



(12) 发明专利申请

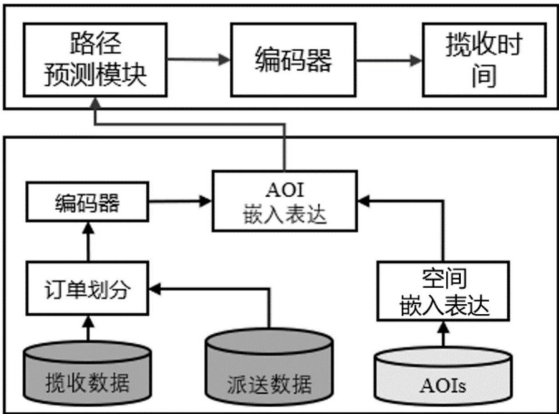
(10) 申请公布号 CN 116644834 A
(43) 申请公布日 2023. 08. 25

(21) 申请号 202310387572.9
(22) 申请日 2023.04.12
(71) 申请人 东南大学
地址 210096 江苏省南京市玄武区四牌楼2号
(72) 发明人 王帅 左伟健 梅洛瑜
(74) 专利代理机构 南京众联专利代理有限公司
32206
专利代理师 薛雨妍
(51) Int.Cl.
G06Q 10/04 (2023.01)
G06Q 10/083 (2023.01)
G06N 3/0442 (2023.01)

权利要求书2页 说明书6页 附图1页

(54) 发明名称
一种预测揽派快递员揽收时间的系统

(57) 摘要
本发明公开了一种预测揽派快递员揽收时间的系统,首先,数据预处理过程:收集快递员的历史揽收和派送数据,以及上报工作完成的数据和快递员轨迹等数据,根据派送订单的地址和快递员行为将派送订单聚合到AOI维度,得到AOI的嵌入表达,其次采用基于注意力机制的神经网络预测,将快递员的揽收订单位置和当前位置以及未完成的AOI输入到网络中预测快递员接下来的访问AOI。最后根据得到的每个AOI的嵌入表达以及预测的快递员后续访问的AOI,输入到长短期记忆网络中得到最终的上门时间。本发明通过预测出快递员的上门揽收时间,减少用户在等待快递员上门揽收过程中的焦虑了,进一步提高了用户体验。



1. 一种预测揽派快递员揽收上门时间的系统,其特征在于:包括如下步骤,

步骤1:收集快递员的历史揽收和派送数据,以及上报工作完成的数据和快递员轨迹数据,根据派送订单的地址和快递员行为将派送订单聚合到AOI维度,得到AOI的嵌入表达;

步骤2:其次,采用基于注意力机制的神经网络预测,将快递员的揽收订单位置和当前位置以及未完成的AOI输入到网络中预测快递员接下来的访问AOI;

步骤3:根据得到的每个AOI的嵌入表达以及预测的快递员后续访问的AOI,输入到长短期记忆网络中得到最终的上门时间。

2. 根据权利要求1所述的一种预测揽派快递员揽收上门时间的系统,其特征在于:所述步骤1中,根据派送订单的地址确定订单所属AOI步骤为:基于地理编码服务,将订单的文本地址信息转换为坐标,通过将订单坐标与AOI的边界围栏信息匹配,建立订单与AOI之间的映射;存在某些订单地址写的模糊不能输出正确的坐标,通过行为分析方法确定所属AOI信息。

3. 根据权利要求2所述的一种预测揽派快递员揽收上门时间的系统,其特征在于:通过特征补全,对于部分订单缺少经纬度信息,快递员在派送过程一般按照AOI粒度派送,即配送完成一个AOI订单才回去下一个AOI,快递员在配送完成订单会上报订单完成信息,虽然和真实完成时间存在差异,但是相对时间较准确,即同一个AOI的上报时间一般先于下一个AOI的上报时间;根据这个特性将GIS偏差大的订单确定所属AOI。

4. 根据权利要求1所述的一种预测揽派快递员揽收上门时间的系统,其特征在于:所述步骤1中AOI的嵌入表达的生成的具体步骤如下:

对于任意一个AOI,使用注意力机制融合AOI的动态订单特征;具体的,对于每个AOI的订单序列 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n | o_n \in A_i\}$,用 h_i 表示每个订单的特征;在更新每个订单的权重前,使用如下公式来计算每个两个订单之间的权重系数 e_{ij} :

$$e_{ij} = \text{ReLU}(\vec{c}^T [\vec{w} \vec{h}_i | \vec{w} \vec{h}_j]), \vec{c} \in R^{2F'}$$

对于任意一个订单 i ,利用上述公式计算其和其它订单之间的注意力系数;

公式将两个订单 i, j 的特征 \vec{h}_i 和 \vec{h}_j 通过拼接的方式计算相关系数得分,然后经过一个激活函数ReLU,得到相关性得分;然后将所有和订单 i 计算的相关性得分利用softmax做归一化,得到其他订单对于订单 i 的重要程度;

$$\alpha_{ij} = \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_{k \in O} \exp(e_{ik})}$$

这样在更新节点 i 的时候考虑到了其他节点对其重要程度的影响;在更新节点 i 的时候,利用如下公式进行节点更新;这里为了捕捉更多的订单之间的关系,还利用了多头注意力机制;公式中 K 代表注意力的头数;

$$\vec{h}_i' = \sigma \left(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sum_{j \in O} \alpha_{ij}^k W^k \vec{h}_j \right)$$

最终对于每个订单都利用上述公式得到自身权重的新的表达;后续利用下面的公式做

每个AOI的动态订单特征的聚合,得到每个AOI的新的特征表达。聚合方式是将全部订单特征加和取平均;

$$h^{agg} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \vec{h}_i^N$$

将AOI的动态特征和静态特征采用拼接的合到一起得到AOI特征的新的表达。

5. 根据权利要求1所述的一种预测揽派快递员揽收上门时间的系统,其特征在于:所述步骤(2)中基于注意力机制的神经网络预测快递员的AOI粒度的轨迹信息;具体步骤如下:

假设快递员当前处在 A_i ; A_i 表示第 i 个AOI,揽收任务处在 A_j ,快递员接下来还要去 A_n, A_m 两个AOI去完成派送任务;用 \vec{A}_i 表示当前快递员状态的嵌入表达,用当前状态的嵌入表达和接下来需要取得AOI的嵌入表达做得分计算,得分最高的代表快递员接下来取得AOI;但由于揽收订单随着时间要求的临近,在快递员做下一个AOI的决策占比会越高,所以在计算完成后,需要乘一个权重系数 $[1, 1, K]$,其中 K 的位置代表揽收所在的AOI的位置;也就是

$$A_{next} = \underset{A_j * \vec{A}_i * K}{\underset{A_m * \vec{A}_i * 1}{\underset{A_n * \vec{A}_i * 1}{argmax}}}$$

如果下一次决策没有选择去揽收,那么在下次决策去AOI的时候,对应的 K 值会变成 K^2 。

6. 根据权利要求1所示的预测快递员上门揽收时间的预测系统,其特征在于:所述步骤(3)中根据得到的每个AOI的嵌入表达以及预测的快递员后续访问的AOI,输入到长短期记忆网络中得到最终的上门时间。长短期记忆网络主要由三个门:遗忘门 $_{ft}$ 、传入门 $_{it}$ 、输出门 $_{ot}$ 以及单元状态 $_{ct}$ 构成;遗忘门 $_{ft}$ 根据上一个时刻的输出 $_{ht-1}$ 以及输入 $_{xt}$ 来判断是否记忆上一个时刻的数据 $_{ct-1}$;传入门 $_{it}$ 根据上一个时刻的输出 $_{ht-1}$ 和包含环境、时间、历史数据等信息的特征值 x_t^E 得到,用于判断新的信息 \tilde{C}_t 中哪些信息需要加入单元状态 $_{ct}$ 。输出门 $_{ot}$ 根据上一个模块的输出 $_{ht-1}$ 和包含环境、时间、历史数据等信息的特征值 x_t^E 判断输出单元状态 $_{ct}$ 哪些信息,从而得到输出 $_{ht}$;采用sigmoid激活函数和tanh双曲正切激活函数进行求解,实现非线性运算的神经网络结构;将预测出来的快递员AOI粒度的轨迹信息输入到长短期记忆网络中得到最后的嵌入表达,然后输入到多层感知器中得到最终的预测时间。

一种预测揽派快递员揽收时间的系统

技术领域

[0001] 本发明涉及信息技术领域,尤其涉及一种预测揽派快递员揽收时间的系统。

背景技术

[0002] 随着移动互联网的快速发展,过去几年,线上到线下的业务为物流业的发展注入了巨大的活力。到目前为止,物流行业有几千万员工,每天递送的包裹数量已经达到数亿件。为了适应时代的发展,传统物流行业也引入了一些个性化服务,以改善用户体验。与上门取车服务一样,用户不会离开家。只要在应用程序上提出请求,快递员就会在门口取包裹。由于取件任务的实时性和地点的不确定性,快递员无法提前规划路径。除了取件任务,快递员每天还有近200项配送任务要完成。因此,为了确保按时完成配送任务,快递员很难立即响应取件任务,并且由于业务流程要求,用户需要等待快递员检查包裹并确认用户身份信息,准确估计取件时间对于减少用户的等待焦虑和提升用户体验至关重要。

[0003] 现有的揽收时间预测问题的研究包括运输系统中的预计到达时间ETA和物流中的轨迹预测应用。但这些工作不适用于取件时间的预测问题,因为最后一英里物流中的取件时间受两个异构任务(即交付任务和取件任务)的影响由于时效性和不确定性,而现有的运输ETA研究集中于一项任务;取货时间预测应同时考虑配送包裹的停留时间和道路上的室外路线时间,而现有的物流研究侧重于道路上的路线预测和路线时间。

[0004] 用户在发起揽收请求后,需要等待快递员上门。但是大部分情况下很难确定快递员上门的时间,即使询问快递员也很难得到准确的上门时间。为了减轻用户在下单后的等待焦虑,造成可能的取消订单造成损失的情况。设计了一种预测揽派快递员揽收时间的系统。

发明内容

[0005] 为解决上述问题,本发明公开了一种预测揽派快递员揽收时间的系统,为了减轻用户在下单后的等待焦虑,造成可能的取消订单造成损失的情况,一方面能减少用户的等待焦虑,另一方面能够减少公司的损失。

[0006] 本发明一种预测揽派快递员揽收时间的系统,包括如下步骤,步骤(1)收集快递员的历史揽收和派送数据,以及上报工作完成的数据和快递员轨迹等数据,根据派送订单的地址和快递员行为将派送订单聚合到A0I维度,得到A0I的嵌入表达;

[0007] 步骤(2)采用基于注意力机制的神经网络预测,将快递员的揽收订单位置和当前位置以及未完成的A0I输入到网络中预测快递员接下来的访问A0I;

[0008] 步骤(3)根据得到的每个A0I的嵌入表达以及预测的快递员后续访问的A0I,输入到长短期记忆网络中得到最终的上门时间。

[0009] 进一步的,所述步骤(1)中,根据派送订单的地址确定订单所属A0I步骤为:基于地理编码服务,将订单的文本地址信息转换为坐标,通过将订单坐标与A0I的边界围栏信息匹配,建立订单与A0I之间的映射。存在某些订单地址写的模糊不能输出正确的坐标,通过行

为分析方法确定所属AOI信息

[0010] 进一步的,所述步骤(1)中,通过特征补全,对于部分订单缺少经纬度信息,快递员在派送过程一般按照AOI粒度派送,即配送完成一个AOI订单才回去下一个AOI,快递员在配送完成订单会上报订单完成信息,虽然和真实完成时间存在差异,但是相对时间较准确,即同一个AOI的上报时间一般先于下一个AOI的上报时间。根据这个特性将GIS偏差大的订单确定所属AOI。

[0011] 进一步的,所述步骤(1)中AOI的嵌入表达的生成。AOI嵌入表达主要融合了AOI的动态特征如订单信息和AOI的静态特征如是否有电梯等。生成AOI嵌入表达的具体步骤如下:对于任意一个AOI,使用注意力机制融合AOI的动态订单特征。具体的,对于每个AOI的订单序列 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n | o_n \in A_i\}$,用 h_i 表示每个订单的特征。在更新每个订单的权重前,使用如下公式来计算每个两个订单之间的权重系数 e_{ij} :

$$[0012] \quad e_{ij} = \text{ReLU}\left(\vec{c}^T [W\vec{h}_i | W\vec{h}_j]\right), \vec{c} \in \mathbb{R}^{2F'}$$

[0013] 对于任意一个订单 i ,利用上述公式计算其和其它订单之间的注意力系数。公式将两个订单 i, j 的特征 \vec{h}_i 和 \vec{h}_j 通过拼接的方式计算相关系数得分,然后经过一个激活函数ReLU,得到相关性得分。然后将所有和订单 i 计算的相关性得分利用softmax做归一化,得到其他订单对于订单 i 的重要程度。

$$[0014] \quad \alpha_{ij} = \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_{k \in O} \exp(e_{ik})}$$

[0015] 这样在更新节点 i 的时候考虑到了其他节点对其重要程度的影响。在更新节点 i 的时候,利用如下公式进行节点更新。这里为了捕捉更多的订单之间的关系,还利用了多头注意力机制。公式中 K 代表注意力的头数。

$$[0016] \quad \vec{h}_i' = \sigma \left(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sum_{j \in O} \alpha_{ij}^k W^k \vec{h}_j \right)$$

[0017] 最终对于每个订单都利用上述公式得到自身权重的新的表达。后续利用下面的公式做每个AOI的动态订单特征的聚合,得到每个AOI的新的特征表达。聚合方式是将全部订单特征加和取平均。

$$[0018] \quad h^{\text{agg}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \vec{h}_i^N$$

[0019] 将AOI的静态特征和动态特征采用拼接的合到一起得到AOI特征的新的表达。

[0020] 进一步的,所述步骤(2)中基于注意力机制的神经网络预测快递员的AOI粒度的轨迹信息。根据快递员当前的所处AOI订单所处AOI,以及快递员还需要派送的AOI预测接下来快递员的AOI粒度的轨迹信息。揽收任务有严格的时间限制,设计了基于注意力机制的揽收时间预测模块。具体步骤如下:假设快递员当前处在 A_i (A_i 表示第 i 个AOI),揽收任务处在 A_j ,快递员接下来还要去 A_n, A_m 两个AOI去完成派送任务。用 \vec{A}_i 表示当前快递员状

态的嵌入表达,用当前状态的嵌入表达和接下来需要取得AOI的嵌入表达做得分计算,得分最高的代表快递员接下来取得AOI。但由于揽收订单随着时间要求的临近,在快递员做下一个AOI的决策占比会越高,所以在计算完成后,需要乘一个权重系数 $[1,1,K]$,其中K的位置代表揽收所在的AOI的位置。也就是

$$[0021] \quad A_n * \vec{A}_i * 1$$

$$[0022] \quad A_{next} = \operatorname{argmax} A_m * \vec{A}_i * 1$$

$$[0023] \quad A_j * \vec{A}_i * K$$

[0024] 如果下一次决策没有选择去揽收,那么在下次决策去AOI的时候,对应的K值会变成 K^2 。

[0025] 进一步的,所述步骤(3)中根据得到的每个AOI的嵌入表达以及预测的快递员后续访问的AOI,输入到长短期记忆网络中得到最终的上门时间。长短期记忆网络主要由三个门:遗忘门 f_t 、传入门 i_t 、输出门 o_t ,以及单元状态 C_t 构成。遗忘门 f_t 根据上一个时刻的输出 h_{t-1} 以及输入 x_t 来判断是否记忆上一个时刻的数据 C_{t-1} 。传入门 i_t 根据上一个时刻的输出 h_{t-1} 和包含环境、时间、历史数据等信息的特征值 x_t^E 得到,用于判断新的信息 \tilde{C}_t 中哪些信息需要加入单元状态 C_t 。输出门 o_t 根据上一个模块的输出 h_{t-1} 和包含环境、时间、历史数据等信息的特征值 x_t^E 判断输出单元状态 C_t 哪些信息,从而得到输出 h_t 。采用sigmoid激活函数和tanh双曲正切激活函数进行求解,实现非线性运算的神经网络结构。将预测出来的快递员AOI粒度的轨迹信息输入到长短期记忆网络中得到最后的嵌入表达,然后输入到多层感知器中得到最终的预测时间。

[0026] 本发明的有益效果:

[0027] 1、对于公司而言,提高了用户体验。由于以前的揽收系统没有时间预测功能,只能让用户等待,就算用户打电话询问快递员也很难得到一个准确的揽收上门时间。通过该系统能从历史的数据中挖掘出快递员的派送行为规律,从而给到一个精准的时间预测。能够减少用户因等待造成的订单取消情况;

[0028] 2、对于用户而言,减少了等待焦虑,能够更好的安排自己的时间。在下单后根据系统给出的揽收时间后,可以更好的安排自己时间,避免了因为快递员上门而自己不在家导致揽收失败的情况出现。

附图说明

[0029] 图1:揽派快递员揽收时间的系统架构图;

[0030] 图2:AOI嵌入表达生成器模块;

[0031] 图3:快递员路径预测和时间输出模块。

具体实施方式

[0032] 下面结合附图和具体实施方式,进一步阐明本发明,应理解下述具体实施方式仅用于说明本发明而不适用于限制本发明的范围。需要说明的是,下面描述中使用的词语“前”、“后”、“左”、“右”、“上”和“下”指的是附图中的方向,词语“内”和“外”分别指的是朝向或远

离特定部件几何中心的方向。

[0033] 如图1所示是揽派快递员揽收系统的整体架构图,在当前场景下,工作主要分为三个步骤,分别为:数据预处理并生成AOI的嵌入表达、预测快递员AOI粒度的轨迹、预测快递员的上门时间。

[0034] 第一步是对数据进行预处理,将订单和其对应的派送AOI进行匹配。首先利用基于地理编码服务,将订单的文本地址信息转换为坐标,通过将订单坐标与AOI的边界围栏信息匹配,建立订单与AOI之间的映射。存在某些订单地址写的模糊不能输出正确的坐标,通过行为分析方法确定所属AOI信息。

[0035] 由于地理编码的地址库有限,会存在部分订单获得不了对应的GIS,通过特征补全,对于部分订单缺少经纬度信息,快递员在派送过程一般按照AOI粒度派送,即配送完成一个AOI订单才回去下一个AOI,快递员在配送完成订单会上报订单完成信息,虽然和真实完成时间存在差异,但是相对时间较准确,即同一个AOI的上报时间一般先于下一个AOI的上报时间。根据这个特性将GIS偏差大的订单确定所属AOI。

[0036] 得到了每个AOI的订单后,接下来进行AOI嵌入表达融合。如图2所示具体的框图。AOI嵌入表达主要融合了AOI的动态特征如订单信息和AOI的静态特征如是否有电梯等。生成AOI嵌入表达的具体步骤如下:对于任意一个AOI,使用注意力机制融合AOI的动态订单特征。具体的,对于每个AOI的订单序列 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n | o_n \in A_i\}$,用 h_i 表示每个订单的特征。在更新每个订单的权重前,使用如下公式来计算每个两个订单之间的权重系数 e_{ij} :

$$[0037] \quad e_{ij} = \text{ReLU}(\vec{c}^T [W\vec{h}_i | W\vec{h}_j]), \vec{c} \in R^{2F'}$$

[0038] 对于任意一个订单 i ,利用上述公式计算其和其它订单之间的注意力系数。公式将两个订单 i, j 的特征 \vec{h}_i 和 \vec{h}_j 通过拼接的方式计算相关系数得分,然后经过一个激活函数ReLU,得到相关性得分。然后将所有和订单 i 计算的相关性得分利用softmax做归一化,得到其他订单对于订单 i 的重要程度。

$$[0039] \quad \alpha_{ij} = \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_{k \in O} \exp(e_{ik})}$$

[0040] 这样在更新节点 i 的时候考虑到了其他节点对其重要程度的影响。在更新节点 i 的时候,利用如下公式进行节点更新。这里为了捕捉更多的订单之间的关系,还利用了多头注意力机制。公式中 K 代表注意力的头数。

$$[0041] \quad \vec{h}_i' = \sigma \left(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sum_{j \in O} \alpha_{ij}^k W^k \vec{h}_j \right)$$

[0042] 最终对于每个订单都利用上述公式得到自身权重的新的表达。后续利用下面的公式做每个AOI的动态订单特征的聚合,得到每个AOI的新的特征表达。聚合方式是将全部订单特征加和取平均。

$$[0043] \quad h^{\text{agg}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \vec{h}_i^N$$

[0044] AOI的静态特征包含一些AOI是否有电梯楼,AOI的高度和每层的房间数量等信息。将一些环境因素例如天气、节假日、交通状况等因素也作为AOI的静态特征添加到AOI的嵌入融合表达中去,样得到了AOI的静态特征表达。

[0045] 将AOI的静态特征和动态特征采用拼接的合到一起得到AOI特征的新的表达。

[0046] 得到了AOI的表达后,使用注意力预测快递员的AOI粒度的轨迹信息。具体的如图3所示。系统根据快递员当前的所处的AOI订单所处的AOI,以及快递员还需要派送的AOI预测接下来快递员的AOI粒度的轨迹信息。揽收任务有严格的时间限制,设计了基于注意力机制的揽收时间预测模块。具体步骤如下:假设快递员当前处在 A_i (A_i 表示第 i 个AOI),揽收任务处在 A_j ,快递员接下来还要去 A_n, A_m 两个AOI去完成派送任务。用 \vec{A}_i 表示当前快递员状态的嵌入表达,用当前状态的嵌入表达和接下来需要取得AOI的嵌入表达做得分计算,得分最高的代表快递员接下来取得AOI。但由于揽收订单随着时间要求的临近,在快递员做下一个AOI的决策占比会越高,所以在计算完成后,需要乘一个权重系数 $[1, 1, K]$,其中 K 的位置代表揽收所在的AOI的位置。也就是

$$[0047] \quad A_n * \vec{A}_i * 1$$

$$[0048] \quad A_{\text{next}} = \text{argmax} A_m * \vec{A}_i * 1$$

$$[0049] \quad A_j * \vec{A}_i * K$$

[0050] 如果下一次决策没有选择去揽收,那么在下次决策去AOI的时候,对应的 K 值会变成 K^2 。通过这样不断对未完成的揽收任务施加惩罚,能够更精准的模拟快递员的工作决策从而得到更好的结果。

[0051] 根据得到的每个AOI的嵌入表达以及预测的快递员后续访问的AOI,输入到长短期记忆网络中得到最终的上门时间。长短期记忆网络主要由三个门:遗忘门 f_t 、传入门 i_t 、输出门 o_t ,以及单元状态 C_t 构成。遗忘门 f_t 根据上一个时刻的输出 h_{t-1} 以及输入 x_t 来判断是否记忆上一个时刻的数据 C_{t-1} 。传入门 i_t 根据上一个时刻的输出 h_{t-1} 和包含环境、时间、历史数据等信息的特征值 x_t^E 得到,用于判断新的信息 \tilde{C}_t 中哪些信息需要加入单元状态 C_t 。输出门 o_t 根据上一个模块的输出 h_{t-1} 和包含环境、时间、历史数据等信息的特征值 x_t^E 判断输出单元状态 C_t 哪些信息,从而得到输出 h_t 。采用sigmoid激活函数和tanh双曲正切激活函数进行求解,实现非线性运算的神经网络结构。将预测出来的快递员AOI粒度的轨迹信息输入到长短期记忆网络中得到最后的嵌入表达,然后输入到多层感知器中得到最终的预测时间。

[0052] 实验结果表明,不同于其他的时间预测算法,本算法在预测时间的误差范围在七分钟以内,比其他时间预测算法都有着不同程度的提高,能够在很大程度上减少用户的等待焦虑。通过部署该系统在用户层面上减轻了其的等待焦虑,对于快递员自身而言,也为减轻了被客户催上门的工作压力。从公司层面上来说提高了用户体验在一定程度上会为公司带来更多的订单从而带来更多的收入。

[0053] 本发明方案所公开的技术手段不仅限于上述实施方式所公开的技术手段,还包括由以上技术特征任意组合所组成的技术方案。

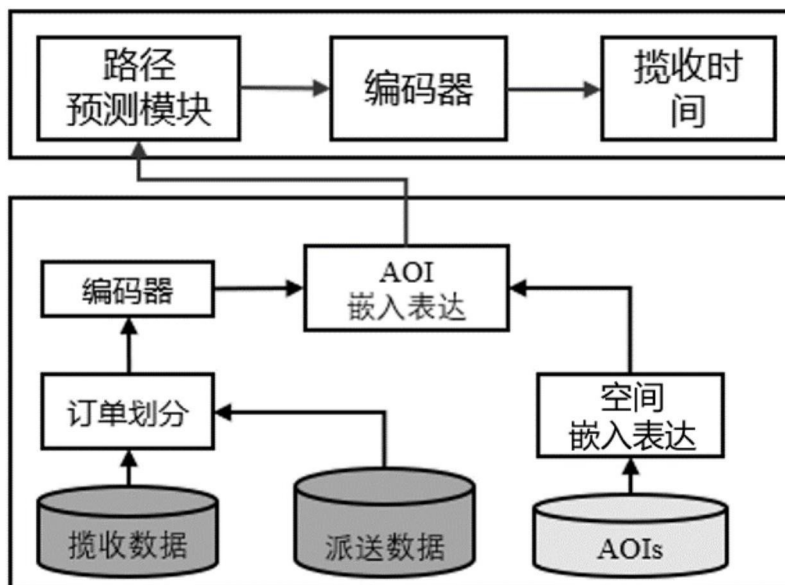


图1

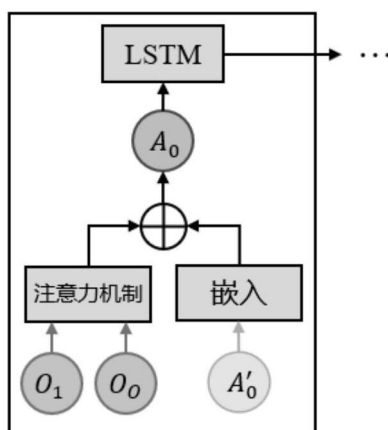


图2

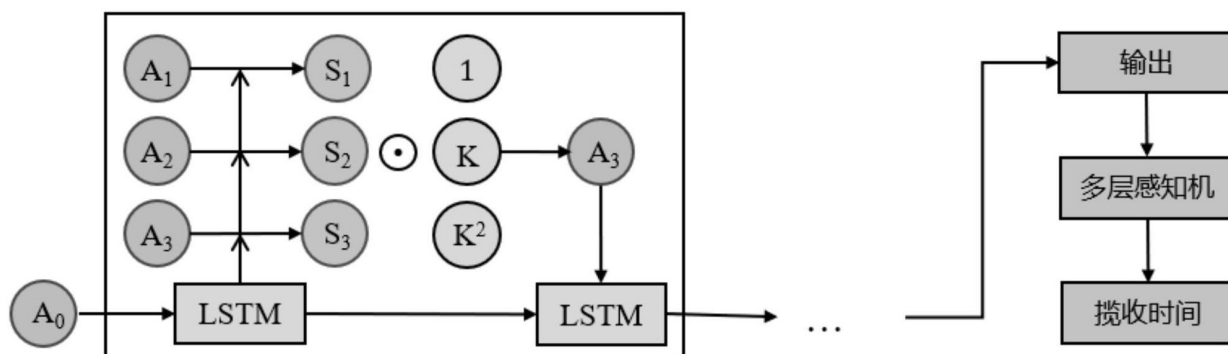


图3