(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 117256001 A
(43)申请公布日 2023.12.19

(21)申请号 202280032906.4

(22)申请日 2022.04.13

(30)优先权数据
17/302,429 2021.05.03 US

(85)PCT国际申请进入国家阶段日
2023.11.03

(86)PCT国际申请的申请数据
PCT/US2022/024687 2022.04.13

(87)PCT国际申请的公布数据
WO2022/235404 EN 2022.11.10

(71)申请人 甲骨文国际公司
地址 美国加利福尼亚

(72)发明人 A·H·雷扎伊安 A·波莱里

(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 林小枫

(51)Int.Cl.
G06N 5/045(2023.01)
G06N 3/0455(2023.01)
G06N 3/0442(2023.01)

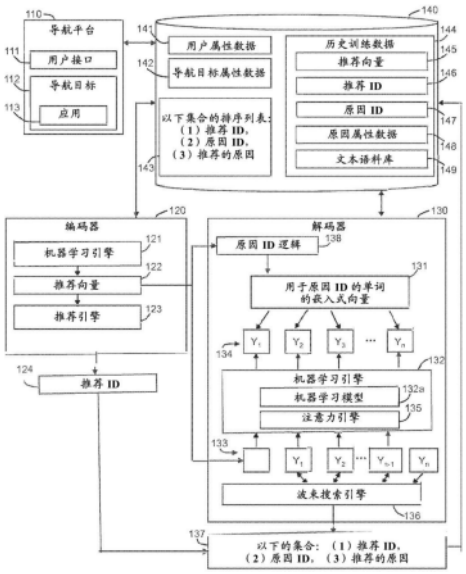
权利要求书3页 说明书14页 附图4页

(54)发明名称

为用户导航推荐撰写人类可读解释

(57)摘要

公开了用于为导航推荐生成人类可读解释(本文中也称为“原因”)的技术。撰写人类可读解释包括单独选择单词或短语,然后对这些单词或短语进行分析、组合、重新排列、修改或移除,以便为导航推荐生成人类可读解释。解码器训练机器学习模型以基于(1)历史推荐向量和(2)与推荐向量相关联的历史人类可读原因来为导航推荐生成人类可读原因。该系统生成推荐的人类可读原因的字典,字典的每个条目包括:(1)与所推荐的导航目标相关联的推荐标识符(ID),(2)与推荐的特定原因相关联的原因标识符(ID),以及(3)与原因ID相关联的人类可读原因。



CN 117256001 A

1.一种非暂态计算机可读介质,包括指令,该指令在由一个或多个硬件处理器执行时使得执行操作,包括:

训练机器学习模型,以便为目标用户界面导航推荐生成人类可读原因,

其中训练机器学习模型包括:

获得历史用户界面导航信息的训练数据集,该训练数据集包括:

表示特定用户界面导航推荐的第一向量;以及

表示特定用户界面导航推荐的人类可读原因的第二向量;

基于第一向量,生成表示单词的有序序列的输出向量的序列,该单词的有序序列构成所述特定用户界面导航推荐的特定人类可读原因;

其中生成输出向量的序列包括:

生成输入向量的序列;

将输入向量的序列中的每个输入向量提供给机器学习模型以生成输出向量的序列中的相应输出向量;

其中输入向量的序列中的第一输入向量是基于第一向量的第一向量值生成的;

其中输入向量的序列中的后续输入向量是基于(1)第一向量和(2)输出向量的序列中的一个或多个先前生成的输出向量生成的;

基于将输出向量的序列与表示所述特定用户界面导航推荐的人类可读原因的第二向量进行比较来训练机器学习模型;

将机器学习模型应用于目标用户界面导航推荐以便为目标用户界面导航推荐生成人类可读原因。

2.如权利要求1所述的介质,其中目标用户界面导航推荐包括多个目标用户界面导航推荐;

其中目标用户界面导航推荐的人类可读原因包括所述多个目标用户界面导航推荐的多个人类可读原因;

其中指令还使得:

将所述多个目标用户界面导航推荐应用于机器学习模型以便为所述多个目标用户界面导航推荐生成所述多个人类可读原因;

存储原因对的多个集合,原因对的每个集合包括:

所述多个用户界面导航推荐当中的一个目标用户界面导航推荐;以及

所述一个目标用户界面导航推荐的所述多个人类可读原因中的一个或多个人类可读原因。

3.如权利要求1所述的介质,其中生成输出向量的序列还包括:

对于输入向量的序列中的第一输入向量:

为第一向量中的第一多个向量值生成加权值的第一集合;以及

基于将加权值的第一集合应用于第一向量来生成第一输入向量;

对于输入向量的序列中的后续输入向量:

为第一向量中的第一向量值生成加权值的第二集合;以及

将加权值的第二集合应用于输出向量的序列中先前生成的输出向量的向量值以生成所述后续输入向量。

4.如权利要求1所述的介质,其中第一向量是用于生成用户界面导航推荐的机器学习模型的隐藏层。

5.如权利要求1所述的介质,其中生成输出向量的序列还包括:

对于输入向量的序列中的第一输入向量:

通过以下操作生成输出向量的一个或多个序列的第一集合:

计算用于输出向量的对应第一多个序列的第一多个概率,所述第一多个概率指定所述对应第一多个序列与输入向量相对应的概率;

选择输出向量的所述第一多个序列的第一子集为具有与输入向量对应的最高概率;以及

基于输出向量的所述第一多个序列的所选择的第一子集生成输出向量的序列中的第一输出向量;

对于输入向量的序列中的后续输入向量:

通过以下操作生成输出向量的一个或多个序列的第二集合:

计算用于输出向量的对应第二多个序列的第二多个概率,所述第二多个概率指定所述对应第二多个序列与所述后续输入向量相对应的概率;

选择输出向量的所述第二多个序列的第二子集为具有与所述后续输入向量对应的最高概率;以及

基于输出向量的所述第二多个序列的所选择的第二子集生成输出向量的序列中的后续输出向量。

6.如权利要求1所述的介质,其中第二向量是通过将单词到向量机器学习模型应用于与第一向量相关联的用户界面导航推荐的人类可读原因来生成的。

7.如权利要求1所述的介质,其中第二向量是通过将单词到向量机器学习模型应用于与第一向量相关联的用户界面导航推荐的人类可读原因来生成的;

其中第一向量是用于生成用户界面导航推荐的机器学习模型的隐藏层;

其中目标用户界面导航推荐包括多个目标用户界面导航推荐;

其中目标用户界面导航推荐的人类可读原因包括所述多个目标用户界面导航推荐的多个人类可读原因;

其中指令还使得:

将所述多个目标用户界面导航推荐应用于机器学习模型以便为所述多个目标用户界面导航推荐生成所述多个人类可读原因;

存储原因对的多个集合,原因对的每个集合包括:

所述多个用户界面导航推荐当中的一个目标用户界面导航推荐;以及

所述一个目标用户界面导航推荐的所述多个人类可读原因中的一个或多个人类可读原因;

其中生成输出向量的序列还包括:

对于输入向量的序列中的第一输入向量:

为第一向量中的第一多个向量值生成加权值的第一集合;以及

基于将加权值的第一集合应用于第一向量来生成第一输入向量;

对于输入向量的序列中的后续输入向量:

为第一向量中的第一向量值生成加权值的第二集合;以及

将加权值的第二集合应用于输出向量的序列中先前生成的输出向量的向量值以生成所述后续输入向量;

其中生成输出向量的序列还包括:

对于输入向量的序列中的第一输入向量:

通过以下操作生成输出向量的一个或多个序列的第一集合:

计算用于输出向量的对应第一多个序列的第一多个概率,所述第一多个概率指定所述对应第一多个序列与输入向量相对应的概率;

选择输出向量的所述第一多个序列的第一子集为具有与输入向量对应的最高概率;以及

基于输出向量的所述第一多个序列的所选择的第一子集生成输出向量的序列中的第一输出向量;

对于输入向量的序列中的后续输入向量:

通过以下操作生成输出向量的一个或多个序列的第二集合:

计算用于输出向量的对应第二多个序列的第二多个概率,所述第二多个概率指定所述对应第二多个序列与所述后续输入向量相对应的概率;

选择输出向量的所述第二多个序列的第二子集为具有与所述后续输入向量对应的最高概率;以及

基于输出向量的所述第二多个序列的所选择的第二子集生成输出向量的序列中的后续输出向量。

8.一种方法,包括如权利要求1-7中的任一项所述的操作。

9.一种系统,包括硬件处理器并且被配置为执行如权利要求1-7中的任一项所述的操作。

10.一种系统,包括用于执行如权利要求1-7中的任一项所述的操作的部件。

为用户导航推荐撰写人类可读解释

[0001] 相关应用;通过引用并入

[0002] 本申请与2021年5月3日提交的美国专利申请No.17/302,429相关,该申请通过引用并入本文。

技术领域

[0003] 本公开涉及为用户导航推荐撰写人类可读解释。具体而言,本公开涉及使用生成用户导航推荐的神经网络的产品来为用户导航推荐撰写人类可读解释。

背景技术

[0004] 各种用户界面应用向用户提供推荐,用户可以选择这些推荐来导航到服务。为了帮助用户基于导航推荐做出选择,应用可以指示导航推荐的原因。例如,应用可以指示用户最近做出了类似的选择或者其他类似的用户做出了所推荐的选择。通常,应用仅包含几类可以提供给用户作为推荐的解释的原因。一组有限的、静态的原因通常由开发人员编程。

[0005] 本节中描述的方法是可以采用的方法,但不一定是先前已经设想或采用的方法。因此,除非另有说明,否则不应仅由于将本节中所述的任何方法包括在本节中而将其视为有资格作为现有技术。

附图说明

[0006] 在附图的各图中,通过示例而非限制的方式图示了实施例。应当注意的是,在本公开中对“实施例”或“一个实施例”的引用不一定是指同一个实施例,并且它们意味着至少一个。在附图中:

[0007] 图1图示了根据一个或多个实施例的系统;

[0008] 图2图示了根据一个或多个实施例的用于生成用户界面导航推荐的人类可读原因的示例操作集;

[0009] 图3图示了根据一个或多个实施例的用于训练机器学习模型以生成用户界面导航的人类可读原因的示例操作集;以及

[0010] 图4示出了图示根据一个或多个实施例的计算机系统的框图。

具体实施方式

[0011] 在下面的描述中,出于解释的目的,阐述了许多具体细节以便提供透彻的理解。可以在没有这些具体细节的情况下实践一个或多个实施例。一个实施例中描述的特征可以与另一个实施例中描述的特征组合。在一些示例中,参考框图形式描述了众所周知的结构和设备,以避免不必要地混淆本发明。

[0012] 1.总体概述

[0013] 2.系统架构

[0014] 3.为用户界面导航推荐撰写人类可读原因

[0015] 4.训练序列到序列机器学习模型

[0016] 5.计算机网络和云网络

[0017] 6.其它事项;扩展

[0018] 7.硬件概述

[0019] 1.总体概述

[0020] 导航平台为用户提供对多种不同应用和服务的访问。每个应用和服务可以包括许多不同的功能。这些功能中的每一个都是用户可以在导航平台内导航至其以执行该功能的潜在导航目标。

[0021] 一个或多个实施例为导航推荐撰写人类可读解释(本文中也称为“原因”)。撰写人类可读解释包括单独选择单词或短语,然后对这些单词或短语进行分析、组合、重新排列、修改或移除,以便为导航推荐生成人类可读解释。

[0022] 该系统通过将经训练的神经网络应用于条件的集合来生成导航推荐。该条件的集合可以包括例如先前的用户活动、导航平台中的当前位置、当前日期和时间。在应用经训练的神经网络时,系统生成对条件的集合进行编码的初始向量。初始向量(在本文中也称为“层”)被递归地处理以顺序生成附加向量(附加“层”),直到生成可以被映射到导航推荐的最终向量。在实施例中,提取通过应用该神经网络而生成的用于生成导航推荐的向量之一以用于为导航推荐撰写人类可读解释。由神经网络生成并被提取以用于撰写人类可读解释的向量在本文中可以被称为“推荐向量”。

[0023] 在一个实施例中,解码器训练机器学习模型以基于(1)历史推荐向量和(2)与推荐向量相关联的历史人类可读原因来生成导航推荐的人类可读原因。该系统生成推荐的人类可读原因的字典,字典的每个条目包括:(1)与所推荐的导航目标相关联的推荐标识符(ID),(2)与推荐的特定原因相关联的原因标识符(ID),以及(3)与原因ID相关联的人类可读原因。在一个或多个实施例中,生成导航推荐的人类可读原因的机器学习模型是序列到序列(seq2seq)机器学习模型。

[0024] 在一个或多个实施例中,机器学习模型通过接收推荐向量作为输入并生成初始单词作为输出来生成导航推荐的人类可读原因。推荐向量和初始单词被提供给机器学习模型作为输入,以生成导航推荐的人类可读原因中的下一个单词。重复该过程,直到生成导航推荐的人类可读原因中的每个单词。由机器学习模型生成的单词可以被表示为与单词或短语相关联的嵌入式向量。解码器识别与嵌入式向量相关联的单词和短语,以生成导航推荐的人类可读原因。

[0025] 在被训练之后,机器学习模型可以生成针对特定用户定制的用户导航推荐的任何数量的人类可读原因。例如,可以向两个用户提供同一用户界面导航推荐的不同原因。此外,同一用户可以在不同时间被提供推荐的不同原因。由于人类可读原因是由机器学习模型生成的,因此人类可读原因的数量不限于操作者录入系统的原因。此外,不要求操作者录入特定规则来显示特定推荐的特定人类可读原因。代替地,机器学习模型基于用户属性集和导航目标属性集生成定制推荐的定制人类可读原因。

[0026] 在本总体概述部分中可以不包括本说明书中描述和/或权利要求中阐述的一个或多个实施例。

[0027] 2.系统架构

[0028] 图1图示了根据一个或多个实施例的系统100。如图1中所示,系统100包括导航平台110、编码器120、解码器130和数据储存库110。

[0029] 导航平台110可以是提供对一套应用和服务的访问的程序或程序集。导航平台110包括用户接口111和导航目标112。

[0030] 在一个或多个实施例中,用户接口111指被配置为促进用户与导航平台110之间的通信的硬件和/或软件。接口111渲染用户界面元素并经由用户界面元素接收输入。接口的示例包括图形用户界面(GUI)、命令行界面(CLI)、触觉接口和语音命令接口。用户界面元素的示例包括复选框、单选按钮、下拉列表、列表框、按钮、切换开关、文本字段、日期和时间选择器、命令行、滑块、页面和表单。

[0031] 在实施例中,接口11的不同组件以不同语言指定。用户界面元素的行为是用动态编程语言(诸如JavaScript)指定的。用户界面元素的内容以标记语言(诸如超文本标记语言(HTML)或XML用户界面语言(XUL))指定。用户界面元素的布局以样式表语言(诸如级联样式表(CSS))指定。可替代地,接口111以一种或多种其它语言(诸如Java、C或C++)指定。

[0032] 导航目标112包括应用、文档和可执行文件。导航目标的示例包括:在会计应用中检查发票的程序;在会计应用中存储、编辑和显示费用报告的程序;在客户获取应用中存储、编辑和显示客户和潜在客户(lead)联系信息的程序;检索销售数据并在业务运营应用中生成和显示销售预测的程序;在项目管理应用中存储、编辑和显示项目的工作流程信息的程序;在人力资源应用中存储、编辑和显示员工信息的程序;以及检索和显示合规数据以遵守政府法规的程序。虽然上面的导航目标是以示例的方式提供的,但是这些并不是可能的导航目标的详尽列表。实施例涵盖用户可以导航以检索信息和/或执行导航平台中的功能的任何程序和任何应用。在一个或多个实施例中,导航平台110在用户接口111的GUI中生成用户界面元素以允许用户选择用户界面元素来访问导航目标112。

[0033] 每个导航目标112与应用113相关联。许多不同的导航目标可以属于同一应用。例如,会计应用包括与会计应用中的不同功能对应的导航目标,包括:生成费用报告;生成财务预测;生成工资单信息;等等。作为另一个示例,人力资源应用包括导航目标,包括:查看员工列表;查看和编辑员工信息;请假;生成员工绩效报告;查看组织;等等。每个导航目标112包括导航目标属性。

[0034] 在一个或多个实施例中,导航平台110在用户接口111的GUI中显示用户界面元素的集合以允许用户导航到对应的导航目标112的集合。所显示的用户界面元素可以属于与不同应用113相关联的导航目标112。此外,或以替代方式,所显示的用户界面元素可以属于同一应用内的不同文档或可执行文件。

[0035] 编码器120从数据储存库140获取用户属性数据141和导航目标属性数据142。可替代地,可以从导航平台110获得用户属性数据141和导航目标属性数据142。例如,用户可以登录到导航平台110并生成包括用户属性数据的用户简档。用户属性数据141包括关于特定用户的数据。用户属性数据141的示例包括:工作名称、角色、指派、位置和业务单位。虽然上面的用户属性是作为示例提供的,但是这些并不是可能的用户属性的详尽列表。实施例涵盖可以与用户相关联以识别用户的属性的任何信息。导航目标属性数据包括关于导航目标的数据。导航目标属性的示例包括:应用条带、产品系列、视图ID、菜单ID、任务流ID、WebAppName、contextualAreaWidth、RecentItemsID、ObjectCode、CreationDate、

LastUpdateLogin、LastUpdateDate、EnterpriseID、ParentID、SourceFile。虽然上面的导航目标属性是作为示例提供的,但是这些并不是可能的导航目标属性的详尽列表。实施例涵盖可以与导航目标相关联以识别导航目标的属性的任何信息。

[0036] 在一个或多个实施例中,数据储存库140是用于存储数据的任何类型的存储单元和/或设备(例如,文件系统、数据库、表的集合或任何其它存储机制)。另外,数据储存库140可以包括多个不同的存储单元和/或设备。多个不同的存储单元和/或设备可以是或可以不是同一类型或位于同一物理站点。另外,数据储存库140可以在与导航平台110、编码器120或解码器130相同的计算系统上实现或执行。可替代地或附加地,数据储存库140可以在与导航平台110、编码器120或解码器130分离的计算系统上实现或执行。数据储存库140可以经由直接连接或经由网络通信地耦合到导航平台110、编码器120或解码器130。

[0037] 描述用户属性数据141、导航目标属性数据142、历史训练数据114和排序(sorted)列表117的信息可以跨系统100内的任何组件来实现。但是,为了清楚和解释的目的,这个信息在数据储存库140内示出。

[0038] 编码器120基于用户属性数据141和导航目标属性数据142生成输入向量。编码器可以将用户属性数据141和导航目标属性数据142转换成数值和向量值。编码器可以级联转换后的用户属性数据141和导航目标属性数据142以生成输入向量。编码器120将输入向量提供给机器学习引擎121以生成推荐向量122。机器学习引擎121可以包括经训练的机器学习模型,该模型已经被训练为接收输入向量并基于输入向量生成一个或多个推荐的导航目标。在一个实施例中,机器学习模型是上下文MAB型机器学习模型。

[0039] 在一个或多个实施例中,编码器120将推荐向量122提供给推荐引擎123以基于输入向量生成一个或多个推荐的导航目标。在将推荐向量122提供给推荐引擎123之前,编码器120可以使用SoftMax层将推荐向量122转换成概率分布。推荐引擎123基于推荐向量122中的信息来为用户识别一个或多个推荐的导航目标。每个导航目标由唯一的推荐ID 124表示。推荐引擎123可以生成用于推荐向量的对应列表122的推荐ID 124的有序(ordered)列表。

[0040] 编码器120还将推荐向量122提供给解码器130以训练另一个机器学习模型来生成用户界面导航推荐的人类可读原因。推荐向量122是由机器学习引擎121基于用户属性数据、导航目标属性数据、推荐的用户界面导航与推荐的原因之间的关系生成的具有向量值的多维向量。推荐向量122包括与该推荐的特定原因相关联的特定推荐的上下文信息。因此,推荐向量122包括与特定导航推荐相关联的单词序列的上下文信息。包括单词序列的上下文信息的推荐向量122被提供给机器学习引擎132,机器学习引擎132训练机器学习模型132a以从包括在推荐向量中的单词序列的上下文信息中进行学习以顺序地生成与导航推荐的人类可读原因对应的输出向量的序列134。

[0041] 在一个或多个实施例中,机器学习模型132a是双向序列到序列(seq2seq)机器学习模型132a,其中输入序列被编码在推荐向量122内。在一个或多个实施例中,机器学习模型132a包括长短期记忆(LTSM)型模型、门循环单元(GRU)型模型或扩展循环神经网络(RNN)型模型。

[0042] 机器学习引擎132训练机器学习模型132a以基于(1)推荐向量122和(2)与推荐向量122相关联的原因ID的单词的嵌入式向量131来生成推荐的人类可读原因。解码器130包

括原因ID逻辑138,其识别推荐向量122的上下文信息中所包括的推荐的原因。原因ID逻辑将原因与原因ID相关联,原因ID是与推荐的人类可读原因相关联的唯一标识符。

[0043] 推荐向量122作为输入向量提供给机器学习模型132a以生成输出向量的序列134的第一输出向量Y_1。第一输出向量Y_1可以从表示特定原因ID的单词的嵌入式向量的集合131生成。第一输出向量Y_1和推荐向量122作为输入向量提供给机器学习模型132a,以生成输出向量的序列134的下一个输出向量Y_2。每个输出向量134表示构成推荐的人类可读原因的单词序列134中的单词的嵌入式向量。机器学习模型132a重复提供先前生成的输出向量和推荐向量122作为输入向量的过程,以生成序列134中的下一个输出向量,直到已经生成每个输出向量Y_1-Y_n。解码器130然后使用输出向量Y_1-Y_n的序列134来生成推荐的人类可读原因。

[0044] 机器学习引擎132基于存储在数据储存库140中的历史训练数据144来训练机器学习模型132a。历史训练数据144包括:(1)历史推荐向量145,(2)与历史推荐向量145相关联的推荐ID 146,(3)与历史推荐向量145相关联的原因ID,(4)原因属性数据148,以及(5)文本语料库149。文本语料库116可以包括先前已被用于生成导航推荐的人类可读原因的单词,以及来自任何其它源(诸如字典)的单词。例如,历史训练数据144可以包括一千(1,000)个原因ID 147和与相应原因ID 147对应的相关联的一千(1,000)个单词序列。解码器130将与对应历史推荐向量145中所包括的原因的特定原因ID 147相关联的单词序列转换成单词的嵌入式向量131。

[0045] 对于历史训练数据144的预定子集,机器学习模型132a生成与和历史推荐向量145相关联的历史原因ID 147的人类可读单词序列对应的输出向量的序列134。机器学习引擎132可以将生成的人类可读单词序列与和历史原因ID 147相关联的单词序列进行比较,以训练机器学习模型132a。

[0046] 在一个或多个实施例中,机器学习引擎132包括注意力引擎135。对于输入向量的序列133中除推荐向量122以外的每个输入向量,注意力引擎135将权重应用于推荐向量122的向量值以将机器学习模型132a聚焦于推荐的原因中的单词。在一个实施例中,注意力引擎对(1)表示特定原因ID的单词的向量的集合Y_1-Y_n和(2)推荐向量122执行点积运算,以生成标量值。注意力引擎135基于向量Y_1-Y_n的标量值生成注意力分布。注意力引擎135将注意力分布转换成向量并将该向量应用于推荐向量122。因此,机器学习模型132a将较大的权重应用于由表示与原因ID相关联的单词的嵌入式向量131当中的特定嵌入式向量Y_1-Y_n所表示的特定单词。

[0047] 在一个或多个实施例中,解码器130包括波束搜索引擎136,以提高由机器学习模型132a生成输出向量Y_2-Y_n的效率。对于除推荐向量122以外的每个输入向量,在输入向量Y_1-Y_n的序列133中,波束搜索引擎136生成被识别为具有成为推荐的原因中的下一个单词的最高概率的单词的k个集合。例如,波束搜索引擎136可以识别单词的四个集合,每个集合由三个单词的序列组成,具有成为与输出向量Y_2-Y_n的序列134对应的单词序列中的接下来三个单词的最高概率。波束搜索引擎136向机器学习模型132a提供单词的k个集合,以影响机器学习模型132a基于具有成为序列中的接下来的单词的最高概率的单词集合来生成输出向量Y_2-Y_n。例如,机器学习引擎132可以对神经网络内的神经元的值进行系数化,以影响神经网络生成与特定单词或单词集合对应的输出向量。

[0048] 一旦经过训练,机器学习模型132a就为给定的输入推荐向量122生成以下的集合

137:(1)推荐ID,与用户的导航目标的推荐对应,(2)原因ID,与提供导航推荐的特定原因对应,以及(3)推荐的人类可读原因,包括描述提供推荐的原因的单词序列。在一个或多个实施例中,人类可读原因的单词可以被存储为由导航平台110转换成单词的向量值Y_1-Y_n。

[0049] 系统100可以生成导航推荐的推荐ID、原因ID和人类可读原因的排序列表143。当用户登录到用户界面111时或者当由导航平台110录入新的用户简档时,编码器可以基于用户的用户属性数据141生成推荐向量122。此外,推荐引擎123可以基于推荐向量122生成一个或多个推荐ID 124。如果排序列表中存在对应的原因ID,那么导航平台110可以从排序列表117获得导航推荐的人类可读原因。可替代地,或者此外,解码器130可以生成新的原因ID并基于新的原因ID生成推荐的新的人类可读原因。导航平台110在用户接口111中显示与所推荐的导航目标和导航推荐的人类可读原因对应的用户界面元素。

[0050] 在一个或多个实施例中,编码器120、解码器130和导航平台110是指被配置为执行本文描述的操作以为用户界面导航推荐撰写人类可读原因的硬件和/或软件。下面参考图2描述用于为用户界面导航推荐撰写人类可读原因的操作的示例。

[0051] 在实施例中,编码器120、解码器130和导航平台110中的一个或多个被实现在一个或多个数字设备上。术语“数字设备”一般是指包括处理器的任何硬件设备。数字设备可以指执行应用或虚拟机的物理设备。数字设备的示例包括计算机、平板电脑、膝上型计算机、台式机、上网本、服务器、web服务器、网络策略服务器、代理服务器、通用机器、特定于功能的硬件设备、硬件路由器、硬件交换机、硬件防火墙、硬件防火墙、硬件网络地址翻译器(NAT)、硬件负载平衡器、主机、电视、内容接收器、机顶盒、打印机、移动手持终端、智能电话、个人数字助理(“PDA”)、无线接收器和/或发送器、基站、通信管理设备、路由器、交换机、控制器、接入点和/或客户端设备。

[0052] 在一个或多个实施例中,系统100可以包括比图1中所示的组件更多或更少的组件。图1中所示的组件可以位于彼此本地或远离彼此。图1中所示的组件可以用软件和/或硬件来实现。每个组件可以分布在多个应用和/或机器上。多个组件可以组合成一个应用和/或机器。关于一个组件描述的操作可以代替地由另一个组件执行。

[0053] 下面在标题为“计算机网络和云网络”的第5节中描述与计算机网络相关的附加实施例和/或示例。

[0054] 3.为导航目标推荐撰写人类可读原因

[0055] 图2图示了根据一个或多个实施例的用于为用户界面导航推荐撰写人类可读原因的示例操作集。图2中所示的一个或多个操作可以被修改、重新排列或完全省略。因而,图2中所示的特定操作序列不应当被解释为限制一个或多个实施例的范围。

[0056] 在一个或多个实施例中,编码器通过向经训练的机器学习模型提供包括用户属性数据和导航属性数据的向量来生成用户界面导航推荐(操作202)。例如,编码器可以将用户属性值和导航属性数据值转换成数值和向量值。编码器可以基于转换后的用户属性值和导航属性数据值来为经训练的模型生成输入向量。在一个示例中,经训练的机器学习模型是上下文MAB型机器学习模型。

[0057] 在生成用户界面导航推荐之前,编码器从模型中提取推荐向量(操作204)。推荐向量包括所推荐的用户界面导航的上下文信息和推荐的对应原因。在一个实施例中,编码器在利用SoftMax层将推荐向量转换成概率分布之前提取推荐向量。编码器然后可以生成导

航推荐,并且使用概率分布将该推荐与推荐ID相关联。推荐向量是机器学习模型内的隐藏层,该隐藏层在生成用户界面导航推荐和相关联的推荐ID之前生成。

[0058] 编码器将推荐向量供给解码器(操作206)。解码器识别与推荐向量相关联的原因ID。原因ID与人类可读的单词序列对应,该序列给出了特定导航推荐的原因。解码器生成与和原因ID相关联的单词对应的嵌入式向量的集合。

[0059] 解码器使用机器学习模型在推荐向量中生成推荐的人类可读原因(操作208)。在一个实施例中,机器学习模型是双向深度学习序列到序列模型。例如,机器学习模型可以是长短期记忆(LTSM)型模型、门循环单元(GRU)型模型或扩展循环神经网络(RNN)型模型。机器学习模型可以接收推荐向量中的上下文信息作为输入序列,并且可以生成表示单词的一系列嵌入式向量作为输出序列。单词序列描述与推荐向量相关联的用户界面导航推荐的原因。解码器通过将推荐向量和一个或多个先前生成的输出向量作为输入向量提供给机器学习模型来生成人类可读原因。换句话说,机器学习模型基于推荐向量生成初始输出向量。机器学习模型基于(1)推荐向量和(2)至少一个先前生成的输出向量来生成每个后续输出向量。在一个或多个实施例中,表示导航推荐的原因的单词的嵌入式向量定义向量的集合,从该向量的集合当中生成输出向量。例如,机器学习引擎可以从嵌入式向量当中识别具有与输入向量对应的最高概率的嵌入式向量。

[0060] 解码器将生成的推荐的人类可读原因与原因ID和推荐ID一起存储(操作210)。解码器可以生成用户导航推荐的原因的有序列表,其中每个条目包括(1)与所推荐的导航目标相关联的推荐ID,(2)与所推荐的导航目标相关联的原因ID,以及(3)与原因ID相关联的人类可读原因。

[0061] 在从编码器接收推荐向量之前,解码器训练机器学习模型。该模型是基于(1)历史推荐向量和(2)表示与和历史推荐向量相关联的原因ID相关联的原因的单词的嵌入式向量进行训练的。

[0062] 在训练机器学习模型之后,系统识别用户简档(212)。用户简档可以是已存储的用户简档、新生成的用户简档、登录系统的用户的用户简档,或者通过任何其它手段生成的用户简档。用户简档包括关于用户的属性信息。例如,系统可以为注册使用该系统以访问应用或服务的任何用户生成导航推荐和导航推荐的人类可读原因的集合,而不需要用户登录到系统中。此外或以替代方式,系统可以检测用户登录并且可以基于检测到用户登录来生成导航推荐和导航推荐的人类可读原因的集合。在另一个示例中,系统可以基于到特定图形用户界面的用户导航来生成导航推荐和导航推荐的人类可读原因的集合。实施例涵盖基于任何预定事件或触发器生成导航推荐和导航推荐的人类可读原因的集合的系统。

[0063] 编码器使用用户简档中的用户属性信息和与用户相关联的任何导航属性信息来生成推荐向量(操作214)。例如,编码器可以使用经训练的上下文MAB型机器学习模型来生成推荐向量。

[0064] 系统识别与推荐向量相关联的推荐ID和原因ID。例如,系统可以通过SoftMax层运行推荐向量以生成概率分布。系统可以基于概率分布生成推荐ID。解码器可以识别与推荐向量相关联的原因ID。系统确定与推荐ID和原因ID相关联的人类可读原因是否已经存在(操作216)。特别地,系统可以参考存储以下的集合的字典:(1)推荐ID,(2)原因ID,以及(3)与推荐相关联的人类可读原因,以确定人类可读原因是否是已经存在。如果先前生成并存

储了与推荐ID和原因ID相关联的人类可读原因,那么系统从存储导航推荐的人类可读原因的字典中检索人类可读原因(操作218)。

[0065] 如果系统确定尚未针对推荐ID和原因ID生成人类可读原因,那么编码器将推荐向量提供给解码器的经训练的机器学习模型(操作220)。经训练的模型顺序地生成推荐的人类可读原因的单词。系统可以将与该推荐相关联的推荐ID、原因ID和人类可读原因的集合存储在先前生成的推荐的人类可读原因的字典中。

[0066] 系统显示与推荐ID相关联的导航推荐连同与原因ID相关联的推荐的人类可读原因(操作222)。例如,用户可以访问图形用户界面以导航到一个或多个应用或服务。系统可以在图形用户界面上显示导航推荐和导航的对应人类可读原因。

[0067] 在一个或多个实施例中,与特定单词序列相关联的原因ID可以包括关于特定单词序列的排名的信息。例如,系统可以基于三个单独的原因ID来确定推荐特定的导航目标,每个原因ID与推荐的不同人类可读原因相关联。系统可以仅选择排名最高的推荐来显示该推荐的人类可读信息。可替代地,系统可以仅选择推荐的预定数量的人类可读原因,诸如推荐的仅两个或更少原因。

[0068] 在一个或多个实施例中,推荐向量可以包括限制可以为具有特定属性的特定用户显示的人类可读原因的信息。组织可能不希望其一般成员知道某些类别的用户正在导航到与可能机密或敏感的信息相关联的导航目标。例如,如果公司希望收购竞争对手,那么法律部门可能需要导航到与竞争对手相关的目标。系统可以阻止用户属性“部门”的值不是“合法”的用户生成推荐向量,从而导致与竞争对手相关联的推荐ID,或者将其他员工识别为导航到与竞争对手相关联的导航目标的人类可读原因。类似地,系统可以限制识别泄露敏感信息的其他用户的搜索的人类可读原因,诸如访问与工资、退休、残疾、事假、育儿假或医疗福利相关的导航目标的用户。在一个实施例中,系统可以防止生成特定推荐的人类可读原因。在另一个实施例中,系统可以允许生成人类可读原因,但是系统可以为所存储的人类可读原因指派排名或指示符,从而防止使用或显示推荐的人类可读原因。因而,系统管理员可以识别生成机密或敏感的人类可读原因的推荐类型。

[0069] 4.训练序列到序列机器学习模型

[0070] 图3图示了根据一个或多个实施例的用于训练机器学习模型以顺序地生成用于用户界面导航推荐的人类可读原因的单词的示例操作集。图3中所示的一个或多个操作可以被修改、重新排列或完全省略。因而,图3中所示的特定操作序列不应当被解释为限制一个或多个实施例的范围。

[0071] 机器学习引擎获得历史用户导航数据(操作302)。用户导航数据包括与用户和用户导航相关联的用户界面推荐向量、与导航推荐相关联的历史原因ID,以及与原因ID相关联的人类可读原因。例如,导航平台可以让用户访问许多不同的应用以及每个应用内的许多不同过程、文档和功能。用户可以访问的每个过程、文档和功能可以是单独的导航目标。推荐向量由经训练的机器学习引擎生成并且包括历史用户导航数据的上下文信息,包括有关每个用户访问导航平台所提供的每个应用中的每个过程、文档和功能的频率的信息。

[0072] 机器学习引擎生成推荐的推荐向量、推荐ID和对应人类可读原因的训练集(操作304)。训练集包括由推荐ID表示的特定用户导航推荐和由原因ID表示的相关联的人类可读原因。

[0073] 机器学习引擎使用训练集来训练机器学习模型以生成用户导航推荐的人类可读原因(操作306)。机器学习引擎选择与推荐的特定人类可读原因对应的特定推荐向量(操作308)。机器学习引擎将人类可读原因的单词转换成嵌入式向量(操作310)。在一个实施例中,机器学习引擎包括预训练的单词到向量(word2vec)模型,该模型已经用文本语料库中的所有单词进行训练,该文本语料库包括用于历史数据中的所有用户导航推荐的所有人类可读原因的单词。机器学习引擎将推荐的特定原因的单词转换成用word2vec模型生成的向量。

[0074] 机器学习引擎将推荐向量输入到另一个机器学习模型中以生成初始输出向量(操作312)。例如,机器学习模型可以是双向序列到序列(seq2seq)机器学习模型。该模型可以是长短期记忆(LTSM)型模型、门循环单元(GRU)型模型或扩展循环神经网络(RNN)型模型。在一个实施例中,初始输出向量是从表示与和推荐向量相关联的推荐的历史人类可读原因相关联的单词的嵌入式向量当中选择的。在替代方案中,初始输出向量可以从以下的组合集合中选择:(1)与推荐的历史人类可读原因相关联的单词,以及(2)被识别为在word2vec模型与历史人类可读原因中的单词相关的单词的集合。

[0075] 机器学习引擎获取初始输出向量和推荐向量,并将这两个向量输入到人类可读原因生成模型中,以生成表示推荐的原因的人类可读单词的输出向量序列中的下一个单词(操作314)。机器学习引擎获取先前生成的输出向量和推荐向量,并将这两个向量输入到模型中以生成下一个输出向量(操作316)。

[0076] 在一个实施例中,机器学习引擎包括注意力引擎。注意力引擎将权重应用于推荐向量的向量值,以将人类可读原因生成机器学习模型聚焦在推荐的原因中的特定的下一个单词上(操作320)。在一个实施例中,注意力引擎对(1)表示与推荐的历史人类可读原因相关联的单词的嵌入式向量,以及(2)与推荐相关联的推荐向量执行点积运算,以生成标量值。注意力引擎基于用于嵌入式向量的标量值生成注意力分布。注意力引擎将注意力分布转换成向量并将该向量应用于推荐向量。因此,机器学习引擎对由表示与推荐相关联的单词的嵌入式向量当中的特定嵌入式向量所表示的特定单词应用较大的权重。

[0077] 在一个实施例中,机器学习引擎还包括波束搜索引擎。在输出向量和推荐向量被用作人类可读原因生成机器学习模型的输入的每个阶段,波束搜索引擎生成输出向量的k个集合,与推荐的原因中的单词对应,被识别具有成为下一个输出向量的最高概率(操作322)。例如,波束搜索引擎可以识别输出向量的四个集合,每个集合由三个输出向量的序列组成,具有成为由机器学习模型生成的输出向量序列中的接下来的输出向量的最高概率。波束搜索引擎向机器学习引擎提供输出向量的k个集合,以影响机器学习模型生成具有成为序列中接下来的输出向量的最高概率的特定输出向量。

[0078] 机器学习引擎重复提供先前生成的输出向量和推荐向量作为机器学习模型的输入的过程,以生成下一个输出向量,直到生成了推荐的人类可读原因中的每个单词(操作318)。

[0079] 在一个实施例中,生成的输出向量被转换成其对应的单词序列,并且该单词序列被输出到用户。用户可以提供关于单词序列的反馈(操作324)。例如,用户可以识别单词序列当中没有意义的单词、无序的单词,或者序列中不必要的或者序列中缺失的单词。在一个或多个实施例中,机器学习引擎可以基于由word2vec模型识别出的单词之间的关系向用户

提供一个或多个替代单词。

[0080] 在一个或多个实施例中,用户可以指示基于具有特定用户属性的特定用户不应当生成特定人类可读原因。例如,某个原因可能会泄露关于其他用户导航的机密或敏感信息。

[0081] 机器学习引擎基于用户反馈更新机器学习模型(操作326)。例如,如果用户指示单词的次序不正确,那么机器学习引擎可以调整注意力引擎以增加特定单词出现在特定位置的概率。如果用户指示从序列中省略一个或多个单词,那么机器学习引擎可以将一个或多个输出向量添加到序列。如果用户指示某个单词在序列中是不必要的,那么机器学习引擎可以从序列中省略输出向量。如果用户指示不应当生成特定原因,那么机器学习模型可以避免为特定推荐向量生成人类可读原因。

[0082] 5.计算机网络和云网络

[0083] 在一个或多个实施例中,计算机网络提供节点集合之间的连接性。节点可以是在彼此本地的和/或彼此远离。节点通过链路的集合连接。链路的示例包括同轴电缆、非屏蔽双绞线、铜缆、光纤和虚拟链路。

[0084] 节点子集实现计算机网络。这样的节点的示例包括交换机、路由器、防火墙和网络地址转换器(NAT)。另一个节点子集使用计算机网络。这样的节点(也称为"主机")可以执行客户端进程和/或服务器进程。客户端进程做出对计算服务(诸如,特定应用的执行和/或特定量的数据的存储)的请求。服务器进程通过执行所请求的服务和/或返回对应的数据来响应。

[0085] 计算机网络可以是物理网络,包括通过物理链路连接的物理节点。物理节点是任何数字设备。物理节点可以是特定于功能的硬件设备,诸如硬件交换机、硬件路由器、硬件防火墙和硬件NAT。附加地或替代地,物理节点可以是被配置为执行各种虚拟机和/或执行相应功能的应用的通用机器。物理链路是连接两个或更多个物理节点的物理介质。链路的示例包括同轴电缆、非屏蔽绞合电缆、铜缆和光纤。

[0086] 计算机网络可以是覆盖网络。覆盖网络是在另一个网络(诸如,物理网络)之上实现的逻辑网络。覆盖网络中的每个节点对应于底层网络中的相应节点。因此,覆盖网络中的每个节点与覆盖地址(寻址到覆盖节点)和底层地址(寻址实现覆盖节点的底层节点)两者相关联。覆盖节点可以是数字设备和/或软件进程(诸如虚拟机、应用实例或线程)。连接覆盖节点的链路被实现为通过底层网络的隧道。隧道任一端处的覆盖节点将它们之间的底层多跳路径视为单个逻辑链路。隧道处理(tunneling)通过封装和解封装来执行。

[0087] 在实施例中,客户端可以位于计算机网络的本地和/或远离计算机网络。客户端可以通过其它计算机网络(诸如专用网络或互联网)访问计算机网络。客户端可以使用通信协议(诸如超文本传输协议(HTTP))将请求传送到计算机网络。通过诸如客户端接口(诸如web浏览器)、程序接口或应用编程接口(API)之类的接口来传送请求。

[0088] 在实施例中,计算机网络提供客户端和网络资源之间的连接。网络资源包括被配置为执行服务器进程的硬件和/或软件。网络资源的示例包括处理器、数据存储装置、虚拟机、容器和/或软件应用。网络资源在多个客户端之间共享。客户端彼此独立地从计算机网络请求计算服务。网络资源按需动态分配给请求和/或客户端。分配给每个请求和/或客户端的网络资源可以基于例如(a)由特定客户端请求的计算服务,(b)由特定租户请求的聚合计算服务和/或(c)计算机网络的所请求的聚合计算服务来扩大或缩小。这种计算机网络可

以被称为“云网络”。

[0089] 在实施例中,服务提供商向一个或多个最终用户提供云网络。云网络可以实现各种服务模型,包括但不限于软件即服务(SaaS)、平台即服务(PaaS)和基础设施即服务(IaaS)。在SaaS中,服务提供商向最终用户提供使用服务提供商的正在网络资源上执行的应用的能力。在PaaS中,服务提供商向最终用户提供将定制应用部署到网络资源上的能力。可以使用由服务提供商支持的编程语言、库、服务和工具来创建定制应用。在IaaS中,服务提供商向最终用户提供供应由网络资源提供的处理、存储、网络和其它基本计算资源的能力。可以在网络资源上部署任何任意应用,包括操作系统。

[0090] 在实施例中,计算机网络可以实现各种部署模型,包括但不限于私有云、公共云和混合云。在私有云中,网络资源被供应给一个或多个实体的特定组独占使用(如本文所使用的术语“实体”是指企业、组织、个人或其它实体)。网络资源可以在特定实体组的处所本地和/或远离特定实体组的处所。在公共云中,云资源被供应给彼此独立的多个实体(也称为“租户”或“客户”)。计算机网络及其网络资源由与不同租户对应的客户端访问。这样的计算机网络可以被称为“多租户计算机网络”。几个租户可以在不同时间和/或相同时间使用相同的特定网络资源。网络资源可以在租户的处所本地和/或远离租户的处所。在混合云中,计算机网络包括私有云和公共云。私有云和公共云之间的接口允许数据和应用的可移植性。存储在私有云处的数据和存储在公共云处的数据可以通过接口交换。在私有云处实现的应用和在公共云处实现的应用可能具有彼此依赖性。可以通过接口执行从私有云处的应用于公共云处的应用(反之亦然)的调用。

[0091] 在实施例中,多租户计算机网络的租户彼此独立。例如,一个租户的业务或操作可以与另一个租户的业务或操作分离。不同的租户可能对计算机网络具有不同的网络要求。网络要求的示例包括处理速度、数据存储量、安全要求、性能要求、吞吐量要求、时延要求、弹性要求、服务质量(QoS)要求、租户隔离和/或一致性。相同计算机网络可能需要实现由不同租户所要求的不同网络要求。

[0092] 在一个或多个实施例中,在多租户计算机网络中,实现租户隔离以确保不同租户的应用和/或数据彼此不共享。可以使用各种租户隔离方法。

[0093] 在实施例中,每个租户与租户ID相关联。多租户计算机网络的每个网络资源用租户ID标记。仅当租户和特定网络资源与相同租户ID相关联时,才允许该租户访问特定网络资源。

[0094] 在实施例中,每个租户与租户ID相关联。由计算机网络实现的每个应用用租户ID标记。附加地或替代地,由计算机网络存储的每个数据结构和/或数据集用租户ID标记。仅当租户和特定应用、数据结构和/或数据集与相同租户ID相关联时,才允许租户访问特定应用、数据结构和/或数据集。

[0095] 作为示例,由多租户计算机网络实现的每个数据库可以用租户ID标记。只有与对应租户ID相关联的租户才可以访问特定数据库的数据。作为另一个示例,由多租户计算机网络实现的数据库中的每个条目可以用租户ID标记。只有与对应租户ID相关联的租户才可以访问特定条目的数据。但是,数据库可以由多个租户共享。

[0096] 在实施例中,订阅列表指示哪些租户有权访问哪些应用。对于每个应用,存储被授权访问该应用的租户的租户ID列表。仅当租户的租户ID被包含在与特定应用对应的订阅列

表中时,才允许该租户访问特定应用。

[0097] 在实施例中,与不同租户对应的网络资源(诸如数字设备、虚拟机、应用实例和线程)被隔离到由多租户计算机网络维护的特定于租户的覆盖网络。作为示例,来自租户覆盖网络中的任何源设备的数据包可以仅被发送到相同租户覆盖网络内的其它设备。封装隧道用于禁止从租户覆盖网络上的源设备到其它租户覆盖网络中的设备的任何传输。具体而言,从源设备接收的数据包被封装在外部数据包内。外部数据包从第一封装隧道端点(与租户覆盖网络中的源设备通信)发送到第二封装隧道端点(与租户覆盖网络中的目的地设备通信)。第二封装隧道端点对外部数据包进行解封装,以获得由源设备发送的原始数据包。原始数据包从第二封装隧道端点发送到相同特定覆盖网络中的目的地设备。

[0098] 7.其它事项;扩展

[0099] 实施例针对具有一个或多个设备的系统,一个或多个设备包括硬件处理器并且被配置为执行本文描述的和/或以下权利要求中任一项所述的任何操作。

[0100] 在实施例中,非暂态计算机可读存储介质包括指令,当由一个或多个硬件处理器执行时,所述指令使得执行本文描述的和/或权利要求中任一项所述的任何操作。

[0101] 根据一个或多个实施例,可以使用本文描述的特征和功能的任何组合。在前面的说明书中,已经参考因实现而异的许多具体细节描述了实施例。因此,说明书和附图应当被认为是说明性的而不是限制性的。本发明的范围的唯一且排他的指标以及申请人预期作为本发明的范围的内容是从本申请中发出的权利要求集合的字面和等同范围,以这种权利要求发出的具体形式,包括任何后续的更正。

[0102] 8.硬件概述

[0103] 根据一个实施例,本文描述的技术由一个或多个专用计算设备来实现。专用计算设备可以是硬连线的以执行本技术,或者可以包括被永久性地编程以执行本技术的数字电子设备,诸如一个或多个专用集成电路(ASIC)、现场可编程门阵列(FPGA)或网络处理单元(NPU),或者可以包括被编程为根据固件、存储器、其它存储装置或组合中的程序指令执行本技术的一个或多个通用硬件处理器。这种专用计算设备还可以将定制的硬连线逻辑、ASIC、FPGA或NPU与定制的编程组合来实现本技术。专用计算设备可以是台式计算机系统、便携式计算机系统、手持式设备、联网设备或结合硬连线和/或程序逻辑来实现技术的任何其它设备。

[0104] 例如,图4是图示可以在其上实现本发明的实施例的计算机系统400的框图。计算机系统400包括总线402或用于传送信息的其它通信机制以及与总线402耦合用于处理信息的硬件处理器404。硬件处理器404可以是例如通用微处理器。

[0105] 计算机系统400还包括耦合到总线402用于存储信息和要由处理器404执行的指令的主存储器406,诸如随机存取存储器(RAM)或其它动态存储设备。主存储器406也可以用于存储在要由处理器404执行的指令的执行期间的临时变量或其它中间信息。当这种指令被存储在处理器404可访问的非暂态存储介质中时,这种指令使计算机系统400成为被定制用于执行指令中指定的操作的专用机器。

[0106] 计算机系统400还包括耦合到总线402用于存储静态信息和处理器404的指令的只读存储器(ROM)408或其它静态存储设备。诸如磁盘或光盘之类的存储设备410被提供并且被耦合到总线402,以用于存储信息和指令。

[0107] 计算机系统400可以经由总线402耦合到用于向计算机用户显示信息的显示器412,诸如阴极射线管(CRT)。包括字母数字键和其它键的输入设备414耦合到总线402,用于将信息和命令选择传送到处理器404。另一种类型的用户输入设备是光标控件416,诸如鼠标、轨迹球或光标方向键,用于向处理器404传送方向信息和命令选择并且用于控制显示器412上的光标移动。这种输入设备典型地具有两个轴(第一轴(例如,x)和第二轴(例如,y))上的两个自由度,以允许设备在平面中指定位置。

[0108] 计算机系统400可以使用定制的硬连线逻辑、一个或多个ASIC或FPGA、固件和/或程序逻辑来实现本文描述的技术,所述定制的硬连线逻辑、一个或多个ASIC或FPGA、固件和/或程序逻辑与计算机系统结合使计算机系统400成为专用机器或将计算机系统400编程为专用机器。根据一个实施例,本文的技术由计算机系统400响应于处理器404执行主存储器406中包括的一条或多条指令的一个或多个序列而执行。这些指令可以从另一个存储介质(诸如存储设备410)读取到主存储器406中。在主存储器406中包括的指令序列的执行使处理器404执行本文描述的处理步骤。在替代实施例中,可以使用硬连线电路系统代替软件指令或与软件指令组合使用。

[0109] 如本文使用的术语“存储介质”是指存储有使机器以特定方式操作的数据和/或指令的任何非暂态介质。这种存储介质可以包括非易失性介质和/或易失性介质。非易失性介质包括例如光盘或磁盘,诸如存储设备410。易失性介质包括动态存储器,诸如主存储器406。存储介质的常见形式包括例如软盘、柔性盘、硬盘、固态驱动器、磁带或任何其它磁性数据存储介质、CD-ROM、任何其它光学数据存储介质、具有孔模式的任何物理介质、RAM、PROM和EPROM、FLASH-EPROM、NVRAM、任何其它存储器芯片或盒式磁带、内容可寻址存储器(CAM)和三态内容可寻址存储器(TCAM)。

[0110] 存储介质与传输介质不同但可以与传输介质结合使用。传输介质参与在存储介质之间传递信息。例如,传输介质包括同轴电缆、铜线和光纤,包括包含有总线402的电线。传输介质还可以采取声波或光波的形式,诸如在无线电波和红外线数据通信期间生成的那些。

[0111] 各种形式的介质可以涉及将一条或多条指令的一个或多个序列携带到处理器404以供执行。例如,指令最初可以在远程计算机的磁盘或固态驱动器上携带。远程计算机可以将指令加载到其动态存储器中,并使用调制解调器通过电话线发送指令。计算机系统400本地的调制解调器可以在电话线上接收数据并使用红外线发射器将数据转换为红外线信号。红外线检测器可以接收红外线信号中携带的数据,并且适当的电路系统可以将数据放置在总线402上。总线402将数据携带到主存储器406,处理器404从主存储器406中检索并执行指令。由主存储器406接收的指令可以可选地在由处理器404执行之前或之后存储在存储设备410上。

[0112] 计算机系统400还包括耦合到总线402的通信接口418。通信接口418提供耦合到网络链路420的双向数据通信,其中网络链路420连接到本地网络422。例如,通信接口418可以是综合业务数字网络(ISDN)卡、电缆调制解调器、卫星调制解调器、或向对应类型的电话线提供数据通信连接的调制解调器。作为另一个示例,通信接口418可以是提供到兼容的局域网(LAN)的数据通信连接的LAN卡。也可以实现无线链路。在任何这种实现中,通信接口418发送和接收携带表示各种类型信息的数字数据流的电信号、电磁信号或光信号。

[0113] 网络链路420通常通过一个或多个网络向其它数据设备提供数据通信。例如,网络链路420可以通过本地网络422提供到主计算机424或到由互联网服务提供商(ISP)426操作的数据设备的连接。ISP 426又通过现在通常称为“互联网”428的全球分组数据通信网络提供数据通信服务。本地网络422和互联网428都使用携带数字数据流的电信号、电磁信号或光信号。通过各种网络的信号以及在网络链路420上并且通过通信接口418的信号是传输介质的示例形式,这些信号将数字数据携带到计算机系统400或携带来自计算机系统400的数字数据。

[0114] 计算机系统400可以通过(一个或多个)网络、网络链路420和通信接口418发送消息和接收数据,包括程序代码。在互联网示例中,服务器430可以通过互联网428、ISP 426、本地网络422和通信接口418传输对于应用程序的所请求代码。

[0115] 接收到的代码可以在它被接收时由处理器404执行,和/或存储在存储设备410或其它非易失性存储装置中以供以后执行。

[0116] 在前述说明书中,已经参考可以随实施方式而变化的众多具体细节描述了本发明的实施例。因而,说明书和附图应被认为是说明性而不是限制性的。本发明范围的唯一和排他性指示,以及申请人意图作为本发明范围的内容,是以发布这种权利要求的具体形式从本申请发布的权利要求集合的字面和等同范围,包括任何后续更正。

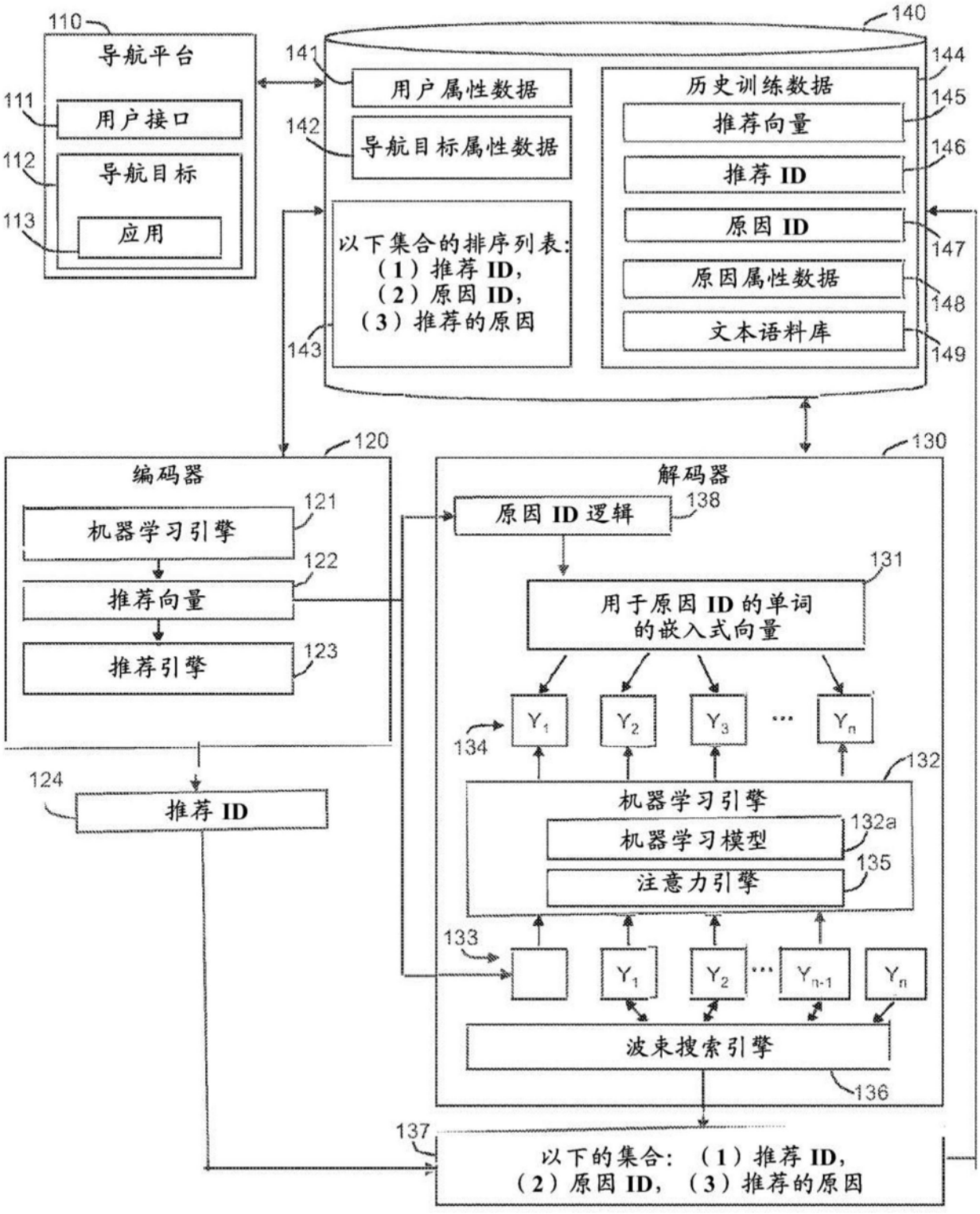

110
导航平台
111
用户接口
112
导航目标
113
应用
140
141
用户属性数据
142
导航目标属性数据
以下集合的排序列表:
(1) 推荐 ID,
(2) 原因 ID,
(3) 推荐的原因
143
历史训练数据
144
145
推荐向量
146
推荐 ID
原因 ID
147
原因属性数据
148
文本语料库
149
120
编码器
121
机器学习引擎
122
推荐向量
123
推荐引擎
124
推荐 ID
130
解码器
原因 ID 逻辑
138
131
用于原因 ID 的单词
的嵌入式向量
Y1
Y2
Y3
...
Yn
134
132
机器学习引擎
132a
机器学习模型
135
注意力引擎
133
Y1
Y2
...
Yn-1
Yn
波束搜索引擎
136
137
以下的集合: (1) 推荐 ID,
(2) 原因 ID, (3) 推荐的原因

图1

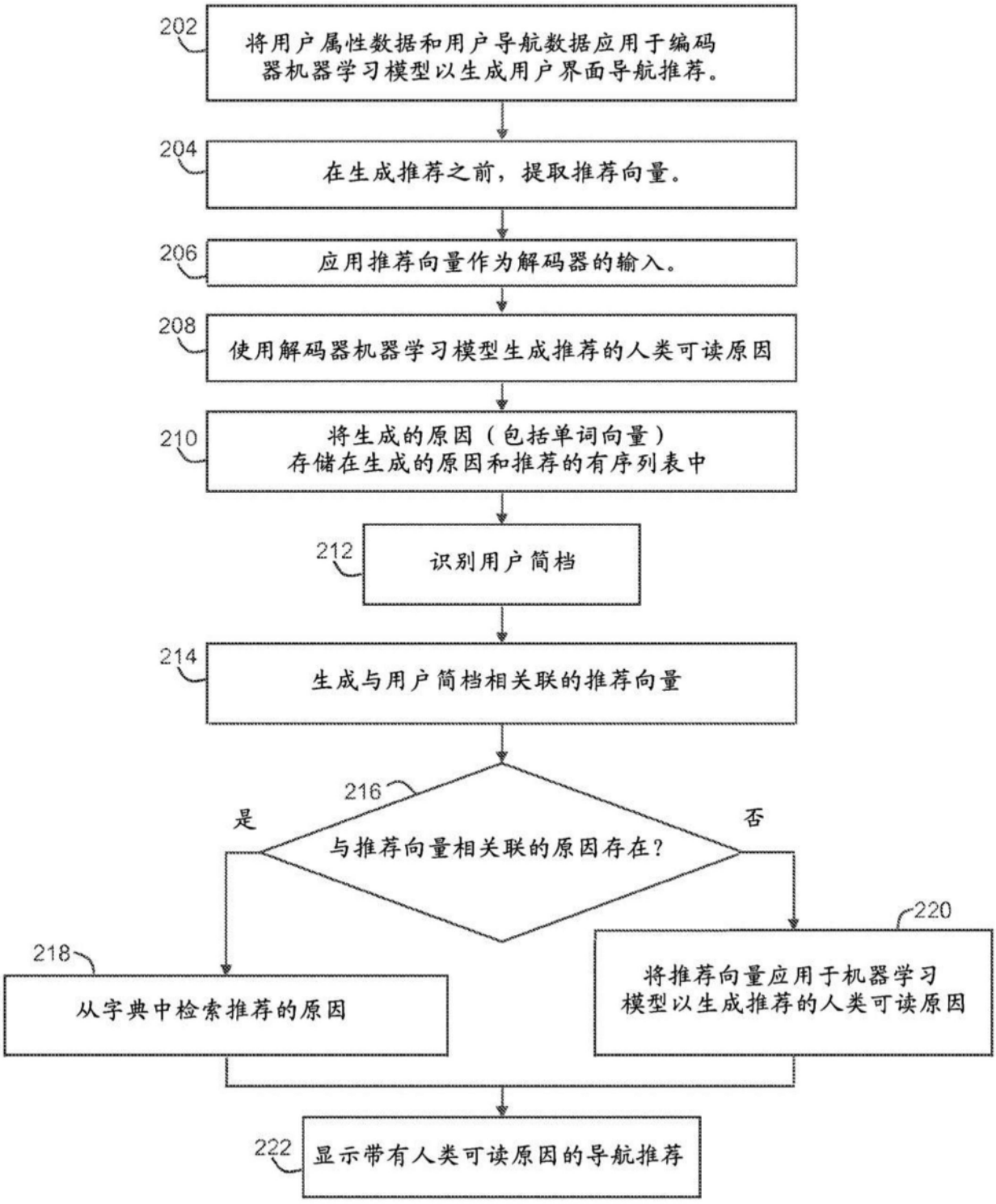

202
将用户属性数据和用户导航数据应用于编码器机器学习模型以生成用户界面导航推荐。
204
在生成推荐之前，提取推荐向量。
206
应用推荐向量作为解码器的输入。
208
使用解码器机器学习模型生成推荐的人类可读原因
210
将生成的原因（包括单词向量）存储在生成的原因和推荐的有序列表中
212
识别用户简档
214
生成与用户简档相关联的推荐向量
216
与推荐向量相关联的原因存在？
是
否
218
从字典中检索推荐的原因
220
将推荐向量应用于机器学习模型以生成推荐的人类可读原因
222
显示带有人类可读原因的导航推荐

图2

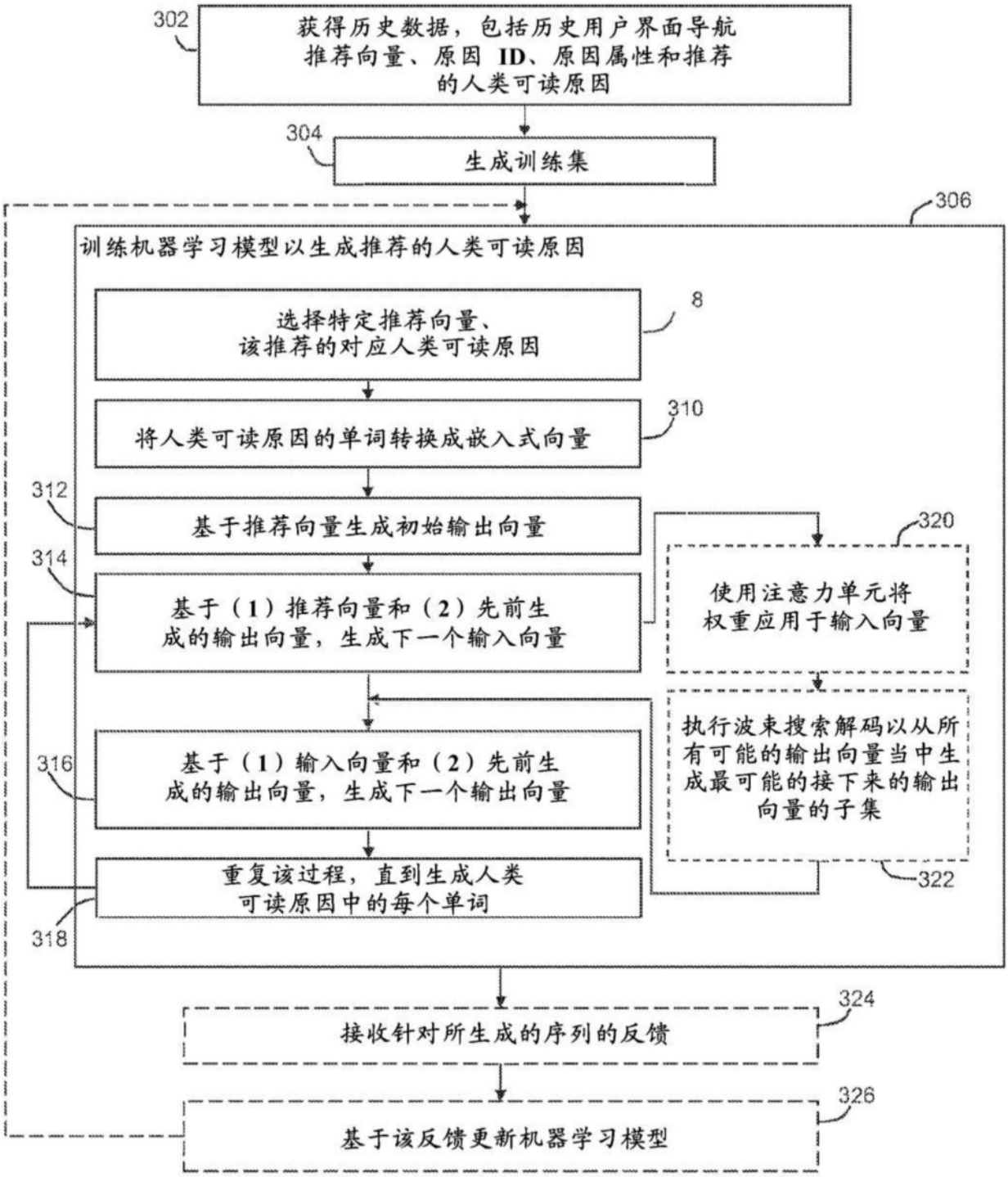

302
获得历史数据，包括历史用户界面导航推荐向量、原因 ID、原因属性和推荐的人类可读原因
304
生成训练集
306
训练机器学习模型以生成推荐的人类可读原因
选择特定推荐向量、该推荐的对应人类可读原因
8
将人类可读原因的单词转换成嵌入式向量
310
312
基于推荐向量生成初始输出向量
314
基于（1）推荐向量和（2）先前生成的输出向量，生成下一个输入向量
316
基于（1）输入向量和（2）先前生成的输出向量，生成下一个输出向量
重复该过程，直到生成人类可读原因中的每个单词
318
320
使用注意力单元将权重应用于输入向量
执行波束搜索解码以从所有可能的输出向量当中生成最可能的接下来的输出向量的子集
322
324
接收针对所生成的序列的反馈
326
基于该反馈更新机器学习模型

图3

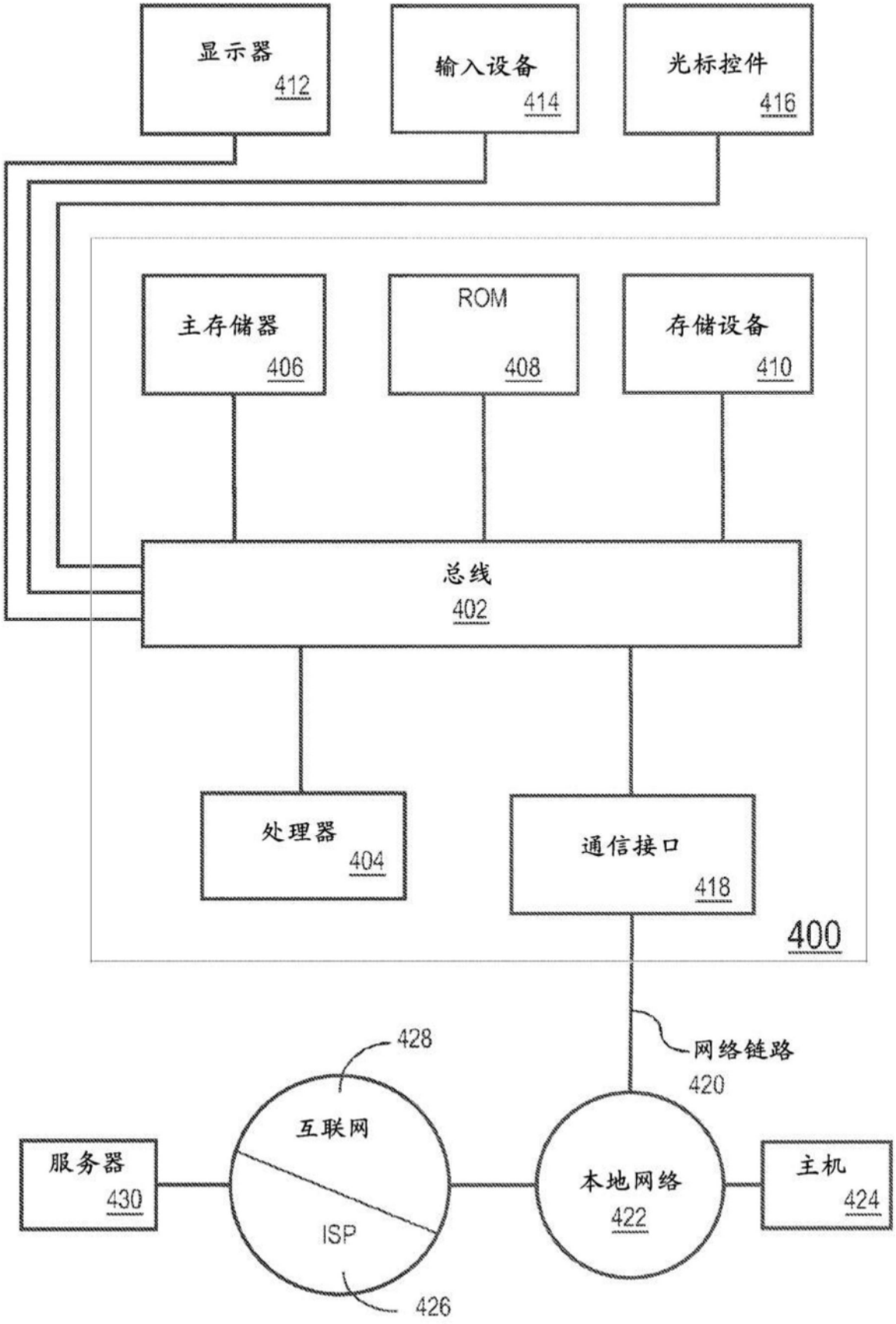

显示器
412
输入设备
414
光标控件
416
主存储器
406
ROM
408
存储设备
410
总线
402
处理器
404
通信接口
418
400
网络链路
420
428
互联网
ISP
426
服务器
430
本地网络
422
主机
424

图4