



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 117057521 A

(43) 申请公布日 2023. 11. 14

(21) 申请号 202310313504.8

G06N 3/045 (2023.01)

(22) 申请日 2023.03.28

G06N 3/0455 (2023.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

(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 林丽 夏凯文 许凌艺  
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 10/0631 (2023.01)

G06Q 10/04 (2023.01)

G06Q 10/083 (2023.01)

G06N 3/0442 (2023.01)

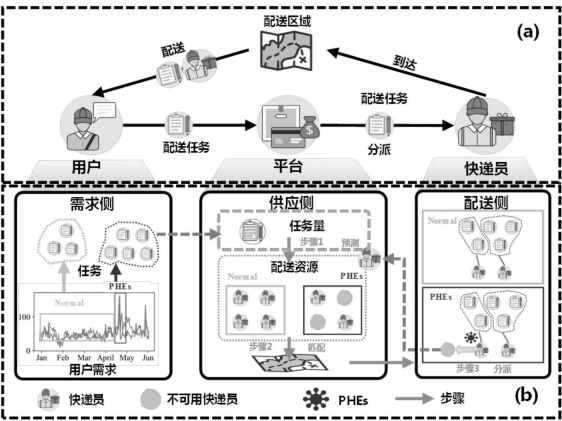
权利要求书3页 说明书5页 附图2页

(54) 发明名称

一种面向应急最后一公里物流的快递员资源分配方法

(57) 摘要

本发明公开了一种面向应急最后一公里物流的快递员资源分配方法。具体来说,在预测阶段,我们设计了一个资源感知预测模块,该模块使用变分图GRU编码器对不稳定的需求特征进行时空建模,并构建任务资源回归器以准确预测需求。在优化阶段,优先级排序模块首先解决供需不平衡情况下的供给资源匹配问题。然后利用多因素任务分配模块对动态演化环境进行建模,合理分配快递员的配送任务。本框架通过提取应急事件演化信息,结合资源预测感知,以保证快递员数量分配的合理性,在满足配送时间约束的条件下降低订单超时率和快递员的风险承担的总体目标。



1. 一种面向应急最后一公里物流的快递员资源分配方法,其特征在于:包括以下四个步骤:

步骤1:资源感知模块:利用配送区域的时空特征,预测配送区域对配送资源的需求;

步骤2:优先级排序模块:根据资源感知模块得到的配送区域对配送资源的需求,得到每个配送区域实际分配的资源量;

步骤3:多因素任务分配模块:根据优先级排序模块得到的配送区域的快递员资源分配情况和配送区域的任务分布、突发公共卫生事件的特征,将任务分配至指定的快递员并执行。

2. 根据权利要求1所述的面向应急最后一公里物流的快递员资源分配方法,其特征在于,步骤1:

所述时空特征:包括时间特征上的配送区域历史任务时间序列数据、配送区域的PHEs信息,空间特征上配送区域之间的关联关系;空间区域图中有各种静态和动态信息,节点描述了历史任务序列、人口统计和交付区域的PHEs信息,边描述了配送区域之间的几何中心距离;

所述历史任务序列:用于描述配送区域的过去14天每天交付任务数量,由14个标量组成,表示为 $\mathbf{d}^s = \{d_1^s, d_2^s, \dots, d_m^s\}$ ,其中 $d_i^s = \{d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{in}\}$ ,  $n=14$ ,  $m$ 表示交付区域的数量;

所述覆盖人口特征:用于描述配送区域覆盖的总人口,表示为 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ ;

所述PHEs信息:用于描述送货站过去14天每天PHEs的演化情况;该部分信息由送货站过去14天每天风险地区总数组成,表示为 $R_i = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ ;

所述配送区域对配送资源的需求预测操作:该操作分为两部分:1) 变分图GRU编码器; 2) “任务-资源”回归器。通过图卷积网络 (GCN) 提取配送区域的时空特征得到时空编码表示,然后通过将该编码与变分自动编码器和GRU相关联来计算配送资源的需求,具体包括:通过变分自编码器得到PHEs对配送区域作用的编码信息;且对历史任务序列进行归一化处理,并通过GRU进行时序特征提取,得到历史任务时序编码;将上述特征进行拼接,输入至变分编码器中,得到交付区域的任务量输出值;基于“任务-资源”回归关系,构建配送任务量与配送资源需求的回归量。

3. 根据权利要求1所述的面向应急最后一公里物流的快递员资源分配方法,其特征在于,步骤2:

所述计算每个配送区域实际分配的资源量操作:需要对送货站的分配优先级进行排序,排序方法包括基于任务量、基于风险等级、以及它们之间的组合;具体包括设计一个并行的双DQN框架,其中包括R-DQN和F-DQN,分别用于实现排名原则的选择和匹配因子的计算,给出合适的排名原则和为营业部设置一个合适的折中因子;最后按照给定排序规则对配送区域的优先级进行排序;其次,对于配送区域根据预测结果,将快递员分配给它,并按照排序的结果跳转至下一个配送区域,当没有更多的快递员时,分配过程结束。

所述排名原则的选择:将送货站的嵌入表示输入至R-DQN网络中,得到对应的特征向量,通过全连接层得到送货站的排名索引 $M$ ,其中 $M$ 属于 $[0, 1, 2]$ ;利用快递员分配数必须为整数这一特点进行优化;

所述匹配因子的计算:将分配因子的取值集合记为 $A_\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k\}$ ,其中 $\alpha_1 < \alpha_2 < \dots < \alpha_k$ 。将配送区域的快递员数量需求的最大值记为 $(C_{t+1}^d)_{\max}$ ,集合 $A_\alpha$ 中的元素取值应当满足:

$$\alpha_k \times (C_{t+1}^d)_{\max} = k$$

基于此,在R-DQN网络的基础上构建一个并行的F-DQN网络,输出匹配因子 $\alpha = \alpha_{i_\alpha}$ ,且有:

$$i_\alpha = [\tilde{\alpha} \times (1 + k)]$$

4.根据权利要求1所述的面向应急最后一公里物流的快递员资源分配方法,其特征在于,所述步骤3通过Agent之间的关联关系探索Agent的相互影响,并采用多头图注意力机制集成相邻Agent的影响因素,使得Agent能够有效模拟交付过程中的复杂作用;具体来说,首先根据每个配送区域任务的空间分布,将配送区域任务进行栅格化处理。根据配送区域空间分布,将其分为为 $n \times n$ 的交付网格,根据交付任务的经纬度分布,对每个网格的交付任务进行聚合。

5.根据权利要求4所述的面向应急最后一公里物流的快递员资源分配方法,其特征在于,步骤3包括上层Agent,其包括状态 $s_u$ 、动作 $a_u$ 、和奖励 $r_u$ ;

所述 $s_u$ 是对上层Agent的配送区域状态的观察,包括每个配送区域的历史任务串行、PHEs、人口统计、可匹配的交付资源数量;

所述 $a_u$ 为上层Agent的动作, $a_u = \langle \mathcal{P}, \mathcal{C}^v \rangle$ , $\mathcal{P}$ 表示配送区域的优先原则, $\mathcal{C}^v = \{|c|_1^v, |c|_2^v, \dots, |c|_m^v\}$ 表示所有配送区域分配的配送资源的数量;

所述 $r_u$ 用于评估配送资源匹配策略的结果,具体为:

$$r_u = \frac{\sum_{i=1}^m |c|_i^v}{\sum_{i=1}^m |c|_i^d} + \gamma_u r_l$$

其中 $|c|_i^d$ 是配送区域 $z_i$ 对配送资源的需求, $\gamma_u$ 是 $r_l$ 的折扣因子。

6.根据权利要求4所述的面向应急最后一公里物流的快递员资源分配方法,其特征在于,步骤3包括下层Agent,其包括状态 $s_l$ 、动作 $a_l$ 、和奖励 $r_l$ ;

所述 $s_{l,i}$ 是下层Agent对配送区域 $z_i$ 状态的观察,包括配送区域的任务分配,PHEs的信息,邻居Agent的位置;所有代理特征矢量按索引顺序合并到大小为 $K \times L$ 的特征矩阵 $S$ ,其中 $K$ 是代理的数量, $L$ 是特征矢量的长度;对于所有代理,状态集表示为 $s_{l,i} = \{s_{l,i}^1, s_{l,i}^2, \dots, s_{l,i}^K\}$ , $s_{l,i}^K$ 表示 $S$ 的第 $K$ 行;

所述 $a_l$ 是下层Agent的动作,每个Agent有5个动作,包括向上、下、左、右四个方向移动或者在当前位置执行交付任务; $A_l$ 表示下层Agent动作的集合,并且 $A_l = \{a_l^1, a_l^2, \dots, a_l^K\}$ 。

所述 $r_l$ 用于评估快递员派送任务分配策略的结果;

$$r_l = \frac{\sum_{i=1}^m |d|_i^p}{\sum_{i=1}^m |d|_i^v} - \varepsilon \frac{\sum_{i=1}^m |c|_i^r}{|c|^s}$$

其中 $|d|_i^p$ 和 $|d|_i^v$ 为配送区域 $z_i$ 执行的任务数和总任务数, $|c|_i^r$ 为配送区域 $z_i$ 中通过风险点的快递员数量, $|c|^s$ 是快递员总数, $\epsilon$ 是权重参数。

## 一种面向应急最后一公里物流的快递员资源分配方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于计算机智能计算与运用的技术领域,主要涉及了一种面向应急最后一公里物流的快递员资源分配方法。

### 背景技术

[0002] 近年来最后一英里物流,这是成本最高、成本最高的物流行业。运输过程中耗时的部分。图1(a)显示了最后一英里物流系统(Last-mile Logistics system,LMLS)的完整流程。为了更好地研究LMLS中用户订单的流转,我们将用户、平台和快递员正式描述为需求方、供应方和交付方。通常,用户的周期性需求主要由他们的个人资料和兴趣决定,这很容易通过回归方法进行估计。然而,当面对PHE时,需求将不可避免的影响,并呈现出前所未有的不规则模式,这是传统LMLS难以解决的。因此,在工业界和学术界研究紧急最后一英里物流(Emergency Last-mile logistics,ELML)是一个关键问题。如图1(b)所示,ELML中一个完整的快递员分配需要满足以下要求:1)需求方管理用户的需求并记录即将到来的配送任务。2)供给方的目标是预测可用的配送资源并将其匹配到配送区域,当快递员数量不足时(尤其是PHE引起的),精准分配配送资源以满足用户需求至关重要。3)派送侧将派送任务分配给各个快递员完成包裹派送,其中主要考虑PHEs带来的风险和工作量的公平性。然而,需求的不稳定性、动态供应理解和不断变化的交付环境使其成为现实应用中的一个棘手问题。并且由于最后一英里物流的多阶段性,要在ELML中实现快递分配的目标,预测配送资源的需求是一个基本但重要的步骤,快递分配的优化紧随其后。这是一个典型的“先预测后优化(PTO)”问题。

[0003] 针对PHEs采集的系统化调度数据能够有效、清晰地展示ELML的真实运行情况,为数据层面的场景构建提供了契机。其次,随着PHEs演化的逐渐明晰,可以对PHEs下快递员递送任务的演化环境进行全面建模,为“需求-供给-交付”动态建模提供支持。

### 发明内容

[0004] 为解决上述问题,本发明公开了种面向应急最后一公里物流的快递员资源分配方法,本发明为了根据需求方准确预测供应方的配送资源,设计了一个供应感知预测模块,通过变分图GRU编码器提取需求方的时空特征,并通过“任务-资源”回归器构建任务量和交付资源之间的统计关系。为了解决供应方和交付方的相互约束,设计了一个优先级排序模块和一个基于分层强化学习的多因素任务分配模块。特别是在交付过程中,构建了一个多因素动态图网络来模拟风险对交付任务的影响。为了PTOCA在不同配送区域的可扩展性,在多因素任务分配模块中引入了经验区域矩阵。

[0005] 具体包括资源感知预测模块、优先级排序模块和多因素任务分配模块;本发明为每个配送区域预测和匹配配送资源,并分配快递员以高效地执行配送任务。

[0006] 所述资源感知预测模块用于预测当前时间配送区域的快递员需求量。具体来说,利用配送区域的时空特征,包括时间特征上的配送区域历史任务时间序列数据、配送区域

的PHEs信息,空间特征上配送区域之间的关联关系;另外,本发明通过对历史上交付任务与快递员数量的关系拟合发现,通过二阶多项式拟合,当快递员达到一定数量时,交付任务的数量基本上趋于稳定,这是由配送区域的订单上限所决定的(供大于需)。

[0007] 所述优先级排序模块通过一定的规则,如配送区域的任务量、配送区域的风险等级等特征,对配送区域的分配优先级进行排序。对于配送区域的显著性排序,有下述几种排序方法:基于任务量、基于风险等级、以及它们之间的组合。另外,若按照配送区域的优先级顺序分配快递员,那么在有很大的概率,排名靠后的营业部很难获得快递员的分配,为了使得快递员的分配机制更加公平,为送货站的快递员数量设置一个折中因子 $\alpha$ , $\alpha$ 是介于0和1之间的浮点数;

[0008] 所述多因素任务分配模块:通过Agent之间的关联关系探索Agent的相互影响,并采用多头图注意力机制集成相邻Agent的影响因素,使得Agent能够有效模拟交付过程中的复杂作用。具体来说,首先,根据每个配送区域任务的空间分布,将配送区域任务进行栅格化处理。根据配送区域空间分布,将其分为为 $n*n$ 的交付网格,根据交付任务的经纬度分布,对每个网格的交付任务进行聚合。

[0009] 作为本发明的一种改进,对Agent有如下设计:

[0010] 本发明中涉及两种类型的Agent,分别为上层Agent和下层Agent。本发明方法的基本组成要素为: $\langle \mathcal{I}, \mathcal{S}, \mathcal{A}, \mathcal{R} \rangle$ ,其中 $\mathcal{I} \in \{I_u, I_l\}$ ,  $\mathcal{S} \in \{s_u, s_l\}$ ,  $\mathcal{A} \in \{a_u, a_l\}$ 和 $\mathcal{R} \in \{r_u, r_l\}$ 。

[0011] Agents:上层Agent记为 $I_u$ ,是一个电子商务平台。设置上层Agent的目的是探索每个配送区域应该匹配的配送资源。 $I_l$ 代表下层Agent。给定一个配送区,其下级代理由匹配的快递员组成,设置下层Agent的目标是将任务分配给配送区域内的快递员。

[0012] 上层Agent包括状态 $s_u$ 、动作 $a_u$ 、和奖励 $r_u$ 。 $s_u$ 是对上层Agent的配送区域状态的观察,包括每个配送区域的历史任务串行、PHEs、人口统计、可匹配的交付资源数量。 $a_u$ 为上层Agent的动作, $a_u = \langle \mathcal{P}, \mathcal{C}^v \rangle$ ,  $\mathcal{P}$ 表示配送区域的优先原则, $\mathcal{C}^v = \{|c|_1^v, |c|_2^v, \dots, |c|_m^v\}$ 表示所有配送区域分配的配送资源的数量。 $r_u$ 用于评估配送资源匹配策略的结果,

$$[0013] \quad r_u = \frac{\sum_{i=1}^m |c|_i^v}{\sum_{i=1}^m |c|_i^d} + \gamma_u r_l$$

[0014] 其中 $|c|_i^d$ 是配送区域 $z_i$ 对配送资源的需求, $\gamma_u$ 是 $r_l$ 的折扣因子。

[0015] 下层Agent包括状态 $s_l$ 、动作 $a_l$ 、和奖励 $r_l$ 。 $s_{l,i}$ 是下层Agent对配送区域 $z_i$ 状态的观察,包括配送区域的任务分配,PHEs的信息,邻居Agent的位置。所有代理特征矢量按索引顺序合并到大小为 $K \times L$ 的特征矩阵 $S$ ,其中 $K$ 是代理的数量, $L$ 是特征矢量的长度。对于所有代理,状态集表示为 $s_{l,i} = \{s_{l,i}^1, s_{l,i}^2, \dots, s_{l,i}^K\}$ ,

[0016]  $s_{l,i}^K$ 表示 $S$ 的第 $K$ 行。 $a_l$ 是下层Agent的动作,每个Agent有5个动作,包括向四个(上、下、左、右)方向移动或者在当前位置执行交付任务。 $A_l$ 表示下层Agent动作的集合,并且 $A_l = \{a_l^1, a_l^2, \dots, a_l^K\}$ 。 $r_l$ 用于评估快递员派送任务分配策略的结果。

$$[0017] \quad r_l = \frac{\sum_{i=1}^m |d|_i^p}{\sum_{i=1}^m |d|_i^v} - \varepsilon \frac{\sum_{i=1}^m |c|_i^r}{|c|^s}$$

[0018] 其中 $|d|_i^p$ 和 $|d|_i^v$ 为配送区域 $z_i$ 执行的任务数和总任务数, $|c|_i^r$ 为配送区域 $z_i$ 中通过风险点的快递员数量, $|c|^s$ 是快递员总数, $\varepsilon$ 是权重参数。

[0019] 本发明的有益效果:

[0020] 提供“预测-优化”快递员分配框架以应对应急最后一公里的资源分配优化问题。具体来说,在预测阶段,我们设计了一个资源感知预测模块,该模块使用变分图GRU编码器对不稳定的需求特征进行时空建模,并构建任务资源回归器以准确预测需求。在优化阶段,优先级排序模块首先解决供需不平衡情况下的供给资源匹配问题。然后利用多因素任务分配模块对动态演化环境进行建模,合理分配快递员的配送任务。本框架通过提取应急事件演化信息,结合资源预测感知,以保证快递员数量分配的合理性,在满足配送时间约束的条件下降低订单超时率和快递员的风险承担的总体目标。

## 附图说明

[0021] 图1为本发明的业务场景流程示意图;

[0022] 图2为本发明“预测-优化”快递员分配方法的工作流程图。

## 具体实施方式

[0023] 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并不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。

[0024] “预测-优化”快递员分配框架,如图2所示,包括如下模块:

[0025] 模块一:资源感知预测模块,用于预测每个配送区域的配送资源需求。具体来说,使用时空特征,包括用户的历史任务时间串行和PHE的时间特征交付区域信息,以及空间特征交付区域之间的关联。通过图卷积网络(GCN)获得配送区域的时空编码表示,然后通过将时空编码与变分自动编码器(VAE)和GRU相关联来计算配送资源的需求。然后,基于“任务-资源”回归关系,构建配送任务量与配送资源需求的回归量。一般来说,资源感知预测模块分为两部分:1)变分图GRU编码器。2)“任务-资源”回归器。

[0026] 区域图中有各种静态和动态信息,节点描述了历史任务序列、人口统计和交付区域的PHEs信息。边描述了配送区域之间的几何中心距离。

[0027] 历史任务序列:描述配送区域的过去14天每天交付任务数量,由14个标量组成,表示为 $d^s = \{d_1^s, d_2^s, \dots, d_m^s\}$ ,其中 $d_i^s = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ , $n=14$ , $m$ 表示交付区域的数量。

[0028] 覆盖人口特征:用于描述配送区域覆盖的总人口,表示为 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 。

[0029] PHEs信息:用于描述送货站过去14天每天PHEs的演化情况。该部分信息由送货站过去14天每天风险地区总数组成,表示为 $R_i = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ 。

[0030] 在配送区域的资源感知预测中,仅根据任务的历史需求做出决定是不够的,并且会导致有偏差的结果,因为PHEs对区域的任务量刺激随着时间的推移逐渐衰弱的,无法通

过单个时间步对PHEs的影响进行完整的建模。事实上,区域图中的空间关联信息可以有效的表示PHEs的时空演化,这种信息可以有效增强任务时间序列的特征表示。我们通过GCN提取配送区域的时空特征,并将其作为潜在表示,通过变分自编码器得到PHEs对配送区域作用的编码信息。另外,对历史任务序列进行归一化处理,并通过GRU进行时序特征提取,得到历史任务时序编码。将上述特征进行拼接,输入至变分编码器中,得到交付区域的任务量输出值。需要注意的事:需求量的来源包括两个部分:一个是当前时刻分配至配送区域的任务,另一个是上一时刻的结余任务。因此在“任务-资源”回归部分,通过对历史上交付任务与快递员数量的关系拟合发现,通过二阶多项式拟合,当快递员达到一定数量时,交付任务的数量基本上趋于稳定,这是由配送区域所在区域的订单上线所决定的(供大于需)。

[0031] 模块二:优先级排序模块,在面对供需不平衡的问题时,直观上,供应端应当将快递员分配至需求优先级更高的送货站。因此,我们需要通过一定的规则,如送货站的任务量、送货站的风险等级等特征,对送货站的分配优先级进行排序。对于送货站的显著性排序,有下述几种排序方法:基于任务量、基于风险等级、以及它们之间的组合。本模块设计了一个并行双DQN框架,其中包括R-DQN和F-DQN,分别用于实现排名原则的选择和匹配因子的计算。需要解决的两个问题:1) 给出合适的排名原则;2) 为营业部设置一个合适的折中因子。排名原则的选择是典型的离散空间决策求解问题,受DQN的启发,将送货站的嵌入表示输入至R-DQN网络中,得到对应的特征向量,通过全连接层得到送货站的排名索引 $M$ ,其中 $M$ 属于 $[0, 1, 2]$ 。理论上分配因子应当为0至1之间连续变量,为了避免采用连续空间决策,造成的计算复杂度高等问题,利用快递员分配数必须为整数这一特点进行优化。我们将分配因子的取值集合记为 $A_\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k\}$ ,其中 $\alpha_1 < \alpha_2 < \dots < \alpha_k$ 。将配送区域的快递员数量需求的最大值记为 $(C_{t+1}^d)_{\max}$ ,集合 $A_\alpha$ 中的元素取值应当满足:

$$[0032] \quad \alpha_k \times (C_{t+1}^d)_{\max} = k$$

[0033] 基于此,在R-DQN网络的基础上构建一个并行的F-DQN网络,输出匹配因子 $\alpha = \alpha_{i_\alpha}$ ,且有:

$$[0034] \quad i_\alpha = [\tilde{\alpha} \times (1 + k)]$$

[0035] 最后按照给定排序规则对配送区域的优先级进行排序。其次,对于配送区域根据预测结果,将快递员分配给它,并按照排序的结果跳转至下一个配送区域,当没有更多的快递员时,分配过程结束。

[0036] 模块三:多因素任务分配模块,该模块有两个的问题需要解决:1) 由于配送区域任务较多,如果将每个任务独立分配给快递员,巨大的动作空间使得问题难以求解解决。此外,由于配送区域的时空多样性,需要为其定制分配策略。2) 快递员之间存在互动,在交付任务的过程中,需要考虑快递员承担的任务量和风险的平衡。通过Agent之间的关联关系探索Agent的相互影响,并采用多头图注意力机制集成相邻Agent的影响因素,使得Agent能够有效模拟交付过程中的复杂作用。具体来说,首先,我们根据每个送货站交付任务的空间分布,将送货站的交付任务进行栅格化处理。对于给定一个配送区域,根据其空间分布,将其分为 $n \times n$ 的交付网格,根据交付任务的经纬度分布,对每个网格的交付任务进行聚合。此外,在大多数多Agent环境中,考虑与其他所有Agent通信可能成本高昂且帮助不大,智能体无



法区分有价值的信息和全局共享的信息,由于卷积可以逐渐增加Agent的感受野,因此,只考虑相邻代理是高效且有效的。与GCN中考虑的静态图不同,多代理环境的图是动态的。通过引入基于多头注意力机制的图卷积网络,来适应图的动态变化。模块主要包括三个部分:观测编码层、多头注意力编码和Q网络。理论上,卷积层数越多,当前Agent获取的信息越多,远处Agent的信息随着卷积层的增加传播到当前Agent。然而在快递员交付任务的过程中,快递员一般只关心附近交付区域的环境状态,因为快递员长距离跨区域执行交付任务的过程中,途中耗时是不必要的,因此,远处快递员的状态信息对当前快递员的作用并不明显。

[0037] 针对应急最后一公里物流的多阶段快递员分配问题,发明一个“预测-优化”的快递员分配方法。包括:1) 在预测阶段:设计了一种新颖的资源感知预测方法,有效地提取了由PHEs引起的不稳定的时空需求特征。2) 优化阶段:设计优先级排序方法和多因素任务分配方法,增强供-配关联建模,实现配送资源匹配和快递员任务分配。对于未来的发明应用,将方法迁移到更高级的调度场景,如仓储、路由优化,将是非常有前景的。更重要的是,希望该发明能够更好地为应急物流体系的建设做出技术贡献。

[0038] 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。

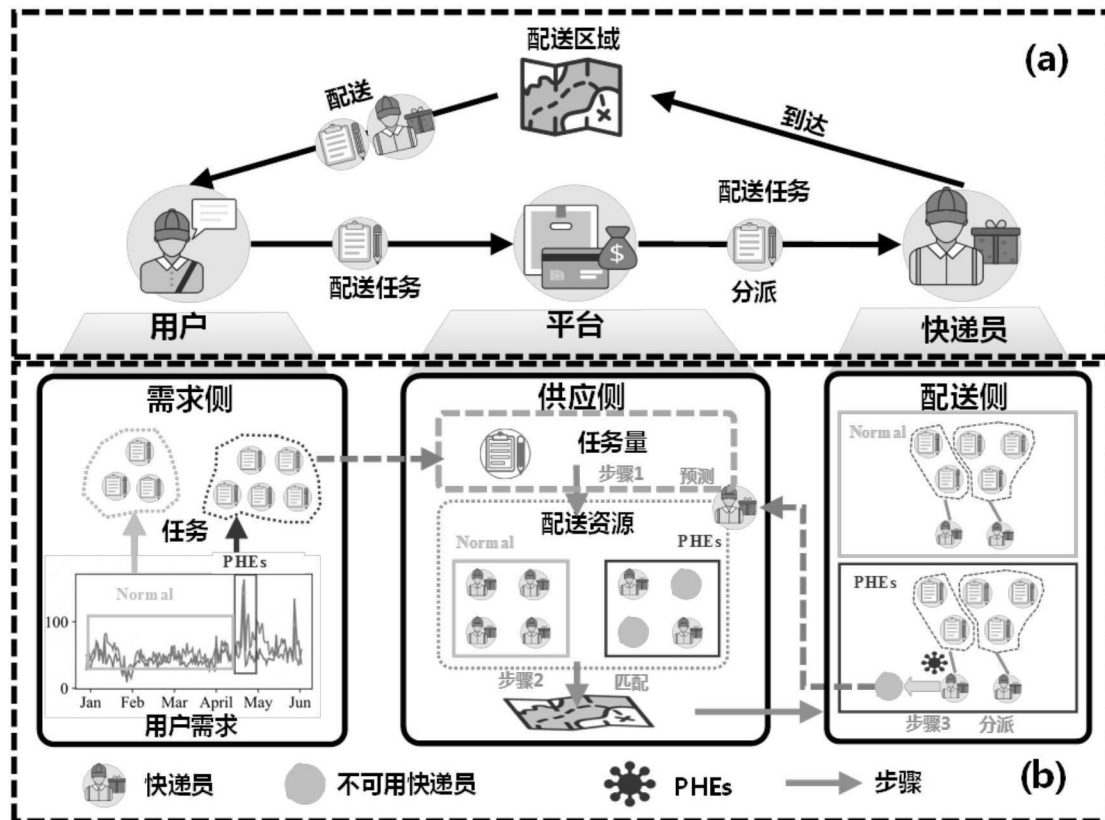


图1

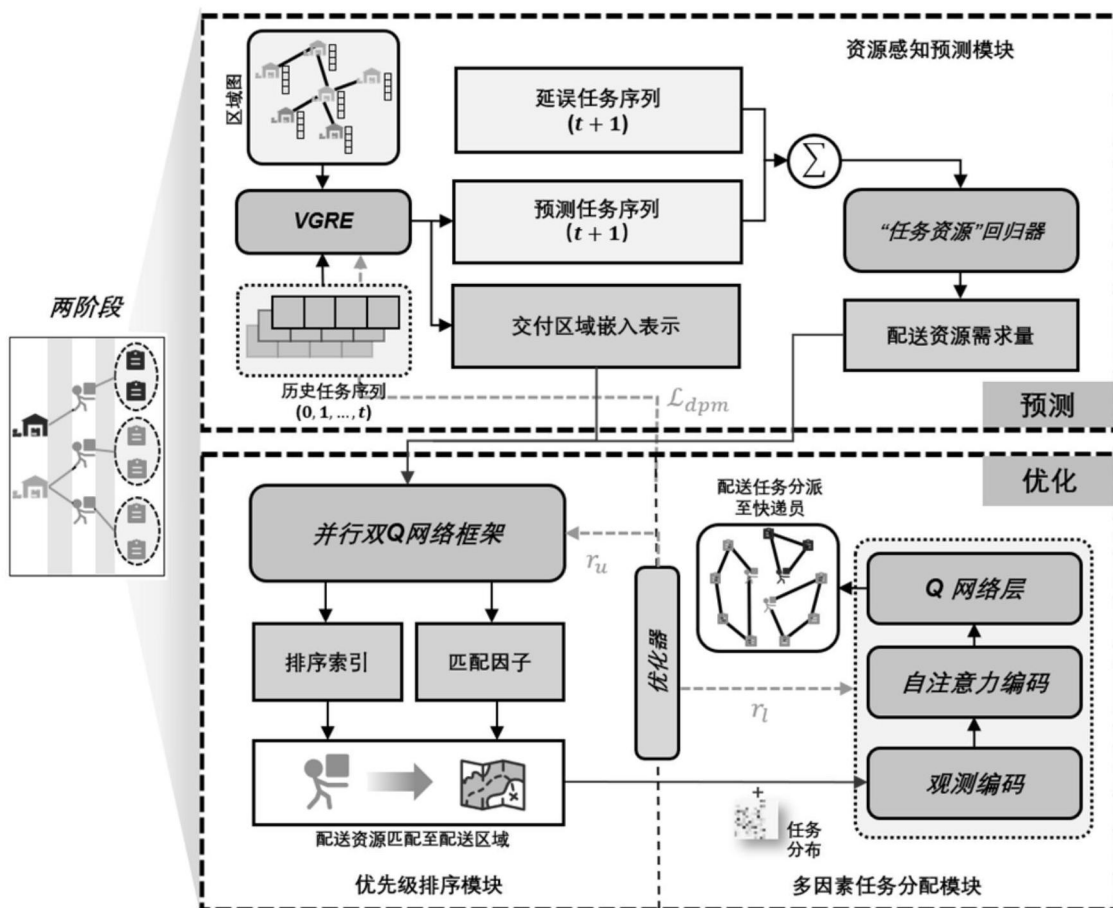


图2