



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113192315 B

(45) 授权公告日 2022.08.23

(21) 申请号 202010037037.7

G06F 17/16 (2006.01)

(22) 申请日 2020.01.14

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 113192315 A

(56) 对比文件

CN 110310479 A, 2019.10.08

CN 110223517 A, 2019.09.10

US 2014309977 A1, 2014.10.16

(43) 申请公布日 2021.07.30

(73) 专利权人 香港理工大学深圳研究院

地址 518057 广东省深圳市南山区高新园

南区粤兴一道18号香港理工大学产学

研大楼205室

王静远. 基于深度学习的短时交通流预测研究.《中国优秀硕士学位论文全文数据库(工程技术II辑)》.2019, C034-179.

(72) 发明人 郭嵩 马世珩 詹玉峰

审查员 李宇慧

(74) 专利代理机构 深圳中一专利商标事务所

44237

专利代理师 高星

(51) Int. Cl.

G08G 1/01 (2006.01)

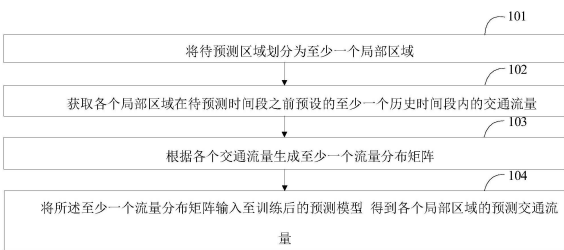
权利要求书3页 说明书12页 附图2页

(54) 发明名称

一种交通流量分布预测方法、预测装置及终端设备

(57) 摘要

本申请适用于人工智能技术领域,提供了一种交通流量分布预测方法、交通流量分布预测装置及终端设备,所述方法包括:将待预测区域划分为至少一个局部区域;获取各个局部区域在待预测时间段之前预设的至少一个历史时间段内的交通流量;根据各个交通流量生成至少一个流量分布矩阵;将所述至少一个流量分布矩阵输入至训练后的预测模型,得到各个局部区域的预测交通流量,其中,所述预测模型基于所述至少一个流量分布矩阵和各个局部区域的位置特征向量预测出各个局部区域的预测交通流量,每个位置特征向量通过训练所述预测模型得到,用于表示对应的局部区域在所述待预测区域中的位置。通过上述方法,可以提高待预测区域的交通流量预测的准确性。



1. 一种交通流量分布预测方法,其特征在于,包括:

将待预测区域划分为至少一个局部区域;

获取各个局部区域在待预测时间段之前预设的至少一个历史时间段内的交通流量;

根据各个交通流量生成至少一个流量分布矩阵,其中,每个交通流量作为流量分布矩阵中的一个元素,在同一历史时间段内的各个局部区域的交通流量属于同一流量分布矩阵;

将所述至少一个流量分布矩阵输入至训练后的预测模型,得到各个局部区域的预测交通流量,其中,所述预测模型基于所述至少一个流量分布矩阵和各个局部区域的位置特征向量预测出各个局部区域的预测交通流量,每个位置特征向量通过训练所述预测模型得到,用于表示对应的局部区域在所述待预测区域中的位置;

所述预测模型包括特征提取神经网络和记忆神经网络,所述将所述至少一个流量分布矩阵输入至训练后的预测模型,得到各个局部区域的预测交通流量,包括:

根据所述至少一个流量分布矩阵和各个局部区域的位置特征向量,利用所述特征提取神经网络提取各个局部区域的短期时空特征向量;

根据各个局部区域的短期时空特征向量,利用所述记忆神经网络得到各个局部区域的长期时空特征向量;

根据所述预测模型对得到的各个局部区域的长期时空特征向量进行 1×1 卷积,得到各个局部区域的预测交通流量。

2. 根据权利要求1所述的交通流量分布预测方法,其特征在于,所述特征提取神经网络包括依次连接的至少一个子特征提取神经网络,所述根据所述至少一个流量分布矩阵和各个局部区域的位置特征向量,利用所述特征提取神经网络提取各个局部区域的短期时空特征向量,包括:

在当前子特征提取神经网络中,将各个位置特征向量与当前子特征提取神经网络的输入进行特征融合,得到融合特征,其中,第一个子特征提取神经网络的输入为所述至少一个流量分布矩阵;

根据所述当前子特征提取神经网络,从所述融合特征中提取各个局部区域的子短期时空特征向量;

利用残差连接,将所述当前子特征提取神经网络提取到的各个局部区域的子短期时空特征向量与所述当前子特征提取神经网络的输入求和,作为下一子特征提取神经网络的输入;

将最后一个子特征提取神经网络提取到的各个局部区域的子短期时空特征向量作为所述特征提取神经网络所提取到的各个局部区域的短期时空特征向量。

3. 根据权利要求2所述的交通流量分布预测方法,其特征在于,每个子特征提取神经网络中包括至少一个卷积神经网络,所述根据所述当前子特征提取神经网络,从所述融合特征中提取各个局部区域的子短期时空特征向量,包括:

将所述融合特征分别输入到所述当前子特征提取神经网络的各个卷积神经网络中;

根据所述各个卷积神经网络的输出,通过 1×1 卷积得到各个局部区域的子短期时空特征向量。

4. 根据权利要求1所述的交通流量分布预测方法,其特征在于,所述根据各个局部区域

的短期时空特征向量,利用所述记忆神经网络得到各个局部区域的长期时空特征向量,包括:

根据各个局部区域的短期时空特征向量,利用所述记忆神经网络从记忆矩阵中获取各个局部区域的长期时空特征向量,其中,所述记忆矩阵通过训练所述预测模型得到,所述记忆矩阵中包括P个基底向量,每个长期时空特征向量为所述P个基底向量的线性组合,P为正整数。

5.根据权利要求4所述的交通流量分布预测方法,其特征在于,所述根据各个局部区域的短期时空特征向量,利用所述记忆神经网络从记忆矩阵中获取各个局部区域的长期时空特征向量,包括:

在所述记忆神经网络中,通过注意力机制计算各个局部区域的短期时空特征向量对应的权重集合,其中,每个权重集合中包括P个权重;

分别利用各个短期时空特征向量对应的权重集合对所述P个基底向量进行加权,得到各个局部区域的长期时空特征向量。

6.根据权利要求1-5任一项所述的交通流量分布预测方法,其特征在于,存在至少三个历史时间段,所述至少三个历史时间段中包括至少一个最近历史时间段、至少一个日间隔历史时间段和至少一个周间隔历史时间段,其中,所述最近历史时间段为以所述待预测时间段的时间长度为间隔的时间段序列,所述日间隔历史时间段为以一天为间隔的时间段序列,所述周间隔历史时间段为以一周为间隔的时间段序列。

7.一种交通流量分布预测装置,其特征在于,包括:

局部区域确定单元,用于将待预测区域划分为至少一个局部区域;

历史交通流量获取单元,用于获取各个局部区域在待预测时间段之前预设的至少一个历史时间段内的交通流量;

流量分布矩阵生成单元,用于根据各个交通流量生成至少一个流量分布矩阵,其中,每个交通流量作为流量分布矩阵中的一个元素,在同一历史时间段内的各个局部区域的交通流量属于同一流量分布矩阵;

预测单元,用于将所述至少一个流量分布矩阵输入至训练后的预测模型,得到各个局部区域的预测交通流量,其中,所述预测模型基于所述至少一个流量分布矩阵和各个局部区域的位置特征向量预测出各个局部区域的预测交通流量,每个位置特征向量通过训练所述预测模型得到,用于表示对应的局部区域在所述待预测区域中的位置;

所述预测模型包括特征提取神经网络和记忆神经网络,所述预测单元包括:

短期特征提取子单元,用于根据所述至少一个流量分布矩阵和各个局部区域的位置特征向量,利用所述特征提取神经网络提取各个局部区域的短期时空特征向量;

长期特征提取子单元,用于根据各个局部区域的短期时空特征向量,利用所述记忆神经网络得到各个局部区域的长期时空特征向量;

整体预测子单元,用于根据所述预测模型对得到的各个局部区域的长期时空特征向量进行 1×1 卷积,得到各个局部区域的预测交通流量。

8.一种终端设备,包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述计算机程序时实现如权利要求1至6任一项所述的方法。

9.一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至6任一项所述的方法。

一种交通流量分布预测方法、预测装置及终端设备

技术领域

[0001] 本申请属于人工智能技术领域,尤其涉及一种交通流量分布预测方法、交通流量分布预测装置、终端设备及计算机可读存储介质。

背景技术

[0002] 随着机动车数量的不断增加,城市道路系统承受的压力越来越大,交通流量预测技术的地位日益凸显。

[0003] 近年来,神经网络的引入大大提高了交通流量预测的准确性。利用神经网络可以从交通流量数据中提取时空特征,并根据时空特征预测交通流量。然而现有的交通流量预测的方法都忽视了位置信息。在城市中,不同位置的交通流量有着不同的变化模式,忽视位置信息的交通流量预测方法准确性会较低。

发明内容

[0004] 有鉴于此,本申请提供了一种交通流量分布预测方法、交通流量分布预测装置、终端设备及计算机可读存储介质,可以提高待预测区域的交通流量预测的准确性。

[0005] 第一方面,本申请提供了一种交通流量分布预测方法,包括:

[0006] 将待预测区域划分为至少一个局部区域;

[0007] 获取各个局部区域在待预测时间段之前预设的至少一个历史时间段内的交通流量;

[0008] 根据各个交通流量生成至少一个流量分布矩阵,其中,每个交通流量作为流量分布矩阵中的一个元素,在同一历史时间段内的各个局部区域的交通流量属于同一流量分布矩阵;

[0009] 将上述至少一个流量分布矩阵输入至训练后的预测模型,得到各个局部区域的预测交通流量,其中,上述预测模型基于上述至少一个流量分布矩阵和各个局部区域的位置特征向量预测出各个局部区域的预测交通流量,每个位置特征向量通过训练上述预测模型得到,用于表示对应的局部区域在上述待预测区域中的位置。

[0010] 第二方面,本申请提供了一种交通流量分布预测装置,包括:

[0011] 局部区域确定单元,用于将待预测区域划分为至少一个局部区域;

[0012] 历史交通流量获取单元,用于获取各个局部区域在待预测时间段之前预设的至少一个历史时间段内的交通流量;

[0013] 流量分布矩阵生成单元,用于根据各个交通流量生成至少一个流量分布矩阵,其中,每个交通流量作为流量分布矩阵中的一个元素,在同一历史时间段内的各个局部区域的交通流量属于同一流量分布矩阵;

[0014] 预测单元,用于将上述至少一个流量分布矩阵输入至训练后的预测模型,得到各个局部区域的预测交通流量,其中,上述预测模型基于上述至少一个流量分布矩阵和各个局部区域的位置特征向量预测出各个局部区域的预测交通流量,每个位置特征向量通过训

练上述预测模型得到,用于表示对应的局部区域在上述待预测区域中的位置。

[0015] 第三方面,本申请提供了一种终端设备,包括存储器、处理器以及存储在上述存储器中并可在上述处理器上运行的计算机程序,上述处理器执行上述计算机程序时实现如上述第一方面所提供的方法。

[0016] 第四方面,本申请提供了一种计算机可读存储介质,上述计算机可读存储介质存储有计算机程序,上述计算机程序被处理器执行时实现如第一方面所提供的方法。

[0017] 第五方面,本申请提供了一种计算机程序产品,当计算机程序产品在终端设备上运行时,使得终端设备执行上述第一方面所提供的方法。

[0018] 由上可见,本申请方案中,将待预测区域划分为至少一个局部区域;获取各个局部区域在待预测时间段之前预设的至少一个历史时间段内的交通流量;根据各个交通流量生成至少一个流量分布矩阵,其中,每个交通流量作为流量分布矩阵中的一个元素,在同一历史时间段内的各个局部区域的交通流量属于同一流量分布矩阵;将上述至少一个流量分布矩阵输入至训练后的预测模型,得到各个局部区域的预测交通流量,其中,上述预测模型基于上述至少一个流量分布矩阵和各个局部区域的位置特征向量预测出各个局部区域的预测交通流量,每个位置特征向量通过训练上述预测模型得到,用于表示对应的局部区域在上述待预测区域中的位置。通过本申请方案,可以利用待预测区域中各个局部区域的位置信息,提高待预测区域的交通流量预测的准确性。

附图说明

[0019] 为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本申请的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0020] 图1是本申请实施例提供的交通流量分布预测方法的流程示意图;

[0021] 图2是本申请实施例提供的预测模型的结构图;

[0022] 图3是本申请实施例提供的交通流量分布预测装置的结构示意图;

[0023] 图4是本申请实施例提供的终端设备的结构示意图。

具体实施方式

[0024] 以下描述中,为了说明而不是为了限定,提出了诸如特定系统结构、技术之类的具体细节,以便透彻理解本申请实施例。然而,本领域的技术人员应当清楚,在没有这些具体细节的其它实施例中也可以实现本申请。在其它情况中,省略对众所周知的系统、装置、电路以及方法的详细说明,以免不必要的细节妨碍本申请的描述。

[0025] 应当理解,当在本申请说明书和所附权利要求书中使用时,术语“包括”指示所描述特征、整体、步骤、操作、元素和/或组件的存在,但并不排除一个或多个其它特征、整体、步骤、操作、元素、组件和/或其集合的存在或添加。

[0026] 还应当理解,在本申请说明书和所附权利要求书中使用的术语“和/或”是指相关列出的项中的一个或多个的任何组合以及所有可能组合,并且包括这些组合。

[0027] 如在本申请说明书和所附权利要求书中所使用的那样,术语“如果”可以依据上下

文被解释为“当...时”或“一旦”或“响应于确定”或“响应于检测到”。类似地,短语“如果确定”或“如果检测到[所描述条件或事件]”可以依据上下文被解释为意指“一旦确定”或“响应于确定”或“一旦检测到[所描述条件或事件]”或“响应于检测到[所描述条件或事件]”。

[0028] 另外,在本申请说明书和所附权利要求书的描述中,术语“第一”、“第二”、“第三”等仅用于区分描述,而不能理解为指示或暗示相对重要性。

[0029] 在本申请说明书中描述的参考“一个实施例”或“一些实施例”等意味着在本申请的一个或多个实施例中包括结合该实施例描述的特定特征、结构或特点。由此,在本说明书中的不同之处出现的语句“在一个实施例中”、“在一些实施例中”、“在其他一些实施例中”、“在另外一些实施例中”等不是必然都参考相同的实施例,而是意味着“一个或多个但不是所有的实施例”,除非是以其他方式另外特别强调。术语“包括”、“包含”、“具有”及它们的变形都意味着“包括但不限于”,除非是以其他方式另外特别强调。

[0030] 图1示出了本申请实施例提供的一种交通流量分布预测方法的流程图,详述如下:

[0031] 步骤101,将待预测区域划分为至少一个局部区域;

[0032] 在本申请实施例中,上述待预测区域为需要预测交通流量分布的区域,将上述待预测区域划分为至少一个局部区域,每个局部区域是上述待预测区域的一部分。例如,需要预测某个城市的交通流量分布,则将该城市划分为至少一个交通小区或格网。

[0033] 步骤102,获取各个局部区域在待预测时间段之前预设的至少一个历史时间段内的交通流量;

[0034] 在本申请实施例中,在上述待预测时间段之前预设有至少一个历史时间段,每个历史时间段的时间长度均与上述待预测时间段的时间长度相等。各个历史时间段不重叠。获取各个局部区域在上述至少一个历史时间段内的交通流量,即任意一个局部区域对应应有在上述至少一个历史时间段内的交通流量。各个交通流量可以从流量采集系统获取,也可以从交通管制部门获取,此处不对交通流量的获取方式作出限定。

[0035] 可选地,上述步骤102具体包括:

[0036] 存在至少三个历史时间段,上述至少三个历史时间段中包括至少一个最近历史时间段、至少一个日间隔历史时间段和至少一个周间隔历史时间段,其中,上述最近历史时间段为以上述待预测时间段的时间长度为间隔的时间段序列,上述日间隔历史时间段为以一天为间隔的时间段序列,上述周间隔历史时间段为以一周为间隔的时间段序列。

[0037] 具体地,在上述待预测时间段之前,预设有至少三个历史时间段,上述至少三个历史时间段中包括至少一个最近历史时间段、至少一个日间隔历史时间段和至少一个周间隔历史时间段。各个最近历史时间段组成一个以上述待预测时间段的开始时间为基准,以上述待预测时间段的时间长度为间隔的时间段序列;各个日间隔历史时间段组成一个以上述待预测时间段的开始时间为基准,以一天为间隔的时间段序列;各个周间隔历史时间段组成一个以上述待预测时间段的开始时间为基准,以一周为间隔的时间段序列。例如,待预测时间段为第四周的周五的11:00~12:00,基于此,可以预设有两个最近历史时间段:第四周的周五的10:00~11:00和第四周的周五的9:00~10:00,预设有两个日间隔历史时间段:第四周的周四的11:00~12:00和第四周的周三的11:00~12:00,预设有两个周间隔历史时间段:第三周的周五的11:00~12:00和第二周的周五的11:00~12:00。由于同一局部区域的交通流量的变化具有时间周期性,基于各个局部区域在最近历史时间段、日间隔历史时间

段和周间隔历史时间段的交通流量进行交通流量分布预测可以提高预测的准确性。

[0038] 步骤103,根据各个交通流量生成至少一个流量分布矩阵;

[0039] 在本申请实施例中,每个交通流量作为流量分布矩阵中的一个元素,在同一历史时间段内的各个局部区域的交通流量属于同一流量分布矩阵。例如上述流量分布矩阵可以是OD矩阵,每个OD矩阵代表一个历史时间段内各个局部区域的交通流量。若存在 $i \times j$ 个局部区域,则各个OD矩阵均为 $i \times j$ 矩阵,其中 i 和 j 均为正整数,任一OD矩阵中的任一元素代表一个局部区域在一个历史时间段内的交通流量。

[0040] 步骤104,将上述至少一个流量分布矩阵输入至训练后的预测模型,得到各个局部区域的预测交通流量;

[0041] 在本申请实施例中,上述预测模型为机器学习模型,经过大量的交通流量数据训练,例如使用各个局部区域在一年之内的交通流量数据训练上述预测模型,使得上述预测模型能够根据历史时间段的交通流量预测出待预测时间段的预测交通流量。在训练之前,随机初始化各个局部区域的初始位置特征向量,各个局部区域的初始位置特征向量跟随预测模型训练,得到固定不变的各个局部区域的位置特征向量,上述位置特征向量作为上述预测模型的模型参数,每个位置特征向量用于表示对应的局部区域在上述待预测区域中的位置。将上述至少一个流量分布矩阵合并输入至训练后的预测模型,合并后的至少一个流量分布矩阵可以看作一个多通道的图像,每个通道为一个流量分布矩阵。上述预测模型根据输入的流量分布矩阵和上述预测模型中的位置特征向量,提取各个局部区域的交通流量变化特性,从而根据各个局部区域的交通流量变化特征预测得到各个局部区域在待预测时间段的预测交通流量。

[0042] 可选地,上述预测模型包括特征提取神经网络和记忆神经网络,上述步骤104具体包括:

[0043] A1、根据上述至少一个流量分布矩阵和各个局部区域的位置特征向量,利用上述特征提取神经网络提取各个局部区域的短期时空特征向量;

[0044] A2、根据各个局部区域的短期时空特征向量,利用上述记忆神经网络得到各个局部区域的长期时空特征向量;

[0045] A3、根据上述预测模型对得到的各个局部区域的长期时空特征向量进行 1×1 卷积,得到各个局部区域的预测交通流量。

[0046] 具体地,上述预测模型包括有特征提取神经网络和记忆神经网络,其中,上述特征提取神经网络可以为卷积神经网络,用于从上述至少一个流量分布矩阵中提取短期时空特征;上述记忆神经网络是基于脸书(Facebook)公司提出的key-value memory network改进而得,具体地,上述记忆神经网络的网络结构与key-value memory network的网络结构相同,但上述记忆神经网络用于计算query向量、key向量和value向量的计算公式与key-value memory network用于计算query向量、key向量和value向量的计算公式不同。另外, key-value memory network用于处理句子,而上述记忆神经网络适用于对图像进行处理。上述记忆神经网络用于根据各个局部区域的短期时空特征向量得到各个局部区域的长期时空特征向量。根据各个局部区域的位置特征向量,上述特征性提取神经网络可以感知各个局部区域在上述待预测区域中的位置,从而得到各个局部区域的短期时空特征向量。由于流量分布矩阵中的交通流量为最近一段时期的数据,所以从流量分布矩阵中提取的短期

时空特征向量仅能表示最近一段时期内交通流量的时空特征。对于交通流量的预测,需要更加长期的时空特征。将各个局部区域的短期时空特征向量输入到上述记忆神经网络中,可以得到各个局部区域的长期时空特征向量。对于各个局部区域的长期时空特征向量,上述预测模型通过一个 1×1 卷积预测待预测区域上各个局部区域的预测交通流量,该 1×1 卷积之后接的激活函数为双曲正切函数(tanh)。

[0047] 可选地,上述特征提取神经网络包括依次连接的至少一个子特征提取神经网络,上述步骤A1具体包括:

[0048] B1、在当前子特征提取神经网络中,将各个位置特征向量与当前子特征提取神经网络的输入进行特征融合,得到融合特征;

[0049] B2、根据上述当前子特征提取神经网络,从上述融合特征中提取各个局部区域的子短期时空特征向量;

[0050] B3、利用残差连接,将上述当前子特征提取神经网络提取到的各个局部区域的子短期时空特征向量与上述当前子特征提取神经网络的输入求和,作为下一子特征提取神经网络的输入;

[0051] B4、将最后一个子特征提取神经网络提取到的各个局部区域的子短期时空特征向量作为上述特征提取神经网络所提取到的各个局部区域的短期时空特征向量。

[0052] 其中,第一个子特征提取神经网络的输入为上述至少一个流量分布矩阵。除第一个子特征提取神经网络之外的其它子特征提取神经网络的输入均为上一子特征提取神经网络提取到的各个局部区域的子短期时空特征向量与上一子特征提取神经网络的输入之和。由于存在至少一个子特征提取神经网络,且每个子特征提取神经网络执行相同或相似的操作,为了便于描述,选定当前子特征提取神经网络对步骤B1、B2及B3进行说明。在当前子特征提取神经网络中,将各个局部区域的位置特征向量与当前子特征提取神经网络的输入进行特征融合,得到融合特征。例如,当上述当前子特征提取神经网络为第一个子特征提取神经网络时,可以将各个局部区域的位置特征向量与上述至少一个流量分布矩阵进行特征融合。上述当前子特征提取神经网络通过卷积操作从上述融合特征中提取各个局部区域的子短期时空特征向量。随后,利用残差连接的方式,将上述当前子特征提取神经网络提取到的各个局部区域的子短期时空特征向量与上述当前子特征提取神经网络的输入求和,作为下一子特征提取神经网络的输入。最后一个子特征提取神经网络提取到的各个局部区域的子短期时空特征向量即作为上述特征提取神经网络所提取到的各个局部区域的短期时空特征向量。每一个子特征提取神经网络使用的激活函数均为线性整流函数(rectifier non-linearity unit, ReLU)。

[0053] 可选地,每个子特征提取神经网络中包括至少一个卷积神经网络,上述步骤B2具体包括:

[0054] C1、将上述融合特征分别输入到上述当前子特征提取神经网络的各个卷积神经网络中;

[0055] C2、根据上述各个卷积神经网络的输出,通过 1×1 卷积得到各个局部区域的子短期时空特征向量。

[0056] 具体地,每个子特征提取神经网络中包括至少一个卷积神经网络,每个卷积神经网络包括至少一个卷积层,同一子特征提取神经网络中的各个卷积神经网络的卷积核大小

不同,以及同一子特征提取神经网络中的各个卷积神经网络的输出的通道数也不同。将上述融合特征分别输入到上述当前子特征提取神经网络的各个卷积神经网络中,各个卷积神经网络分别从上述融合特征中提取各自的特征作为输出。对于同一子特征提取神经网络中的各个卷积神经网络的输出,通过 1×1 卷积操作得到各个局部区域的子短期时空特征向量。

[0057] 可选地,在上述当前子特征提取神经网络中使用一个dropout层从各个局部区域的子短期时空特征向量中剔除部分数据,获得处理后的各个局部区域的子短期时空特征向量。将处理后的各个局部区域的子短期时空特征向量与上述当前子特征提取神经网络的输入进行特征融合,得到融合特征。

[0058] 可选地,上述步骤A2具体包括:

[0059] D1、根据各个局部区域的短期时空特征向量,利用上述记忆神经网络从记忆矩阵中获取各个局部区域的长期时空特征向量。

[0060] 其中,上述记忆矩阵通过训练上述预测模型得到,上述记忆矩阵中包括P个基底向量,每个长期时空特征向量为上述P个基底向量的线性组合,P为正整数。具体地,在训练之前,随机初始化一个初始记忆矩阵,上述初始记忆矩阵跟随预测模型训练,得到固定不变的上述记忆矩阵,上述记忆矩阵作为上述预测模型的模型参数,每个基底向量均为从上述预测模型的训练样本中提取得到的各个局部区域的时空特征的一种共性特征。根据各个局部区域的短期时空特征向量,利用上述记忆神经网络对上述P个基底向量进行线性组合,得到各个局部区域的长期时空特征向量。

[0061] 可选地,上述步骤D1具体包括:

[0062] F1、在上述记忆神经网络中,通过注意力机制计算各个局部区域的短期时空特征向量对应的权重集合;

[0063] F2、分别利用各个短期时空特征向量对应的权重集合对上述P个基底向量进行加权,得到各个局部区域的长期时空特征向量。

[0064] 其中,每个权重集合中包括P个权重,P个权重与上述P个基底向量一一对应。通过注意力机制,计算各个局部区域的短期时空特征向量对应的权重集合。随后分别利用各个短期时空特征向量对应的权重集合对上述P个基底向量进行加权,得到各个局部区域的长期时空特征向量。举例来说,一个局部区域的短期时空特征向量对应的权重集合中包括三个权重,即权重 w_1 ,权重 w_2 和权重 w_3 ,上述记忆矩阵中包括三个基底向量,即 e_1 、 e_2 和 e_3 ,其中, w_1 与 e_1 对应, w_2 与 e_2 对应, w_3 与 e_3 对应,通过权重集合中的 w_1 、 w_2 和 w_3 对基底向量 e_1 、 e_2 和 e_3 加权,得到该局部区域的长期时空特征向量 $e = w_1e_1 + w_2e_2 + w_3e_3$ 。

[0065] 图2示出了本申请实施例提供的预测模型的结构图。图2中的多个流量分布矩阵包括三种,分别为最近历史时间段的交通流量生成的流量分布矩阵(如图2中的流量分布矩阵1)、日间隔历史时间段的交通流量生成的流量分布矩阵(如图2中的流量分布矩阵2)和周间隔历史时间段的交通流量生成的流量分布矩阵(如图2中的流量分布矩阵3)。将多个流量分布矩阵合并输入到特征提取神经网络中,由于各个子特征提取神经网络的结构均相同,图2中特征提取神经网络仅示出了一个子特征提取神经网络的结构。在一个子特征提取神经网络中,首先将子特征提取神经网络的输入与各个局部区域的位置特征向量进行特征融合得到融合特征,然后将融合特征分别输入到子特征提取神经网络中的各个卷积神经网络(如

图2中的卷积神经网络1、卷积神经网络2和卷积神经网络3)中,对于各个卷积神经网络的输出,通过 1×1 卷积合并得到各个局部区域的子短期时空特征向量,最后将各个局部区域的子短期时空特征向量与子特征提取神经网络的输入相加求和,作为下一子特征提取神经网络的输入。特征提取神经网络的输出为各个局部区域的短期时空特征向量。将各个局部区域的短期时空特征向量输入到记忆神经网络中。对于任意一个局部区域的短期时空特征向量,上述记忆神经网络首先通过注意力机制计算该局部区域的短期时空特征向量对应的权重集合,然后通过权重集合对上述记忆矩阵中的基底向量进行加权,得到该局部区域的长期时空特征向量。当上述记忆神经网络获取到各个局部区域的长期时空特征向量时,对各个局部区域的长期时空特征向量进行 1×1 卷积操作,整体预测出各个局部区域在待预测时间段的预测交通流量。

[0066] 由上可见,本申请方案中,将待预测区域划分为至少一个局部区域,获取各个局部区域在历史时间段的交通流量;并由各个交通流量组合生成至少一个流量分布矩阵;将至少一个流量分布矩阵输入到训练后的预测模型中,其中,上述预测模型中包括有训练得到的各个局部区域的位置特征向量,通过各个局部区域的位置特征向量,上述预测模型可以感知各个局部区域在上述待预测区域中的位置,从而得到各个局部区域的预测交通流量。本申请方案可以利用待预测区域中各个局部区域的位置信息,提高待预测区域的交通流量预测的准确性。

[0067] 应理解,上述实施例中各步骤的序号的大小并不意味着执行顺序的先后,各过程的执行顺序应以其功能和内在逻辑确定,而不对本申请实施例的实施过程构成任何限定。

[0068] 图3示出了本申请实施例提供的一种交通流量分布预测装置的结构示意图,为了便于说明,仅示出了与本申请实施例相关的部分。

[0069] 该交通流量分布预测装置300包括:

[0070] 局部区域确定单元301,用于将待预测区域划分为至少一个局部区域;

[0071] 历史交通流量获取单元302,用于获取各个局部区域在待预测时间段之前预设的至少一个历史时间段内的交通流量;

[0072] 流量分布矩阵生成单元303,用于根据各个交通流量生成至少一个流量分布矩阵,其中,每个交通流量作为流量分布矩阵中的一个元素,在同一历史时间段内的各个局部区域的交通流量属于同一流量分布矩阵;

[0073] 预测单元304,用于将上述至少一个流量分布矩阵输入至训练后的预测模型,得到各个局部区域的预测交通流量,其中,上述预测模型基于上述至少一个流量分布矩阵和各个局部区域的位置特征向量预测出各个局部区域的预测交通流量,每个位置特征向量通过训练上述预测模型得到,用于表示对应的局部区域在上述待预测区域中的位置。

[0074] 可选地,上述预测模型包括特征提取神经网络和记忆神经网络,上述预测单元304还包括:

[0075] 短期特征提取子单元,用于根据上述至少一个流量分布矩阵和各个局部区域的位置特征向量,利用上述特征提取神经网络提取各个局部区域的短期时空特征向量;

[0076] 长期特征提取子单元,用于根据各个局部区域的短期时空特征向量,利用上述记忆神经网络得到各个局部区域的长期时空特征向量;

[0077] 整体预测子单元,用于根据上述预测模型对得到的各个局部区域的长期时空特征向量进行 1×1 卷积,得到各个局部区域的预测交通流量。

[0078] 可选地,上述特征提取神经网络包括依次连接的至少一个子特征提取神经网络,上述短期特征提取子单元还包括:

[0079] 特征融合子单元,用于在当前子特征提取神经网络中,将各个位置特征向量与当前子特征提取神经网络的输入进行特征融合,得到融合特征,其中,第一个子特征提取神经网络的输入为上述至少一个流量分布矩阵;

[0080] 子短期特征提取子单元,用于根据上述当前子特征提取神经网络,从上述融合特征中提取各个局部区域的子短期时空特征向量;

[0081] 残差连接子单元,用于利用残差连接,将上述当前子特征提取神经网络提取到的各个局部区域的子短期时空特征向量与上述当前子特征提取神经网络的输入求和,作为下一子特征提取神经网络的输入;

[0082] 短期特征确定子单元,用于将最后一个子特征提取神经网络提取到的各个局部区域的子短期时空特征向量作为上述特征提取神经网络所提取到的各个局部区域的短期时空特征向量。

[0083] 可选地,每个子特征提取神经网络中包括至少一个卷积神经网络,上述子短期特征提取子单元还包括:

[0084] 融合特征分别输入子单元,用于将上述融合特征分别输入到上述当前子特征提取神经网络的各个卷积神经网络中;

[0085] 卷积输出合并子单元,用于根据上述各个卷积神经网络的输出,通过 1×1 卷积得到各个局部区域的子短期时空特征向量。

[0086] 可选地,上述长期特征提取子单元还包括:

[0087] 记忆矩阵获取特征子单元,用于根据各个局部区域的短期时空特征向量,利用上述记忆神经网络从记忆矩阵中获取各个局部区域的长期时空特征向量,其中,上述记忆矩阵通过训练上述预测模型得到,上述记忆矩阵中包括P个基底向量,每个长期时空特征向量为上述P个基底向量的线性组合,P为正整数。

[0088] 可选地,上述记忆矩阵获取特征子单元还包括:

[0089] 注意力权重计算子单元,用于在上述记忆神经网络中,通过注意力机制计算各个局部区域的短期时空特征向量对应的权重集合,其中,每个权重集合中包括P个权重;

[0090] 基底加权子单元,用于分别利用各个短期时空特征向量对应的权重集合对上述P个基底向量进行加权,得到各个局部区域的长期时空特征向量。

[0091] 可选地,存在至少三个历史时间段,上述至少三个历史时间段中包括至少一个最近历史时间段、至少一个日间隔历史时间段和至少一个周间隔历史时间段,其中,上述最近历史时间段为以上述待预测时间段的时间长度为间隔的时间段序列,上述日间隔历史时间段为以一天为间隔的时间段序列,上述周间隔历史时间段为以一周为间隔的时间段序列。

[0092] 由上可见,本申请方案中,将待预测区域划分为至少一个局部区域,获取各个局部区域在历史时间段的交通流量;并由各个交通流量组合生成至少一个流量分布矩阵;将至少一个流量分布矩阵输入到训练后的预测模型中,其中,上述预测模型中包括有训练得到的各个局部区域的位置特征向量,通过各个局部区域的位置特征向量,上述预测模型可以

感知各个局部区域在上述待预测区域中的位置,从而得到各个局部区域的预测交通流量。本申请方案可以利用待预测区域中各个局部区域的位置信息,提高待预测区域的交通流量预测的准确性。

[0093] 图4为本申请一实施例提供的终端设备的结构示意图。如图4所示,该实施例的终端设备4包括:至少一个处理器40(图4中仅示出一个)、存储器41以及存储在上述存储器41中并可在上述至少一个处理器40上运行的计算机程序42,上述处理器40执行上述计算机程序42时实现以下步骤:

[0094] 将待预测区域划分为至少一个局部区域;

[0095] 获取各个局部区域在待预测时间段之前预设的至少一个历史时间段内的交通流量;

[0096] 根据各个交通流量生成至少一个流量分布矩阵,其中,每个交通流量作为流量分布矩阵中的一个元素,在同一历史时间段内的各个局部区域的交通流量属于同一流量分布矩阵;

[0097] 将上述至少一个流量分布矩阵输入至训练后的预测模型,得到各个局部区域的预测交通流量,其中,上述预测模型基于上述至少一个流量分布矩阵和各个局部区域的位置特征向量预测出各个局部区域的预测交通流量,每个位置特征向量通过训练上述预测模型得到,用于表示对应的局部区域在上述待预测区域中的位置。

[0098] 假设上述为第一种可能的实施方式,则在第一种可能的实施方式作为基础而提供的第二种可能的实施方式中,上述预测模型包括特征提取神经网络和记忆神经网络,上述将上述至少一个流量分布矩阵输入至训练后的预测模型,得到各个局部区域的预测交通流量,包括:

[0099] 根据上述至少一个流量分布矩阵和各个局部区域的位置特征向量,利用上述特征提取神经网络提取各个局部区域的短期时空特征向量;

[0100] 根据各个局部区域的短期时空特征向量,利用上述记忆神经网络得到各个局部区域的长期时空特征向量;

[0101] 根据上述预测模型对得到的各个局部区域的长期时空特征向量进行 1×1 卷积,得到各个局部区域的预测交通流量。

[0102] 在上述第二种可能的实施方式作为基础而提供的第三种可能的实施方式中,上述特征提取神经网络包括依次连接的至少一个子特征提取神经网络,上述根据上述至少一个流量分布矩阵和各个局部区域的位置特征向量,利用上述特征提取神经网络提取各个局部区域的短期时空特征向量,包括:

[0103] 在当前子特征提取神经网络中,将各个位置特征向量与当前子特征提取神经网络的输入进行特征融合,得到融合特征,其中,第一个子特征提取神经网络的输入为上述至少一个流量分布矩阵;

[0104] 根据上述当前子特征提取神经网络,从上述融合特征中提取各个局部区域的子短期时空特征向量;

[0105] 利用残差连接,将上述当前子特征提取神经网络提取到的各个局部区域的子短期时空特征向量与上述当前子特征提取神经网络的输入求和,作为下一子特征提取神经网络的输入;

[0106] 将最后一个子特征提取神经网络提取到的各个局部区域的子短期时空特征向量作为上述特征提取神经网络所提取到的各个局部区域的短期时空特征向量。

[0107] 在上述第三种可能的实施方式作为基础而提供的第四种可能的实施方式中,每个子特征提取神经网络中包括至少一个卷积神经网络,上述根据上述当前子特征提取神经网络,从上述融合特征中提取各个局部区域的子短期时空特征向量,包括:

[0108] 将上述融合特征分别输入到上述当前子特征提取神经网络的各个卷积神经网络中;

[0109] 根据上述各个卷积神经网络的输出,通过 1×1 卷积得到各个局部区域的子短期时空特征向量。

[0110] 在上述第二种可能的实施方式作为基础而提供的第五种可能的实施方式中,上述根据各个局部区域的短期时空特征向量,利用上述记忆神经网络得到各个局部区域的长期时空特征向量,包括:

[0111] 根据各个局部区域的短期时空特征向量,利用上述记忆神经网络从记忆矩阵中获取各个局部区域的长期时空特征向量,其中,上述记忆矩阵通过训练上述预测模型得到,上述记忆矩阵中包括P个基底向量,每个长期时空特征向量为上述P个基底向量的线性组合,P为正整数。

[0112] 在上述第五种可能的实施方式作为基础而提供的第六种可能的实施方式中,上述根据各个局部区域的短期时空特征向量,利用上述记忆神经网络从记忆矩阵中获取各个局部区域的长期时空特征向量,包括:

[0113] 在上述记忆神经网络中,通过注意力机制计算各个局部区域的短期时空特征向量对应的权重集合,其中,每个权重集合中包括P个权重;

[0114] 分别利用各个短期时空特征向量对应的权重集合对上述P个基底向量进行加权,得到各个局部区域的长期时空特征向量。

[0115] 在上述第一种可能的实施方式作为基础,或者上述第二种可能的实施方式作为基础,或者上述第三种可能的实施方式作为基础,或者上述第四种可能的实施方式作为基础,或者上述第五种可能的实施方式作为基础,或者上述第六种可能的实施方式作为基础而提供的第七种可能的实施方式中,存在至少三个历史时间段,上述至少三个历史时间段中包括至少一个最近历史时间段、至少一个日间隔历史时间段和至少一个周间隔历史时间段,其中,上述最近历史时间段为以上述待预测时间段的时间长度为间隔的时间段序列,上述日间隔历史时间段为以一天为间隔的时间段序列,上述周间隔历史时间段为以一周为间隔的时间段序列。

[0116] 上述终端设备4可以是桌上型计算机、笔记本、掌上电脑及云端服务器等计算设备。该终端设备可包括,但不仅限于,处理器40、存储器41。本领域技术人员可以理解,图4仅仅是终端设备4的举例,并不构成对终端设备4的限定,可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者不同的部件,例如还可以包括输入输出设备、网络接入设备等。

[0117] 所称处理器40可以是中央处理单元(Central Processing Unit,CPU),该处理器40还可以是其他通用处理器、数字信号处理器(Digital Signal Processor,DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,ASIC)、现成可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array,FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、

分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。

[0118] 上述存储器41在一些实施例中可以是上述终端设备4的内部存储单元,例如终端设备4的硬盘或内存。上述存储器41在另一些实施例中也可以是上述终端设备4的外部存储设备,例如上述终端设备4上配备的插接式硬盘,智能存储卡(Smart Media Card, SMC),安全数字(Secure Digital, SD)卡,闪存卡(Flash Card)等。进一步地,上述存储器41还可以既包括上述终端设备4的内部存储单元也包括外部存储设备。上述存储器41用于存储操作系统、应用程序、引导装载程序(BootLoader)、数据以及其他程序等,例如上述计算机程序的程序代码等。上述存储器41还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

[0119] 由上可见,本申请方案中,将待预测区域划分为至少一个局部区域,获取各个局部区域在历史时间段的交通流量;并由各个交通流量组合生成至少一个流量分布矩阵;将至少一个流量分布矩阵输入到训练后的预测模型中,其中,上述预测模型中包括有训练得到的各个局部区域的位置特征向量,通过各个局部区域的位置特征向量,上述预测模型可以感知各个局部区域在上述待预测区域中的位置,从而得到各个局部区域的预测交通流量。本申请方案可以利用待预测区域中各个局部区域的位置信息,提高待预测区域的交通流量预测的准确性。

[0120] 需要说明的是,上述装置/单元之间的信息交互、执行过程等内容,由于与本申请方法实施例基于同一构思,其具体功能及带来的技术效果,具体可参见方法实施例部分,此处不再赘述。

[0121] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为了描述的方便和简洁,仅以上述各功能单元、模块的划分进行举例说明,实际应用中,可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能单元、模块完成,即将上述装置的内部结构划分成不同的功能单元或模块,以完成以上描述的全部或者部分功能。实施例中的各功能单元、模块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,也可以采用软件功能单元的形式实现。另外,各功能单元、模块的具体名称也只是为了便于相互区分,并不用于限制本申请的保护范围。上述系统中单元、模块的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0122] 本申请实施例还提供了一种计算机可读存储介质,上述计算机可读存储介质存储有计算机程序,上述计算机程序被处理器执行时实现上述各个方法实施例中的步骤。

[0123] 本申请实施例提供了一种计算机程序产品,当计算机程序产品在终端设备上运行时,使得终端设备执行上述各个方法实施例中的步骤。

[0124] 上述集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读存储介质中。基于这样的理解,本申请实现上述实施例方法中的全部或部分流程,可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,上述的计算机程序可存储于一计算机可读存储介质中,该计算机程序在被处理器执行时,可实现上述各个方法实施例的步骤。其中,上述计算机程序包括计算机程序代码,上述计算机程序代码可以为源代码形式、对象代码形式、可执行文件或某些中间形式等。上述计算机可读介质至少可以包括:能够将计算机程序代码携带到终端设备的任何实体或装置、记录介质、计算机存储器、只读存储器(ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM, Random Access Memory)、

电载波信号、电信信号以及软件分发介质。例如U盘、移动硬盘、磁碟或者光盘等。在某些司法管辖区,根据立法和专利实践,计算机可读介质不可以是电载波信号和电信信号。

[0125] 在上述实施例中,对各个实施例的描述都各有侧重,某个实施例中未详述或记载的部分,可以参见其它实施例的相关描述。

[0126] 本领域普通技术人员可以意识到,结合本文中所公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤,能够以电子硬件、或者计算机软件和电子硬件的结合来实现。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行,取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本申请的范围。

[0127] 在本申请所提供的实施例中,应该理解到,所揭露的装置/网络设备和/或方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置/网络设备实施例仅仅是示意性的,例如,上述模块或单元的划分,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,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通讯连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通讯连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0128] 上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。

[0129] 以上实施例仅用以说明本申请的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本申请各实施例技术方案的精神和范围,均应包含在本申请的保护范围之内。

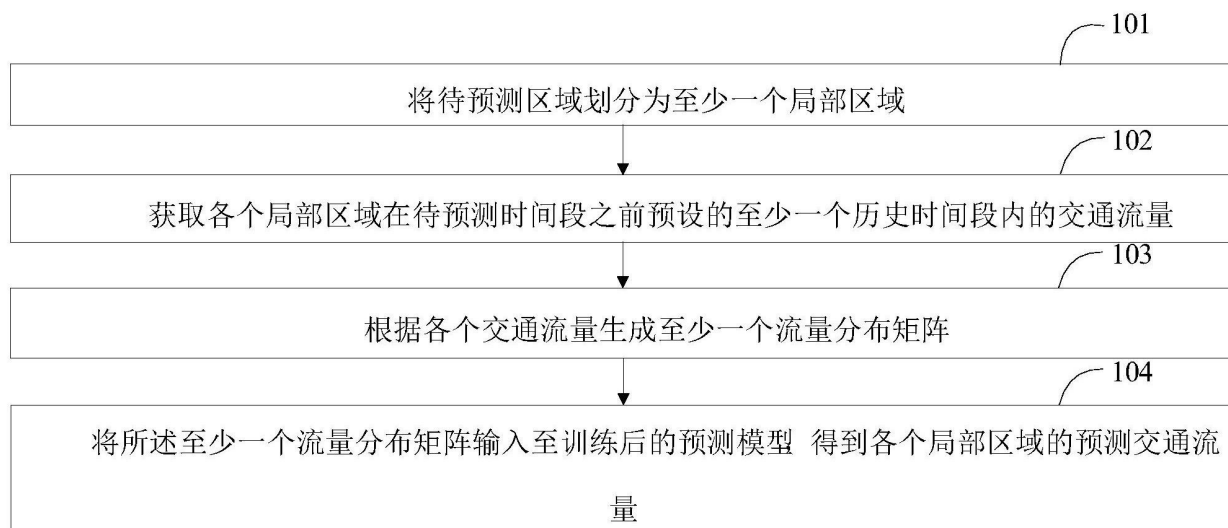


图1

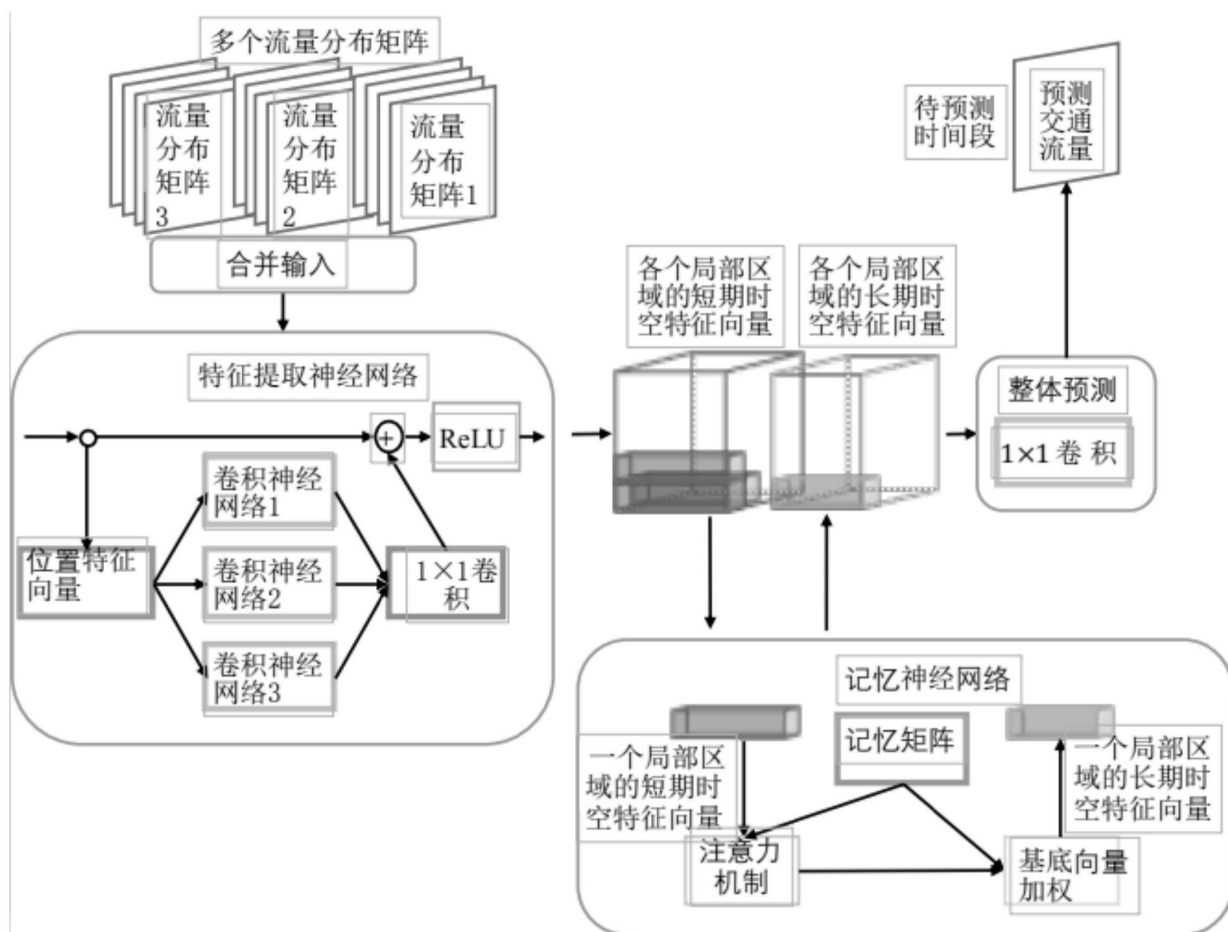


图2

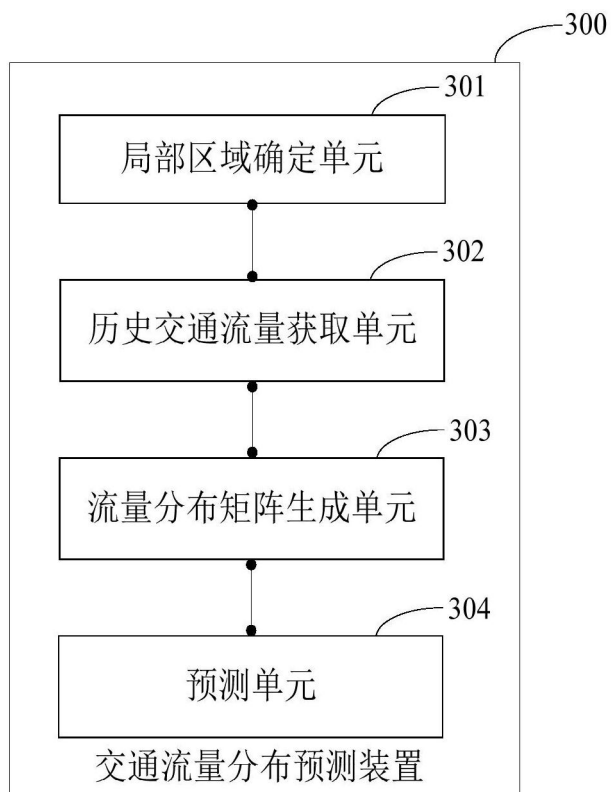


图3

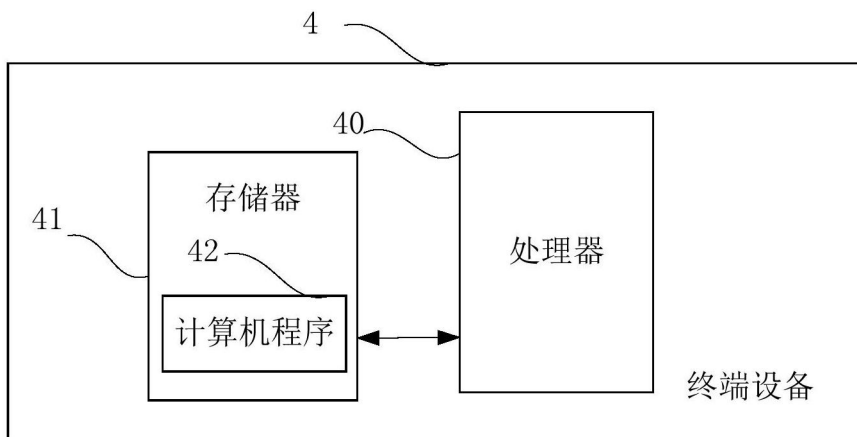


图4