在任何现有技术中已被公认。

发明内容

[0005] 本公开提供了一种数据处理方法和用于训练预测模型的方法、装置、电子设备、计算机可读存储介质和计算机程序产品。

[0006] 根据本公开的一方面,提供了一种数据处理方法,包括:确定待处理对象;基于所述待处理对象的分类属性确定所述待处理对象所属的对象类别;基于所述对象类别确定用于所述待处理对象的预测模型;以及利用所述预测模型对所述待处理对象的至少一个预测特征进行处理,以得到所述待处理对象的预测结果,其中所述预测结果和所述分类属性是相同类型的变量。

[0007] 根据本公开的另一方面,提供了一种用于训练预测模型的方法,包括:确定包括多个样本对象的样本集合;基于所述样本对象的分类属性确定样本集合中的第一样本子集和第二样本子集;利用第一样本子集中的第一样本对象训练第一预测模型;利用第二样本子集中的第二样本对象训练第二预测模型;以及其中所述第一预测模型和第二预测模型用于对待处理对象的至少一个预测特征进行处理,以得到待处理对象的预测结果,其中所述预测结果和所述分类属性是相同类型的变量。

[0008] 根据本公开的另一方面,提供了一种数据处理装置,包括:待处理对象确定单元,被配置成确定待处理对象;对象类别确定单元,被配置成基于所述待处理对象的分类属性确定所述待处理对象所属的对象类别;预测模型确定单元,被配置成基于所述对象类别确定用于所述待处理对象的预测模型;以及预测单元,被配置成利用所述预测模型对所述待处理对象的至少一个预测特征进行处理,以得到所述待处理对象的预测结果,其中所述预测结果和所述分类属性是相同类型的变量。

[0009] 根据本公开的另一方面,提供了一种用于训练预测模型的装置,包括:样本确定单元,被配置成确定包括多个样本对象的样本集合;分类单元,被配置成基于所述样本对象的分类属性确定样本集合中的第一样本子集和第二样本子集;第一预测模型训练单元,被配置成利用第一样本子集中的第一样本对象训练第一预测模型;第二预测模型训练单元,被配置成利用第二样本子集中的第二样本对象训练第二预测模型;以及其中所述第一预测模型和第二预测模型用于对待处理对象的至少一个预测特征进行处理,以得到待处理对象的预测结果,其中所述预测结果和所述分类属性是相同类型的变量。

[0010] 根据本公开的另一方面,提供了一种电子设备,包括:至少一个处理器;以及与所述至少一个处理器通信连接的存储器;其中所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的指令,所述指令被所述至少一个处理器执行,以使所述至少一个处理器能够执行如前所述的方法。

[0011] 根据本公开的另一方面,提供了一种存储有计算机指令的非瞬时计算机可读存储介质,其中,所述计算机指令用于使所述计算机执行如前所述的方法。

[0012] 根据本公开的另一方面,提供了一种计算机程序产品,包括计算机程序,其中,所述计算机程序在被处理器执行时实现如前所述的方法。

[0013] 根据本公开的一个或多个实施例,针对单变量的预估问题,可以基于与待预测的单变量属于相同类型的变量的分类属性的值确定该待处理对象所属的对象类别,并基于为属于该对象类别的对象训练的预测模型得到预测结果。利用上述方法,可以利用为不同区间的变量预测所训练的预测模型来进行预测,从而能够更好地识别不同类别中待处理对象的特性。

[0014] 应当理解,本部分所描述的内容并非旨在标识本公开的实施例的关键或重要特征,也不用于限制本公开的范围。本公开的其它特征将通过以下的说明书而变得容易理解。

附图说明

[0015] 附图示例性地示出了实施例并且构成说明书的一部分,与说明书的文字描述一起用于讲解实施例的示例性实施方式。所示出的实施例仅出于例示的目的,并不限制权利要求的范围。在所有附图中,相同的附图标记指代类似但不一定相同的要素。

[0016] 图1示出了根据本公开的实施例的可以在其中实施本文描述的各种方法的示例性系统的示意图;

[0017] 图2示出了根据本公开的实施例的数据处理方法的示例性的流程图;

[0018] 图3示出了根据本公开的实施例的用于训练预测模型的方法的示例性的流程图;

[0019] 图4A示出了根据本公开的实施例的损失函数计算的回归损失的示例图;

[0020] 图4B示出了根据本公开的实施例的损失函数的梯度示例图;

[0021] 图5示出了根据本公开的实施例的多任务训练框架的示例图;

[0022] 图6示出了根据本公开的实施例的数据处理装置的示例性的框图;

[0023] 图7示出了根据本公开的实施例的用于训练预测模型的装置的示例性的框图;以及

[0024] 图8示出了能够用于实现本公开的实施例的示例性电子设备的结构框图。

具体实施方式

[0025] 以下结合附图对本公开的示范性实施例做出说明,其中包括本公开实施例的各种细节以助于理解,应当将它们认为仅仅是示范性的。因此,本领域普通技术人员应当认识到,可以对这里描述的实施例做出各种改变和修改,而不会背离本公开的范围。同样,为了清楚和简明,以下的描述中省略了对公知功能和结构的描述。

[0026] 在本公开中,除非另有说明,否则使用术语“第一”、“第二”等来描述各种要素不意图限定这些要素的位置关系、时序关系或重要性关系,这种术语只是用于将一个要素与另一要素区分开。在一些示例中,第一要素和第二要素可以指向该要素的同一实例,而在某些情况下,基于上下文的描述,它们也可以指代不同实例。

[0027] 在本公开中对各种所述示例的描述中所使用的术语只是为了描述特定示例的目的,而并非旨在进行限制。除非上下文另外明确地表明,如果不特意限定要素的数量,则该要素可以是一个也可以是多个。此外,本公开中所使用的术语“和/或”涵盖所列出的项目中的任何一个以及全部可能的组合方式。

[0028] 下面将结合附图详细描述本公开的实施例。

[0029] 图1示出了根据本公开的实施例可以将本文描述的各种方法和装置在其中实施的示例性系统100的示意图。参考图1,该系统100包括一个或多个客户端设备101、102、103、104、105和106、服务器120以及将一个或多个客户端设备耦接到服务器120的一个或多个通信网络110。客户端设备101、102、103、104、105和106可以被配置为执行一个或多个应用程序。

[0030] 在本公开的实施例中,服务器120可以运行使得能够执行根据本公开的实施例的方法的一个或多个服务或软件应用。

[0031] 在某些实施例中,服务器120还可以提供可以包括非虚拟环境和虚拟环境的其他服务或软件应用。在某些实施例中,这些服务可以作为基于web的服务或云服务提供,例如在软件即服务(SaaS)模型下提供给客户端设备101、102、103、104、105和/或106的用户。

[0032] 在图1所示的配置中,服务器120可以包括实现由服务器120执行的功能的一个或多个组件。这些组件可以包括可由一个或多个处理器执行的软件组件、硬件组件或其组合。操作客户端设备101、102、103、104、105和/或106的用户可以依次利用一个或多个客户端应用程序来与服务器120进行交互以利用这些组件提供的服务。应当理解,各种不同的系统配置是可能的,其可以与系统100不同。因此,图1是用于实施本文所描述的各种方法的系统的一个示例,并且不旨在进行限制。

[0033] 用户可以使用客户端设备101、102、103、104、105和/或106来获取用户输入并向用户提供根据本公开的实施例的方法得到的处理结果。客户端设备可以提供使客户端设备的用户能够与客户端设备进行交互的接口。客户端设备还可以经由该接口向用户输出信息。尽管图1仅描绘了六种客户端设备,但是本领域技术人员将能够理解,本公开可以支持任何数量的客户端设备。

[0034] 客户端设备101、102、103、104、105和/或106可以包括各种类型的计算机设备,例如便携式手持设备、通用计算机(诸如个人计算机和膝上型计算机)、工作站计算机、可穿戴设备、智能屏设备、自助服务终端设备、服务机器人、游戏系统、瘦客户端、各种消息收发设备、传感器或其他感测设备等。这些计算机设备可以运行各种类型和版本的软件应用程序

和操作系统,例如MICROSOFT Windows、APPLE iOS、类UNIX操作系统、Linux或类Linux操作系统(例如GOOGLE Chrome OS);或包括各种移动操作系统,例如MICROSOFT Windows Mobile OS、iOS、Windows Phone、Android。便携式手持设备可以包括蜂窝电话、智能电话、平板电脑、个人数字助理(PDA)等。可穿戴设备可以包括头戴式显示器(诸如智能眼镜)和其他设备。游戏系统可以包括各种手持式游戏设备、支持互联网的游戏设备等。客户端设备能够执行各种不同的应用程序,例如各种与Internet相关的应用程序、通信应用程序(例如电子邮件应用程序)、短消息服务(SMS)应用程序,并且可以使用各种通信协议。

[0035] 网络110可以是本领域技术人员熟知的任何类型的网络,其可以使用多种可用协议中的任何一种(包括但不限于TCP/IP、SNA、IPX等)来支持数据通信。仅作为示例,一个或多个网络110可以是局域网(LAN)、基于以太网的网络、令牌环、广域网(WAN)、因特网、虚拟网络、虚拟专用网络(VPN)、内部网、外部网、公共交换电话网(PSTN)、红外网络、无线网络(例如蓝牙、WIFI)和/或这些和/或其他网络的任意组合。

[0036] 服务器120可以包括一个或多个通用计算机、专用服务器计算机(例如PC(个人计算机)服务器、UNIX服务器、中端服务器)、刀片式服务器、大型计算机、服务器群集或任何其他适当的布置和/或组合。服务器120可以包括运行虚拟操作系统的一个或多个虚拟机,或者涉及虚拟化的其他计算架构(例如可以被虚拟化以维护服务器的虚拟存储设备的逻辑存储设备的一个或多个灵活池)。在各种实施例中,服务器120可以运行提供下文所描述的功能的一个或多个服务或软件应用。

[0037] 服务器120中的计算单元可以运行包括上述任何操作系统以及任何商业上可用的服务器操作系统的一个或多个操作系统。服务器120还可以运行各种附加服务器应用程序和/或中间层应用程序中的任何一个,包括HTTP服务器、FTP服务器、CGI服务器、JAVA服务器、数据库服务器等。

[0038] 在一些实施方式中,服务器120可以包括一个或多个应用程序,以分析和合并从客户端设备101、102、103、104、105和/或106的用户接收的数据馈送和/或事件更新。服务器120还可以包括一个或多个应用程序,以经由客户端设备101、102、103、104、105和/或106的一个或多个显示设备来显示数据馈送和/或实时事件。

[0039] 在一些实施方式中,服务器120可以为分布式系统的服务器,或者是结合了区块链的服务器。服务器120也可以是云服务器,或者是带人工智能技术的智能云计算服务器或智能云主机。云服务器是云计算服务体系中的一项主机产品,以解决传统物理主机与虚拟专用服务器(VPS,Virtual Private Server)服务中存在的管理难度大、业务扩展性弱的缺陷。

[0040] 系统100还可以包括一个或多个数据库130。在某些实施例中,这些数据库可以用于存储数据和其他信息。例如,数据库130中的一个或多个可用于存储诸如音频文件和视频文件的信息。数据库130可以驻留在各种位置。例如,由服务器120使用的数据库可以在服务器120本地,或者可以远离服务器120且可以经由基于网络或专用的连接与服务器120通信。数据库130可以是不同的类型。在某些实施例中,由服务器120使用的数据库例如可以是关系数据库。这些数据库中的一个或多个可以响应于命令而存储、更新和检索到数据库以及来自数据库的数据。

[0041] 在某些实施例中,数据库130中的一个或多个还可以由应用程序使用来存储应用

程序数据。由应用程序使用的数据库可以是不同类型的数据库，例如键值存储库，对象存储库或由文件系统支持的常规存储库。

[0042] 图1的系统100可以以各种方式配置和操作，以使得能够应用根据本公开所描述的各种方法和装置。

[0043] 图2示出了根据本公开的实施例的数据处理方法的示例性的流程图。可以利用图1中示出的客户端设备或服务器执行图2中示出的方法200。

[0044] 如图2所示，在步骤S202中，确定待处理对象。

[0045] 在步骤S204中，基于待处理对象的分类属性确定待处理对象所属的对象类别。

[0046] 在步骤S206中，基于对象类别确定用于待处理对象的预测模型。

[0047] 在步骤S208中，利用预测模型对待处理对象的至少一个预测特征进行处理，以得到待处理对象的预测结果，其中预测结果和分类属性是相同类型的变量。

[0048] 根据本公开的一个或多个实施例提供的方法，针对单变量的预估问题，可以基于与待预测的单变量属于相同类型的变量的分类属性的值确定该待处理对象所属的对象类别，并基于为属于该对象类别的对象训练的预测模型得到预测结果。利用上述方法，可以利用为不同区间的变量预测所训练的预测模型来进行预测，从而能够更好地识别不同类别中待处理对象的特性。

[0049] 以下将详细描述本公开提供的数据处理方法。

[0050] 在步骤S202中，可以确定待处理对象。

[0051] 在步骤S204中，可以基于待处理对象的分类属性确定待处理对象所属的对象类别。

[0052] 在一些实施例中，待处理对象可以是视频，分类属性是视频长度。可以利用本公开提供的方法对视频进行处理以得到指示用户观看视频的预测时间作为预测结果。其中该预测时间可以指示当将该视频推荐给用户时用户在该视频停留的时间长度。在另一些实施例中，待处理对象是气象历史数据，分类属性可以是气象历史数据中包括的气象参数之一（如温度、湿度、风力、降水量等等）。可以利用本公开提供的方法对气象历史数据进行处理以得到指示预测天气的预测结果。所述预测结果可以指示气象参数的预测结果。在其他实施例中，也可以利用本公开的实施例提供的方法实现任何其他形式的单变量连续值预估任务。

[0053] 下文中将以待处理对象是视频为例描述本公开的原理。

[0054] 在一些实施例中，步骤S204可以包括基于视频的视频长度确定视频所属的视频长度区间，并可以将所确定的视频长度区间的标识确定为该视频所属的对象类别。

[0055] 对于视频平台中包括的视频资源，以视频资源的数量为1000个、最长视频长度为100秒为例，可以基于不同视频长度的视频资源的数量对视频资源进行分类。例如，以要分类的视频长度区间的数量为2为例，可以将1000个视频资源按照视频长度进行排序，并确定前半视频所属的视频长度区间为第一视频类别，确定后半视频所属的视频长度区间为第二视频类别。例如，第一视频类别可以包括视频长度在0-45秒区间内的视频资源，而第二视频类别可以包括视频长度在46-100秒区间内的视频资源。可以利用类似方法将平台上的视频资源划分成两个或两个以上的类别。

[0056] 在一些示例中，如果按照数量分布进行平均分类得到的视频区间长度存在较大差异，可以利用各种方法对视频分类的结果进行调整。例如，以最长视频长度为100秒、分类得

到两个视频类别为例,如果第一视频类别包括的视频资源的长度在0-10秒区间,而第二视频类别包括的视频资源的长度在11-100秒区间,可以对视频分类的结果进行调整。例如,可以限制两个视频类别对应的视频资源的长度区间差异不大于50秒。可以基于这样的限制对视频分类的结果进行调整而不再限制两个视频类别中包括的视频资源的数量相同(或基本相同)。

[0057] 在步骤S206中,可以基于对象类别确定用于待处理对象的预测模型。以对象类别包括第一对象类别(如第一视频类别)和第二对象类别(如第二视频类别)为例,响应于确定对象类别是第一对象类别,可以确定将第一预测模型用于待处理对象,响应于确定对象类别是第二对象类别,可以确定将第二预测模型用于待处理对象。其中第一预测模型可以是利用属于第一视频类别的视频资源训练得到的预测模型,而第二预测模型可以是利用属于第二视频类别的视频资源训练得到的预测模型。利用这样的方式,不同的预测模型能够被训练为识别不同对象类别中的对象所具有的不同特性(例如,较长视频和较短视频的不同特性),从而为属于不同对象类别的不同待处理对象得到更准确地预测结果。

[0058] 在一些示例中,第一预测模型和第二预测模型可以是具有不同参数的同类模型,如多项式、神经网络或其他任何能够适用的数学模型。

[0059] 在步骤S208中,利用预测模型对待处理对象的至少一个预测特征进行处理,以得到待处理对象的预测结果,其中预测结果和分类属性是相同类型的变量。

[0060] 其中,预测结果的变量值和分类属性的变量值具有相同的变量单位。以视频观看时长预测为例,分类属性为视频时长,预测结果为视频观看时长,分类属性和预测结果的变量单位均为时间单位。利用这样的方式,能够方便地对单变量连续值的预测问题进行分类并针对不同类别的变量进行预测。

[0061] 在一些实施例中,步骤S208可以包括:利用预测模型对待处理对象的至少一个预测特征进行处理,以得到待处理对象的归一化预测结果;以及利用用于对象类别的归一化参数对归一化预测结果进行处理,以得到预测结果。

[0062] 以待处理对象为视频,分类属性为视频长度为例,对于不同长度区间内视频,可以在训练模型时对各个样本视频的用户观看时长的真实结果进行归一化处理,从而使得在训练模型时模型的预测效果不受时长本身的影响。也就是说,不同长度区间内的视频在训练时都采用归一化的预测结果来得到模型参数,从而使得模型能够学习到不同长度区间内的视频用户观看特点。

[0063] 在一些实施例中,对应于某一对象类别的归一化参数可以是与该对象类别对应的分类变量的区间参数。以分类变量是视频长度为例,区间参数可以是该视频类别对应的视频长度区间的最大值(即最右端点)。由此,可以将该视频类别内的样本视频的用户观看时长的真实结果归一化到0和1之间。在另一些示例中,也可以将该区间参数确定为该视频类别对应的视频长度区间中的任何其他值。在这种情况下,归一化后的真实结果可以大于1。例如,当分类变量对应的区间的最右端点包括无穷项时,可以选择区间中任一中间点的值作为归一化参数。

[0064] 利用这种方式训练得到的预测模型将输出待处理对象的归一化预测结果。可以利用预测模型对应的对象类别的归一化参数对预测模型输出的归一化预测结果进行逆处理,以得到预测结果。例如,对于视频长度位于0-45秒区间内的视频对象,其归一化参数可以是

45。在训练时样本视频的用户观看时长的真实结果将被除以45以进行归一化。利用这种方式的训练得到的预测模型在对待处理视频进行处理时,将输出归一化预测结果,如0.4。可以将归一化预测结果重新乘以45以得到实际的预测结果,即 $45 \times 0.4 = 18$ 秒。当归一化参数被设置成其他数值时,也可以利用类似地方式对归一化预测结果进行逆处理以得到实际的预测结果。

[0065] 图3示出了根据本公开的实施例的用于训练预测模型的方法的示例性的流程图。可以利用图3中示出的方法训练的到方法200中使用的预测模型。可以利用图1中示出的客户端设备或服务器执行图3中示出的方法300。

[0066] 如图3所示,在步骤S302中,确定包括多个样本对象的样本集合。

[0067] 在步骤S304中,基于样本对象的分类属性确定样本集合中的第一样本子集和第二样本子集。

[0068] 在步骤S306中,利用第一样本子集中的第一样本对象训练第一预测模型。

[0069] 在步骤S308中,利用第二样本子集中的第二样本对象训练第二预测模型。

[0070] 其中第一预测模型和第二预测模型用于对待处理对象的至少一个预测特征进行处理,以得到待处理对象的预测结果,其中预测结果和分类属性是相同类型的变量。

[0071] 利用本公开的实施例提供的训练方法,可以为具有不同分类属性的不同对象训练不同的预测模型,使得能够对具有不同特性的对象提供更准确的预测结果。

[0072] 以下将详细描述本公开提供的用于训练预测模型的方法。可以利用多项式、神经网络或任何其他形式的数学模型来实现本公开中涉及的预测模型。

[0073] 在步骤S302中,可以确定包括多个样本对象的样本集合。需要说明的是,本实施例中的样本对象来自于公开数据集。

[0074] 在步骤S304中,可以基于样本对象的分类属性确定样本集合中的第一样本子集和第二样本子集。

[0075] 在一些实施例中,样本对象和预测模型针对的待处理对象可以是视频,分类属性可以是视频长度。在另一些实施例中,样本对象和预测模型针对的待处理对象可以是气象历史数据,分类属性可以是气象历史数据中包括的气象参数之一(如温度、湿度、风力、降水量等等)。下面将以样本对象是视频为例描述本公开的原理。然而可以理解的是,在其他实施例中,也可以利用本公开的实施例提供的方法实现任何其他形式的单变量连续值预估任务。

[0076] 第一样本子集可以包括属于第一视频长度区间的至少一个第一样本对象,第二样本子集可以包括属于第二视频长度区间的至少一个第二样本对象。如前所述,可以基于视频资源的视频长度对样本视频进行分类。可以基于样本集合中视频资源的最长长度和不同视频长度区间中视频资源的分布对样本视频进行分类,以得到第一视频类别的第一样本子集和第二视频类别的第二样本子集。例如,以视频资源的数量为1000个、最长视频长度为100秒为例,第一样本子集可以包括视频长度在0-45秒区间内的视频资源,而第二样本子集可以包括视频长度在46-100秒区间内的视频资源。在一些示例中,第一样本子集中的样本对象的数量和第二样本子集中样本对象的数量可以是相同的。这里所说的数量相同可以指的是数量完全相同,也可以指的是两个样本子集中样本对象的数量基本相同,即数量差异小于预定的阈值。在另一些示例中,当按照样本数量进行平均分配得到的区间差异过大时

(如第一样本子集对应的视频长度区间为0-10秒,第二样本子集对应的视频长度区间为11-100秒时),可以限制两个视频类别对应的视频资源的长度区间差异不大于50秒。可以基于这样的限制对样本视频分类的结果进行调整而不再限制两个视频类别的样本子集中包括的视频资源的数量相同(或基本相同)。

[0077] 在步骤S306中,可以利用第一样本子集中的第一样本对象训练第一预测模型。

[0078] 在步骤S308中,可以利用第二样本子集中的第二样本对象训练第二预测模型。

[0079] 其中第一预测模型和第二预测模型用于对待处理对象的至少一个预测特征进行处理,以得到待处理对象的预测结果,其中预测结果和分类属性是相同类型的变量。

[0080] 其中,第一预测模型和第二预测模型在训练时使用的样本对象属于不同的对象类别,但是可以使用相同的方法来训练模型中的参数。下面将以第一预测模型为例描述根据本公开的实施例的训练方法。可以将类似的方法应用于第二样本子集以训练得到第二预测模型。

[0081] 可以通过以下方式进行训练得到第一预测模型:确定第一预测模型的第一当前参数;利用所述第一当前参数对所述第一样本对象的至少一个第一样本特征进行处理,以得到所述第一样本对象的第一样本预测结果;确定所述第一样本的第一真实样本结果;基于所述第一样本预测结果和所述第一真实样本结果调整所述第一当前参数。

[0082] 当训练开始时,第一预测模型的第一当前参数可以是预设的第一初始参数。在每一轮训练结束后,可以对当前训练轮数使用的第一当前参数进行更新。可以利用各种优化方法对当前参数进行更新,例如各种迭代方法,包括一阶迭代法、二阶迭代法、梯度下降法、牛顿法等等。对于神经网络实现的预测模型,也可以使用反向传播的方式对第一当前参数进行更新。

[0083] 在一些实现方式中,可以基于损失函数得到的损失结果来对当前参数进行调整。

[0084] 例如,可以基于第一样本预测结果和第一真实样本结果确定第一损失,并基于第一损失来调整第一预测模型的第一当前参数。其中,可以基于预设的损失函数确定第一损失,其中预设的损失函数可以指示第一样本预测结果和第一真实样本结果之间的差异。

[0085] 在一些示例中,可以通过为不同误差的样本点应用不同的损失函数来提高在训练过程中对预测模型的当前参数的优化效果。

[0086] 例如,当第一样本预测结果和第一真实样本结果之间的差异小于训练阈值时,利用第一损失函数确定第一损失,当第一样本预测结果和第一真实样本结果之间的差异不小于训练阈值时利用第二损失函数确定第一损失。其中,当第一样本预测结果和第一真实样本结果之间的差异等于训练阈值时,利用第一损失函数确定的损失和利用第二损失函数确定的损失是相同的。第一样本预测结果和第一真实样本结果之间的差异越大,则指示样本的优化误差越大。可以对不同优化误差的样本点应用不同的损失函数以提高模型的优化效率。

[0087] 在一些示例中,上述训练阈值可以是随着训练次数的增加而变化的。例如,上述训练阈值可以随着训练次数的增加而衰减。可以利用机器学习方法中使用的各种学习率衰减方法对训练阈值进行衰减,如指数衰减、固定步长衰减、多步长衰减、余弦退火衰减等。其中,训练阈值越大,则优化误差较大的样本点对模型优化的影响和贡献越大。因此,通过随着训练次数的增加衰减训练阈值,可以使得在训练初期优化误差较大的样本点对模型的参

数调整影响更大,以实现参数的快速调整,而到训练后期优化误差较小的样本点对模型的参数调整影响更大,以实现参数的精细调整的效果。

[0088] 在一些示例中,第一损失函数 L_1 可以由下式(1)表示:

$$[0089] \quad L_1 = 0.5 |f(x) - y|^2 / \beta, \text{ if } |f(x) - y| < \beta; \quad (1)$$

[0090] 第二损失函数 L_2 可以由下式(2)表示:

$$[0091] \quad L_2 = |f(x) - y| - \beta, \text{ if } |f(x) - y| \geq \beta \quad (2)$$

[0092] 其中, $f(x)$ 表示第一样本预测结果, y 表示第一真实样本结果, β 表示训练阈值。在训练的初始阶段, β 可以取值为1或任何其他合适的值。

[0093] 对于不同长度区间内的视频,可以在训练模型时对各个样本视频的用户观看时长的真实结果进行归一化处理,从而使得在训练模型时模型的预测效果不受时长本身的影响。也就是说,不同长度区间内的视频在训练时都采用归一化的预测结果来得到模型参数,从而使得模型能够学习到不同长度区间内的视频用户观看特点。

[0094] 在一些实施例中,对应于某一对象类别的归一化参数可以是与该对象类别对应的分类变量的区间参数。以分类变量是视频长度为例,区间参数可以是该视频类别对应的视频长度区间的最大值。由此,可以将该视频类别内的样本视频的用户观看时长的真实结果归一化到0和1之间。在另一些示例中,也可以将该区间参数确定为该视频类别对应的视频长度区间中的任何其他值。在这种情况下,归一化后的真实结果可以大于1。例如,当分类变量对应的区间的端点包括无穷项时,可以选择区间中任一中间点的值作为归一化参数。在训练过程中,也可以随着训练轮数的增加对归一化参数进行衰减。这样的衰减可以是线性衰减、指数衰减或者任何其他可能的衰减形式。

[0095] 图4A示出了根据本公开的实施例的损失函数计算的回归损失的示例图。从图4A中可以看出,无论训练阈值 β 的取值如何,利用损失函数计算得到的损失在回归损失错误较小(即预测结果和真实结果之间的差异较小)时可以更接近于 L_2 损失的结果,而在回归损失错误较大(即预测结果和真实结果之间的差异较大)时可以更接近于 L_1 损失的结果。

[0096] 图4B示出了根据本公开的实施例的损失函数的梯度示例图。从图4B中可以看出,随着训练阈值 β 的取值不断衰减,回归损失错误较小(即预测结果和真实结果之间的差异较小)的样本对应的损失函数的梯度值不断上升。也就是说,随着训练不断进行而衰减训练阈值 β 能够提高具有较小误差的样本点对模型参数的影响和贡献。

[0097] 在一些实施例中,在利用第一样本集合和第二样本集合分别训练得到第一预测模型和第二预测模型后,方法300还可以包括利用多任务训练框架对第一预测模型和第二预测模型进行多任务训练,以得到第一预测模型的最终参数和第二预测模型的最终参数。利用多任务训练的方法能够进一步提高第一预测模型和第二预测模型的泛化能力。可以利用任何现有的多任务训练框架对第一预测模型和第二预测模型进行多任务训练。例如,可以利用MMoe(Multi-gate Mixture-of-Experts)或PLE(Progressive Layered Extraction)模型实现本公开的实施例中使用多任务训练框架。

[0098] 图5示出了根据本公开的实施例的多任务训练框架的示例图。

[0099] 如图5所示,多任务框架500可以包括输入501、专家网络502、Gate网络503-A、503-B、第一模型504、第二模型505以及分别对应于第一模型504和第二模型505的第一输出506和第二输出507。

[0100] 其中,第一模型504、第二模型505可以是利用结合图3描述的训练方法训练得到的第一预测模型和第二预测模型。例如,第一模型504可以用于第一视频类别的视频的用户观看时长预测,第二模型505可以用于第二视频类别的视频的用户观看时长预测。

[0101] 可以理解的是,尽管第一模型504和第二模型505是两个不同的模型,但是,由于针对第一视频类别的视频的用户观看时长预测和第二视频类别的视频的用户观看时长预测这两个任务需要学习的特征标识是相似的,因此,可以通过共享的专家网络502、Gate网络503-A、503-B学习第一模型对应的预测任务和第二模型预测的任务的共同之处,从而能够进一步提高模型的泛化能力。

[0102] 尽管图5中仅示出了两个模型,可以理解的是,图5中示出的多任务训练框架可以用于更多模型的多任务训练。

[0103] 在一些实施例中,输入501可以对应于待处理对象的至少一个预测特征。以待处理对象为视频为例,输入501可以是曾观看视频的用户的用户特征、视频的个体(item)特征等等。其中视频的个体特征可以包括视频标识符、视频内容类别、点赞数、评论数、收藏数、历史点击率等。进一步地,输入501还可以包括指示对应的待处理对象的分类属性的标签。利用这样的标签可以确定输入501对应的待处理对象所属的对象类别,并进一步可以确定在后续过程中使用哪个模型(如第一模型和第二模型中的哪一个)获取最终的输出结果。

[0104] 在图5中示出的多任务训练框架中,对于第k个任务($k=1$ 或 2),其输出可以表示为式(3):

$$[0105] \quad y^k = f^k(\sum_{i=1}^n g^k(x)_i E_i(x)) \quad (3)$$

[0106] 其中n表示专家网络502中子专家网络的数量, $g^k(x)_i$ 表示输入为x时第k个任务的Gate网络用于第i个子专家网络的输出, $E_i(x)$ 表示对于输入为x时第i个子专家网络的输出。 f^k 表示第k个任务的模型。当 $k=1$ 时,f可以表示第一模型。当 $k=2$ 时,f可以表示第二模型。

[0107] 其中,每个子专家网络可以被实现为一个全连接网络,每个Gate网络可以被实现为一个线性变换和softmax的组合。Gate网络可以用于将输入x映射到n维,然后对每个维度的结果应用softmax函数可以得到用于每个子专家网络的权重。

[0108] 如前所述,由于输入x包括指示对象类别的标签,因此可以基于标签确定利用第一模型或第二模型获得最后的输出结果。

[0109] 在多任务训练时,多任务的损失函数可以被表示为式(4):

$$[0110] \quad l_{total} = \sum_{i=1}^N \alpha_i l_i \quad (4)$$

[0111] 其中 l_i 可以表示第i个任务的损失, α_i 可以表示用于第i个任务的权重,N表示任务总数。

[0112] 其中,每个任务的权重可以由各个权重的重要性来决定。例如,可以使用启发式的算法(如强化学习或进化学习)来确定各个任务的权重。

[0113] 图6示出了根据本公开的实施例的数据处理装置的示例性的框图。

[0114] 如图6所示,数据处理装置600可以包括待处理对象确定单元610、对象类别确定单元620、预测模型确定单元630以及预测单元640。

[0115] 其中,待处理对象确定单元610可以被配置成确定待处理对象。对象类别确定单元

620可以被配置成基于所述待处理对象的分类属性确定所述待处理对象所属的对象类别。预测模型确定单元630可以被配置成基于所述对象类别确定用于所述待处理对象的预测模型。预测单元640可以被配置成利用所述预测模型对所述待处理对象的至少一个预测特征进行处理,以得到所述待处理对象的预测结果。其中所述预测结果和所述分类属性是相同类型的变量。

[0116] 可以利用图6中示出的单元610~640执行图2中示出的步骤S202~S208,在此不再加以赘述。

[0117] 图7示出了根据本公开的实施例的用于训练预测模型的装置的示例性的框图。

[0118] 如图7所示,装置700可以包括样本确定单元710、分类单元720、第一预测模型训练单元730以及第二模型训练单元740。

[0119] 其中,样本确定单元710可以被配置成确定包括多个样本对象的样本集合。分类单元720可以被配置成基于所述样本对象的分类属性确定样本集合中的第一样本子集和第二样本子集。第一预测模型训练单元730可以配置成利用第一样本子集中的第一样本对象训练第一预测模型。第二模型训练单元740可以配置成利用第二样本子集中的第二样本对象训练第二预测模型。其中所述第一预测模型和第二预测模型用于对待处理对象的至少一个预测特征进行处理,以得到待处理对象的预测结果,其中所述预测结果和所述分类属性是相同类型的变量。

[0120] 可以利用图7中示出的单元710~740执行图3中示出的步骤S302~S308,在此不再加以赘述。

[0121] 本公开的技术方案中,所涉及的用户个人信息的收集、存储、使用、加工、传输、提供和公开等处理,均符合相关法律法规的规定,且不违背公序良俗。

[0122] 根据本公开的实施例,还提供了一种电子设备、一种可读存储介质和一种计算机程序产品。

[0123] 参考图8,现将描述可以作为本公开的服务器或客户端的电子设备800的结构框图,其是可以应用于本公开的各方面的硬件设备的示例。电子设备旨在表示各种形式的数字电子的计算机设备,诸如,膝上型计算机、台式计算机、工作台、个人数字助理、服务器、刀片式服务器、大型计算机、和其它适合的计算机。电子设备还可以表示各种形式的移动装置,诸如,个人数字处理、蜂窝电话、智能电话、可穿戴设备和其它类似的计算装置。本文所示的部件、它们的连接和关系、以及它们的功能仅仅作为示例,并且不意在限制本文中描述的和/或者要求的本公开的实现。

[0124] 如图8所示,电子设备800包括计算单元801,其可以根据存储在只读存储器(ROM)802中的计算机程序或者从存储单元808加载到随机访问存储器(RAM)803中的计算机程序,来执行各种适当的动作和处理。在RAM803中,还可存储电子设备800操作所需的各种程序和数据。计算单元801、ROM 802以及RAM 803通过总线804彼此相连。输入/输出(I/O)接口805也连接至总线804。

[0125] 电子设备800中的多个部件连接至I/O接口805,包括:输入单元806、输出单元807、存储单元808以及通信单元809。输入单元806可以是能向电子设备800输入信息的任何类型的设备,输入单元806可以接收输入的数字或字符信息,以及产生与电子设备的用户设置和/或功能控制有关的键信号输入,并且可以包括但不限于鼠标、键盘、触摸屏、轨迹板、轨

迹球、操作杆、麦克风和/或遥控器。输出单元807可以是能呈现信息的任何类型的设备,并且可以包括但不限于显示器、扬声器、视频/音频输出终端、振动器和/或打印机。存储单元808可以包括但不限于磁盘、光盘。通信单元809允许电子设备800通过诸如因特网的计算机网络和/或各种电信网络与其他设备交换信息/数据,并且可以包括但不限于调制解调器、网卡、红外通信设备、无线通信收发机和/或芯片组,例如蓝牙TM设备、802.11设备、WiFi设备、WiMax设备、蜂窝通信设备和/或类似物。

[0126] 计算单元801可以是各种具有处理和计算能力的通用和/或专用处理组件。计算单元801的一些示例包括但不限于中央处理单元(CPU)、图形处理单元(GPU)、各种专用的人工智能(AI)计算芯片、各种运行机器学习模型算法的计算单元、数字信号处理器(DSP)、以及任何适当的处理器、控制器、微控制器等。计算单元801执行上文所描述的各个方法和处理,例如方法200、300。例如,在一些实施例中,方法200、300可被实现为计算机软件程序,其被有形地包含于机器可读介质,例如存储单元808。在一些实施例中,计算机程序的部分或者全部可以经由ROM 802和/或通信单元809而被载入和/或安装到电子设备800上。当计算机程序加载到RAM 803并由计算单元801执行时,可以执行上文描述的方法200、300的一个或多个步骤。备选地,在其他实施例中,计算单元801可以通过其他任何适当的方式(例如,借助于固件)而被配置为执行方法200、300。

[0127] 本文中以上描述的系统和技术和各种实施方式可以在数字电子电路系统、集成电路系统、场可编程门阵列(FPGA)、专用集成电路(ASIC)、专用标准产品(ASSP)、芯片上系统的系统(SOC)、复杂可编程逻辑设备(CPLD)、计算机硬件、固件、软件、和/或它们的组合中实现。这些各种实施方式可以包括:实施在一个或者多个计算机程序中,该一个或者多个计算机程序可在包括至少一个可编程处理器的可编程系统上执行和/或解释,该可编程处理器可以是专用或者通用可编程处理器,可以从存储系统、至少一个输入装置、和至少一个输出装置接收数据和指令,并且将数据和指令传输至该存储系统、该至少一个输入装置、和该至少一个输出装置。

[0128] 用于实施本公开的方法的程序代码可以采用一个或多个编程语言的任何组合来编写。这些程序代码可以提供给通用计算机、专用计算机或其他可编程数据处理装置的处理器或控制器,使得程序代码当由处理器或控制器执行时使流程图和/或框图中所规定的功能/操作被实施。程序代码可以完全在机器上执行、部分地在机器上执行,作为独立软件包部分地在机器上执行且部分地在远程机器上执行或完全在远程机器或服务器上执行。

[0129] 在本公开的上下文中,机器可读介质可以是有形的介质,其可以包含或存储以供指令执行系统、装置或设备使用或与指令执行系统、装置或设备结合地使用的程序。机器可读介质可以是机器可读信号介质或机器可读储存介质。机器可读介质可以包括但不限于电子的、磁性的、光学的、电磁的、红外的、或半导体系统、装置或设备,或者上述内容的任何合适组合。机器可读存储介质的更具体示例会包括基于一个或多个线的电气连接、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或快闪存储器)、光纤、便捷式紧凑盘只读存储器(CD-ROM)、光学储存设备、磁储存设备、或上述内容的任何合适组合。

[0130] 为了提供与用户的交互,可以在计算机上实施此处描述的系统和技术,该计算机具有:用于向用户显示信息的显示装置(例如,CRT(阴极射线管)或者LCD(液晶显示器)监视

器) ;以及键盘和指向装置(例如,鼠标或者轨迹球),用户可以通过该键盘和该指向装置来将输入提供给计算机。其它种类的装置还可以用于提供与用户的交互;例如,提供给用户的反馈可以是任何形式的传感反馈(例如,视觉反馈、听觉反馈、或者触觉反馈);并且可以用任何形式(包括声输入、语音输入或者、触觉输入)来接收来自用户的输入。

[0131] 可以将此处描述的系统和技术实施在包括后台部件的计算系统(例如,作为数据服务器)、或者包括中间件部件的计算系统(例如,应用服务器)、或者包括前端部件的计算系统(例如,具有图形用户界面或者网络浏览器的用户计算机,用户可以通过该图形用户界面或者该网络浏览器来与此处描述的系统和技术实施方式交互)、或者包括这种后台部件、中间件部件、或者前端部件的任何组合的计算系统中。可以通过任何形式或者介质的数字数据通信(例如,通信网络)来将系统的部件相互连接。通信网络的示例包括:局域网(LAN)、广域网(WAN)和互联网。

[0132] 计算机系统可以包括客户端和服务器。客户端和服务器一般远离彼此并且通常通过通信网络进行交互。通过在相应的计算机上运行并且彼此具有客户端-服务器关系的计算机程序来产生客户端和服务器的关系。服务器可以是云服务器,也可以为分布式系统的服务器,或者是结合了区块链的服务器。

[0133] 应该理解,可以使用上面所示的各种形式的流程,重新排序、增加或删除步骤。例如,本公开中记载的各步骤可以并行地执行、也可以顺序地或以不同的次序执行,只要能够实现本公开公开的技术方案所期望的结果,本文在此不进行限制。

[0134] 虽然已经参照附图描述了本公开的实施例或示例,但应理解,上述的方法、系统和设备仅仅是示例性的实施例或示例,本发明的范围并不由这些实施例或示例限制,而是仅由授权后的权利要求书及其等同范围来限定。实施例或示例中的各种要素可以被省略或者可由其等同要素替代。此外,可以通过不同于本公开中描述的次序来执行各步骤。进一步地,可以以各种方式组合实施例或示例中的各种要素。重要的是随着技术的演进,在此描述的很多要素可以由本公开之后出现的等同要素进行替换。

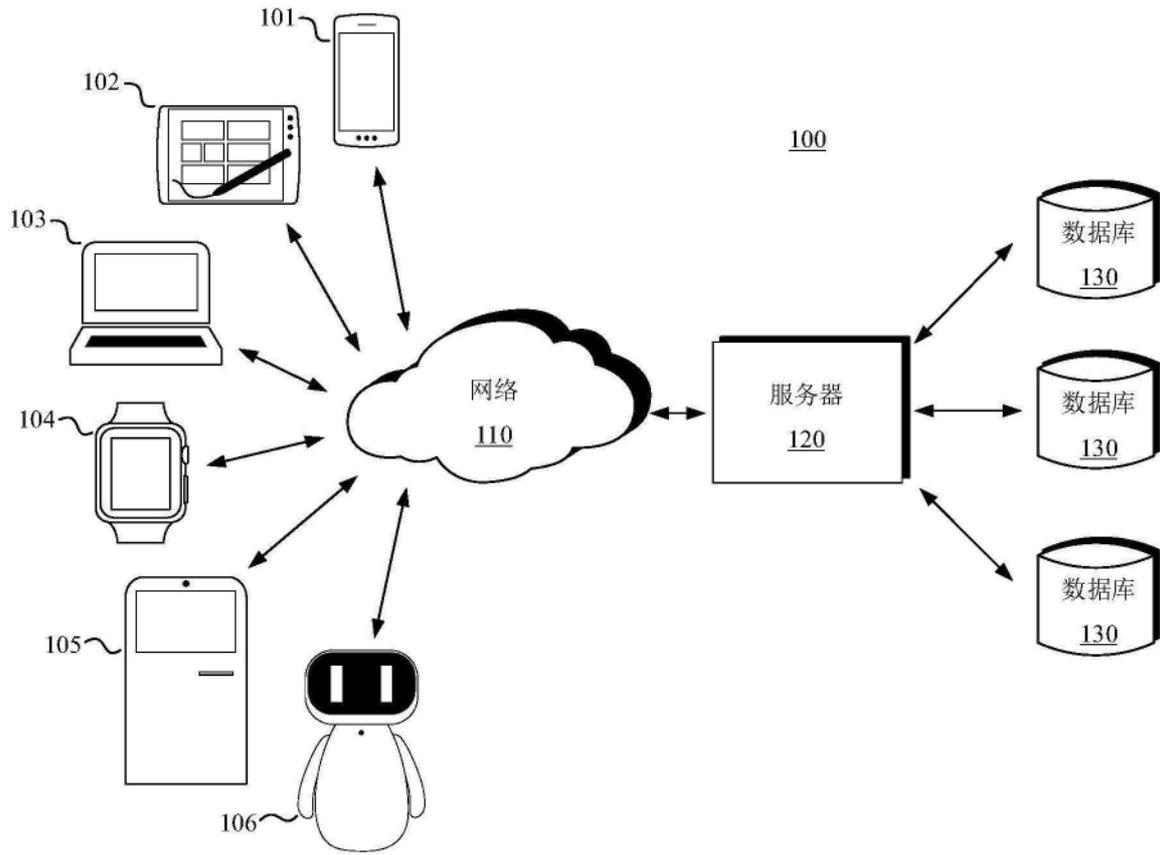


图1

200

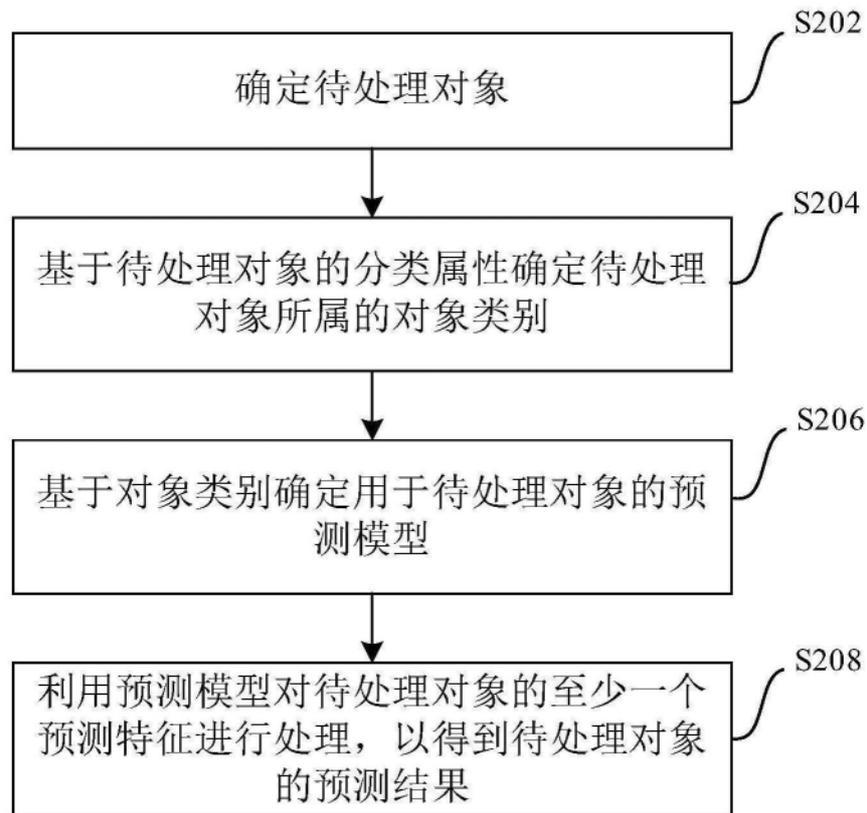


图2

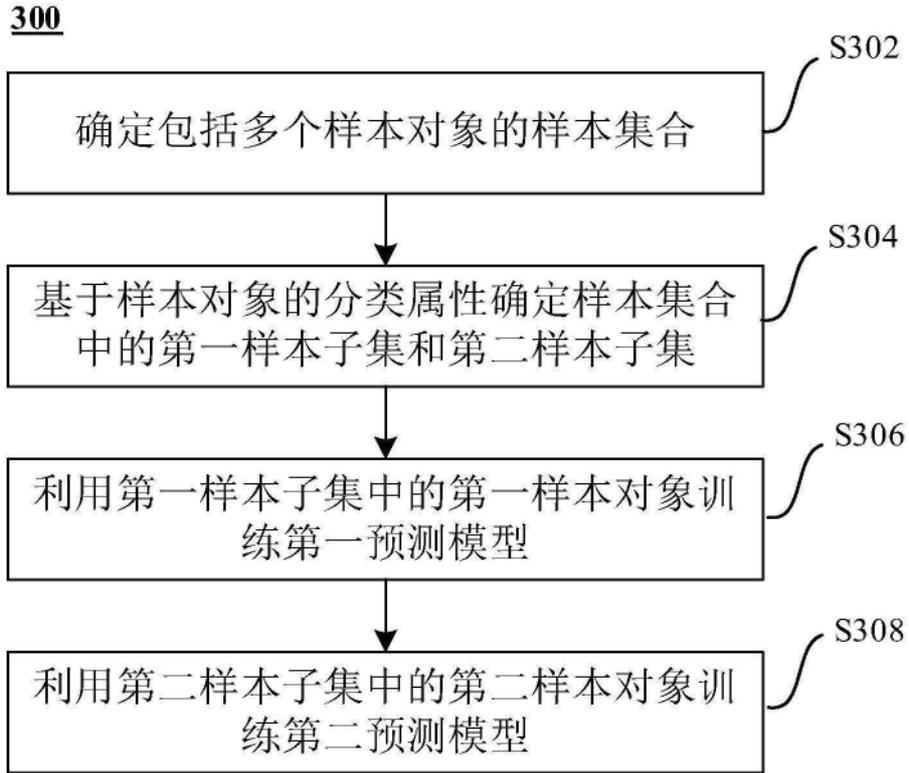


图3

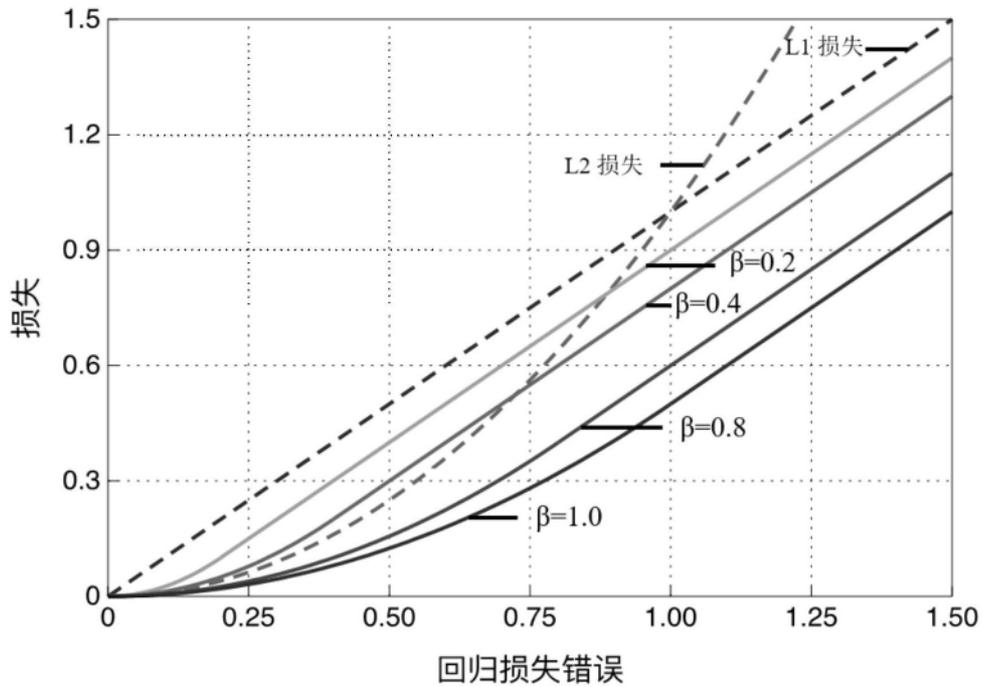


图4A

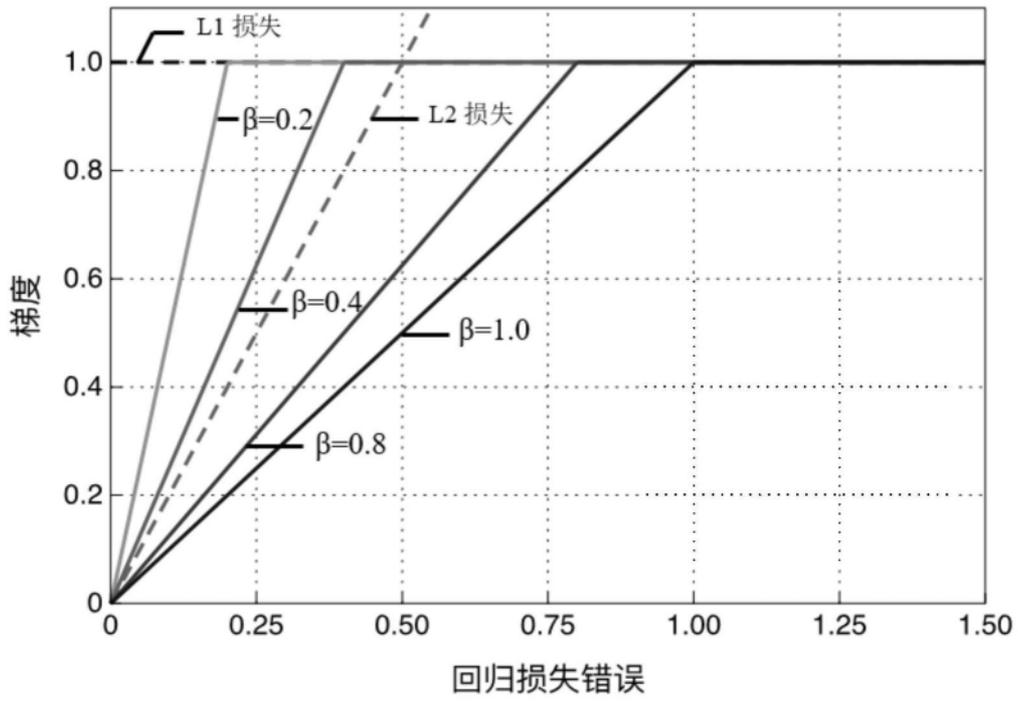


图4B

500

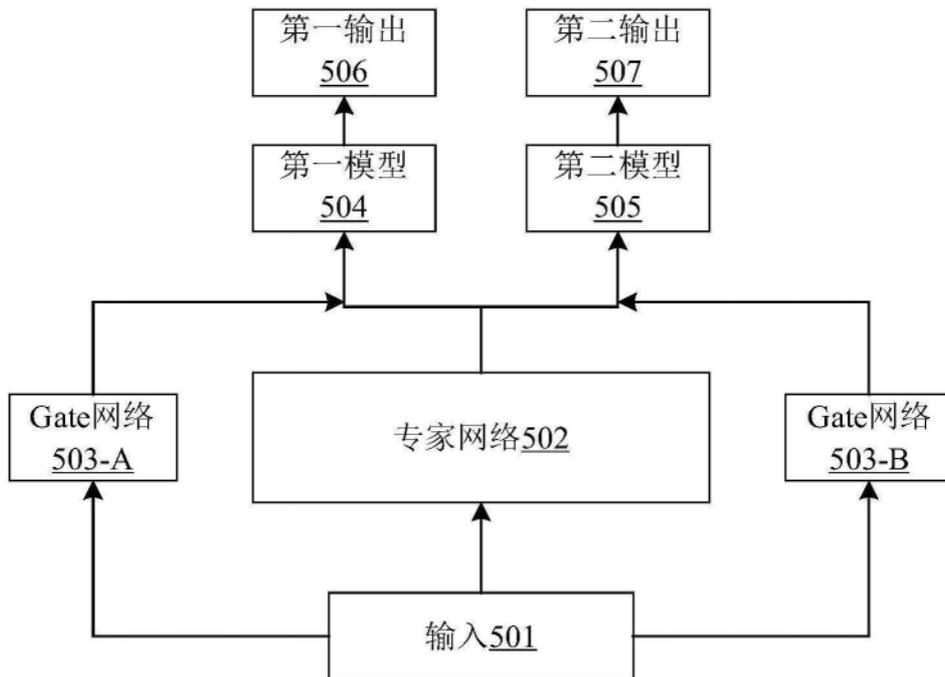


图5



图6

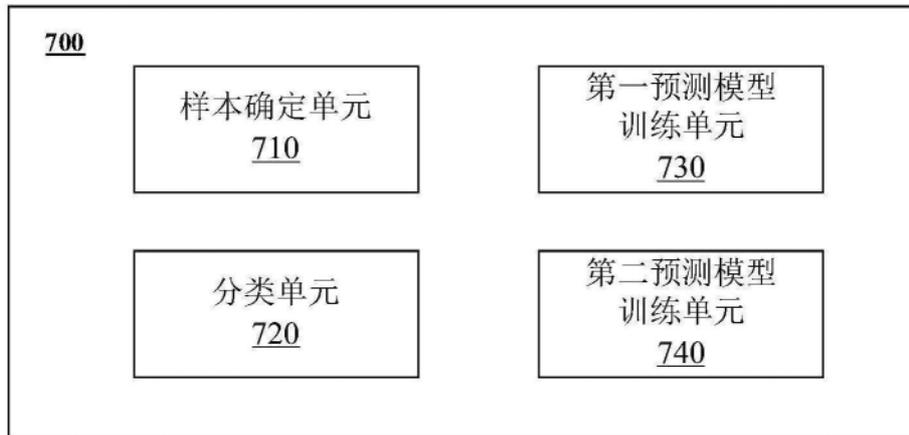


图7

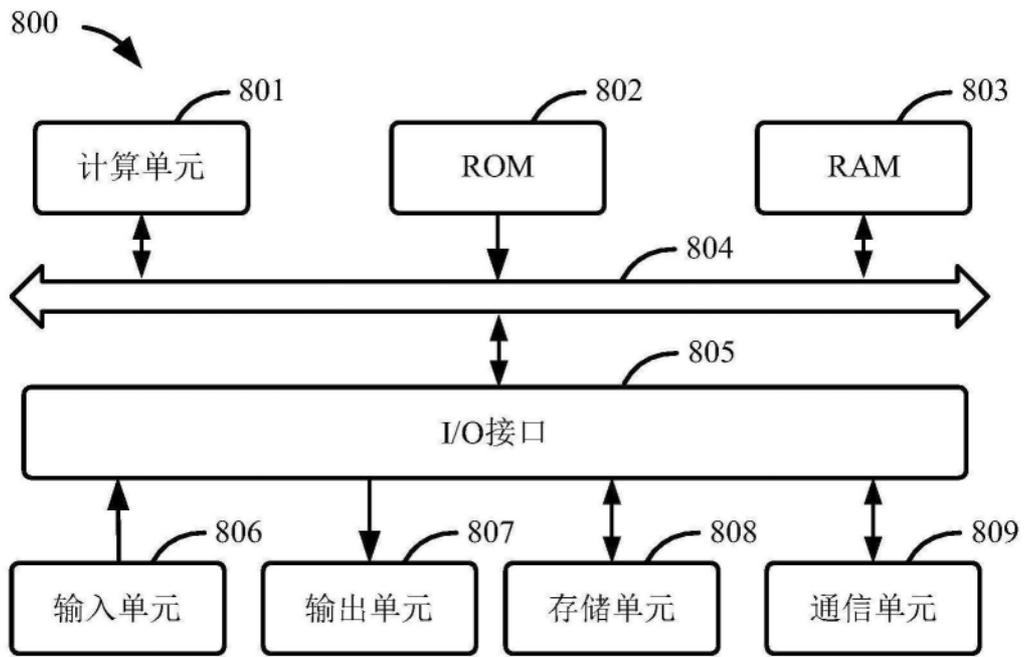


图8