(19) 国家知识产权局



(12) 发明专利



(10) 授权公告号 CN 114093197 B (45) 授权公告日 2022. 09. 30

GO6N 3/04 (2006.01) **GO6N** 3/08 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 104346953 A.2015.02.11

CN 105760960 A,2016.07.13

CN 105303882 A.2016.02.03

《计算机工程》2011年(第37卷)总目次.《计算机工程》.

贾逸伦等.基于有效度和相对熵的短期电力负荷组合预测方法.《电力科学与技术学报》 .2016,(第02期),

《计算机系统应用》2015年总目次、《计算机系统应用》.2015,(第12期),

审查员 张渊博

权利要求书2页 说明书5页 附图1页

(21) 申请号 202111365756.2

(22)申请日 2021.11.17

(65) 同一申请的已公布的文献号 申请公布号 CN 114093197 A

(43) 申请公布日 2022.02.25

(73) 专利权人 东南大学 地址 210096 江苏省南京市麒麟科创园智 识路26号启迪城立业园04幢

(72) 发明人 王帅 梅洛瑜 凌泰炜 冯悦

(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 程洁

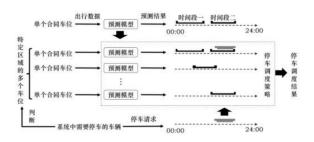
(51) Int.CI.

G08G 1/14 (2006.01) *G07B* 15/02 (2011.01)

(54) 发明名称

一种多方共赢的共享合同车位系统

(57) 摘要



CN 114093197 B

- 1.一种多方共赢的共享合同车位系统,其特征在于:包括如下步骤,
- (1)数据预处理、筛选:收集各个小区、地段的停车记录,收集环境和节假日的数据,对缺失值、异常现象处理,根据信息熵和相对熵指标筛选合适、符合需求的合同车位;所述步骤(1)中,通过信息熵筛选车位的具体步骤为:信息熵是用来测量信息分布的一个常用参数,信息熵越大,说明停车行为越有多样化;信息熵越小,说明分布的越集中,停车行为越具有周期性,之后选择信息熵值较小的作为适合参与共享的合同车位,将其作为模型的预测数据;所述步骤(1)中,通过相对熵筛选车位的具体步骤为:相对熵用于衡量两个概率分布的相似程度,对其经对称化处理后得到变形;相对熵越小,说明分布的相似程度越高;当工作日出行时间和节假日出行时间的概率分布差异较大时,说明两者的出行规律存在明显的分布差异;同理,判断车主在不同环境下的出行是否存在明显的分布差异;
- (2) 采用神经网络的方式来进行模型的预测,将环境和时间因素加入到神经网络模块中,对神经网络模块进行了改进设计,对停车时间进行预测;步骤(2) 神经网络模型进行改进设计,具体步骤如下:神经网络模型基于长短期记忆网络,神经网络模型最终输出空闲停车时间 h_t ;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 ;

$$\begin{split} & \mathbf{f}_{\mathbf{t}} = \sigma\left(\mathbf{W}_{\mathbf{f}} \bullet \left[\mathbf{h}_{\mathbf{t}-1}, \mathbf{x}_{\mathbf{t}} \right] + \mathbf{b}_{\mathbf{f}} \right) \\ & i_{t} = \sigma\left(W_{i} \cdot \left[h_{t-1}, x_{t}^{E} \right] + b_{i} \right) \\ & C_{t} = f_{t} * C_{t-1} + i_{t} * \tilde{C}_{\mathbf{t}}, \quad \tilde{C}_{\mathbf{t}} = \tanh\left(W_{c} \cdot \left[h_{t-1}, x_{t}^{E} \right] + b_{c} \right) \\ & o_{t} = \sigma\left(W_{o} \cdot \left[h_{t-1}, x_{t}^{E} \right] + b_{o} \right) \end{split}$$

 $h_{t} = o_{t} * tanh(C_{t})$

其中, x_t^E 是包含t时刻的环境、时间、历史数据等综合参数的信息矩阵,其表达式如下:

$$x_t^E = [x_t, e_t]$$

该公式中 x_t 表示t时刻历史停车信息序列,它融合了历史停车数据 D_t ,通过由 W_r 和 D_r 参数化的全连接层以及Sigmoid激活函数得到;其表达式如下:其表达式如下;

$$X_t = \sigma (W_r \cdot D_t + b_r)$$

其中, x_t^E 包含t时刻的环境、时间、历史数据等信息;其表达式如下;其中, E_t 表示提取得到的环境、时间特征;

$$x_t^e = [x_t, e_t]$$

$$e_t = \sigma (W_e \cdot E_t + b_e)$$

 e_t 是通过参数 E_t 求得的用于表示环境因素影响的参数; E_t 表示提取得到的环境、时间特征;其表达式如下:

 $e_t = \sigma (W_e \cdot E_t + b_e)$;

- (3)结合已有的停车时间进行调度安排,采用综合平衡的策略,通过基于分层处理的近似动态规划算法,兼顾调度的用时和效率,使车位的总利用时间最大化;所述步骤(3)近似动态规划算法,包括以下步骤:
- (3-1) 假设存在m个停车请求,n个车位且满足n<m的时间段;将第i个可用车位空闲时间段定义为: $P_i = [x_i, y_i)$, $i = 1, \ldots, n$; x_i 表示第i个车位开始闲置的时间,即车主的离开车位的时间点; y_i 表示第i个合同停位再次被车主使用的时间点,即车主的返回时间点;定义第j个用户停车请求的时间段为 $R_j = [s_j, f_j)$, $j = 1, \ldots, m$; s_j 表示第j个停车请求开始的时间点; f_i 表示第j个停车请求结束的时间点;
- (3-2) 在停车调度问题中,采用了分层的间隔调度方法来降低复杂度;假设n个空闲时间段中最多有1个重合,将空闲时间段划分为1个子集 S_h , $h=1,\ldots,1$;所以每个子集中的时间段是互斥的,把 S_h 称为第h层;假设有1个空闲时间段,将其称之为层; F_j 表示第 j个停车请求结束的时间点;假设有x层满足停车结束时间 f_n 的需求,然后把 f_n 放在x层中的一层,或者不放入任何一层,即需求 f_n 有x+1种情况;假设知道剩余的 f_0 ~ f_{n-1} 需求分配在剩余空闲时间内的最佳分配,那么 f_0 ~ f_n 需求剩余空闲时间内的最优分配方法将是x+1情况下空闲时间最长的分配方法;依次类推,最后通过自底向上迭代的方法得到模型的最优结果。

一种多方共赢的共享合同车位系统

技术领域

[0001] 本发明涉及一种多方共赢的共享合同车位系统。

背景技术

[0002] 随着中国经济的飞速发展,我国的私家车数量已达到2.6亿台。据统计显示,由于车辆数目暴增而停车设施的建设却没有随之跟上,高峰期近30%的交通拥堵是因为车辆没有及时找到停车位而导致的。而随着物联网技术的成熟,如今大多数停车场均可通过传感设备记录细粒度的停车数据,利用这些数据,可以提前预知停车位的空闲时间,从而进行更合理的调度安排,这为构建共享系统提供了条件。

[0003] 一些研究也为"停车难"这一问题,提出了解决方案:比如,有研究人员在实验中使用了递归神经网络(RNN),并通过多任务框架有效地在用户之间共享有限的个人数据来进行训练;Facebook开发的Prophet模型,可以用于实现对停车时间的预测,但其没有考虑到多因素对停车行为的影响;也有研究采取LSTM模型,但其聚焦于聚类增强的学习方法,没有考虑到停车行为的周期性;有研究人员设计了一个基于预约的智能停车系统(RSPS),传感器网络发布可用的停车信息,司机获取后可以按需预订所需的车位;一些研究还提出了设计一个停车引导系统或算法来实现对现有停车场的高效调度,从而减少驾驶员寻找停车位的时间。

[0004] 停车问题是一个涉及多因素影响的复杂时间序列预测问题,要能够充分利用附加因素的基础上能够实现高准确率的预测并进行实时且有效的调度是一个大的难题。选择从另一个角度上来解决"停车难"的问题,聚焦于有挖掘价值的合同车位,从而在这样一个新的场景下构建能够多方共赢的停车共享系统。合同车位,指的是个体可以通过签约合同后获得车位的所有权,通常可以认为是小区业主购买的车位。这类车位通常具有周期性足够多的空闲时间,使用情况比较稳定,有利于对其预测。

发明内容

[0005] 发明目的:受到现有停车行为建模研究的启发,针对停车行为具有明显的周期性和容易受到多种因素影响的特点,设计一种多方共赢的共享合同车位系统,一方面可以让原本空闲的车位得到利用,让原本空置的停车空间给车位主人产生一定的利润,另一方面也可以缓解停车场周边的停车困难的问题。

[0006] 技术方案:本发明一种多方共赢的共享合同车位系统,包括如下步骤,

[0007] (1)数据预处理、筛选:收集各个小区、地段的停车记录,收集环境和节假日的数据,对缺失值、异常等现象处理,根据信息熵和相对熵指标筛选合适、符合需求的合同车位;

[0008] (2) 采用神经网络的方式来进行模型的预测,将环境和时间因素加入到神经网络模块中,对神经网络模块进行了改进设计,对停车时间进行预测;

[0009] (3)结合已有的停车时间进行调度安排,采用综合平衡的策略,通过基于分层处理的近似动态规划算法,兼顾调度的用时和效率,使车位的总利用时间最大化。

[0010] 进一步的,所述步骤(1)中,通过信息熵筛选车位的具体步骤为:信息熵是用来测量信息分布的一个常用参数,信息熵越大,说明停车行为越有多样化;信息熵越小,说明分布的越集中,停车行为越具有周期性,之后选择信息熵值较小的作为适合参与共享的合同车位,将其作为模型的预测数据。

[0011] 进一步的,所述步骤(1)中,通过相对熵筛选车位的具体步骤为:相对熵用于衡量两个概率分布的相似程度,对其经对称化处理后得到变形。相对熵越小,说明分布的相似程度越高。当工作日出行时间和节假日出行时间的概率分布差异较大时,说明两者的出行规律存在明显的分布差异。同理,判断车主在不同环境下的出行是否存在明显的分布差异。

[0012] 进一步的,所述步骤(2)神经网络模型进行改进设计,具体步骤如下:神经网络模型基于长短期记忆网络,神经网络模型最终输出空闲停车时间 h_t 。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 。

[0013]
$$f_{t} = \sigma(W_{f} \cdot [h_{t-1}, X_{t}] + b_{f})$$

[0014]
$$i_{t} = \sigma(W_{t} \cdot [h_{t-1}, X_{t}^{E}] + b_{t})$$

$$[0015] \qquad C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t , \quad \tilde{C}_t = \tanh\left(W_c \cdot \left\lceil h_{t-1}, x_t^E \right\rceil + b_C\right)$$

[0016]
$$O_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t^E] + b_o)$$

[0017]
$$h_{t} = O_{t} * tanh(C_{t})$$

[0018] 其中, x_t 表示t时刻历史停车信息,它融合了历史停车数据 D_t ,通过由 W_r 和 b_r 参数化的全连接层以及sigmoid激活函数得到。其表达式如下。

[0019]
$$X_t = \sigma(W_r \cdot D_t + b_r)$$

[0020] 其中, x_i^E 包含t时刻的环境、时间、历史数据等信息。其表达式如下。其中, E_t 表示提取得到的环境、时间特征。

[0021]
$$x_t^e = [x_t, e_t]$$

[0022]
$$e_{t} = \sigma (W_{e} \cdot E_{t} + b_{e})$$

[0023] 6.进一步的,所述步骤(3)近似动态规划算法,包括以下步骤:

[0024] (3-1) 假设存在m个停车请求,n个车位且满足n<m的时间段。将第i个可用车位空闲时间段定义为: $P_i = [x_i, y_i)$, $i = 1, \ldots, n$ 。 x_i 表示第i个车位开始闲置的时间,即车主的离开车位的时间点。 y_i 表示第i个合同停位再次被车主使用的时间点,即车主的返回时间点。定义第j个用户停车请求的时间时间段为 $R_i = [s_i, f_i)$, $j = 1, \ldots, m$ 。 S_j 表示第j个停车请求开始的时间点。 f_i 表示第j个停车请求结束的时间点。

[0025] (3-2) 在停车调度问题中,采用了分层的间隔调度方法来降低复杂度。假设n个空闲时间段中最多有1个重合,将空闲时间段划分为1个子集 S_h , $h=1,\ldots,1$ 。所以每个子集中的时间段是互斥的,把 S_h 称为第h层。假设有1个空闲时间段,将其称之为层。 F_j 表示第 j个停车请求结束的时间点。假设有x层满足停车结束时间 f_n 的需求,然后把 f_n 放在x层中的一层,

或者不放入任何一层,即需求 f_n 有x+1种情况。假设知道剩余的 f_0 ~ f_{n-1} 需求分配在剩余空闲时间内的最佳分配,那么 f_0 ~ f_n 需求剩余空闲时间内的最优分配方法将是x+1情况下空闲时间最长的分配方法。依次类推,最后通过自底向上迭代的方法得到模型的最优结果。

[0026] 有益效果:

[0027] (1)对于合同车位的车主而言,通过该系统可以将他们平时无法使用的停车时间出租初期,从而获得额外的收入;对于发出停车请求的车主而言,通过该系统可以为他们提供更多可以使用的停车空间,节省了大量的寻找时间和成本;对系统管理者而言,该系统可以帮助他们获得一定的管理收入;最后对于城市管理者而言,该系统可以一定程度上缓解城市的交通压力,是一个多方共赢的合同车位共享系统

[0028] (2) 使车位的总利用时间最大化,实验结果表明,不同于传统的调度算法,的系统使合同停车位的利用率提高了50%以上。一方面可以让原本空闲的车位得到利用,让原本空置的停车空间给车位主人产生一定的利润,另一方面也可以缓解停车场周边的停车困难的问题。

附图说明

[0029] 图1:基于合同车位的共享系统的总体架构图;

[0030] 图2:近似动态规划策略的演示图。

具体实施方式

[0031] 如图1所示一种多方共赢的共享合同车位系统,在新的场景下,工作主要分为三个步骤,分别为:数据预处理、预测可用的停车时间、调度停车请求。

[0032] 第一步是对数据进行预处理,筛选合适的、符合需求的合同车位。的数据源自停车场的监控信息,每个车辆进出停车场都会产生信息,搜集了某市各小区、地段的近1900万停车记录,对其进行初步处理后进行熵值分析。

[0033] 利用信息熵和相对熵的变形作为衡量指标来判断车位是否具有高度的出行规律性。信息熵是用来测量信息分布的一个常用参数,熵越大,说明停车行为越有多样化;熵越小,说明分布的越集中,停车行为越具有周期性。选择熵值较小的作为适合参与共享的合同车位,将其作为模型的预测数据。

[0034] 而相对熵,用于衡量两个概率分布的相似程度,对其经对称化处理后得到变形。值越小,说明分布的相似程度越高。当工作日出行时间和节假日出行时间的概率分布差异较大时,说明两者的出行规律存在明显的分布差异。同理,也可以判断车主在不同环境下的出行是否存在明显的分布差异。

[0035] 搜集了某市的环境状况和节假日情况,分析了这些信息与停车行为的相关性,为 更准确的停车预测提供依据。在分析环境因素时,为了尽可能减少输入的特征数,将环境分 为两种:积极的环境,即不会影响出行选择,如晴天、多云等;消极的环境,即可能改变车主 出行选择,如降雨量、降雪量高等。

[0036] 分析了环境因素和节假日因素对合同车位停车行为的影响后,第二步提出并实现了一种改进的神经网络预测模块。考虑环境、时间等上下文因素,该神经网络预测模块基于长短期记忆网络,神经网络预测模块最终输出空闲停车时间h,。长短期记忆网络主要由三

个门:遗忘门 f_{+} 、传入门 i_{+} 、输出门 o_{+} ,以及单元状态 C_{+} 构成。

[0037] 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} 。

[0038] 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 。

$$\begin{split} & \left[\text{0039} \right] \quad \quad \mathbf{f}_{\text{t}} \! = \! \sigma \left(\mathbf{W}_{\text{f}} \bullet \left[\mathbf{h}_{\text{t-1}}, \mathbf{x}_{\text{t}} \right] \! + \! \mathbf{b}_{\text{f}} \right) \\ & \left[\text{0040} \right] \quad \quad \mathbf{i}_{\text{t}} \! = \! \sigma \left(\mathbf{W}_{\text{i}} \bullet \left[\mathbf{h}_{\text{t-1}}, \mathbf{x}_{\text{t}}^{\text{E}} \right] \! + \! \mathbf{b}_{\text{i}} \right) \\ & \left[\text{0041} \right] \quad \quad C_{t} = f_{t} * C_{t-1} + i_{t} * \tilde{C}_{\text{t}} \; , \quad \tilde{C}_{\text{t}} = \tanh \left(W_{c} \cdot \left[h_{t-1}, x_{t}^{E} \right] \! + \! b_{C} \right) \end{aligned}$$

[0042]
$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t^E] + b_o)$$

[0043] $h_{t} = o_{t} * tanh(C_{t})$

[0044] 其中, x_t 表示t时刻历史停车信息,它融合了历史停车数据 D_t ,通过由 W_r 和 b_r 参数化的全连接层以及sigmoid激活函数得到。其表达式如下。

[0045]
$$X_t = \sigma(W_r \cdot D_t + b_r)$$

[0046] 其中, x_i^E 包含t时刻的环境、时间、历史数据等信息。其表达式如下。其中, E_t 表示提取得到的环境、时间特征。

[0047]
$$x_t^e = [x_t, e_t]$$

[0048]
$$e_{t} = \sigma (W_{e} \cdot E_{t} + b_{e})$$

[0049] 完成对停车时间的预测工作后,可以得到每一个参与系统的合同车位能够提供的停车时间。此时,如果有停车请求发出,可以进行调度的工作。

[0050] 调度算法的优化目标是使车位的总利用时间最大化。假设存在m个停车请求,n个车位且满足n<m的时间段。将第i个可用车位空闲时间段定义为: $P_i = [x_i, y_i)$, $i = 1, \ldots, n$ 。 x_i 表示第i个车位开始闲置的时间,即车主的离开车位的时间点。 y_i 表示第i个合同停位再次被车主使用的时间点,即车主的返回时间点。定义第j个用户停车请求的时间时间段为 $R_i = [s_i, f_i)$, $j = 1, \ldots, m$ 。 S_j 表示第j个停车请求开始的时间点。 f_j 表示第j个停车请求结束的时间点。在停车调度问题中,采用了分层的间隔调度方法来降低复杂度。假设n个空闲时间段中最多有1个重合,将空闲时间段划分为1个子集 S_h , $h = 1, \ldots, 1$ 。所以每个子集中的时间段是互斥的。把 S_h 称为第h层。

[0051] 利用近似动态规划的思想,将原问题分解成相对简单的子问题来解决复杂问题。在分层过程之后,基于以下建模思想对动态规划算法进行改进。假设有x层满足停车结束时间 f_n 的需求,然后把 f_n 放在x层中的一层,或者不放入任何一层,即需求 f_n 有x+1种情况。假设知道剩余的 f_0 ~ f_{n-1} 需求分配在剩余空闲时间内的最佳分配,那么 f_0 ~ f_n 需求剩余空闲时间内的最优分配方法将是x+1情况下空闲时间最长的分配方法。依次类推,最后通过自底向上迭代的方法得到模型的最优结果。

[0052] 在精度方面,由于动态规划算法考虑了所有可能的解,最终结果是全局最优解,即最优调度解。但是在时间复杂度方面,由于考虑的因素太多,如果每次停车需求的可能性最

大为n+1,那么算法的复杂度将达到mⁿ⁺¹。即便进行分层的优化后,复杂度为m¹⁺¹(1≤n),仍然是指数级的。因此,当数同时车辆和停车位数目角度时,调度工作运行时间过长,不满足系统实时反馈的要求。即便在迭代过程中添加了一些剪枝策略,使模型尽可能不需要进行重复的比较。但是遍历算法具有精度高、复杂度高的特点,仅适用于数据量较小的泊车调度。它也可以作为其他算法在实验中准确性的一个基数指标。考虑到当停车需求增加时,动态规划算法的时间消耗呈指数增长。这对于具有高实时性要求的系统是不可接受的。因此提出了综合贪婪算法的速度和动态规划算法的效率的算法,即近似动态规划算法。

[0053] 近似动态规划算法空间复杂度主要体现在两个方面:一方面,为了减少文件输入和输出的时间,提高程序性能,将初始数据(包括停车请求,空闲时间和相关信息)存储在调度在内存中,相应的空间复杂度是0(n+m);另一方面,在m次递归过程中,过程变量 q_k 和

[0054] 每一层后重新排序的停车请求信息存储完成,其对应的空间复杂度为0(m)。综上所述,近似动态规划算法的空间复杂度为0(n+m)。

[0055] 近似动态规划算法的时间复杂度主要解决两个方面:一方面,整个调度过程需要对任务排序n次。每种排序的最小复杂度是0(mlogm)。排序的时间复杂度为0(nmlogm);另一方面,它是对n个递归过程的分析。每次递归的时间复杂度为0(m),递归过程的时间复杂度为0(mm)。综上所述,近似动态规划算法的时间复杂度为0(nmlogm)与动态规划算法相比,近似动态规划算法的时间复杂度和空间复杂度均为多项式,所需时间更少。但是在求解精度方面,由于贪婪算法追求的是局部最优解,这使得在前一个任务调度中不可能考虑后续的任务调度,该过程不具有最优子结构的性质。最终的模型只能找到一个局部最优解,而不能找到最优解。但值得注意的是,通过推导证明了近似动态规划算法的解至少是最优解的一半以上,这在一定程度上保证了近似动态规划算法的准确性。整个近似动态规划算法的过程如图2所示。

[0056] 实验结果表明,不同于传统的调度算法,的系统使合同停车位的利用率提高了50%以上。对于合同车位的车主而言,通过该系统可以将他们平时无法使用的停车时间出租初期,从而获得额外的收入;对于发出停车请求的车主而言,通过该系统可以为他们提供更多可以使用的停车空间,节省了大量的寻找时间和成本;对系统管理者而言,该系统可以帮助他们获得一定的管理收入;最后对于城市管理者而言,该系统可以一定程度上缓解城市的交通压力,是一个多方共赢的合同车位共享系统。

[0057] 以上所述仅是本发明的优选实施方式,应当指出:对本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理的前提想,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。

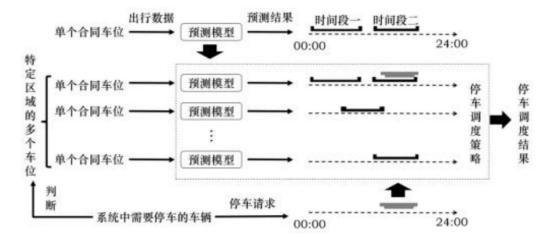


图1

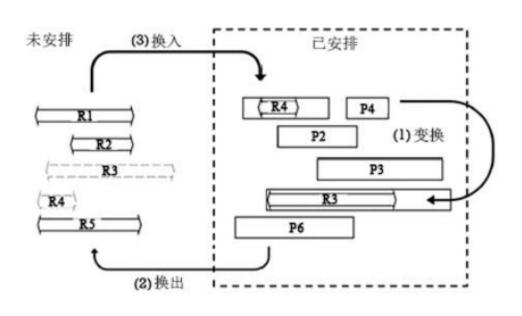


图2