



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113239198 B

(45) 授权公告日 2023. 10. 31

(21) 申请号 202110537125.8

(22) 申请日 2021.05.17

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 113239198 A

(43) 申请公布日 2021.08.10

(73) 专利权人 中南大学
地址 410000 湖南省长沙市岳麓区麓山南路932号

(72) 发明人 唐进君 曾捷

(74) 专利代理机构 深圳市沈合专利代理事务所
(特殊普通合伙) 44373
专利代理师 沈祖锋

(51) Int. Cl.
G06F 16/35 (2019.01)
G06F 16/36 (2019.01)
G06Q 10/04 (2023.01)
G06Q 50/30 (2012.01)
G07C 9/29 (2020.01)

(56) 对比文件

CN 112686428 A, 2021.04.20
CN 107291668 A, 2017.10.24
CN 110019568 A, 2019.07.16
CN 112418696 A, 2021.02.26
CN 109584552 A, 2019.04.05
CN 109308543 A, 2019.02.05
CN 108564227 A, 2018.09.21
CN 110941767 A, 2020.03.31
CN 111160471 A, 2020.05.15
CN 111915090 A, 2020.11.10
CN 105489056 A, 2016.04.13
US 2019122111 A1, 2019.04.25
US 2015348068 A1, 2015.12.03

陈镇元. 基于图卷积神经网络的地铁客流预测方法.《科学技术创新》.2021, (第3期), 第88-89页.

(续)

审查员 彭傲雪

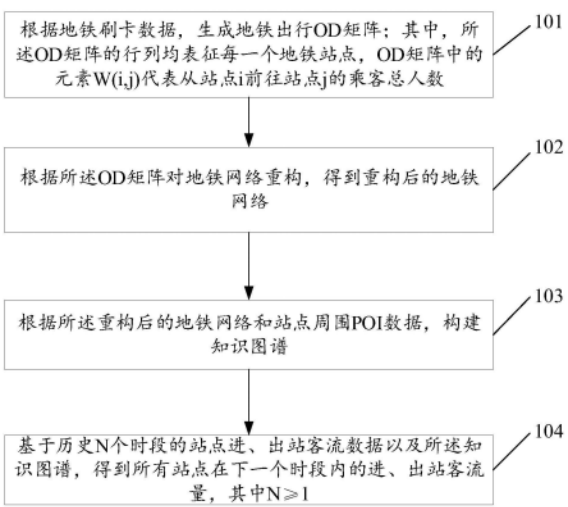
权利要求书2页 说明书9页 附图5页

(54) 发明名称

一种地铁客流预测方法、装置及计算机存储介质

(57) 摘要

本发明实施例公开了一种地铁客流预测方法、装置及计算机存储介质,根据地铁刷卡数据,生成地铁出行OD矩阵;其中,OD矩阵的行列均表征每一个地铁站点,OD矩阵中的元素 $W(i,j)$ 代表从站点 i 前往站点 j 的乘客总人数;根据OD矩阵对地铁网络重构,得到重构后的地铁网络;根据重构后的地铁网络和站点周围POI数据,构建知识图谱;基于历史 N 个时段的站点进、出站客流数据以及知识图谱,得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量,其中 $N \geq 1$;如此,能够有效实现地铁网络中各站点短时客流量的准确预测,上述装置可以用于实时显示各站点的进、出站客流量现状以及未来变化趋势,从而辅助营运部门开展针对性的管控措施。



CN 113239198 B

[接上页]

(56) 对比文件

Jie Zeng等. Combining knowledge graph into metro passenger flow prediction: A split-attention relational graph convolutional network.《Expert Systems with Applications》.2023,第213卷第1-18页.

Yong Han等. Predicting Station-Level Short-Term Passenger Flow in a Citywide Metro Network Using Spatiotemporal Graph Convolutional Neural Networks.《ISPRS International Journal of Geo-Information》.2019,第1-25页.

1. 一种地铁客流预测方法,其特征在于,包括:

根据地铁刷卡数据,生成地铁出行OD矩阵;其中,所述OD矩阵的行列均表征每一个地铁站点,OD矩阵中的元素 $W(i, j)$ 代表从站点 i 前往站点 j 的乘客总人数;

根据所述OD矩阵对地铁网络重构,得到重构后的地铁网络;

根据所述重构后的地铁网络和站点周围POI数据,构建知识图谱;

基于历史 M 个时段的站点进、出站客流数据以及所述知识图谱,得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量,其中 $M \geq 1$;

所述根据所述OD矩阵对地铁网络重构,得到重构后的地铁网络,包括:

初始化一个包含 N 个孤立节点的拓扑网络;其中,每一个节点代表一个簇,并利用每两个簇之间第一OD客流作为簇之间的相似度;

识别相似度满足第一预设条件的两个簇,并分别计算两簇的平均相似度,若所述平均相似度满足阈值要求,在两簇中满足要求的至多 k 对节点之间添加连接边;其中, $k \geq 1$;

提取所述拓扑网络中所有互不连通的子图,并将所述子图中所有节点放在同一簇中;

更新簇的数量以及各簇之间的相似度;

确认所述簇的数量为1,得到所述重构后的地铁网络;

所述根据所述重构后的地铁网络和站点周围POI数据,构建知识图谱,包括:

将站点周围POI数据进行分类;

提取各地铁站点周围预设范围内所有POI类别的总数;

计算每一POI类别在地铁站周围的分布频率;

将所述分布频率最高的POI类别作为每一地铁站点的语义类别;

输入所述重构后的地铁网络,得到知识图谱;

所述基于历史 M 个时段的站点进、出站客流数据以及所述知识图谱,得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量,其中 $M \geq 1$,包括:

基于知识图谱和关系图卷积神经网络与分离注意力机制构建图卷积网络;

通过历史客流数据对所述图卷积网络进行训练,得到训练后的图卷积网络;

将基于历史 M 个时段的站点进、出站客流数据输入所述训练后的图卷积网络,得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量,其中 $M \geq 1$ 。

2. 根据权利要求1所述的地铁客流预测方法,其特征在于,所述根据地铁刷卡数据,生成地铁出行OD矩阵,包括:

生成初始OD矩阵 $W \in R^{N \times N}$,其中 N 代表地铁网络中的站点总数;

根据所述地铁刷卡数据,获取每一位乘客的全部刷卡记录;

根据刷卡的时间先后顺序,将每一乘客的每一对进、出站刷卡记录进行配对;

遍历所有的配对刷卡记录,得到乘客每一次出行过程中的起点站 i 与终点站 j ,从而对所述初始矩阵更新,得到地铁出行OD矩阵。

3. 一种地铁客流预测装置,其特征在于,包括:

数据生成模块,根据地铁刷卡数据,生成地铁出行OD矩阵;其中,所述OD矩阵的行列均表征每一个地铁站点,OD矩阵中的元素 $W(i, j)$ 代表从站点 i 前往站点 j 的乘客总人数;

网络重构模块,根据所述OD矩阵对地铁网络重构,得到重构后的地铁网络;包括:初始化一个包含 N 个孤立节点的拓扑网络;其中,每一个节点代表一个簇,并利用每两个簇之间

第一OD客流作为簇之间的相似度;识别相似度满足第一预设条件的两个簇,并分别计算两簇的平均相似度,若所述平均相似度满足阈值要求,在两簇中满足要求的至多 k 对节点之间添加连接边;其中, $k \geq 1$;提取所述拓扑网络中所有互不连通的子图,并将所述子图中所有节点放在同一簇中;更新簇的数量以及各簇之间的相似度;确认所述簇的数量为1,得到所述重构后的地铁网络;

知识图谱构建模块,根据所述重构后的地铁网络和站点周围POI数据,构建知识图谱;包括:将站点周围POI数据进行分类;提取各地铁站点周围预设范围内所有POI类别的总数;计算每一POI类别在地铁站周围的分布频率;将所述分布频率最高的POI类别作为每一地铁站点的语义类别;输入所述重构后的地铁网络,得到知识图谱;

客流数据预测模块,基于历史 M 个时段的站点进、出站客流数据以及所述知识图谱,得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量,其中 $M \geq 1$,包括:基于知识图谱和关系图卷积神经网络与分离注意力机制构建图卷积网络;通过历史客流数据对所述图卷积网络进行训练,得到训练后的图卷积网络;将基于历史 M 个时段的站点进、出站客流数据输入所述训练后的图卷积网络,得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量,其中 $M \geq 1$ 。

4.一种地铁客流预测装置,其特征在于,包括:处理器和用于存储能够在处理器上运行的计算机程序的存储器,

其中,所述处理器用于运行所述计算机程序时,实现权利要求1至2任一项所述地铁客流预测方法。

5.一种计算机存储介质,其特征在于,存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时,实现权利要求1至2任一项所述地铁客流预测方法。

一种地铁客流预测方法、装置及计算机存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及地铁客流预测领域,尤其涉及一种地铁客流预测方法、装置及计算机存储介质。

背景技术

[0002] 我国大多数城市都遭受着交通拥堵、尾气污染等诸多城市病问题的影响,严重降低了居民的生活质量与出行体验。近年来,大力发展城市公共交通系统被视为是解决这一系列城市病问题的有效对策,并且已有大量的城市选择了以公共交通为导向的开发(transit-oriented development, TOD)作为城市规划与未来发展的准则。由于地铁具有容量大、速度快、占地面积小等诸多优势,常常被视为是最值得发展的一种城市公共交通方式。地铁的诸多优势导致其所吸引的出行需求快速增长,但是客流量的大幅增加却致使旅客出行需求与地铁运输服务水平之间的矛盾日益凸显。乘客在乘坐地铁的过程中,常常会遭遇排队、拥挤等现象,降低了地铁对于乘客出行的吸引力。大量研究表明,对于短时地铁客流的准确预测是站内旅客人数动态管控、运力资源合理配置以及乘客出行方式选择等诸多应用的基础,因此,近年来大量地铁客流预测方法应运而生。

[0003] 然而,现有研究很少考虑“隧道效应”等地铁出行行为以及用地性质对于出行需求的影响,从而难以充分提取得到地铁网络层级的客流复杂时空相关性。此外,由于每个地铁站点均存在着进、出站两种不同类型的客流,在整个地铁网络上这两种客流同样存在着密切的关联性,但是二者之间的相关性尚未得到挖掘。以上的这些不足导致现有方法的预测精度不高,难以满足客流动态管控的实际应用需求。

发明内容

[0004] 有鉴于此,本发明实施例提供了一种地铁客流预测方法、装置及计算机存储介质,以地铁进、出站刷卡数据为基础,能够准确实现网络级短时客流预测。

[0005] 为达到上述目的,本发明的技术方案是这样实现的:

[0006] 第一方面,本发明实施例提供了一种地铁客流预测方法,包括:

[0007] 根据地铁刷卡数据,生成地铁出行OD矩阵;其中,所述OD矩阵的行列均表征每一个地铁站点,OD矩阵中的元素 $W(i, j)$ 代表从站点 i 前往站点 j 的乘客总人数;

[0008] 根据所述OD矩阵对地铁网络重构,得到重构后的地铁网络;

[0009] 根据所述重构后的地铁网络和站点周围POI数据,构建知识图谱;

[0010] 基于历史 N 个时段的站点进、出站客流数据以及所述知识图谱,得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量,其中 $N \geq 1$ 。

[0011] 其中,所述根据地铁刷卡数据,生成地铁出行OD矩阵,包括:

[0012] 生成初始OD矩阵 $W \in R^{N \times N}$,其中 N 代表地铁网络中的站点总数;

[0013] 根据所述地铁刷卡数据,获取每一位乘客的全部刷卡记录;

[0014] 根据刷卡的时间先后顺序,将每一乘客的每一对进、出站刷卡记录进行配对;

[0015] 遍历所有的配对刷卡记录,得到乘客每一次出行过程中的起点站 i 与终点站 j ,从而对所述初始矩阵更新,得到地铁出行OD矩阵。

[0016] 其中,所述根据所述OD矩阵对地铁网络重构,得到重构后的地铁网络,包括:

[0017] 初始化一个包含 N 个孤立节点的拓扑网络;其中,每一个节点代表一个簇,并利用每两个簇之间第一OD客流作为簇之间的相似度;

[0018] 识别相似度满足第一预设条件的两个簇,并分别计算两簇的平均相似度,若所述平均相似度满足阈值要求,在两簇中满足要求的至多 k 对节点之间添加连接边;其中, $k \geq 1$;

[0019] 提取所述拓扑网络中所有互不连通的子图,并将所述子图中所有节点放在同一簇中;

[0020] 更新簇的数量以及各簇之间的相似度;

[0021] 确认所述簇的数量为1,得到所述重构后的地铁网络。

[0022] 其中,所述根据所述重构后的地铁网络和站点周围POI数据,构建知识图谱,包括:

[0023] 将站点周围POI数据进行分类;

[0024] 提取各地铁站点周围预设范围内所有POI类别的总数;

[0025] 计算每一POI类别在地铁站周围的分布频率;

[0026] 将所述分布频率最高的POI类别作为每一地铁站点的语义类别;

[0027] 输入所述重构后的地铁网络,得到知识图谱。

[0028] 其中,所述基于历史 N 个时段的站点进、出站客流数据以及所述知识图谱,得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量,其中 $N \geq 1$,包括:

[0029] 基于知识图谱和关系图卷积神经网络与分离注意力机制构建图卷积网络;

[0030] 通过历史客流数据对所述图卷积网络进行训练,得到训练后的图卷积网络;

[0031] 将基于历史 N 个时段的站点进、出站客流数据输入所述训练后的图卷积网络,得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量,其中 $N \geq 1$ 。

[0032] 第二方面,本发明实施例提供了一种地铁客流预测装置,包括:

[0033] 数据生成模块,根据地铁刷卡数据,生成地铁出行OD矩阵;其中,所述OD矩阵的行列均表征每一个地铁站点,OD矩阵中的元素 $W(i, j)$ 代表从站点 i 前往站点 j 的乘客总人数;

[0034] 网络重构模块,根据所述OD矩阵对地铁网络重构,得到重构后的地铁网络;

[0035] 知识图谱构建模块,根据所述重构后的地铁网络和站点周围POI数据,构建知识图谱;

[0036] 客流数据预测模块,基于历史 N 个时段的站点进、出站客流数据以及所述知识图谱,得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量,其中 $N \geq 1$ 。

[0037] 第三方面,本发明实施例提供了一种地铁客流预测装置,所述装置包括:处理器和用于存储能够在处理器上运行的计算机程序的存储器,

[0038] 其中,所述处理器用于运行所述计算机程序时,实现第一方面所述地铁客流预测方法。

[0039] 第四方面,本发明实施例提供了一种计算机存储介质,存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时,实现第一方面所述地铁客流预测方法。

[0040] 本发明实施例提供了一种地铁客流预测方法、装置及计算机存储介质,根据地铁刷卡数据,生成地铁出行OD矩阵;其中,所述OD矩阵的行列均表征每一个地铁站点,OD矩阵

中的元素 $W(i, j)$ 代表从站点 i 前往站点 j 的乘客总人数；根据所述OD矩阵对地铁网络重构，得到重构后的地铁网络；根据所述重构后的地铁网络和站点周围POI数据，构建知识图谱；基于历史 N 个时段的站点进、出站客流数据以及所述知识图谱，得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量，其中 $N \geq 1$ ；如此，能够有效实现地铁网络中各站点短时客流量的准确预测，上述装置作为地铁客流信息分析平台，可以服务于地铁营运部门的数据分析与可视化系统，用于实时显示各站点的进、出站客流量现状以及未来变化趋势，从而辅助营运部门开展针对性的管控措施。

附图说明

- [0041] 图1为本发明实施例提供的地铁客流预测方法的流程示意图；
- [0042] 图2为本发明实施例提供的地铁客流预测方法的输入矩阵的示意图；
- [0043] 图3为本发明实施例提供的地铁客流预测方法的算法流程示意图；
- [0044] 图4为本发明实施例提供的客流特征分解的示意图；
- [0045] 图5为本发明实施例提供的图卷积网络的结构示意图；
- [0046] 图6为本发明实施例提供的地铁客流预测装置的结构示意图；
- [0047] 图7为本发明实施例提供的另一地铁客流预测装置的结构示意图。

具体实施方式

[0048] 下面结合说明书附图及具体实施例对本发明技术方案做进一步的详细阐述。除非另有定义，本文所使用的所有的技术和科学术语与属于本发明的技术领域的技术人员通常理解的含义相同。本文中在本发明的说明书中所使用的术语只是为了描述具体的实施例的目的，不是旨在于限制本发明。本文所使用的术语“和/或”包括一个或多个相关的所列项目的任意的和所有的组合。

[0049] 参见图1，为本发明实施例提供的一种地铁客流预测方法，该地铁客流预测方法可以适用于对地铁中任一站点的客流量进行预测的情况，该地铁客流预测方法可以由本发明实施例提供的一种地铁客流预测装置来执行，该地铁客流预测装置可以采用软件和/或硬件的方式来实现，在具体应用中，该地铁客流预测装置可以具体是台式电脑、笔记本电脑、智能手机、个人数字助理、平板电脑等终端。所述地铁客流预测方法包括以下步骤：

[0050] 步骤101：根据地铁刷卡数据，生成地铁出行OD矩阵；其中，所述OD矩阵的行列均表征每一个地铁站点，OD矩阵中的元素 $W(i, j)$ 代表从站点 i 前往站点 j 的乘客总人数；

[0051] 这里，OD (ORIGIN DESTINATION) 矩阵以所有交通分区按行 (起点区) 与列 (讫点区) 排序，以任意两分区之间的居民或车辆出行量 (OD量) 为元素的矩阵，OD矩阵是源点-终点矩阵的英文缩写，所谓的点其实是一片交通划分的区域，而该矩阵中的数据就是从区域A到区域B的交通流量，其实就相当于你从一个地方到另外一个地方的路径上的拥堵程度。

[0052] 步骤102：根据所述OD矩阵对地铁网络重构，得到重构后的地铁网络；

[0053] 步骤103：根据所述重构后的地铁网络和站点周围POI数据，构建知识图谱；

[0054] 步骤104：基于历史 N 个时段的站点进、出站客流数据以及所述知识图谱，得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量，其中 $N \geq 1$ 。

[0055] 本发明上述实施例中，根据地铁刷卡数据，生成地铁出行OD矩阵；其中，所述OD矩

阵的行列均表征每一个地铁站点,OD矩阵中的元素 $W(i, j)$ 代表从站点 i 前往站点 j 的乘客总人数;根据所述OD矩阵对地铁网络重构,得到重构后的地铁网络;根据所述重构后的地铁网络和站点周围POI数据,构建知识图谱;基于历史 N 个时段的站点进、出站客流量数据以及所述知识图谱,得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量,其中 $N \geq 1$;如此,能够有效实现地铁网络中各站点短时客流量的准确预测,用于实时显示各站点的进、出站客流量现状以及未来变化趋势,从而辅助营运部门开展针对性的管控措施。具体地,这里,对于地铁营运部门主要包括:降低站内及车厢拥挤度、合理配置运力资源以及对于突发大客流的提前预警等。对于乘客主要包括:避免出行过程中的拥挤、协助乘客合理规划出行方式以及减少候车时间(营运部门可根据未来变化情况实时调整运营时刻表,从而使得乘客的候车时间有所减少)等。

[0056] 在一实施方式中,所述根据地铁刷卡数据,生成地铁出行OD矩阵,包括:

[0057] 生成初始OD矩阵 $W \in R^{N \times N}$,其中 N 代表地铁网络中的站点总数;

[0058] 根据所述地铁刷卡数据,获取每一位乘客的全部刷卡记录;

[0059] 根据刷卡的时间先后顺序,将每一乘客的每一对进、出站刷卡记录进行配对;

[0060] 遍历所有的配对刷卡记录,得到乘客每一次出行过程中的起点站 i 与终点站 j ,从而对所述初始矩阵更新,得到地铁出行OD矩阵。

[0061] 这里,参见图2,假设客流矩阵的维度为 $R^{N \times M}$,其中 N 表示地铁站点数量, M 表示历史时间点的总数。以一个月(30天)6:00-23:00的刷卡数据为例,将客流按照10分钟的时间间隔统计,则一小时内共有6个时段,此时 $M = 6 \times (23 - 6) \times 30 = 3360$ 。例如,利用先前12个时段的客流数据预测未来1个时段的客流数据,则训练矩阵共有 $M - 12$ 个输入矩阵,其中,每一个输入矩阵 $X_t \in R^{N \times (2 \times T)}$,其对应的预测目标为 $Y_t \in R^{N \times 2}$ 。其中 N 表示站点总数, $T = 12$ 表示前序若干个时段, $2 \times T$ 表示所使用到的训练数据为先前 T 个时段的进站客流与出站客流。所以,输入矩阵的行表征地铁站点,列表示前序时段数量。例如,当 $T = 12$ 时,如果预测目标为地铁网络内部所有站点在8:00-8:10期间的进站客流与出站客流,则输入矩阵为 N 个站点在6:00-8:00之间的12个时段(每10分钟为1个时段)的进站客流与出站客流。

[0062] 在一实施方式中,所述根据所述OD矩阵对地铁网络重构,得到重构后的地铁网络,包括:

[0063] 初始化一个包含 N 个孤立节点的拓扑网络;其中,每一个节点代表一个簇,并利用每两个簇之间第一OD客流作为簇之间的相似度;

[0064] 识别相似度满足第一预设条件的两个簇,并分别计算两簇的平均相似度,若所述平均相似度满足阈值要求,在两簇中满足要求的至多 k 对节点之间添加连接边;其中, $k \geq 1$;

[0065] 提取所述拓扑网络中所有互不连通的子图,并将所述子图中所有节点放在同一簇中;

[0066] 更新簇的数量以及各簇之间的相似度;

[0067] 确认所述簇的数量为1,得到所述重构后的地铁网络。

[0068] 这里,第一步,初始化一个只包含 N 个孤立节点的拓扑网络。其中,每一个节点代表一个簇,并利用每两个簇之间最大的OD客流作为簇之间的相似度。第二步,识别相似度最高的两个簇,并分别计算两簇的平均相似度。如果平均相似度满足阈值要求,即在两簇中满足要求的至多 k 对节点之间添加连接边。第三步,提取网络中所有互不连通的子图,并将各子

图中所有节点放在同一簇中。第四步,更新簇的数量以及各簇之间的相似度。第五步,判断网络图中簇的数量是否为1。如果大于1,则返回第二步;否则,跳出循环,得到最终的有向图。

[0069] 在一实施方式中,所述根据所述重构后的地铁网络和站点周围POI数据,构建知识图谱,包括:

[0070] 将站点周围POI数据进行分类;

[0071] 提取各地铁站点周围预设范围内所有POI类别的总数;

[0072] 计算每一POI类别在地铁站周围的分布频率;

[0073] 将所述分布频率最高的POI类别作为每一地铁站点的语义类别;

[0074] 输入所述重构后的地铁网络,得到知识图谱。

[0075] 这里,将站点周围POI数据进行分类,具体可以是将所有POI数据归纳为5个类别:居民区、工业区、娱乐区、教育区以及交通区;提取各地铁站点周围预设范围内所有POI类别的总数可以是提取各地铁站点周围1km范围内所有POI类别的总数,计算各POI类别在地铁站周围的分布频率;将各地铁站周围1km内分布频率最高的POI类别作为该站的语义类别,从而将上述重构得到的有向图转化为知识图谱。

[0076] 在一实施方式中,所述基于历史N个时段的站点进、出站客流数据以及所述知识图谱,得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量,其中 $N \geq 1$,包括:

[0077] 基于知识图谱和关系图卷积神经网络与分离注意力机制构建图卷积网络;

[0078] 通过历史客流数据对所述图卷积网络进行训练,得到训练后的图卷积网络;

[0079] 将基于历史N个时段的站点进、出站客流数据输入所述训练后的图卷积网络,得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量,其中 $N \geq 1$

[0080] 这里,图卷积网络可以是一种分离注意力关系图卷积神经网络(SARGCN),在所构建的地铁知识图谱的基础上,用于实现大规模地铁网络中各站点进站客流与出站客流的准确预测。

[0081] 这里,参阅图3,主要由R-GCN网络、split-attention机制以及LSTM网络组成,并使用了残差连接用于提升模型的收敛性能。假设输入本模型的先进站、出站客流数据分别表示为 I_t 以及 O_t ,模型具体的计算步骤主要包括以下五个阶段。

[0082] 第一阶段,按照图4所示的特征分解过程,分别将 I_t 以及 O_t 按照时间维度分解为长期进站客流、中期进站客流、短期进站客流以及长期出站客流、中期出站客流、短期出站客流等6种客流。

[0083] 第二阶段,将分解得到的各组客流分别输入一个R-GCN模型,分别得到6组不同的输出特征。其中,各组输出特征能够反映不同时间维度下所挖掘得到的进站客流或出站客流的时空依赖性。

[0084] 第三阶段,将6组输出特征输入同一LSTM网络中,探究不同时间维度下的输出特征之间的时间依赖性。

[0085] 第四阶段,利用split-attention机制挖掘第三阶段的输出中的全局语义信息,同时该机制还可探究网络层级下进站客流与出站客流之间的关联性。split-attention机制的结构主要包括全局池化层、BP神经网络层以及softmax层。

[0086] 第五阶段,利用残差连接增强输入特征与输出特征之间的联系,提升深度学习模

型的收敛速度与预测稳定性。

[0087] 本发明所设计的SARGCN模型可视为被若干个SARGCN块堆叠而成，SARGCN块的具体结构参见图5所示。这种模块化的组成方式便于对模型结构进行更改，并且还能显著降低深度学习模型训练过程中的内存占用。

[0088] 基于前述实施例相同的发明构思，参见图6，其示出了本发明实施例提供的一种地铁客流预测装置组成，可以包括：数据生成模块10、网络重构模块20、知识图谱构建模块30和客流数据预测模块40；其中，

[0089] 数据生成模块10，根据地铁刷卡数据，生成地铁出行OD矩阵；其中，所述OD矩阵的行列均表征每一个地铁站点，OD矩阵中的元素 $W(i, j)$ 代表从站点 i 前往站点 j 的乘客总人数；

[0090] 网络重构模块20，根据所述OD矩阵对地铁网络重构，得到重构后的地铁网络；

[0091] 知识图谱构建模块30，根据所述重构后的地铁网络和站点周围POI数据，构建知识图谱；

[0092] 客流数据预测模块40，基于历史 N 个时段的站点进、出站客流数据以及所述知识图谱，得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量，其中 $N \geq 1$ 。

[0093] 综上，上述实施例提供的地铁客流预测装置中，根据地铁刷卡数据，生成地铁出行OD矩阵；其中，所述OD矩阵的行列均表征每一个地铁站点，OD矩阵中的元素 $W(i, j)$ 代表从站点 i 前往站点 j 的乘客总人数；根据所述OD矩阵对地铁网络重构，得到重构后的地铁网络；根据所述重构后的地铁网络和站点周围POI数据，构建知识图谱；基于历史 N 个时段的站点进、出站客流数据以及所述知识图谱，得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量，其中 $N \geq 1$ ；如此，能够有效实现地铁网络中各站点短时客流量的准确预测，上述装置作为地铁客流信息分析平台，可以服务于地铁营运部门的数据分析与可视化系统，用于实时显示各站点的进、出站客流量现状以及未来变化趋势，从而辅助营运部门开展针对性的管控措施。

[0094] 可选地，所述数据生成模块10还用于生成初始OD矩阵 $W \in \mathbb{R}^{N \times N}$ ，其中 N 代表地铁网络中的站点总数；

[0095] 根据所述地铁刷卡数据，获取每一位乘客的全部刷卡记录；

[0096] 根据刷卡的时间先后顺序，将每一乘客的每一对进、出站刷卡记录进行配对；

[0097] 遍历所有的配对刷卡记录，得到乘客每一次出行过程中的起点站 i 与终点站 j ，从而对所述初始矩阵更新，得到地铁出行OD矩阵。

[0098] 可选地，所述网络重构模块20还用于初始化一个包含 N 个孤立节点的拓扑网络；其中，每一个节点代表一个簇，并利用每两个簇之间第一OD客流作为簇之间的相似度；

[0099] 识别相似度满足第一预设条件的两个簇，并分别计算两簇的平均相似度，若所述平均相似度满足阈值要求，在两簇中满足要求的至多 k 对节点之间添加连接边；其中， $k \geq 1$ ；

[0100] 提取所述拓扑网络中所有互不连通的子图，并将所述子图中所有节点放在同一簇中；

[0101] 更新簇的数量以及各簇之间的相似度；

[0102] 确认所述簇的数量为1，得到所述重构后的地铁网络。

[0103] 可选地，所述知识图谱构建模块30还用于将站点周围POI数据进行分类；

[0104] 提取各地铁站点周围预设范围内所有POI类别的总数；

- [0105] 计算每一POI类别在地铁站周围的分布频率；
- [0106] 将所述分布频率最高的POI类别作为每一地铁站点的语义类别；
- [0107] 输入所述重构后的地铁网络，得到知识图谱。
- [0108] 可选地，所述客流数据预测模块40还用于基于知识图谱和关系图卷积神经网络与分离注意力机制构建图卷积网络；
- [0109] 通过历史客流数据对所述图卷积网络进行训练，得到训练后的图卷积网络；
- [0110] 将基于历史N个时段的站点进、出站客流数据输入所述训练后的图卷积网络，得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量，其中 $N \geq 1$ 。
- [0111] 在另一实施方式中，如图7所示，还提供了一种计算机设备，包括：至少一个处理器210和用于存储能够在处理器210上运行的计算机程序的存储器211；其中，图7中示意的处理器210并非用于指代处理器的个数为一个，而是仅用于指代处理器相对其他器件的位置关系，在实际应用中，处理器的个数可以为一个或多个；同样，图7中示意的存储器211也是同样的含义，即仅用于指代存储器相对其他器件的位置关系，在实际应用中，存储器的个数可以为一个或多个。
- [0112] 其中，所述处理器210用于运行所述计算机程序时，执行如下步骤：
- [0113] 根据地铁刷卡数据，生成地铁出行OD矩阵；其中，所述OD矩阵的行列均表征每一个地铁站点，OD矩阵中的元素 $W(i, j)$ 代表从站点i前往站点j的乘客总人数；根据所述OD矩阵对地铁网络重构，得到重构后的地铁网络；根据所述重构后的地铁网络和站点周围POI数据，构建知识图谱；基于历史N个时段的站点进、出站客流数据以及所述知识图谱，得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量，其中 $N \geq 1$ 。
- [0114] 在一个可选的实施例中，所述处理器210还用于运行所述计算机程序时，执行如下步骤：
- [0115] 生成初始OD矩阵 $W \in R^{N \times N}$ ，其中N代表地铁网络中的站点总数；根据所述地铁刷卡数据，获取每一位乘客的全部刷卡记录；根据刷卡的时间先后顺序，将每一乘客的每一对进、出站刷卡记录进行配对；遍历所有的配对刷卡记录，得到乘客每一次出行过程中的起点站i与终点站j，从而对所述初始矩阵更新，得到地铁出行OD矩阵。
- [0116] 在一个可选的实施例中，所述处理器210还用于运行所述计算机程序时，执行如下步骤：
- [0117] 初始化一个包含N个孤立节点的拓扑网络；其中，每一个节点代表一个簇，并利用每两个簇之间第一OD客流作为簇之间的相似度；识别相似度满足第一预设条件的两个簇，并分别计算两簇的平均相似度，若所述平均相似度满足阈值要求，在两簇中满足要求的至多k对节点之间添加连接边；其中， $k \geq 1$ ；提取所述拓扑网络中所有互不连通的子图，并将所述子图中所有节点放在同一簇中；更新簇的数量以及各簇之间的相似度；确认所述簇的数量为1，得到所述重构后的地铁网络。
- [0118] 在一个可选的实施例中，所述处理器210还用于运行所述计算机程序时，执行如下步骤：
- [0119] 将站点周围POI数据进行分类；提取各地铁站点周围预设范围内所有POI类别的总数；计算每一POI类别在地铁站周围的分布频率；将所述分布频率最高的POI类别作为每一地铁站点的语义类别；输入所述重构后的地铁网络，得到知识图谱。

[0120] 该计算机设备还可以包括：至少一个网络接口212。发送端中的各个组件通过总线系统213耦合在一起。可理解，总线系统213用于实现这些组件之间的连接通信。总线系统213除包括数据总线之外，还包括电源总线、控制总线和状态信号总线。但是为了清楚说明起见，在图7中将各种总线都标为总线系统213。

[0121] 其中，存储器211可以是易失性存储器或非易失性存储器，也可包括易失性和非易失性存储器两者。其中，非易失性存储器可以是只读存储器(ROM, Read Only Memory)、可编程只读存储器(PROM, Programmable Read-Only Memory)、可擦除可编程只读存储器(EPROM, Erasable Programmable Read-Only Memory)、电可擦除可编程只读存储器(EEPROM, Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory)、磁性随机存取存储器(FRAM, ferromagnetic random access memory)、快闪存储器(Flash Memory)、磁表面存储器、光盘、或只读光盘(CD-ROM, Compact Disc Read-Only Memory)；磁表面存储器可以是磁盘存储器或磁带存储器。易失性存储器可以是随机存取存储器(RAM, Random Access Memory)，其用作外部高速缓存。通过示例性但不是限制性说明，许多形式的RAM可用，例如静态随机存取存储器(SRAM, Static Random Access Memory)、同步静态随机存取存储器(SSRAM, Synchronous Static Random Access Memory)、动态随机存取存储器(DRAM, Dynamic Random Access Memory)、同步动态随机存取存储器(SDRAM, Synchronous Dynamic Random Access Memory)、双倍数据速率同步动态随机存取存储器(DDRSDRAM, Double Data Rate Synchronous Dynamic Random Access Memory)、增强型同步动态随机存取存储器(ESDRAM, Enhanced Synchronous Dynamic Random Access Memory)、同步连接动态随机存取存储器(SLDRAM, SyncLink Dynamic Random Access Memory)、直接内存总线随机存取存储器(DRRAM, Direct Rambus Random Access Memory)。本发明实施例描述的存储器211旨在包括但不限于这些和任意其它适合类型的存储器。

[0122] 本发明实施例中的存储器211用于存储各种类型的数据以支持发送端的操作。这些数据的示例包括：用于在发送端上操作的任何计算机程序，如操作系统和应用程序。其中，操作系统包含各种系统程序，例如框架层、核心库层、驱动层等，用于实现各种基础业务以及处理基于硬件的任务。应用程序可以包含各种应用程序，用于实现各种应用业务。这里，实现本发明实施例方法的程序可以包含在应用程序中。

[0123] 本实施例还提供了一种计算机存储介质，例如包括存储有计算机程序的存储器211，上述计算机程序可由发送端中的处理器210执行，以完成前述方法所述步骤。计算机存储介质可以是FRAM、ROM、PROM、EPROM、EEPROM、Flash Memory、磁表面存储器、光盘、或CD-ROM等存储器；也可以是包括上述存储器之一或任意组合的各种设备，如智能手机、平板电脑、笔记本电脑等。一种计算机存储介质，所述计算机存储介质中存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器运行时，执行如下步骤：

[0124] 其中，所述处理器210用于运行所述计算机程序时，执行如下步骤：

[0125] 根据地铁刷卡数据，生成地铁出行OD矩阵；其中，所述OD矩阵的行列均表征每一个地铁站点，OD矩阵中的元素 $W(i, j)$ 代表从站点 i 前往站点 j 的乘客总人数；根据所述OD矩阵对地铁网络重构，得到重构后的地铁网络；根据所述重构后的地铁网络和站点周围POI数据，构建知识图谱；基于历史 N 个时段的站点进、出站客流数据以及所述知识图谱，得到所有站点在下一个时段内的进、出站客流量，其中 $N \geq 1$ 。

[0126] 在一个可选的实施例中,所述计算机程序被处理器运行时,还执行如下步骤:

[0127] 生成初始OD矩阵 $W \in R^{N \times N}$,其中N代表地铁网络中的站点总数;根据所述地铁刷卡数据,获取每一位乘客的全部刷卡记录;根据刷卡的时间先后顺序,将每一乘客的每一对进、出站刷卡记录进行配对;遍历所有的配对刷卡记录,得到乘客每一次出行过程中的起点站i与终点站j,从而对所述初始矩阵更新,得到地铁出行OD矩阵。

[0128] 在一个可选的实施例中,所述计算机程序被处理器运行时,还执行如下步骤:

[0129] 初始化一个包含N个孤立节点的拓扑网络;其中,每一个节点代表一个簇,并利用每两个簇之间第一OD客流作为簇之间的相似度;识别相似度满足第一预设条件的两个簇,并分别计算两簇的平均相似度,若所述平均相似度满足阈值要求,在两簇中满足要求的至多k对节点之间添加连接边;其中, $k \geq 1$;提取所述拓扑网络中所有互不连通的子图,并将所述子图中所有节点放在同一簇中;更新簇的数量以及各簇之间的相似度;确认所述簇的数量为1,得到所述重构后的地铁网络。

[0130] 在一个可选的实施例中,所述计算机程序被处理器运行时,还执行如下步骤:

[0131] 将站点周围POI数据进行分类;提取各地铁站点周围预设范围内所有POI类别的总数;计算每一POI类别在地铁站周围的分布频率;将所述分布频率最高的POI类别作为每一地铁站点的语义类别;输入所述重构后的地铁网络,得到知识图谱。

[0132] 以上所述实施例的各技术特征可以进行任意的组合,为使描述简洁,未对上述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述,然而,只要这些技术特征的组合不存在矛盾,都应当认为是本说明书记载的范围。

[0133] 在本文中,术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含,除了包含所列的那些要素,而且还可包含没有明确列出的其他要素。

[0134] 以上所述,仅为本发明的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,可轻易想到变化或替换,都应涵盖在本发明的保护范围之内。因此,本发明的保护范围应以所述权利要求的保护范围为准。

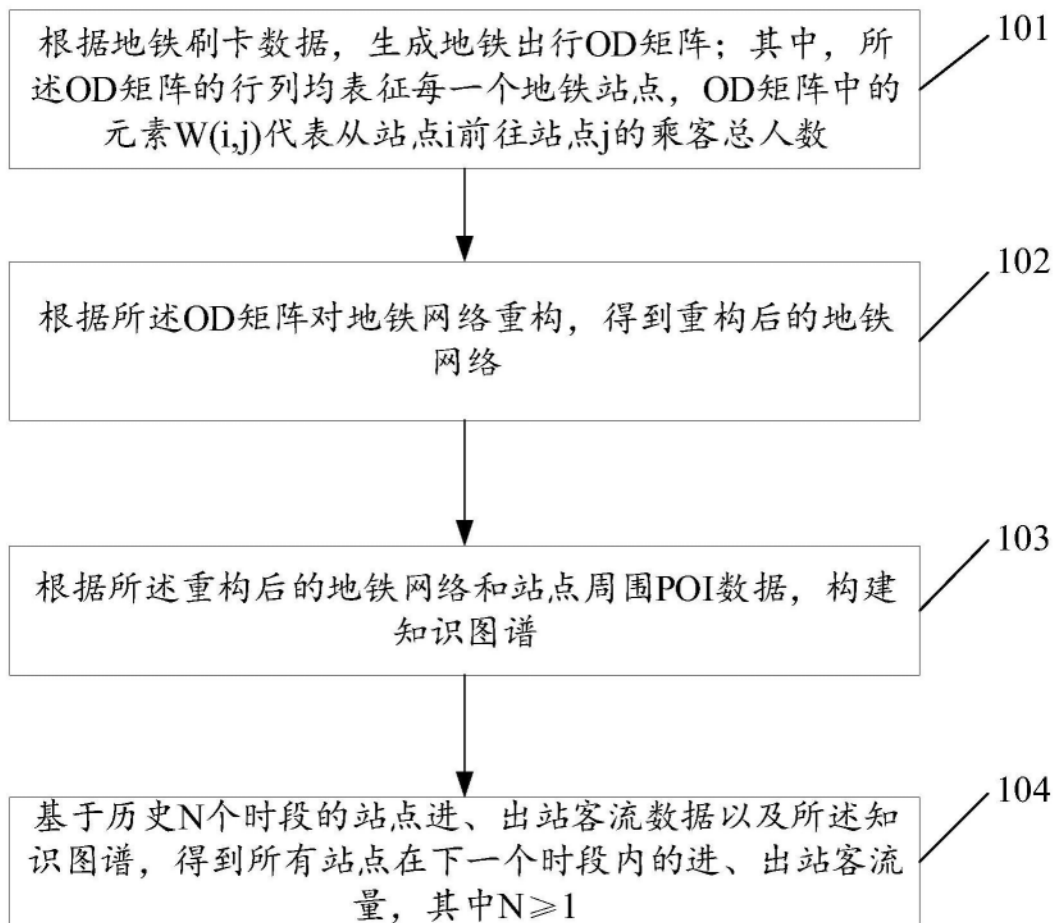


图1

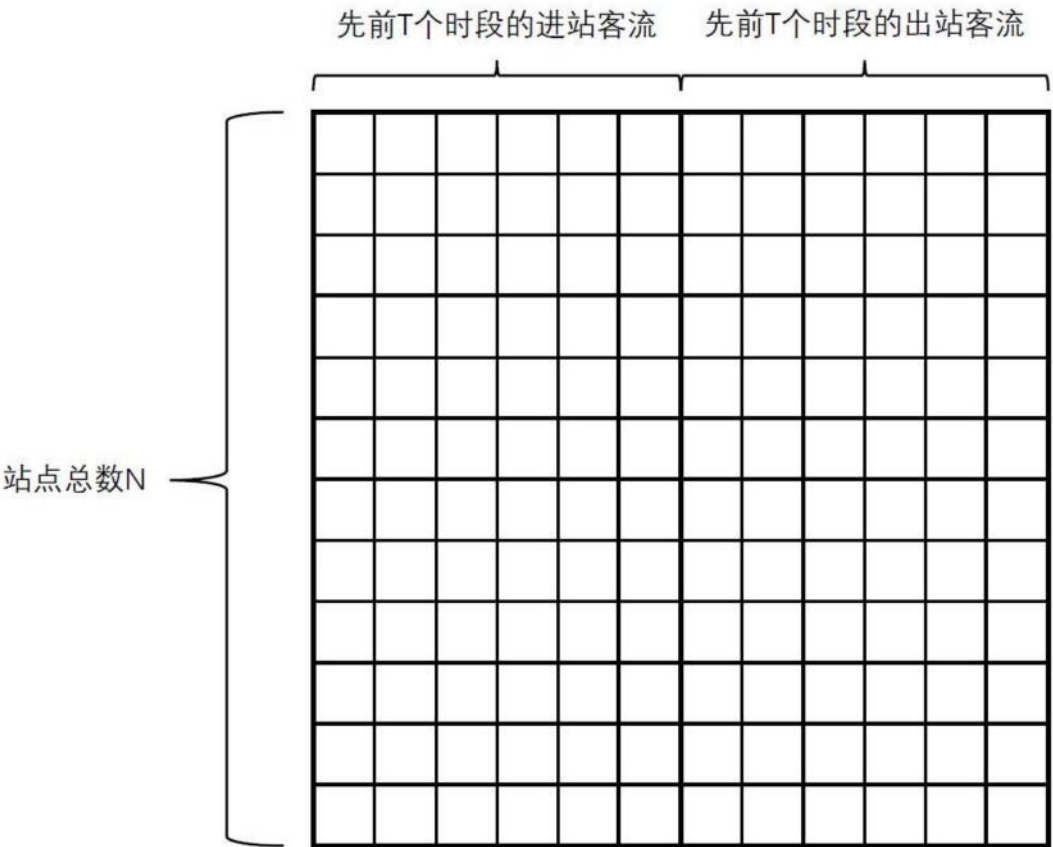


图2

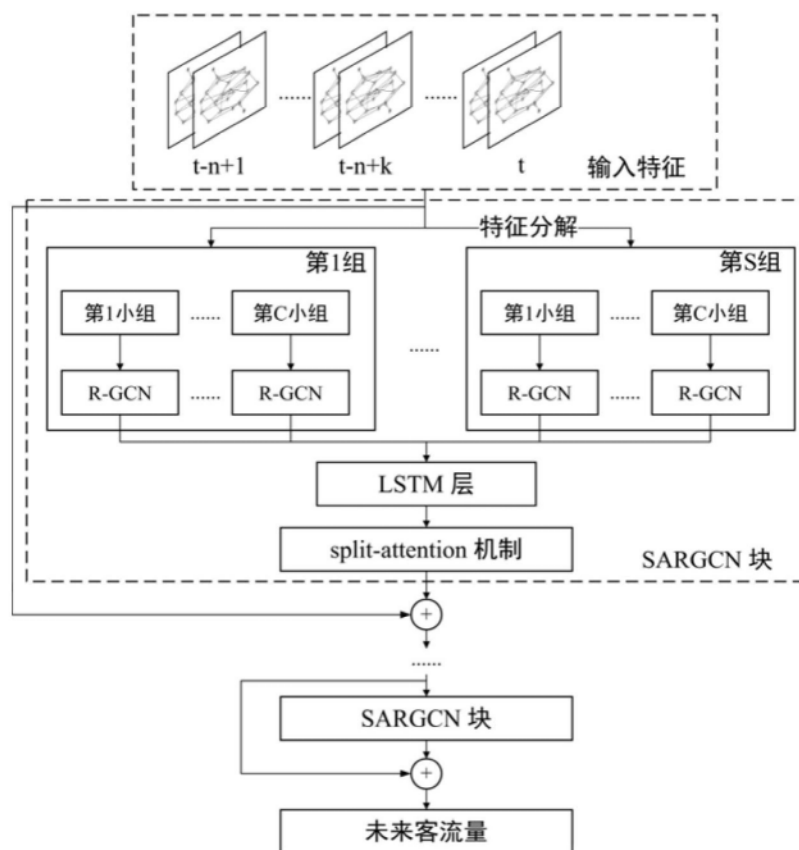


图3

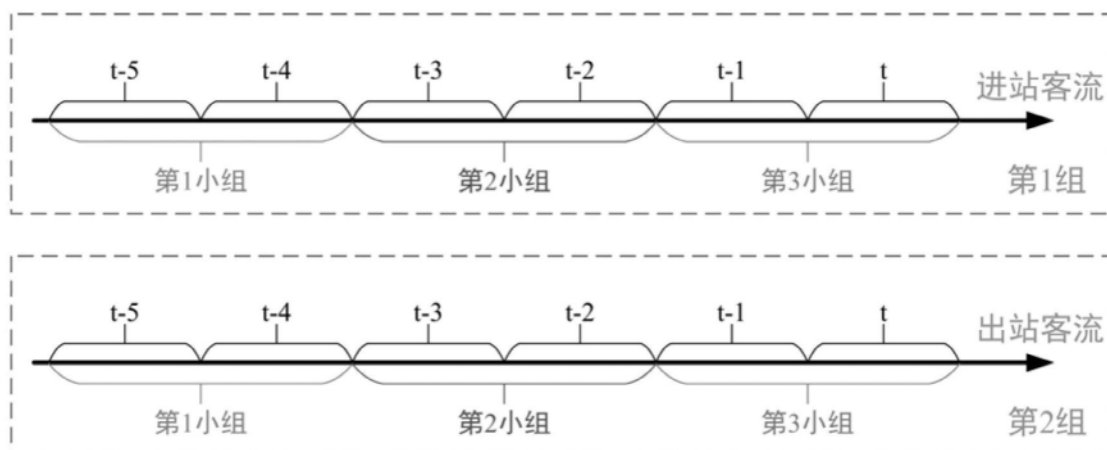


图4

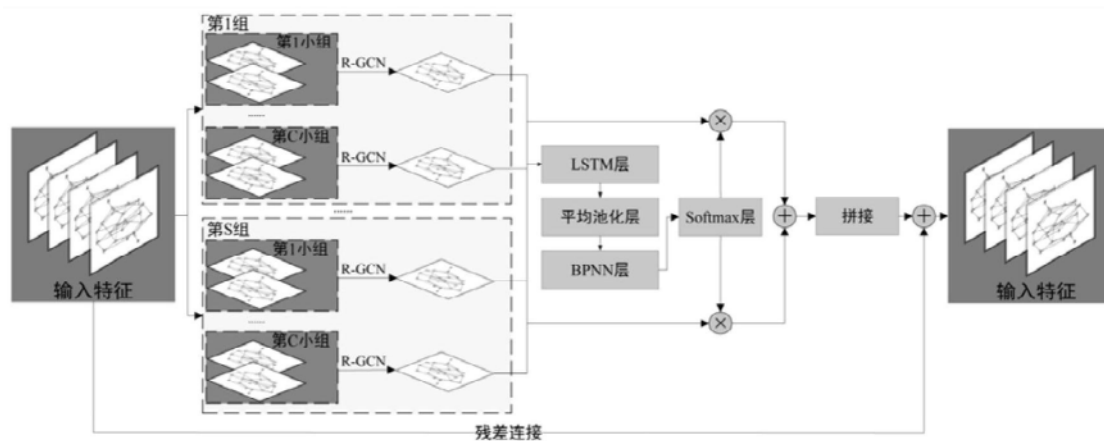


图5

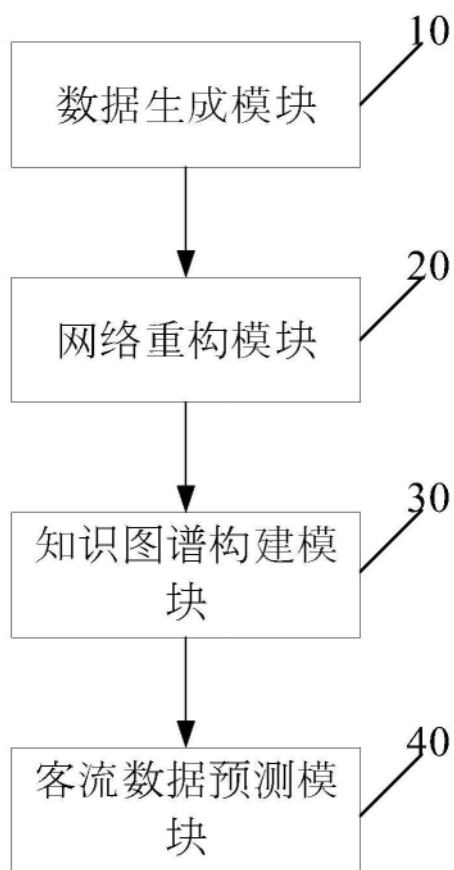


图6

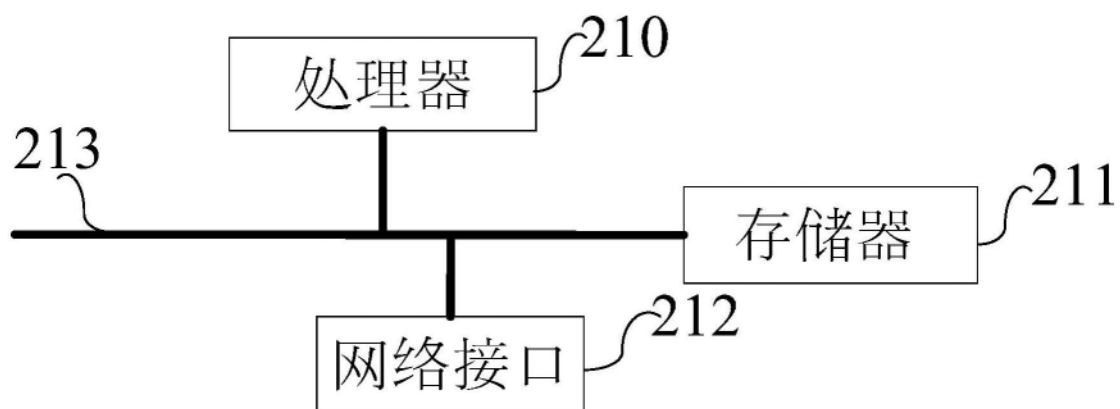


图7