



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107038478 A

(43)申请公布日 2017.08.11

(21)申请号 201710260079.5

(22)申请日 2017.04.20

(71)申请人 百度在线网络技术(北京)有限公司
地址 100085 北京市海淀区上地十街10号
百度大厦

(72)发明人 成幸毅 周杰 张睿卿 徐伟

(74)专利代理机构 北京鸿德海业知识产权代理
事务所(普通合伙) 11412
代理人 袁媛

(51)Int.Cl.

G06N 3/08(2006.01)

G06Q 10/04(2012.01)

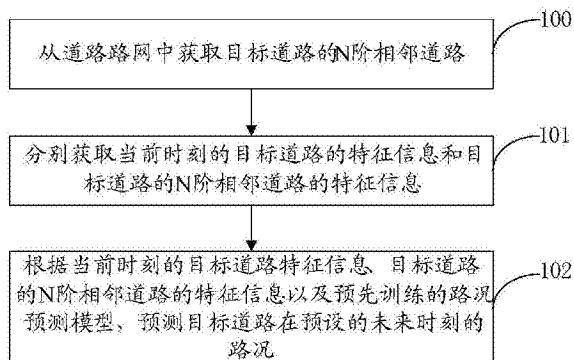
权利要求书2页 说明书14页 附图6页

(54)发明名称

路况预测方法及装置、计算机设备与可读介质

(57)摘要

本发明提供一种路况预测方法及装置、计算机设备与可读介质。其所述方法包括：从道路路网中获取目标道路的N阶相邻道路；分别获取当前时刻的目标道路的特征信息和目标道路的N阶相邻道路的特征信息；根据当前时刻的目标道路特征信息、目标道路的N阶相邻道路的特征信息以及预先训练的路况预测模型，预测目标道路在预设的未来时刻的路况。本发明的技术方案，在预测时不仅参考了目标道路的当前时刻的路况以及至少一个历史时刻的路况，还参考了目标道路的空间信息即参考了目标道路的N阶相邻道路的当前时刻的路况以及至少一个历史时刻的路况，从而能够更加准确地预测目标道路在未来时刻的路况。



1. 一种路况预测方法,其特征在于,所述方法包括:

从道路路网中获取目标道路的N阶相邻道路;

分别获取当前时刻的所述目标道路的特征信息和所述目标道路的N阶相邻道路的特征信息;所述特征信息中包括所述当前时刻的路况以及至少一个历史时刻的路况;

根据当前时刻的所述目标道路特征信息、所述目标道路的N阶相邻道路的特征信息以及预先训练的路况预测模型,预测所述目标道路在预设的未来时刻的路况。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,根据当前时刻的所述目标道路特征信息、所述目标道路的N阶相邻道路的特征信息以及预先训练的路况预测模型,预测所述目标道路在预设的未来时刻的路况之前,所述方法还包括:

采集数条训练道路的训练数据,生成训练数据库;各所述训练数据中包括训练时刻的训练道路的训练特征信息、所述训练道路的N阶相邻道路的训练特征信息以及所述训练道路在预设的未来时刻的真实路况;

根据所述训练数据库中的各条所述训练道路的训练数据,训练所述路况预测模型。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,根据所述训练数据库中的各条所述训练道路的训练数据,训练所述路况预测模型,具体包括:

依次将各条所述训练数据输入至所述路况预测模型,使得所述路况预测模型输出对应的所述训练道路在未来时刻的预测路况;

根据所述训练数据中的真实路况和所述预测路况,调整所述路况预测模型的参数,以使得所述路况预测模型预测的所述训练道路在未来时刻的所述预测路况靠近对应的所述真实路况;

重复采用上述步骤,使用各条所述训练数据训练所述路况预测模型,直到所述路况预测模型预测的所述预测路况无限接近于对应的所述真实路况,确定所述路况预测模型的参数,从而确定所述路况预测模型。

4. 根据权利要求1-3任一所述的方法,其特征在于,所述路况预测模型包括卷积神经网络模型和递归神经网络模型。

5. 根据权利要求1-3任一所述的方法,其特征在于,所述特征信息还包括如下至少一个特征:道路长度、所述当前时刻是星期几、所述当前时刻属于一天中的第几个预设分钟时长、道路的限速级别、道路标识、道路的出度和入度。

6. 一种路况预测装置,其特征在于,所述装置包括:

道路获取模块,用于从道路路网中获取目标道路的N阶相邻道路;

特征信息获取模块,用于分别获取当前时刻的所述目标道路的特征信息和所述目标道路的N阶相邻道路的特征信息;所述特征信息中包括所述当前时刻的路况以及至少一个历史时刻的路况;

预测模块,用于根据当前时刻的所述目标道路特征信息、所述目标道路的N阶相邻道路的特征信息以及预先训练的路况预测模型,预测所述目标道路在预设的未来时刻的路况。

7. 根据权利要求6所述的装置,其特征在于,所述装置还包括:

采集模块,用于采集数条训练道路的训练数据,生成训练数据库;各所述训练数据中包括训练时刻的训练道路的训练特征信息、所述训练道路的N阶相邻道路的训练特征信息以及所述训练道路在预设的未来时刻的真实路况;

训练模块,用于根据所述训练数据库中的各条所述训练道路的训练数据,训练所述路况预测模型。

8.根据权利要求7所述的装置,其特征在于,所述训练模块,具体用于:

依次将各条所述训练数据输入至所述路况预测模型,使得所述路况预测模型输出对应的所述训练道路在未来时刻的预测路况;

根据所述训练数据中的真实路况和所述预测路况,调整所述路况预测模型的参数,以使得所述路况预测模型预测的所述训练道路在未来时刻的所述预测路况靠近对应的所述真实路况;

重复采用上述步骤,使用各条所述训练数据训练所述路况预测模型,直到所述路况预测模型预测的所述预测路况无限接近于对应的所述真实路况,确定所述路况预测模型的参数,从而确定所述路况预测模型。

9.根据权利要求6-8任一所述的装置,其特征在于,所述路况预测模型包括卷积神经网络模型和递归神经网络模型。

10.根据权利要求6-8任一所述的装置其特征在于,所述特征信息还包括如下至少一个特征:道路长度、所述当前时刻是星期几、所述当前时刻属于一天中的第几个预设分钟时长、道路的限速级别、道路标识、道路的出度和入度。

11.一种计算机设备,其特征在于,所述设备包括:

一个或多个处理器;

存储器,用于存储一个或多个程序,

当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行,使得所述一个或多个处理器实现如权利要求1-5中任一所述的方法。

12.一种计算机可读介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,该程序被处理器执行时实现如权利要求1-5中任一所述的方法。

路况预测方法及装置、计算机设备与可读介质

【技术领域】

[0001] 本发明涉及计算机应用技术领域,尤其涉及一种路况预测方法及装置、计算机设备与可读介质。

【背景技术】

[0002] 随着科技的发展,涌现出了越来越多的使用在移动终端上的应用(Application; APP),大大地方便了人们的生活。

[0003] 例如,使用在移动终端上的各种导航APP的出现,人们不仅可以随时随地查询到达目的地的路径,同时还能够随时随地获取到任意道路的当前路况。现有技术中,为了进一步丰富导航APP的功能,现有的很多导航APP还能够提供未来时刻的交通路况的预测。准确地交通路况预测方案不仅仅能够缓解交通问题,节约燃油,还能对他人未来的交通发展规划进行优化,因此路况的预测是现有的交通路况研究领域中一个非常重要的问题。现有技术中,主要对道路的当前时刻之前的历史时刻的历史路况进行归纳,同时还可以把道路的当前时刻之前的历史时刻的路况作为特征,再加入了道路的长度、限速级别、当前时刻等等特征,代入迭代决策树(Gradient Boosting Decision Tree; GBDT)模型中进行训练;并根据训练后的GBDT模型,预测道路的未来时刻的路况。

[0004] 但是,现有的道路的路况预测方案,仅仅对道路的历史时刻的路况进行分析,通过历史数据来预测道路的未来时刻的路况状态,导致路况预测的准确性比较差。

【发明内容】

[0005] 本发明提供了一种路况预测方法及装置、计算机设备与可读介质,用于提高路况预测的准确性。

[0006] 本发明提供一种路况预测方法,所述方法包括:

[0007] 从道路路网中获取目标道路的N阶相邻道路;

[0008] 分别获取当前时刻的所述目标道路的特征信息和所述目标道路的N阶相邻道路的特征信息;所述特征信息中包括所述当前时刻的路况以及至少一个历史时刻的路况;

[0009] 根据当前时刻的所述目标道路特征信息、所述目标道路的N阶相邻道路的特征信息以及预先训练的路况预测模型,预测所述目标道路在预设的未来时刻的路况。

[0010] 进一步可选地,如上所述的方法中,根据当前时刻的所述目标道路特征信息、所述目标道路的N阶相邻道路的特征信息以及预先训练的路况预测模型,预测所述目标道路在预设的未来时刻的路况之前,所述方法还包括:

[0011] 采集数条训练道路的训练数据,生成训练数据库;各所述训练数据中包括训练时刻的训练道路的训练特征信息、所述训练道路的N阶相邻道路的训练特征信息以及所述训练道路在预设的未来时刻的真实路况;

[0012] 根据所述训练数据库中的各条所述训练道路的训练数据,训练所述路况预测模型。

[0013] 进一步可选地,如上所述的方法中,根据所述训练数据库中的各条所述训练道路的训练数据,训练所述路况预测模型,具体包括:

[0014] 依次将各条所述训练数据输入至所述路况预测模型,使得所述路况预测模型输出对应的所述训练道路在未来时刻的预测路况;

[0015] 根据所述训练数据中的真实路况和所述预测路况,调整所述路况预测模型的参数,以使得所述路况预测模型预测的所述训练道路在未来时刻的所述预测路况靠近对应的所述真实路况;

[0016] 重复采用上述步骤,使用各条所述训练数据训练所述路况预测模型,直到所述路况预测模型预测的所述预测路况无限接近于对应的所述真实路况,确定所述路况预测模型的参数,从而确定所述路况预测模型。

[0017] 进一步可选地,如上所述的方法中,所述路况预测模型包括卷积神经网络模型和递归神经网络模型。

[0018] 进一步可选地,如上所述的方法中,所述特征信息还包括如下至少一个特征:道路长度、所述当前时刻是星期几、所述当前时刻属于一天中的第几个预设分钟时长、道路的限速级别、道路标识、道路的出度和入度。

[0019] 本发明提供一种路况预测装置,所述装置包括:

[0020] 道路获取模块,用于从道路路网中获取目标道路的N阶相邻道路;

[0021] 特征信息获取模块,用于分别获取当前时刻的所述目标道路的特征信息和所述目标道路的N阶相邻道路的特征信息;所述特征信息中包括所述当前时刻的路况以及至少一个历史时刻的路况;

[0022] 预测模块,用于根据当前时刻的所述目标道路特征信息、所述目标道路的N阶相邻道路的特征信息以及预先训练的路况预测模型,预测所述目标道路在预设的未来时刻的路况。

[0023] 进一步可选地,如上所述的装置中,还包括:

[0024] 采集模块,用于采集数条训练道路的训练数据,生成训练数据库;各所述训练数据中包括训练时刻的训练道路的训练特征信息、所述训练道路的N阶相邻道路的训练特征信息以及所述训练道路在预设的未来时刻的真实路况;

[0025] 训练模块,用于根据所述训练数据库中的各条所述训练道路的训练数据,训练所述路况预测模型。

[0026] 进一步可选地,如上所述的装置中,所述训练模块,具体用于:

[0027] 依次将各条所述训练数据输入至所述路况预测模型,使得所述路况预测模型输出对应的所述训练道路在未来时刻的预测路况;

[0028] 根据所述训练数据中的真实路况和所述预测路况,调整所述路况预测模型的参数,以使得所述路况预测模型预测的所述训练道路在未来时刻的所述预测路况靠近对应的所述真实路况;

[0029] 重复采用上述步骤,使用各条所述训练数据训练所述路况预测模型,直到所述路况预测模型预测的所述预测路况无限接近于对应的所述真实路况,确定所述路况预测模型的参数,从而确定所述路况预测模型。

[0030] 进一步可选地,如上所述的装置中,所述路况预测模型包括卷积神经网络模型和

递归神经网络模型。

[0031] 进一步可选地,如上所述的装置中,所述特征信息还包括如下至少一个特征:道路长度、所述当前时刻是星期几、所述当前时刻属于一天中的第几个预设分钟时长、道路的限速级别、道路标识、道路的出度和入度。

[0032] 本发明还提供一种计算机设备,所述设备包括:

[0033] 一个或多个处理器;

[0034] 存储器,用于存储一个或多个程序,

[0035] 当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行,使得所述一个或多个处理器实现如上所述的路况预测方法。

[0036] 本发明还提供一种计算机可读介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现如上所述的路况预测方法。

[0037] 本发明的路况预测方法及装置、计算机设备与可读介质,通过从道路路网中获取目标道路的N阶相邻道路;分别获取当前时刻的目标道路的特征信息和目标道路的N阶相邻道路的特征信息;根据当前时刻的目标道路特征信息、目标道路的N阶相邻道路的特征信息以及预先训练的路况预测模型,预测目标道路在预设的未来时刻的路况。通过采用本实施例的技术方案,由于在预测时参考了目标道路的N阶相邻道路的特征信息,即在预测时不仅参考了目标道路的当前时刻的路况以及至少一个历史时刻的路况,还参考了目标道路的空间信息即参考了目标道路的N阶相邻道路的当前时刻的路况以及至少一个历史时刻的路况,从而能够更加准确地预测目标道路在未来时刻的路况。

【附图说明】

[0038] 图1为本发明提供的一区域内所有道路在某时刻的路况信息图。

[0039] 图2为图1所示的区域中加上时间序列的折叠路况图。

[0040] 图3为本发明的路况预测方法实施例一的流程图。

[0041] 图4为本发明提供的目标区域内所有道路在某时刻的路况信息图。

[0042] 图5为本发明的路况预测方法实施例二的流程图。

[0043] 图6为本发明提供的路况预测模型的架构图。

[0044] 图7为本发明的路况预测方法与现有的路况预测方法的误报率的对比示意图。

[0045] 图8为图7的对应的列表示意图。

[0046] 图9为本发明的路况预测装置实施例一的结构图。

[0047] 图10为本发明的路况预测装置实施例二的结构图。

[0048] 图11为本发明的计算机设备实施例的结构图。

[0049] 图12为本发明提供的一种计算机设备的示例图。

【具体实施方式】

[0050] 为了使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚,下面结合附图和具体实施例对本发明进行详细描述。

[0051] 在现有的导航应用中,根据真实的道路分布可以生成道路路网,根据道路路网可以更加方便地向用户提供导航信息。为了清晰地表示道路路网中每条道路的路况状态,可

以采用不同的颜色来表示道路的路况状态,例如可以采用绿色,黄色,红色,深红色表示道路的路况状态。例如,可以通过设置多个速度阈值来标识道路的路况,当某条道路上的车辆平均行驶速度大于或者等于第一速度阈值,可以认为该条道路行驶顺畅,此时可以采用绿色来标识该条道路的路况状态为行驶畅通;当该条道路的车辆平均行驶速度大于或者等于第二速度阈值,且小于第一速度阈值,可以认为该条道路行驶缓慢,此时可以采用黄色来标识该条道路的路况状态为行驶缓慢;当该条道路的车辆平均行驶速度大于或者等于第三速度阈值,且小于第二速度阈值,可以认为该条道路行驶速度较慢,发生了拥堵,此时可以采用红色来标识该条道路的路况状态为拥堵状态;当该条道路的车辆平均行驶速度小于第三速度阈值,可以认为该条道路行驶速度非常慢,发生了严重拥堵,此时可以采用深红色来标识该条道路的路况状态为严重拥堵状态。以上采用四种颜色标识道路的四种状态为一种优选的方案,实际应用中,也可以采用更多种颜色,或者采用其他方式来标识道路的路况状态。其中道路上的车辆的平均行驶速度可以通过该道路上该行驶方向上的所有车辆的行驶速度取平均。另外,需要说明的是,一条可以双向行驶的道路上两个方向上的路况状态需要分别作为独立的道路来标识。

[0052] 图1为本发明提供的一区域内所有道路在某时刻的路况信息图。图2为图1所示的区域中加上时间序列的折叠路况图。如图1所示,每个圆点表示一条道路,圆点与圆点之间的连接表示道路路网中道路与道路之间连接关系。图1中每个原点采用不同的深浅的颜色表示道路的路况,实际应用中也可以采用不同的颜色如上述的绿色、黄色、红色以及深红色四种颜色来表示路况。但是随着时间的推移,如图2所示,每条道路的路况会发生变化。现有技术中,通过对每条道路的历史时刻的路况进行分词,来预测该条道路的未来时刻如当前时刻之后的15分钟、30分钟、45分钟或者60分钟的路况。但是根据图2可以知道,每一条道路的路况不仅与该条道路的历史数据有关,还会与该条道路的周边相邻的道路的状态等“空间信息”有关,而现有技术中仅仅考虑道路的历史时刻的历史数据来预测未来时刻的路况,导致路况预测的准确性较差。

[0053] 基于该技术问题,本发明的路况预测方案中,引入待预测的目标道路的相邻道路,并参考相邻道路预测目标道路的未来时刻的路况,以增加路况预测的准确性,详细可以参考下述实施例的描述。

[0054] 图3为本发明的路况预测方法实施例一的流程图。如图3所示,本实施例的路况预测方法,具体可以包括如下步骤:

[0055] 100、从道路路网中获取目标道路的N阶相邻道路;

[0056] 本实施例的路况预测方法的执行主体为路况预测装置,该路况预测装置可以为一个实体的电子装置,也可以为采用软件集成的装置。

[0057] 本实施例的目标道路为需要预测未来时刻路况的道路。

[0058] 本实施例的道路路网为预先根据真实的道路分布建立的道路路网。为了方便标识每条道路,在道路路网中可以采用道路标识如道路ID来标识道路。因此,本实施例中,从道路路网中获取目标道路的N阶相邻道路也可以采用道路ID来表示。

[0059] 本实施例中,目标道路的N阶相邻道路为该目标道路周围一定范围内、能够进入目标道路的道路,或者从目标道路出去能够到达的道路。例如目标道路的1阶相邻道路可以包括目标道路的上游、能够直接进入目标道路的道路,可以命名为 $1^{\text{st}}\text{-order upstream slot}$

道路；以及目标道路的下游、从该目标道路直接出去的道路，可以命名为 $1^{\text{st}}\text{-order downstream slot}$ 。图4为本发明提供的目标区域内所有道路在某时刻的路况信息图。例如图4所示区域本发明的路况预测方法所应用的目标区域，若目标道路为V4，此时目标道路V4对应的1阶相邻道路，包括目标道路V4上游、进入该目标道路V4的相邻道路V5，以及目标道路V4下游、从该目标道路V4出去到达的相邻道路V3。实际应用中，目标道路的上游的1阶相邻道路的数量与下游的1阶相邻道路的数量可以相同，也可以不同。

[0060] 另外，目标道路的2阶相邻道路为能够进入目标道路的1阶相邻道路，或者从目标道路的1阶相邻道路出去能够到达的道路。因此目标道路的2阶相邻道路包括目标道路的1阶相邻道路上游、能够直接进入目标道路的1阶相邻道路的道路，可以命名为 $2^{\text{nd}}\text{-order upstream slot}$ 道路；以及目标道路的1阶相邻道路下游、从该目标道路的1阶相邻道路直接出去的道路，可以命名为 $2^{\text{nd}}\text{-order downstream slot}$ 道路。如图4中，目标道路V4的上游中，可以包括2阶相邻道路V2和V6；目标道路V4的下游中，可以包括2阶相邻道路V1和V2。根据上述方式，对于任意目标道路，依次类推，还可以获取到该目标道路的3阶相邻道路、4阶相邻道路、5阶相邻道路等等。即依次可以得到 $3^{\text{rd}}\text{-order upstream slot}$ 道路和 $3^{\text{rd}}\text{-order downstream slot}$ 道路、 $4^{\text{th}}\text{-order upstream slot}$ 道路和 $4^{\text{th}}\text{-order downstream slot}$ 道路、以及 $5^{\text{th}}\text{-order upstream slot}$ 道路和 $5^{\text{th}}\text{-order downstream slot}$ 道路等等。对于路况预测的时候，从道路路网中获取目标道路的N阶相邻道路中的N具体等于几，可以根据实际需求来选取，例如可以取N等于3，或者也可以取N等于5，实际应用中N还可以取其它的整数数值。且由上述可知，目标道路的N阶相邻道路可以分为上游的N阶相邻道路和下游的N阶相邻道路两部分。且目标道路的N阶相邻道路中上游的N阶相邻道路的数量与下游的N阶相邻道路的数量可以相同，也可以不相同。且对于每一阶的相邻道路，对应的上游相邻道路的数量与下游的相邻道路的数量可以相同，也可以不相同。

[0061] 101、分别获取当前时刻的目标道路的特征信息和目标道路的N阶相邻道路的特征信息；

[0062] 本实施例的特征信息中包括当前时刻的路况以及至少一个历史时刻的路况；当前时刻的路况以及至少一个历史时刻的路况均属于道路的动态(dynamic)特征信息。即当前时刻目标道路的特征信息中至少包括目标道路的动态(dynamic)特征信息，目标道路的动态特征信息包括目标道路在当前时刻的路况以及目标道路的至少一个历史时刻的路况；例如至少一个历史时刻的路况可以包括目标道路的过去5分钟、过去10分钟、过去15分钟、……以5分钟为间隔，一直到过去120分钟的道路的路况。实际应用中，历史时刻可以根据实际需求，可以是过去一天同一时刻、过去两天同一时刻，甚至过去一月同一时刻等等，或者过去一周同一时刻，过去两周同一时刻，甚至过去一年同一时刻等等。也就是说，历史时刻的选取为过去一些对未来时刻的路况预测有参考价值的时刻。根据实际需求来选取。例如，当将路况分为4级的时候，可以分别采用数字1、2、3或者4表示当前时刻的路况或者历史时刻的路况。

[0063] 对应地，目标道路的N阶相邻道路的特征信息至少包括目标道路的N阶相邻道路的动态(dynamic)特征信息，目标道路的N阶相邻道路的动态特征信息包括目标道路的N阶相邻道路在当前时刻的路况以及目标道路的N阶相邻道路的至少一个历史时刻的路况。对于目标道路的每一个每一阶相邻道路的动态特征信息，都可以采用上述目标道路的动态特征

信息类似的方式表示。

[0064] 进一步可选地,特征信息还包括如下至少一个特征:道路长度、当前时刻是星期几、当前时刻属于一天中的第几个预设分钟时长、道路的限速级别、道路标识、道路的出度和入度。而道路长度、当前时刻是星期几、当前时刻属于一天中的第几个预设分钟时长、道路的限速级别、道路标识、道路的出度和入度均属于道路的静态(static)特征信息。即目标道路的特征信息还可以包括目标道路的静态特征信息,目标道路的静态特征信息包括如下至少一个特征:目标道路的长度、当前时刻是星期几、当前时刻属于一天中的第几个预设分钟时长、目标道路的限速级别、目标道路的标识、目标道路的出度和入度。其中预设时长分钟可以取5分钟或者10分钟,或者其他时长的分钟,例如若预设时长分钟为5分钟,则当前时刻属于一天中的第几个预设分钟时长可以为当前时刻属于一天中的第几个5分钟。其中目标道路的出度为从目标道路出去能够到达的道路的数量,即目标道路的下游的1阶相邻道路的数量;目标道路的入度为目标道路的上游能够直接进入目标道路的道路的数量,即目标道路的上游的1阶相邻道路的数量。

[0065] 对应地。目标道路的N阶相邻道路的特征信息还包括目标道路的N阶相邻道路的静态(static)特征信息,目标道路的N阶相邻道路的静态特征信息包括如下至少一个特征:目标道路的N阶相邻道路的长度、当前时刻是星期几、当前时刻是一天中的第几个5分钟、目标道路的N阶相邻道路的限速级别、目标道路的标识、目标道路的N阶相邻道路的出度和入度。同理,目标道路的每一个N阶相邻道路的出度为目标道路的该N阶相邻道路的下游、从目标道路的该N阶相邻道路出去能够到达的道路的数量,即目标道路的该N阶相邻道路的下游N+1阶相邻道路的数量;目标道路的N阶相邻道路的入度为目标道路的该N阶相邻道路的上游、能够直接进入目标道路的该N阶相邻道路的数量,即目标道路的该N阶相邻道路的上游的N+1阶相邻道路的数量。

[0066] 由上述方式,可以获取到目标道路的特征信息以及目标道路的N阶相邻道路的特征信息。例如某目标道路的特征信息可以表示为如下形式:

[0067]
$$\text{v} = \left[\begin{array}{c} \text{dynamic} \\ \text{[current, preMin5...preMin120], length, weekday, current_min, ID, limit_level, degree]} \end{array} \right] \text{static}$$

[0068] 该目标道路的特征信息V分为两部分,dynamic部分表示该目标道路的动态特征信息部分,其中current表示当前时刻该目标道路的路况状态,PreMin5表示过去5分钟的时刻该目标道路的路况,preMin120表示过去120分钟的时刻该目标道路的路况;各种路况状态可以分别采用数字来标识,例如对于导航应用中采用绿色、黄色、红色和深红色的路况状态,可以分别采用数字1、2、3或者4来标识路况状态.static部分表示该目标道路的静态特征信息部分,其中length表示该目标道路的长度,weekday表示当前时刻位于星期几、current_min表示当前时刻是一天中的第几个5分钟,ID即为该目标道路的标识,limit_level表示该目标道路的限速级别,degree表示目标道路的出度和入度;其中目标道路的出度和入度分别为独立的特征信息,即存在两个degree的特征值。本实施例中的dynamic部分和static部分共同组成了该目标道路的特征信息,该目标道路的特征信息在实际使用中可以采用向量的形式来表示。

[0069] 102、根据当前时刻的目标道路特征信息、目标道路的N阶相邻道路的特征信息以及预先训练的路况预测模型,预测目标道路在预设的未来时刻的路况。

[0070] 本实施例中，在根据路况预测模型预测目标道路在预设未来时刻的路况的时候，需要向预先训练的路况预测模型输入两部分信息，一部分为当前时刻的目标道路的特征信息，另一部分为目标道路的N阶相邻道路的特征信息。在预测时，目标道路的N阶相邻道路的特征信息中目标道路的上游的N阶相邻道路的特征信息作为一组、而目标道路的下游的N阶相邻道路的特征信息作为另一组参与预测目标道路在预设的未来时刻的路况。本实施例的未来时刻根据实际需求可以为当前时刻之后的15分钟、30分钟、45分钟或者60分钟的时刻，还可以根据实际需求选择其它未来时刻。对于每一个未来时刻，预先训练的路况预测模型中关于该未来时刻的网络模型参数不相同。也就是说，对于未来15分钟、30分钟、45分钟或者60分钟的路况预测，该路况预测模型中的除了关于该未来时刻的网络模型参数不相同，其余网络模型参数可以共用。

[0071] 在预测时，当前时刻的目标道路特征信息可以采用向量表示，对应的目标道路的每一阶相邻道路的特征信息也采用向量标识，此时对应的当前时刻的目标道路特征信息所采用的向量的维度，与当前时刻目标道路的每一阶相邻道路的特征信息所采用的向量的维度是相同的；即动态特征信息部分和静态特征信息部分所包括的特征的多少是一致的。另外，需要说明的是，本实施例的当前时刻的目标道路特征信息在输入至路况预测模型中的时候，需要先做全链接 (Fully Connect; FC) 操作，以调正当前时刻的目标道路特征信息的向量的维度。

[0072] 本实施例的路况预测模型为根据预先采集的训练数据库库中的数条训练数据，对该路况预测模型进行训练得到的。本实施例的路况预测模型中考虑了目标道路的N阶相邻道路的特征信息，从而可以使得预测的目标道路的未来时刻的路况更准确。

[0073] 本实施例的路况预测方法，通过从道路路网中获取目标道路的N阶相邻道路；分别获取当前时刻的目标道路的特征信息和目标道路的N阶相邻道路的特征信息；根据当前时刻的目标道路特征信息、目标道路的N阶相邻道路的特征信息以及预先训练的路况预测模型，预测目标道路在预设的未来时刻的路况。通过采用本实施例的技术方案，由于在预测时参考了目标道路的N阶相邻道路的特征信息，即在预测时不仅参考了目标道路的当前时刻的路况以及至少一个历史时刻的路况，还参考了目标道路的空间信息即参考了目标道路的N阶相邻道路的当前时刻的路况以及至少一个历史时刻的路况，从而能够更加准确地预测目标道路在未来时刻的路况。

[0074] 图5为本发明的路况预测方法实施例二的流程图。如图5所示，本实施例的路况预测方法在上述图3所示实施例的技术方案的基础上，在步骤102“根据当前时刻的目标道路特征信息、目标道路的N阶相邻道路的特征信息以及预先训练的路况预测模型，预测目标道路在预设的未来时刻的路况”之前，具体还可以包括如下步骤：

[0075] 200、采集数条训练道路的训练数据，生成训练数据库；其中各训练数据中包括训练时刻的训练道路的训练特征信息、训练道路的N阶相邻道路的训练特征信息以及训练道路在预设的未来时刻的真实路况；

[0076] 本实施例中，具体可以从导航应用的历史数据库中获取多条训练道路的训练数据，从而生成训练数据库。本实施例中，在训练路况预测模型的时候所选择的训练道路的训练特征信息也同样可以包括动态特征部分和静态特征部分，与上述目标道路当前时刻的特征信息所包括的特征相同，详细可以参考上述实施例的记载。另外，需要说明的是，本实施

例中采集的各条训练数据的训练时刻需要分布一个周期中能够的每个时刻；例如，若参考的一个周期为一天，需要保证一天24小时每个时段都有训练数据；对于参考的周围为一周，需要保证一周内每一天都会有训练数据，这样，才能保证训练的路况预测模型尽可能的准确。当然还需要参考各个训练道路的路况特征，对于路况变化较为丰富的时段，可以采集较多条数的训练数据；对于路况变化较为贫乏的时段，可以采集较少条数的训练数据。为了能够对路况预测模型进行有效训练，对于每一条训练数据，本实施例中还需要从历史数据库中获取该训练数据对应的训练道路在预设的未来时刻的真实路况。例如，从历史数据库中，可以采集道路标识为A的训练道路在X年X月X日13时0分0秒的路况为3（即较为缓慢），还可以从历史数据库中获取该训练道路在X年X月X日13时15分0秒的路况为3，在X年X月X日13时30分0秒的路况为2，在X年X月X日13时45分0秒的路况为2，在X年X月X日14时0分0秒的路况为1，分别作为该训练数据中X年X月X日13时0分0秒之后的未来的15分钟、30分钟、45分钟一集60分钟之后的真实路况。

[0077] 需要说明的是，各训练数据中包括训练道路的训练特征信息中可以不包括训练道路的标识，这样，在根据路况预测模型预测目标道路的未来时刻的路况时，根据步骤101获取的当前时刻的目标道路的特征信息和目标道路的N阶相邻道路的特征信息中，均可以不包括目标道路的标识。此时训练的路况预测模型在训练时不考虑道路标识，预测时，可以对训练数据所对应的各训练道路以及训练数据对应的训练道路之外的任意道路的未来时刻的路况进行预测；不管训练时所采用的训练数据的训练道路与预测时的目标道路之间相距多远或者多近，均可以实现对目标道路的未来时刻的路况的准确预测。

[0078] 而若训练时各训练数据中的训练道路的训练特征信息中包括训练道路的标识，那么在预测时，该路况预测模型仅能够对训练时训练过的道路的未来时刻的路况进行预测。即当特征信息包括道路的ID时，训练时，需要将所有训练过的训练道路的ID集合在一起生成训练道路标识库；而在预测时，可以先判断目标道路的标识是否在训练道路标识库中；若在，可以根据该路况预测模型对该目标道路的未来时刻的路况进行预测，否则若不在，不可以根据该路况预测模型对该目标道路的未来时刻的路况进行预测。

[0079] 201、根据训练数据库中的各条训练道路的训练数据，训练路况预测模型。

[0080] 本实施例中采集的训练数据库中的训练数据的条数可以非常多，例如可以数万条甚至数十万条。训练数据库中采集的训练数据的条数越多，采用训练数据库中的训练数据训练的路况预测模型的参数越准确，即训练的路况预测模型越准确，后续根据该路况预测模型训练目标道路的未来时刻的路况也越准确。

[0081] 采集到训练数据库之后，便可以采用训练数据库中的各条训练道路的训练数据训练路况预测模型，例如，具体可以包括如下步骤：

[0082] (a1) 依次将训练数据库中的各条训练数据输入至路况预测模型，使得路况预测模型输出对应的训练道路在未来时刻的预测路况；

[0083] (a2) 根据训练数据中的真实路况和预测路况，调整路况预测模型的参数，以使得路况预测模型预测的训练道路在未来时刻的预测路况靠近对应的真实路况；

[0084] (a3) 重复采用上述步骤(a1)-(a2)，使用各条训练数据训练路况预测模型，直到路况预测模型预测的预测路况无限接近于对应的真实路况，确定路况预测模型的参数，从而确定路况预测模型。

[0085] 本实施例的路况预测模型在训练之前,路况预测模型的参数都设置有初始值。在向该路况预测模型输入第一条训练数据时,路况预测模型基于初始的参数,可以根据该条训练数据中的训练时刻的训练道路的训练特征信息、以及训练时刻的训练道路的N阶相邻道路的训练特征信息,预测该条训练数据对应的训练道路在未来时刻的预测路况。由于该第一条训练数据中包括有该训练道路对应的真实路况,此时可以根据训练道路的预测路况和真实路况调整路况预测模型的参数,使得路况预测模型预测的未来时刻的预测路况靠近对应的真实路况。

[0086] 然后紧接着输入第二条训练数据,第二条训练数据训练时是基于第一条训练数据训练后调整的路况预测模型的参数来训练,此时调整参数后的路况预测模型可以根据输入的第二条训练数据中的训练时刻的训练道路的训练特征信息、以及训练时刻的训练道路的N阶相邻道路的训练特征信息,预测第二条训练数据对应的训练道路在未来时刻的预测路况。同理,由于第二条训练数据中也包括有该训练道路对应的真实路况,此时可以根据第二条训练数据中的训练道路的预测路况和真实路况调整路况预测模型的参数,使得路况预测模型预测的未来时刻的预测路况靠近对应的真实路况。依次类推,可以依次采用第3条训练数据、第4条训练数据、……直到最后一条训练数据对该路况预测模型进行训练,每条训练数据训练之后,都调整路况预测模型的参数,使得路况预测模型预测的路况逐步靠近对应的真实路况,如果训练数据库中的数条训练数据经过一轮训练之后,训练结果还是不理想的情况下,还可以继续使用训练数据库中的数条训练数据继续进行下一轮训练,直到路况预测模型预测的预测路况无限接近于对应的真实路况,此时可以认为路况预测模型训练完毕,可以确定路况预测模型的参数,从而确定路况预测模型。

[0087] 另外,本实施例的路况预测模型中可以包括卷积神经网络 (Convolution Neural Network; CNN) 模型和递归神经网络 (Recurrent Neutral Network; RNN) 模型。那么本实施例在根据上述步骤训练路况预测模型的过程,不仅要对路况预测模型中的CNN模型的参数进行确定,还需要对RNN模型中的参数进行确定,另外还需要对预测每一种未来时刻的路况的网络参数进行确定。

[0088] 其中CNN模型可以对分别对 $1^{\text{st}}\text{-order upstream slot}$ 道路和 $1^{\text{st}}\text{-order downstream slot}$ 道路、 $2^{\text{nd}}\text{-order upstream slot}$ 道路和 $2^{\text{nd}}\text{-order downstream slot}$ 道路、以及 $3^{\text{rd}}\text{-order upstream slot}$ 道路和 $3^{\text{rd}}\text{-order downstream slot}$ 道路等等进行卷积 (Convolution; Conv) 处理。RNN模型分别用于对 $1^{\text{st}}\text{-order upstream slot}$ 道路和 $1^{\text{st}}\text{-order downstream slot}$ 道路、 $2^{\text{nd}}\text{-order upstream slot}$ 道路和 $2^{\text{nd}}\text{-order downstream slot}$ 道路、以及 $3^{\text{rd}}\text{-order upstream slot}$ 道路和 $3^{\text{rd}}\text{-order downstream slot}$ 道路等等卷积处理后映射的向量进行递归处理。RNN模型在处理时,按照道路的行驶方向,对上游的 $3^{\text{rd}}\text{-order upstream slot}$ 道路的RNN处理结果需要反馈至 $2^{\text{nd}}\text{-order upstream slot}$ 道路的RNN处理中,上游的 $2^{\text{nd}}\text{-order upstream slot}$ 道路的RNN处理结果需要反馈至 $1^{\text{st}}\text{-order upstream slot}$ 道路的RNN处理中,等等以此类推。同理,对下游的 $1^{\text{st}}\text{-order downstream slot}$ 道路的RNN处理结果需要反馈至 $2^{\text{nd}}\text{-order downstream slot}$ 道路的RNN处理中,下游的 $2^{\text{nd}}\text{-order downstream slot}$ 道路的RNN处理结果需要反馈至 $3^{\text{rd}}\text{-order downstream slot}$ 道路RNN处理中,等等以此类推。这样,该道路预测模型中合理参考了目标道路的周围的N阶相邻道路的路况,从而可以使得该路况预测模型预测的未来时刻的目标道路的路况更准确。

[0089] 图6为本发明提供的路况预测模型的架构图。如图6所示,本实施例的路况预测模型中,目标道路采用Target location来标识,本实施例中,以参考目标道路的3阶相邻道路为例,来进行路况预测模型的训练以及目标道路的未来时刻的路况的预测。如图6所示,可以分为四大块来介绍该路况预测模型,下面三块由左到右分别为对目标道路Target location的上游3阶相邻道路的处理块、对目标道路Target location的处理块、以及对目标道路Target location的下游3阶相邻道路的处理块。其中在对目标道路Target location的上游3阶相邻道路的处理块中,本实施例中,采用3个CNN模型分别对上游1阶相邻道路1st-order upstream slot、上游2阶相邻道路2nd-order upstream slot、上游3阶相邻道路3rd-order upstream slot的特征信息(采用向量的形式)进行Conv处理,然后再经过过滤器分别将各阶相邻道路的映射至一空间向量中,然后再分别采用3个RNN模型分别对映射后的、上游1阶相邻道路1st-order upstream slot、上游2阶相邻道路2nd-order upstream slot、上游3阶相邻道路3rd-order upstream slot对应的空间向量进行递归处理。根据图6中的RNN处理中的箭头指向,上游的3rd-order upstream slot道路的RNN处理结果需要反馈至2nd-order upstream slot道路的RNN处理中,上游的2nd-order upstream slot道路的RNN处理结果需要反馈至1st-order upstream slot道路的RNN处理中,以模拟真实的道路行驶场景。RNN处理之后,对于各阶的相邻道路,根据RNN处理后的各矩阵,按照Max-pooling的方式,从各矩阵中获取各维度上影响最大的向量构造对应该阶相邻道路的合成矩阵;例如,若RNN处理后得到4个3*3的矩阵,合成矩阵时,需要分别获取4个矩阵中,每一个维度上的影响最大的向量,然后将三个维度上影响最大的向量组合,便构成合成矩阵。最后再将1阶相邻道路对应的合成矩阵、2阶相邻道路对应的合成矩阵、3阶相邻道路对应的合成矩阵连接(concatenate)在一起,作为预测时上游合成矩阵。

[0090] 同理对于对目标道路Target location的下游3阶相邻道路的处理块中,参考上游的处理,区别仅在于:下游处理时,根据图6中的RNN处理中的箭头指向,下游的1st-order downstream slot道路的RNN处理结果需要反馈至2nd-order downstream slot道路的RNN处理中,下游的2nd-order downstream slot道路的RNN处理结果需要反馈至3rd-order downstream slot道路RNN处理中,以模拟真实的道路行驶场景。其余处理过程与上游相同,详细可以参考上述上游的处理,最后下游处理,可以得到一个下游合成矩阵。

[0091] 对目标道路Target location的处理块中,将目标道路Target location的特征信息进行FC操作,可以得到一个目标道路Target location对应的目标矩阵。

[0092] 最后对于每一个未来时刻的预测还对应一个与该未来时刻对应的网络参数,根据上游合成矩阵、目标矩阵,下游矩阵以及该未来时刻对应的网络参数,可以预测得到该预测时刻对应的路况。对应的路况可以采用数字标识来表示,例如1表示畅通、2表示行驶缓慢、3表示拥堵、4表示非常拥堵。例如,具体可以将上游合成矩阵、目标矩阵,下游矩阵以及该未来时刻对应的网络参数相乘,得到一个1*1的向量,即表示对应的未来时刻的路况。其中对于未来时刻为当前时刻之后的15分钟对应存在未来时刻为15分钟之后对应的网络参数,对于未来时刻为当前时刻之后的30分钟,也存在未来时刻为30分钟之后对应的网络参数,等等以此类推。

[0093] 采用上述图6所示的路况预测模型架构,在根据上述图5所示实施例训练时,需要确定每个CNN模型的参数,RNN模型的参数,还需要确定每个未来时刻对应的网络参数,从而

确定整个路况预测模型。且该路况预测模型的网络架构中,底层的CNN模型和RNN模型都可以共享参数,而仅仅顶部的各未来时刻对应的网络参数不共享参数,可以有效地节省路况预测模型中能够的底层的CNN模型和RNN模型的学习时间,提高训练效率。

[0094] 本实施例的路况预测方法,通过采用本实施例的技术方案,由于在预测时参考了目标道路的N阶相邻道路的特征信息,即在预测时不仅参考了目标道路的当前时刻的路况以及至少一个历史时刻的路况,还参考了目标道路的空间信息即参考了目标道路的N阶相邻道路的当前时刻的路况以及至少一个历史时刻的路况,从而能够更加准确地预测目标道路在未来时刻的路况。

[0095] 图7为本发明的路况预测方法与现有的路况预测方法的误报率的对比示意图。首先,本实施例的路况预测方法的评价的指标为对比真值的误报率,其中各时刻的平均误报率=各条case的预测误报率打分之和/基准case总数。例如若某一时刻一个城市包括3万条case的误报率,该时刻的平均误报率就等于该3万条case的误报率打分之和除以3万。如图7所示,每一时刻左边的柱状为baseline即背景技术中所述的现有的路况预测方法的误报率,右边的柱状为本发明的路况预测模型的误报率。图8为图7的对应的列表示意图。根据图7和图8可以知道本发明的路况预测模型与baseline相比,平均预测准确性可以提高接近于26%。因此,本发明的路况预测模型预测的未来时刻的路况更准确。

[0096] 图9为本发明的路况预测装置实施例一的结构图。如图9所示,本实施例的路况预测装置,具体可以包括:道路获取模块10、特征信息获取模块11和预测模块12。

[0097] 其中道路获取模块10用于从道路路网中获取目标道路的N阶相邻道路;特征信息获取模块11用于分别获取道路获取模块10获取的当前时刻的目标道路的特征信息和目标道路的N阶相邻道路的特征信息;特征信息中包括当前时刻的路况以及至少一个历史时刻的路况;预测模块12用于根据特征信息获取模块11获取的当前时刻的目标道路特征信息、目标道路的N阶相邻道路的特征信息以及预先训练的路况预测模型,预测目标道路在预设的未来时刻的路况。

[0098] 本实施例的路况预测装置,通过采用上述模块实现信息处理的实现原理以及技术效果与上述相关方法实施例的实现相同,详细可以参考上述相关方法实施例的记载,在此不再赘述。

[0099] 图10为本发明的路况预测装置实施例二的结构图。如图10所示,本实施在上述图9所示实施例的技术方案的基础上,进一步还可以包括如下技术方案。

[0100] 如图10所示,本实施例的路况预测装置,还包括:采集模块13和训练模块14。

[0101] 其中采集模块13用于采集数条训练道路的训练数据,生成训练数据库;各训练数据中包括训练时刻的训练道路的训练特征信息、训练道路的N阶相邻道路的训练特征信息以及训练道路在预设的未来时刻的真实路况;训练模块14用于根据采集模块13采集的训练数据库中的各条训练道路的训练数据,训练路况预测模型。

[0102] 对应地,预测模块12用于根据特征信息获取模块11获取的当前时刻的目标道路特征信息、目标道路的N阶相邻道路的特征信息以及训练模块14预先训练的路况预测模型,预测目标道路在预设的未来时刻的路况。

[0103] 进一步可选地,本实施例的路况预测装置中,训练模块14具体用于:

[0104] 依次将各条训练数据输入至路况预测模型,使得路况预测模型输出对应的训练道

路在未来时刻的预测路况；

[0105] 根据训练数据中的真实路况和预测路况，调整路况预测模型的参数，以使得路况预测模型预测的训练道路在未来时刻的预测路况靠近对应的真实路况；

[0106] 重复采用上述步骤，使用各条训练数据训练路况预测模型，直到路况预测模型预测的预测路况无限接近于对应的真实路况，确定路况预测模型的参数，从而确定路况预测模型。

[0107] 进一步可选地，本实施例的路况预测装置中，路况预测模型包括卷积神经网络模型和递归神经网络模型。

[0108] 进一步可选地，本实施例的路况预测装置中，特征信息还包括如下至少一个特征：道路长度、当前时刻是星期几、当前时刻属于一天中的第几个预设分钟时长、道路的限速级别、道路标识、道路的出度和入度。

[0109] 本实施例的路况预测装置，通过采用上述模块实现信息处理的实现原理以及技术效果与上述相关方法实施例的实现相同，详细可以参考上述相关方法实施例的记载，在此不再赘述。

[0110] 图11为本发明的计算机设备实施例的结构图。如图11所示，本实施例的计算机设备，包括：一个或多个处理器30，以及存储器40，存储器40用于存储一个或多个程序，当存储器40中存储的一个或多个程序被一个或多个处理器30执行，使得一个或多个处理器30实现如上图3和图5所示实施例的信息处理方法。图11所示实施例中以包括多个处理器30为例。

[0111] 例如，图12为本发明提供的一种计算机设备的示例图。图12示出了适于用来实现本发明实施方式的示例性计算机设备12a的框图。图12显示的计算机设备12a仅仅是一个示例，不应对本发明实施例的功能和使用范围带来任何限制。

[0112] 如图12所示，计算机设备12a以通用计算设备的形式表现。计算机设备12a的组件可以包括但不限于：一个或者多个处理器16a，系统存储器28a，连接不同系统组件（包括系统存储器28a和处理器16a）的总线18a。

[0113] 总线18a表示几类总线结构中的一种或多种，包括存储器总线或者存储器控制器，外围总线，图形加速端口，处理器或者使用多种总线结构中的任意总线结构的局域总线。举例来说，这些体系结构包括但不限于工业标准体系结构 (ISA) 总线，微通道体系结构 (MAC) 总线，增强型ISA总线、视频电子标准协会 (VESA) 局域总线以及外围组件互连 (PCI) 总线。

[0114] 计算机设备12a典型地包括多种计算机系统可读介质。这些介质可以是任何能够被计算机设备12a访问的可用介质，包括易失性和非易失性介质，可移动的和不可移动的介质。

[0115] 系统存储器28a可以包括易失性存储器形式的计算机系统可读介质，例如随机存取存储器 (RAM) 30a和/或高速缓存存储器32a。计算机设备12a可以进一步包括其它可移动/不可移动的、易失性/非易失性计算机系统存储介质。仅作为举例，存储系统34a可以用于读写不可移动的、非易失性磁介质（图12未显示，通常称为“硬盘驱动器”）。尽管图12中未示出，可以提供用于对可移动非易失性磁盘（例如“软盘”）读写的磁盘驱动器，以及对可移动非易失性光盘（例如CD-ROM, DVD-ROM或者其它光介质）读写的光盘驱动器。在这些情况下，每个驱动器可以通过一个或者多个数据介质接口与总线18a相连。系统存储器28a可以包括至少一个程序产品，该程序产品具有一组（例如至少一个）程序模块，这些程序模块被配置

以执行本发明上述图3、图5、图9和图10各实施例的功能。

[0116] 具有一组(至少一个)程序模块42a的程序/实用工具40a,可以存储在例如系统存储器28a中,这样的程序模块42a包括——但不限于——操作系统、一个或者多个应用程序、其它程序模块以及程序数据,这些示例中的每一个或某种组合中可能包括网络环境的实现。程序模块42a通常执行本发明所描述的上述图3、图5、图9和图10各实施例中的功能和/或方法。

[0117] 计算机设备12a也可以与一个或多个外部设备14a(例如键盘、指向设备、显示器24a等)通信,还可与一个或者多个使得用户能与该计算机设备12a交互的设备通信,和/或与使得该计算机设备12a能与一个或多个其它计算设备进行通信的任何设备(例如网卡,调制解调器等等)通信。这种通信可以通过输入/输出(I/O)接口22a进行。并且,计算机设备12a还可以通过网络适配器20a与一个或者多个网络(例如局域网(LAN),广域网(WAN)和/或公共网络,例如因特网)通信。如图所示,网络适配器20a通过总线18a与计算机设备12a的其它模块通信。应当明白,尽管图中未示出,可以结合计算机设备12a使用其它硬件和/或软件模块,包括但不限于:微代码、设备驱动器、冗余处理器、外部磁盘驱动阵列、RAID系统、磁带驱动器以及数据备份存储系统等。

[0118] 处理器16a通过运行存储在系统存储器28a中的程序,从而执行各种功能应用以及数据处理,例如实现上述实施例所示的路况预测方法。

[0119] 本发明还提供一种计算机可读介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现如上述实施例所示的路况预测方法。

[0120] 本实施例的计算机可读介质可以包括上述图12所示实施例中的系统存储器28a中的RAM30a、和/或高速缓存存储器32a、和/或存储系统34a。

[0121] 随着科技的发展,计算机程序的传播途径不再受限于有形介质,还可以直接从网络下载,或者采用其他方式获取。因此,本实施例中的计算机可读介质不仅可以包括有形的介质,还可以包括无形的介质。

[0122] 本实施例的计算机可读介质可以采用一个或多个计算机可读的介质的任意组合。计算机可读介质可以是计算机可读信号介质或者计算机可读存储介质。计算机可读存储介质例如可以是——但不限于——电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件,或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子(非穷举的列表)包括:具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机磁盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、光纤、便携式紧凑磁盘只读存储器(CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。在本文件中,计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质,该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。

[0123] 计算机可读的信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号,其中承载了计算机可读的程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式,包括——但不限于——电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读的信号介质还可以是计算机可读存储介质以外的任何计算机可读介质,该计算机可读介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。

[0124] 计算机可读介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输,包括——但不限

于——无线、电线、光缆、RF等等,或者上述的任意合适的组合。

[0125] 可以以一种或多种程序设计语言或其组合来编写用于执行本发明操作的计算机程序代码,所述程序设计语言包括面向对象的程序设计语言—诸如Java、Smalltalk、C++,还包括常规的过程式程序设计语言—诸如”C”语言或类似的程序设计语言。程序代码可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户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。在涉及远程计算机的情形中,远程计算机可以通过任意种类的网络——包括局域网(LAN)或广域网(WAN)一连接到用户计算机,或者,可以连接到外部计算机(例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接)。

[0126] 在本发明所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的系统,装置和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式。

[0127] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0128] 另外,在本发明各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用硬件加软件功能单元的形式实现。

[0129] 上述以软件功能单元的形式实现的集成的单元,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。上述软件功能单元存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)或处理器(processor)执行本发明各个实施例所述方法的部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(Read-Only Memory,ROM)、随机存取存储器(Random Access Memory,RAM)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0130] 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内,所做的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明保护的范围之内。

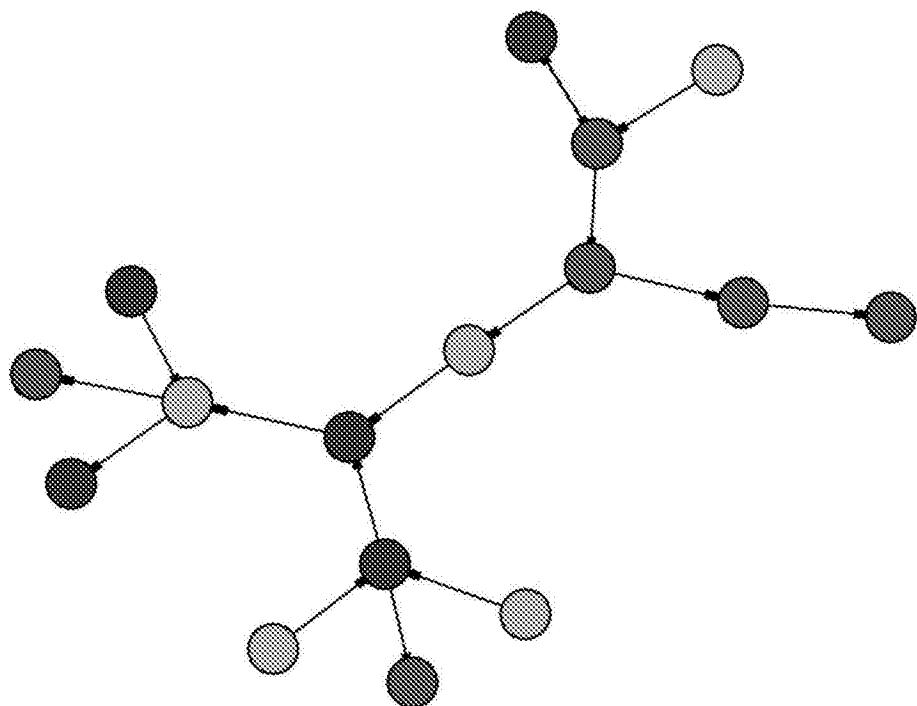


图1

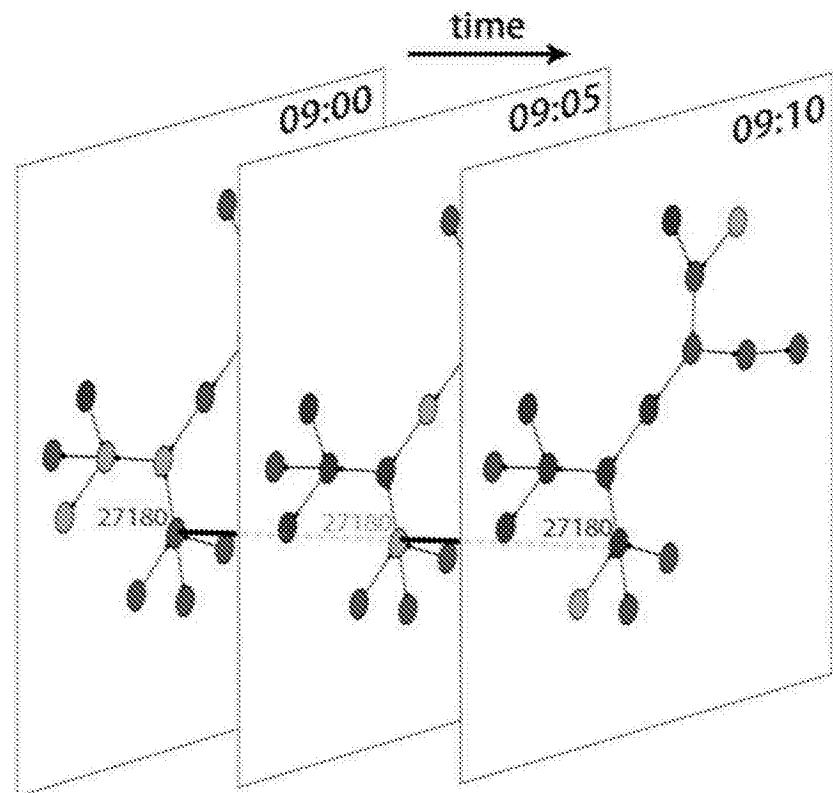


图2

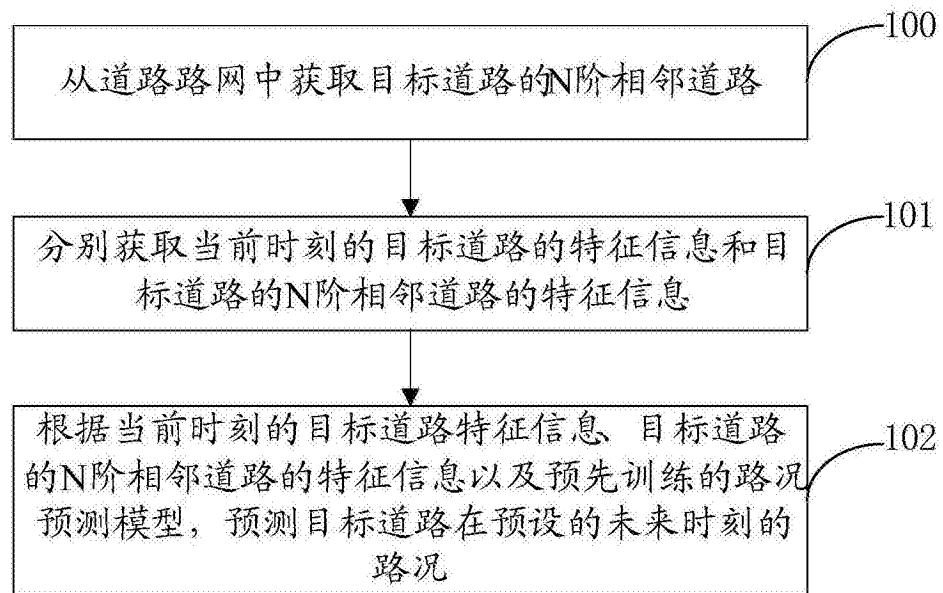


图3

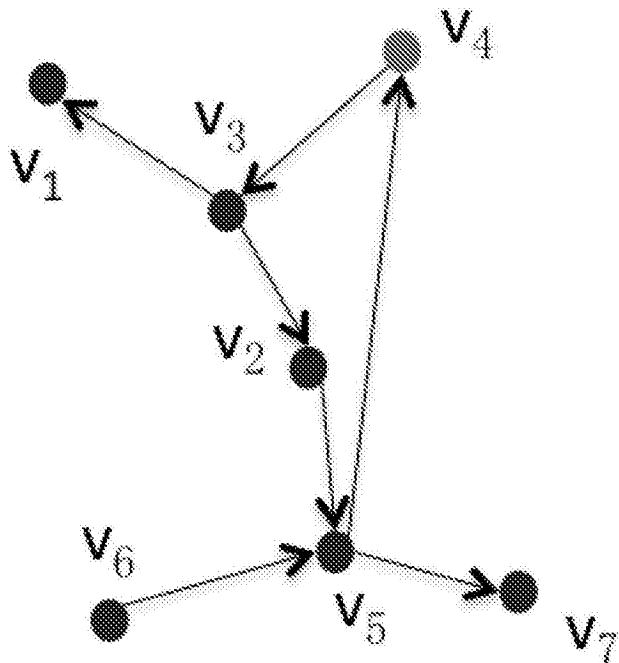


图4

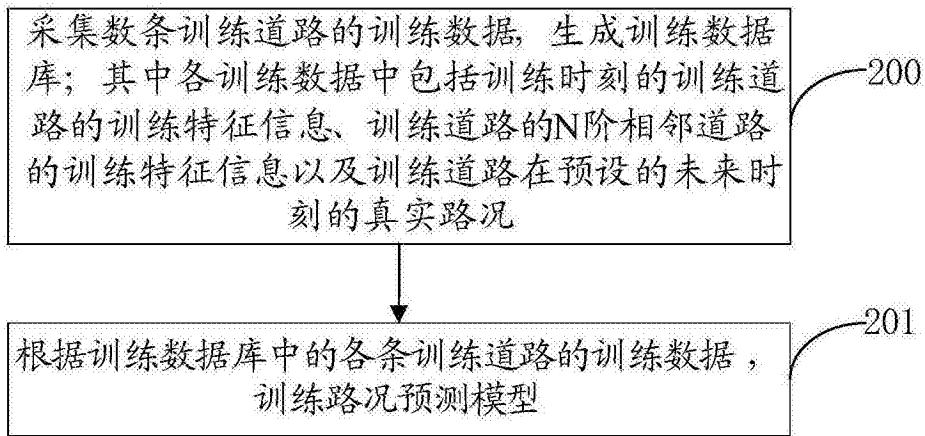


图5

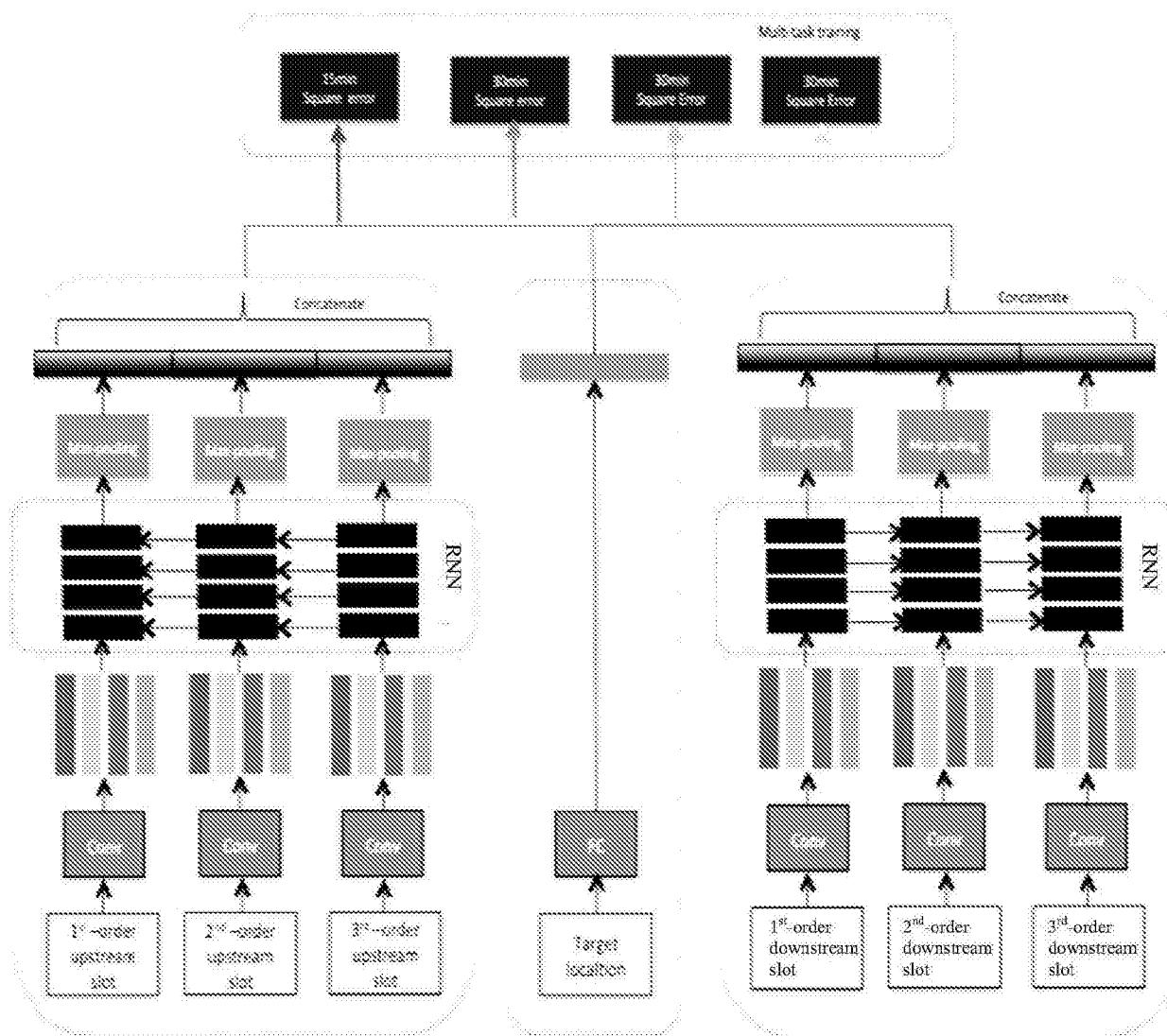


图6

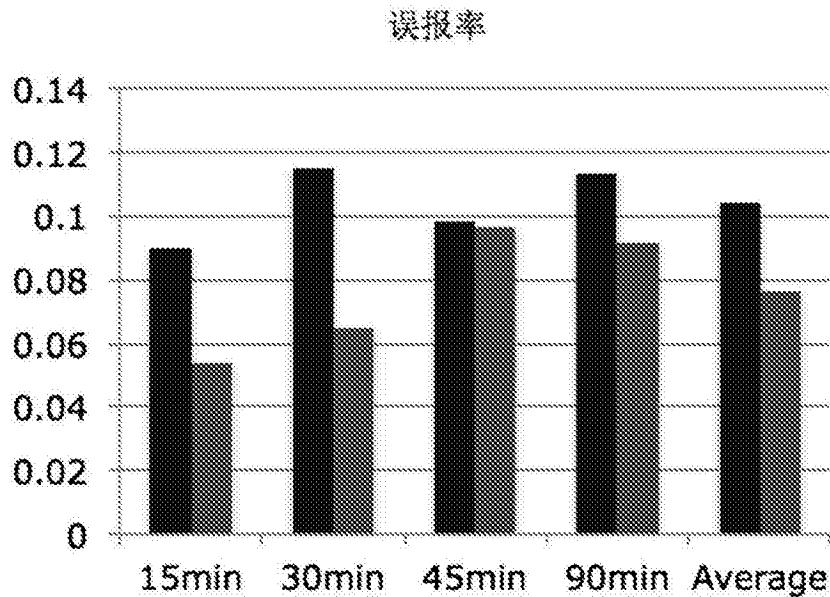


图7

	baseline	our model
15min	0.0898	0.0542
30min	0.1152	0.0644
45min	0.0983	0.0966
90min	0.1135	0.0915
Average	0.1042	0.0766

图8



图9

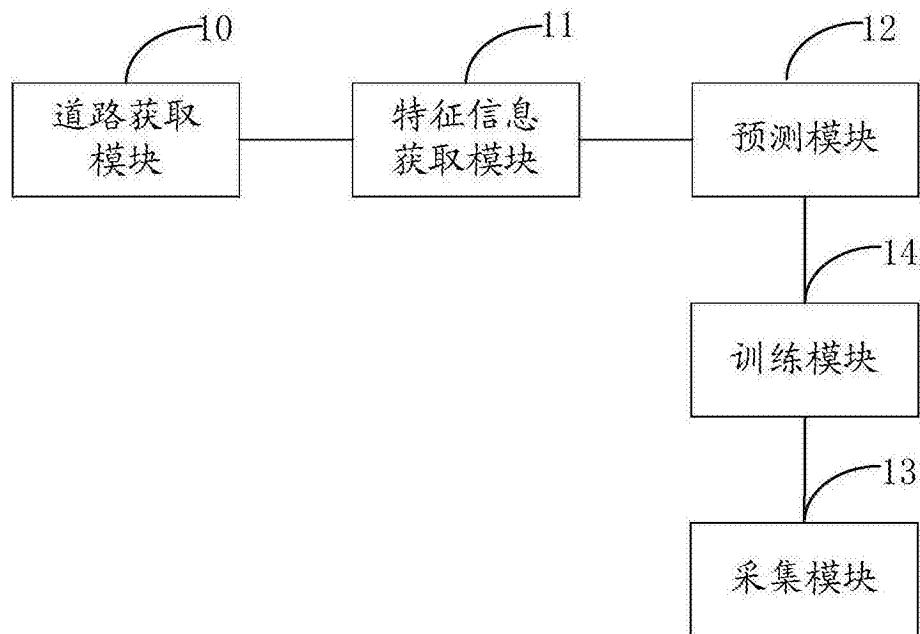


图10

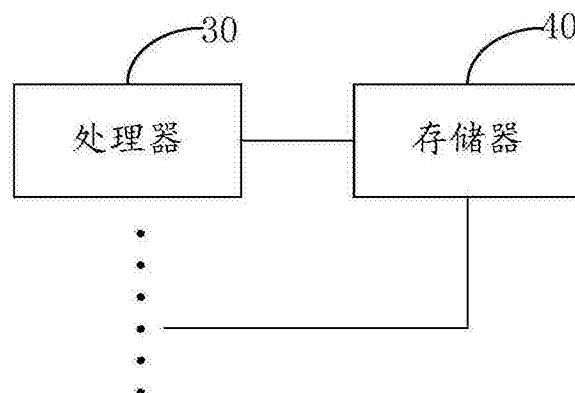


图11

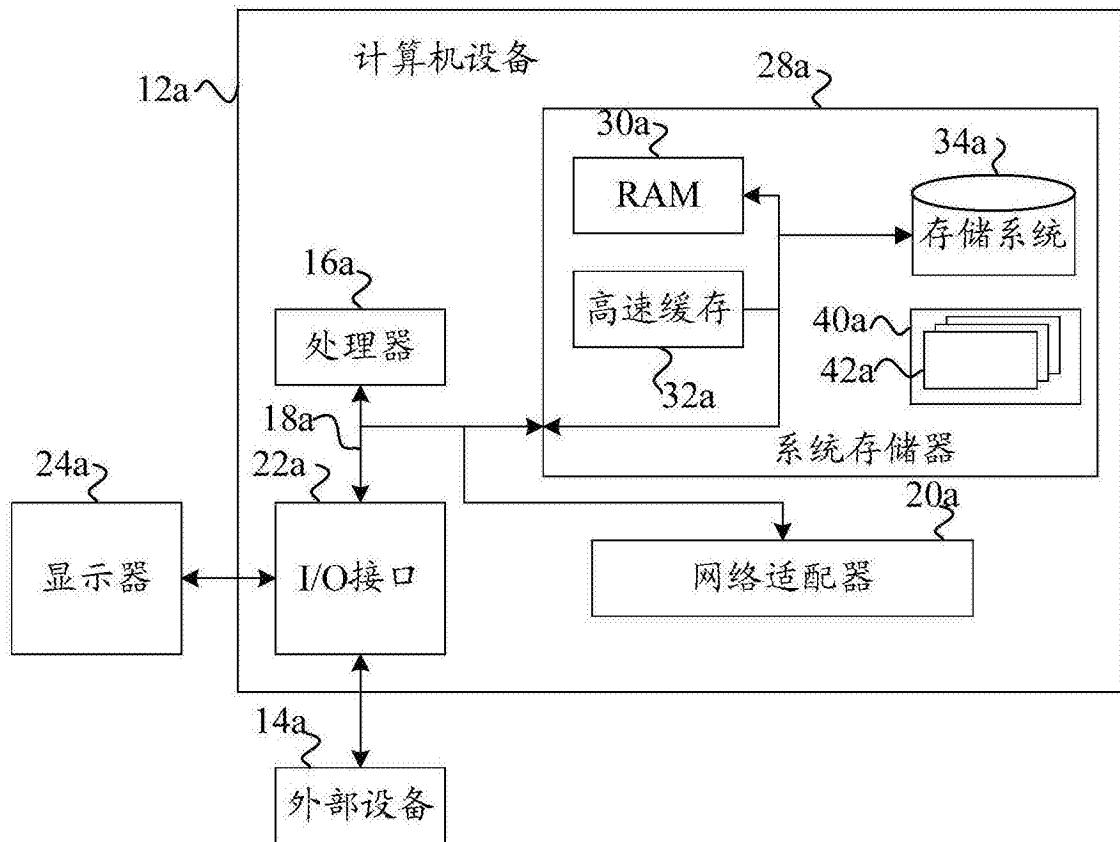


图12