



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 105787858 A

(43)申请公布日 2016.07.20

(21)申请号 201610185090.5

(22)申请日 2016.03.29

(71)申请人 交通运输部公路科学研究所
地址 100088 北京市海淀区西土城路8号

(72)发明人 张纪升 李斌 牛树云 周学松
张凡 李宏海 孙晓亮 吴涛
赵丽 朱丽丽 刘见平 张利
文娟 张金金

(74)专利代理机构 北京市中闻律师事务所
11388

代理人 王新发 常亚春

(51)Int. Cl.

G06Q 50/30(2012.01)

G06Q 10/04(2012.01)

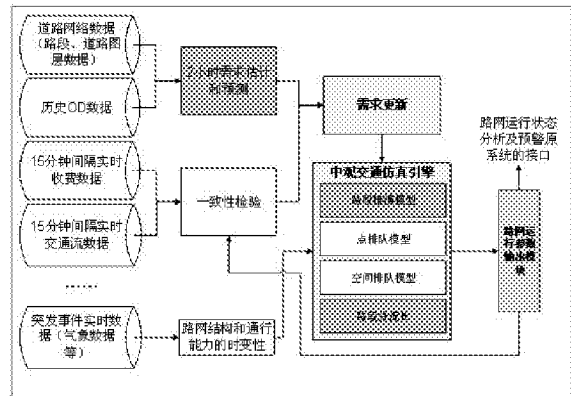
权利要求书6页 说明书11页 附图5页

(54)发明名称

一种高速公路网态势推演方法

(57)摘要

本发明实施例提出了一种高速公路网态势推演预测方法,包括:步骤1、建立路网运行态势推演模型架构;步骤2、根据所述路网运行态势推演模型架构建立路网运行态势在线快速推演模型;其中所述路网运行态势在线快速推演模型包括:交通需求估计与预测、基于路段分流比的传递模型、基于三检测器的路段态势推演模型。



1. 一种高速公路网态势推演方法,其特征在于,包括:

步骤1、建立路网运行态势推演模型架构;

步骤2、根据所述路网运行态势推演模型架构建立路网运行态势在线快速推演模型;其中所述路网运行态势在线快速推演模型包括:交通需求估计与预测、基于路段分流比的传递模型、基于三检测器的路段态势推演模型。

2. 根据权利要求1所述的高速公路网态势推演方法,其特征在于,步骤1具体包括:

步骤11、确定路网运行态势推演模型的组成模块,至少包括交通需求估计与预测模块、一致性检验模块、路网结构的通行能力的时变信息模块模块、中观交通仿真引擎模块、路网运行参数输出模块

步骤12、建立路网运行态势推演机制,采用滚动平面法进行推演,随时间将分析控制期向前滚动,使得新的数据对历史估计数据进行修正,并基于新数据继续预测新的运行状态。

3. 根据权利要求1所述的高速公路网态势推演方法,其特征在于,步骤2具体包括:

步骤21、交通需求估计及预测:基于高速公路收费数据及断面交通流数据,采用多项式趋势预测方法进行交通需求预测,通过卡尔曼滤波方法消除实测数据误差带来的影响;

步骤22、建立无事件情况下的交通流传递模型:在无事件情况下,采用基于路段分流比的交通流传递模型,进行快速推演;

步骤23、建立事件情况下的路段状态推演模型:在事件情况下,将路段分流比的节点转向流量作为输入和输出,事故所在路段的中间状态通过三检测器模型进行推演,以获得该路段上任意位置的更精准的交通状态。

4. 根据权利要求2所述的高速公路网态势推演方法,其特征在于,所述步骤12具体包括:

步骤121、利用历史OD数据及道路网络结构属性信息预测生成未来 $t + K\Delta t$ 时段的需求数据;

步骤122、检查是否有事件信息输入,如果有事件信息输入,调用路网结构和通行能力时变模块,进行路网结构和每个路段通行能力的修正,按照路段分流比将预测的需求交通流数据配到各个路段上,并跳转到步骤124;如果没有事件输入则跳转到步骤123;

步骤123、对每个路段调用点排队模型或空间排队模型,推演 $t + \Delta t$ 时刻的状态,路段和路段之间的转移考虑节点通行能力约束,数据存入路段运行状态表中,跳转到步骤125;

步骤124、对有事件路段调用三检测器模型按照断面或车道进行路段受事件影响的态势评估,形成 $t + \Delta t$ 时刻的状态,精细化推演得到的路段状态数据以及入流、出流数据代入步骤123,进行节点通行能力约束判断,步骤结束;

步骤125、中宏观快速推演模块将路段运行状态表输出到路网运行状态评估与预警原型系统,并进入步骤126;

步骤126、判断是否有新数据输入,如果有则进入步骤127;如果没有,则判断是否终止推演,如果不终止推演,则返回步骤1开始 $t + (K+1)\Delta t$ 的预测;

步骤127、读取临近 $t + \Delta t$ 时刻的交通流检测器数据以及收费数据,利用当前 $t + \Delta t$ 时刻的数据,更新路段运行状态表中预测的 $t + \Delta t$ 时刻的数据,之后返回步骤121进行开始

$t+(K+1)\Delta t$ 的预测需求估计。

5. 根据权利要求3所述的高速公路网态势推演方法,其特征在于,步骤21具体包括:

通过以下公式获取收费站节点 j 在出发时间间隔 τ 的预测和估计的时变流量需求

$D_{(j,\tau)}$:

$$D_{(j,\tau)} = D_{(j,\tau)}^* + \mu_{(j,\tau)} + \varepsilon_{(j,\tau)} \quad \text{公式 1}$$

其中, $D_{(j,\tau)}$ 表示收费站节点 j 在时间间隔 τ 的需求流入量, $D_{(j,\tau)}^*$ 表示基于历史数据的收费站节点 j 在时间间隔 τ 的需求流入量的先验估计; $\mu_{(j,\tau)}$ 表示收费站节点 j 在时间间隔 τ $D_{(j,\tau)}$ 与先验估计 $D_{(j,\tau)}^*$ 的需求偏差; $\varepsilon_{(j,\tau)}$ 表示历史OD数据对 j 在离开时间 τ 与近似真实需求的误差项;

引入多项式趋势预测,进行 $\tau+\zeta$ 的差分向量的预测,其中 ζ 为预设值;使用 m 次多项式构建该函数如下:

$$\mu_{(j,\tau+\zeta)} = b_0 + b_1\zeta + b_2\zeta^2 + \dots + b_p\zeta^p + \dots + b_m\zeta^m$$

其中, b_0, \dots, b_m 为多项式系数;

预测函数 $\mu_{(j,\tau+\zeta)}$ 进行泰勒展开,可转化为 $\mu_{(j,\tau)}$ 的多阶差分组合:

$$\mu_{(j,\tau+\zeta)} = \mu_{(j,\tau)} + \zeta \mu_{(j,\tau)}' + \frac{\zeta^2}{2!} \mu_{(j,\tau)}'' + \dots + \frac{\zeta^p}{(p)!} \mu_{(j,\tau)}^{(p)} + \dots + \frac{\zeta^m}{(m)!} \mu_{(j,\tau)}^{(m)};$$

其中 p 和 m 为预设的整数;

因此原始多项式分布的公式的系数可表达为:

$$b_p = \frac{\mu_{(j,\tau)}^{(p)}}{p!};$$

取三阶多项式模型进行 $\mu_{(j,\tau+\zeta)}$ 的预测如下式所示:

$$\begin{pmatrix} \mu_{(j,\tau+\zeta)} \\ \mu_{(j,\tau+\zeta)}' \\ \mu_{(j,\tau+\zeta)}'' \\ \mu_{(j,\tau+\zeta)}''' \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \zeta & \zeta^2/2! & \zeta^3/3! \\ & 1 & \zeta & \zeta^2/2! \\ & & 1 & \zeta \\ & & & 1 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \mu_{(j,\tau)} \\ \mu_{(j,\tau)}' \\ \mu_{(j,\tau)}'' \\ \mu_{(j,\tau)}''' \end{pmatrix}.$$

定义在预测阶段 k , $\tau = k\Delta t$ (如每个阶段预测时段长度是1包括3个时间间隔,那么在 $k=3$ 阶段, τ 的序列号即为9);

$$Z_k^j = (\mu_{(j,\tau)}, \mu_{(j,\tau)}', \mu_{(j,\tau)}'', \mu_{(j,\tau)}''')^T$$

其中T表示矩阵的转置符号；
 状态转移矩阵定义为：

$$A_k^j = \begin{bmatrix} 1 & l & l^2/2! & l^3/3! \\ & 1 & l & l^2/2! \\ & & 1 & l \\ & & & 1 \end{bmatrix},$$

k+1阶段的预测公式如下：

$$Z_{k+1} = A_k Z_k;$$

下面引入Kalman Filtering框架来消除收费站流入量实测值误差带来的影响；由于本发明实施例中直接测量值与估计值为相同向量值，故H=I；

首先用前一阶段的后验估计值进行当前阶段的预测及协方差的传递：

$$\begin{aligned} \hat{Z}_{k,k-1} &= A_k \hat{Z}_{k-1,k-1}, \\ P_{k,k-1} &= A_k P_{k-1,k-1} A_k^T + W_k \end{aligned}$$

之后引入阶段实测值后，进行增益的计算：

$$K_k = P_{k,k-1} H_k^T (H_k P_{k,k-1} H_k^T + R_k)^{-1}, \tag{公式 2}$$

形成阶段k的后验估计值以及协方差阵的传递：

$$\hat{Z}_{k,k} = \hat{Z}_{k,k-1} + K_k (Y_k - H_k \hat{Z}_{k,k-1}) \tag{公式 3}$$

$$P_{k,k} = (I - K_k H_k) P_{k,k-1} \tag{公式 4}$$

调用公式2预测阶段k+1的 $\hat{M}_{(j,r+\tau)}$ ，基于该预测值可以生成用于滚动平面法推演的收费站流入量值 $D_{(j,r)}$ ，并形成后续预测所需的多阶差分矩阵；

其中：

j为路网收费站节点序号， $j=1,2,L,N$ ；

τ 为出发时间间隔序号， $\tau=1,2,\dots$ ；

k为滚动预测的阶段， $k=1,2,3,\dots$ ；

l为每个滚动阶段包括的出发时间间隔序列数；

$D_{(j,r)}$ 为收费站节点j在时间间隔 τ 的需求流入量；

$D_{(j,r)}^r$ 为基于历史数据的收费站节点j在时间间隔 τ 的需求流入量的先验估计；

$\mathcal{M}_{(j,r)}$ 为收费站节点j在时间间隔 τ $D_{(j,r)}$ 与先验估计 $D_{(j,r)}^r$ 的需求偏差；

$\mathcal{M}_{(j,r)}^I, \mathcal{M}_{(j,r)}^{II}, \mathcal{M}_{(j,r)}^{III}$ 为需求偏差 $\mathcal{M}_{(j,r)}$ 变量的一阶、二阶、三阶差分量；

$\hat{D}_{(j,r)}$ 为 $D_{(j,r)}$ 估计均值;

$\hat{\mu}_{(j,r)}^{(p)}$ 为 $\mu_{(j,r)}^{(p)}$ 的估计均值;

Z_k 为阶段 k 的状态变量向量;

Y_k 为阶段 k 的测量向量;

H_k 为测量向量 Y_k 和状态向量 Z_k 匹配关系矩阵;

w_k 为阶段 k 的处理噪声;

R_k 为阶段 k 的测量误差;

$\hat{Z}_{k,k-1}$ 为基于截止到阶段 $k-1$ 的观测值预测的 Z_k 即 $E(Z_k | Y_1, Y_2, L, Y_{k-1})$;

$\hat{Z}_{k,k}$ 为基于截止到 k 阶段的观测值估计的 Z_k 即 $E(Z_k | Y_1, Y_2, L, Y_k)$;

$P_{k,k-1}$ 为阶段 $k-1$ 预测的 Z_k 的状态协方差阵, 即 $Var(Z_k - \hat{Z}_{k,k-1})$;

$P_{k,k}$ 为阶段 k , 估计的 Z_k 的状态协方差阵, 即 $Var(Z_k - \hat{Z}_{k,k})$ 。

6. 根据权利要求 5 所述的高速公路网态势推演方法, 其特征在于, 步骤 22 具体包括:

首先对给定路网建模, 互通立交设置为节点, 收费站分解为节点和具备车辆生成和吸引功能的虚拟节点; 对任意路段 (i, j) 满足:

$$\sum_k \lambda_{(i,j,k)t} = 1 \quad k \in \{L, L'\}$$

路段 (j, k) 在 t 时刻的期望流入量是各个有连接关系的路段, 根据其期望流出量及其分流比进行推演, 如下式所示:

$$q_{(j,k)t}^{pin} = \sum_i k(i, j) \lambda_{(i,j,k)t} q_{(i,j)t}^{p,out}$$

如果 $q_{(j,k)t}^{pin} \leq C_{\delta,k,t} - Q_{\delta,k,t}$ 那么,

$q_{(j,k)t}^{in} = q_{(j,k)t}^{pin}$, 即将期望流入量赋值给 t 时刻各路段的流入量;

否则,

$$\begin{aligned} q_{(j,k)t}^{in} &= C_{\delta,k,t} - Q_{\delta,k,t} \\ q_{(i,j,k)t}^r &= \frac{k(i, j) \lambda_{(i,j,k)t} q_{(i,j)t}^{p,out}}{\sum_i k(i, j) \lambda_{(i,j,k)t} q_{(i,j)t}^{p,out}} \times [q_{(j,k)t}^{pin} - (C_{\delta,k,t} - Q_{\delta,k,t})] \\ q_{(i,j,k)t}^{out} &= q_{(i,j,k)t}^{p,out} - q_{(i,j,k)t}^r \end{aligned}$$

之后进入下一个循环, $Q_{\delta,k,t+1} = Q_{\delta,k,t} + q_{(j,k)t}^{in} - q_{(j,k)t}^{out}$;

符号定义如下:

L —节点集合,包含 N 个节点;

L' —虚拟节点集合,包含 M 个节点, $M \leq N$;

(i, j) —表示路段,或者虚拟路段;

(i, j, k) —表示由路段 (i, j) 与路段 (j, k) 组成的路链, $i, k \in \{L, L'\}$, $j \in L$;

$$k(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{如果节点 } i, j \text{ 之间有连接关系} \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$$

$\lambda_{(i,j)k}^t$ —表示 t 时刻,由路段 (i, j) 到路段 (j, k) 的分流比;

$C_{(j,k)}^t$ —表示 t 时刻,路段 (j, k) 的总容量,根据道路结构特性以及是否受事件影响确定;

$Q_{(j,k)}^t$ —表示 t 时刻,路段 (j, k) 的总交通量;

$q_{(j,k)}^{in,t}$ —表示 t 时刻,流入路段 (j, k) 的交通量;

$q_{(j,k)}^{out,t}$ —表示 t 时刻,从路段 (j, k) 流出的交通量;

$q_{(j,k)}^{p,in,t}$ —表示 t 时刻,期望进入路段 (j, k) 的交通量;

$q_{(j,k)}^{p,out,t}$ —表示 t 时刻,期望从路段 (j, k) 流出的交通量;

$q_{(j,k)}^{r,t}$ —表示 t 时刻,期望从路段 (j, k) 流出因上游阻塞而被留在本路段的交通量;

7. 根据权利要求6所述的高速公路网态势推演方法,其特征在于,所述步骤23具体包括:在事件情况下,将路段分流比的节点转向流量作为输入和输出,事故所在路段的中间状态通过三检测器模型进行推演以获得该路段上任意位置的交通状态;具体包括:

交通状态估计和预测的目标是预测 x_u 和 x_d 之间任何位置的交通状态;由于基于点 x_u 和 x' 的累计流量,可以利用三检测器理论预测 x_u 和 x' 之间任意位置的交通状态,同样的,基于点 x' 和 x_d 的累计流量,可以预测 x' 和 x_d 之间任意位置的交通状态;步骤23中需要获得关键位置 x_u , x' 和 x_d 的累计流量的估计和预测,然后将交通状态预测值在 x_u 和 x_d 之间进行传递,且三者满足的约束条件如下:

(1) 上游边界的约束

$$N_u(t) \leq N'(t - (x' - x_u) / w_j^u) + (x' - x_u) \times k_j^u$$

(2) 事故点的约束

$$N'(t) \leq N_u(t - (x' - x_u) / v_j^u)$$

$$N'(t) \leq N_d(t - (x_d - x') / w_j^d) + (x_d - x') \times k_j^d$$

(3) 下游边界的约束

$$N_d(t) \leq N'(t - (x_d - x') / v_j^d)$$

事件发生在 x' ,时刻 t' ,采用三检测器理论对该路段各位置的状态进行估计和预测;

事件条件下,事故所在断面上游路段的交通状态估计和预测的步骤如下:

步骤231:获取输入边界条件和交通流量传递的关键参数;

步骤231.1:分别获取事件位置前后路段的三个参数 w_b , v_f 和 k_j ;

步骤231.2:依据事件影响分析结果,预测事件持续的时间 T ,以及潜在的降低后的通行能力值 Q_c ;

步骤231.3:获取从 t_0 到 t' 的外部时空边界值 $N_u(t)$, $N_d(t)$,

$$N'(t) = \min\{N_u(t' - (x' - x_u)/v_f), N_d(t' - (x_d - x')/w_b) + (x_d - x') \times k_j\}$$

步骤232:事件发生后,事件所在断面的累计车流量预测;

步骤232.1:事件持续时间段内的断面累计流量预测;

$$N'(t' + \Delta t) = N'(t') + \min\{Q_c \times \Delta t, N_u(t' + \Delta t - \frac{x' - x_u}{v_f^u})\} \quad \text{公式 6}$$

其中, $\Delta t \leq T$;

步骤232.2:从事件结束到事件影响消散完毕的时间段内,事件所在断面累计流量预测;

$$N'(t' + T + n \times \Delta t) = N'(t' + T + (n-1) \times \Delta t) + Q_c \times \Delta t$$

其中 $n \geq 1$, Q_c 为事件发生断面的饱和通行能力;

步骤232.3:事件影响消散完毕的时间确定;若,

$$|N'(T') - \min\{N_u(T' - \frac{x' - x_u}{v_f^u}), N_d(T' - \frac{x_d - x'}{w_b}) + k_j^u \times (x_d - x')\}| \leq \varepsilon$$

其中 $T' = t' + T + n \times \Delta t$, $\varepsilon \geq 0$, 为一个较小的值,可依据计算精度需求确定;满足公式6则事件影响消散完毕;即,该时刻断面 x' 的累计流量可由 $N_u(T')$ 和 $N_d(T')$ 的值估计得到

步骤233:事故所在断面上游路段的交通状态估计和预测;

在事件持续时间段以及事件影响消散完毕前,上游路段的交通状态可由 $N(t)$ 和 $N_u(t)$ 依据三检测器原理计算得到。

一种高速公路网态势推演方法

技术领域

[0001] 本发明涉及交通分析技术领域,特别是指一种高速公路网态势推演方法。

背景技术

[0002] 随着社会的发展,交通已经成为了人们生活非常重要的组成部分,且交通管理直接影响到整个社会的运行,因此如果能够对路网运行态势进行准确预测就可以为交通管理提供更好的参考。干线公路网运行态势主要是指对路网运行状态的变化趋势进行预测和评估,在考虑突发事件的情况下刻画出路网运行状态的时空发展过程。

[0003] 当前的多数研究都是基于历史数据利用数理计算或交通仿真方式对路网运行状态及其发展趋势进行预测,有数据更新后,需要重新进行计算或仿真,当前交通数据状态无法再现,运算速度慢,尤其是,微观、中观交通仿真方法,在大规模路网情况下,仿真速度慢,不能满足当前路网管理中动态路网态势分析预判的需求。数理计算方法是建立在大量的模型假设基础上的,对检测器数据比较充分的路网运行效率较高,但是受路网运行状态的可靠性、数据敏感性影响较大。

[0004] 随着交通部路网运行监测与应急处置中心的成立以及各地省级路网管理与应急处置中心等机构的成立,部、省、地市等各级管理部门对路网运行状态及其未来发展趋势变化实时掌握和预判的需求越来越明确。但是当前路网上的监测设备明显偏少,尚不能达到监测点布局要求,而且预计在近一段时间内也无法完成监测覆盖全国的干线公路网运行监测体系。由于需要大量监控数据才能进行精确的路网运行态势预测,但是监控基础设施建设绝不是能够在一朝一夕之间完成的,因此如何在当前路网及路网运行监测体系条件下完成路网运行态势的分析,为路网运行预警,尤其是突发事件情况下的快速预警奠定基础,是当前迫切解决的技术问题。

发明内容

[0005] 针对现有技术中监控基础设施不完备的情况下无法进行精准路网运行态势的问题,本发明的目的是提出一种高速公路网态势推演方法。

[0006] 为了实现上述目的,本发明实施例提供了一种高速公路网态势推方法,包括:

步骤1、建立路网运行态势推演模型架构;

步骤2、根据所述路网运行态势推演模型架构建立路网运行态势在线快速推演模型;其中所述路网运行态势在线快速推演模型包括:交通需求估计与预测、基于路段分流比的传递模型、基于三检测器的路段态势推演模型。

[0007] 其中,步骤1具体包括:

步骤11、确定路网运行态势推演模型的组成模块,至少包括交通需求估计与预测模块、一致性检验模块、路网结构的通行能力的时变信息模块、中观交通仿真引擎模块、路网运行参数输出模块

步骤12、建立路网运行态势推演机制,采用滚动平面法进行推演,随时间将分析控制期

向前滚动,使得新的数据对历史估计数据进行修正,并基于新数据继续预测新的运行状态。

[0008] 其中,步骤2具体包括:

步骤21、交通需求估计及预测:基于高速公路收费数据及断面交通流数据,采用多项式趋势预测方法进行交通需求预测,通过卡尔曼滤波方法消除实测数据误差带来的影响;

步骤22、建立无事件情况下的交通流传递模型:在无事件情况下,采用基于路段分流比的交通流传递模型,进行快速推演;

步骤23、建立事件情况下的路段状态推演模型:在事件情况下,将路段分流比的节点转向流量作为输入和输出,事故所在路段的中间状态通过三检测器模型进行推演,以获得该路段上任意位置的更精准的交通状态。

[0009] 本发明的技术方案具有以下优势:

本发明实施例提供了一种高速公路网态势推演预测方法,能够通过较少的数据就可以实现对路网的运行态势进行预测。

附图说明

[0010]

通过下面结合附图对本发明的一个优选实施例进行的描述,本发明的技术方案及其技术效果将变得更加清楚,且更加易于理解。其中:

图1为本发明实施例的路网运行态势推演模型框架示意图;

图2为滚动平面法的原理示意图;

图3为基于滚动平面法的路网运行态势推演示例;

图4为路网局部连接关系示意图;

图5为简单路网示意图;

图6为三检测器理论原理示意图;

图7为利用三检测器理论估计和预测路段各断面的交通状态示意图;

图8为假设各路段的流量分流图。

具体实施方式

[0011] 以下将结合所附的附图对本发明的一个优选实施例进行描述。本发明实施例的路网运行态势预测方法,提出了一种路网运行态势推演过程中的OD需求估计与预测、路段态势快速推演模型等主要内容。

[0012] 为了实现上述目的,本发明实施例提供了一种高速公路网态势推演方法,包括:

本发明实施例提供了一种高速公路网态势推演方法,包括:

步骤1、建立路网运行态势推演模型架构;

步骤2、根据所述路网运行态势推演模型架构建立路网运行态势在线快速推演模型;其中所述路网运行态势在线快速推演模型包括:交通需求估计与预测、基于路段分流比的传递模型、基于三检测器的路段态势推演模型。

[0013] 其中,步骤1具体包括:

步骤11、确定路网运行态势推演模型的组成模块,至少包括交通需求估计与预测模块、一致性检验模块、路网结构的通行能力的时变信息模块、中观交通仿真引擎模块、路网

运行参数输出模块

步骤12、建立路网运行态势推演机制,采用滚动平面法进行推演,随时间将分析控制期向前滚动,使得新的数据对历史估计数据进行修正,并基于新数据继续预测新的运行状态。

[0014] 其中,步骤2具体包括:

步骤21、交通需求估计及预测:基于高速公路收费数据及断面交通流数据,采用多项式趋势预测方法进行交通需求预测,通过卡尔曼滤波方法消除实测数据误差带来的影响;

步骤22、建立无事件情况下的交通流传递模型:在无事件情况下,采用基于路段分流比的交通流传递模型,进行快速推演;

步骤23、建立事件情况下的路段状态推演模型:在事件情况下,将路段分流比的节点转向流量作为输入和输出,事故所在路段的中间状态通过三检测器模型进行推演,以获得该路段上任意位置的更精准的交通状态。

[0015] 以下对具体实现算法进行进一步说明:

步骤1的建立路网运行态势推演模型架构具体包括:

步骤11、确定路网运行态势推演模型的组成模块,如图1所示,其至少包括以下模块:交通需求估计与预测、一致性检验、路网结构的通行能力的时变信息、中观交通仿真引擎、路网运行参数输出等。各模块之间的关系及数据流向如图1所示。

[0016] 步骤12、建立路网运行态势推演机制,采用滚动平面法进行推演,随时间将分析控制期向前滚动,使得新的数据对历史估计数据进行修正,并基于新数据继续预测新的运行状态。

[0017] 滚动平面法的概念如图2所示, r 表示回溯阶段的时间长度,图中 s 表示滚动周期的时间长度(即短期预测阶段时间长度), t 表示分析阶段的时间长度,分析阶段时间长度与滚动周期时间长度之差为长期预测阶段时间长度。假设在分析阶段 t 交通运行状态预测后,如果在时段 s 之后,可获得实际的出行需求数据,则可用此实际的出行需求数据代替短期预测阶段的数据,修正分析分析阶段后半段(即长期预测阶段)交通运行状态预测。

[0018] 在滚动平面法中,设定的相关参数包含六个:回溯阶段长度、分析阶段长度、滚动周期、短期预测阶段长度、长期预测阶段长度以及总规划平面长度。总规划平面长度是整个模拟的总分析时间长度;回溯阶段长度代表预测过程中利用历史数据的时间长度,分析过程长度代表滚动平面法中每一个分析过程的时间长度;滚动周期代表每隔多久进行一次分析过程,也就是进行分析过程的频率;短期预测阶段长度指进行短期预测的时间长度,数值上等于滚动周期长度;长期预测阶段长度为进行长期预测的时间长度,数值上等于分析过程长度与滚动周期长度之差。

[0019] 路网运行态势推演流程如下:

步骤121、利用历史OD数据及道路网络结构属性信息预测生成未来 $t + K\Delta t$ 时段的需求数据;

步骤122、检查是否有事件信息输入,如果有事件信息输入,调用路网结构和通行能力时变模块,进行路网结构和每个路段通行能力的修正,按照路段分流比将预测的需求交通流数据配到各个路段上,并跳转到步骤124;如果没有事件输入则跳转到步骤123;

步骤123、对每个路段调用点排队模型或空间排队模型,推演 $t + \Delta t$ 时刻的状态,路段和

路段之间的转移考虑节点通行能力约束,数据存入路段运行状态表中,跳转到步骤125;

步骤124、对有事件路段调用三检测器模型按照断面或车道进行路段受事件影响的态势评估,形成 $t+\Delta t$ 时刻的状态,精细化推演得到的路段状态数据以及入流、出流数据代入步骤123,进行节点通行能力约束判断,步骤结束。

[0020] 步骤125、中宏观快速推演模块将路段运行状态表输出到路网运行状态评估与预警原型系统,并进入步骤126;

步骤126、判断是否有新数据输入,如果有则进入步骤127;如果没有,则判断是否终止推演,如果不终止推演,则返回步骤1开始 $t+(K+1)\Delta t$ 的预测;

步骤127、读取临近 $t+\Delta t$ 时刻的交通流检测器数据以及收费数据,利用当前 $t+\Delta t$ 时刻的数据,更新路段运行状态表中预测的 $t+\Delta t$ 时刻的数据,之后返回步骤121进行开始 $t+(K+1)\Delta t$ 的预测需求估计。

[0021] 滚动平面法在提供未来预测信息上,视其滚动周期以及分析过程长度设定而有所不同,本发明实施例将回溯阶段长度为30分钟,滚动周期设定为15分钟,分析阶段长度设定为2小时;则利用预测时刻前30分钟的实测数据结合历史OD数据进行预测未来两小时的交通运行状态,在0-15分钟时系统将进行未来路网交通运行状态短期预测,第15-120分钟系统将进行未来路网交通运行状态长期预测,此时信息更新频率即为滚动周期15分钟,过15分钟后将获得新的实测数据并代替前一阶段的短期预测数据,本发明实施例总规划周期为一天。

[0022] 步骤2、根据所述路网运行态势推演模型架构建立路网运行态势在线快速推演模型。具体包括

步骤21、对交通需求估计及预测

基于高速公路收费数据及断面交通流数据,采用多项式趋势预测方法进行交通需求预测,通过卡尔曼滤波方法消除实测数据误差带来的影响。具体过程如下:

先给出模型中用到的一些符号及其含义:

j = 路网收费站节点序号, $j = 1, 2, \dots, N$;

τ = 出发时间间隔序号, $\tau = 1, 2, \dots$;

k = 滚动预测的阶段, $k = 1, 2, 3, \dots$;

l = 每个滚动阶段包括的出发时间间隔序列数;

$D_{(j,\tau)}$ = 收费站节点 j 在时间间隔 τ 的需求流入量;

$D_{(j,\tau)}^*$ = 基于历史数据的收费站节点 j 在时间间隔 τ 的需求流入量的先验估计;

$H_{(j,\tau)}$ = 收费站节点 j 在时间间隔 τ $D_{(j,\tau)}$ 与先验估计 $D_{(j,\tau)}^*$ 的需求偏差;

$H_{(j,\tau)}^I, H_{(j,\tau)}^{II}, H_{(j,\tau)}^{III}$ = 需求偏差 $H_{(j,\tau)}$ 变量的一阶、二阶、三阶差分分量;

$\hat{D}_{(j,\tau)} = D_{(j,\tau)}$ 估计均值;

$\hat{\mu}_{(j,\tau)}^{(p)} = \mu_{(j,\tau)}^{(p)}$ 的估计均值;

Z_k = 阶段 k 的状态变量向量;

Y_k = 阶段k的测量向量;

H_k = 测量向量 Y_k 和状态向量 Z_k 匹配关系矩阵;

W_k = 阶段k的处理噪声;

R_k = 阶段k的测量误差;

$\hat{Z}_{k,k-1}$ = 基于截止到阶段k-1的观测值预测的 Z_k 即 $E(Z_k | Y_1, Y_2, \dots, Y_{k-1})$;

$\hat{Z}_{k,k}$ = 基于截止到k阶段的观测值估计的 Z_k 即 $E(Z_k | Y_1, Y_2, \dots, Y_k)$;

$P_{k,k-1}$ = 阶段k-1预测的 Z_k 的状态协方差阵, 即 $Var(Z_k - \hat{Z}_{k,k-1})$;

$P_{k,k}$ = 阶段k, 估计的 Z_k 的状态协方差阵, 即 $Var(Z_k - \hat{Z}_{k,k})$;

该步骤的目标是寻找收费站节点 j 在出发时间间隔 τ 的预测和估计的时变流量需求 $D_{(j,\tau)}$ 。一般条件下, 针对规则需求情况下, 历史经验值基础上的先验估计 $D_{(j,\tau)}$ 是能够较好的反映当前的需求值及其时变规律的。为更好的反映当日交通运行状态的实际情况, 用历史估计和差分量来表达, 实际系统中还可以考虑适当的随机干扰, 本发明实施例暂不考虑该随机干扰项。

$$[0023] \quad D_{(j,\tau)} = D_{(j,\tau)} + \mu_{(j,\tau)} + \varepsilon_{(j,\tau)} \quad \text{公式 1}$$

其中, $\varepsilon_{(j,\tau)}$ 表示历史OD数据对 j 在离开时间 τ 与近似真实需求的误差项。

[0024] 引入多项式趋势预测, 进行 $\tau + \zeta$ 的差分向量的预测, 其中 ζ 为预设值, 为了提高趋势预测精度可以将 ζ 的值设的比较小; 使用 m 次多项式构建该函数如下:

$$\mu_{(j,\tau+\zeta)} = b_0 + b_1\zeta + b_2\zeta^2 + b_p\zeta^p + b_m\zeta^m$$

其中, b_0, \dots, b_m 为多项式系数。

[0025] 预测函数 $\mu_{(j,\tau+\zeta)}$ 进行泰勒展开, 可转化为 $\mu_{(j,\tau)}$ 的多阶差分组合:

$$\mu_{(j,\tau+\zeta)} = \mu_{(j,\tau)} + \zeta \mu'_{(j,\tau)} + \frac{\zeta^2}{2!} \mu''_{(j,\tau)} + \dots + \frac{\zeta^p}{(p)!} \mu^{(p)}_{(j,\tau)} + \dots + \frac{\zeta^m}{(m)!} \mu^{(m)}_{(j,\tau)};$$

其中 p 和 m 为预设的整数。

[0026] 由此可见, 原始多项式分布的公式的系数可表达为:

$$b_p = \frac{\mu^{(p)}_{(j,\tau)}}{p!} \circ$$

本发明实施例中取三阶多项式模型进行 $\mu_{(j,\tau+\zeta)}$ 的预测如下式所示:

$$\begin{pmatrix} \mu_{(j,r+\xi)} \\ \mu'_{(j,r+\xi)} \\ \mu''_{(j,r+\xi)} \\ \mu'''_{(j,r+\xi)} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \xi & \xi^2/2! & \xi^3/3! \\ & 1 & \xi & \xi^2/2! \\ & & 1 & \xi \\ & & & 1 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \mu_{(j,r)} \\ \mu'_{(j,r)} \\ \mu''_{(j,r)} \\ \mu'''_{(j,r)} \end{pmatrix}$$

定义在预测阶段 k , $\tau = kl$ (如每个阶段预测时段长度是1包括3个时间间隔,那么在 $k=3$ 阶段, τ 的序列号即为9);

$$Z_k^j = (\mu_{(j,r)}, \mu'_{(j,r)}, \mu''_{(j,r)}, \mu'''_{(j,r)})^T$$

其中T表示矩阵的转置符号;

状态转移矩阵定义为:

$$A_k^j = \begin{bmatrix} 1 & l & l^2/2! & l^3/3! \\ & 1 & l & l^2/2! \\ & & 1 & l \\ & & & 1 \end{bmatrix}$$

$k+1$ 阶段的预测公式如下:

$$Z_{k+1} = A_k Z_k \circ$$

以上为预测阶段。

[0027] 下面引入Kalman Filtering框架来消除收费站流入量实测值误差带来的影响;由于本发明实施例中直接测量值与估计值为相同向量值,故 $H=I$ 。

[0028] 首先用前一阶段的后验估计值进行当前阶段的预测及协方差的传递:

$$\begin{aligned} \hat{Z}_{k,k-1} &= A_k \hat{Z}_{k-1,k-1} \\ P_{k,k-1} &= A_k P_{k-1,k-1} A_k^T + W_k \end{aligned}$$

之后引入 k 阶段实测值后,进行增益的计算:

$$K_k = P_{k,k-1} H_k^T (H_k P_{k,k-1} H_k^T + R_k)^{-1}, \tag{公式 2}$$

形成阶段 k 的后验估计值以及协方差阵的传递:

$$\hat{Z}_{k,k} = \hat{Z}_{k,k-1} + K_k (Y_k - H_k \hat{Z}_{k,k-1}) \tag{公式 3}$$

$$P_{k,k} = (I - K_k H_k) P_{k,k-1} \tag{公式 4}$$

调用公式2预测阶段 $k+1$ 的 $\mu_{(j,r+\xi)}$, 基于该预测值可以生成用于滚动平面法推演的收费站流入量值 $D_{(j,r)}$, 并形成后续预测所需的多阶差分矩阵。

[0029] 步骤22、建立无事件情况下的交通流传递模型:在无事件情况下,采用基于路段分流比的交通流传递模型,进行快速推演。

[0030] 无事件情况下,采用基于路段分流比的交通流传递模型,进行快速推演。

[0031] 以图4为例,说明路段流量与路段分流比之间的关系。

[0032] 首先对给定路网建模,互通立交设置为节点,收费站分解为节点和具备车辆生成和吸引功能的虚拟节点。

[0033] 符号定义如下:

L :一节点集合,包含 N 个节点;

L' :一虚拟节点集合,包含 M 个节点, $M \leq N$;

(i, j) :一表示路段,或者虚拟路段;

(i, j, k) :一表示由路段 (i, j) 与 (j, k) 路段组成的路链, $i, k \in \{L, L'\}$, $j \in L$;

$$k(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{如果节点 } i, j \text{ 之间有连接关系} \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

$\lambda_{(i,j)k}^t$:一表示 t 时刻,由路段 (i, j) 到路段 (j, k) 的分流比;

$C_{(j,k)}^t$:一表示 t 时刻,路段 (j, k) 的总容量,根据道路结构特性以及是否受事件影响确定;

$Q_{(j,k)}^t$:一表示 t 时刻,路段 (j, k) 的总交通量;

$q_{(j,k)}^{in,t}$:一表示 t 时刻,流入路段 (j, k) 的交通量;

$q_{(j,k)}^{out,t}$:一表示 t 时刻,从路段 (j, k) 流出的交通量;

$q_{(j,k)}^{p,in,t}$:一表示 t 时刻,期望进入路段 (j, k) 的交通量;

$q_{(j,k)}^{p,out,t}$:一表示 t 时刻,期望从路段 (j, k) 流出的交通量;

$q_{(j,k)}^r,t$:一表示 t 时刻,期望从路段 (j, k) 流出因上游阻塞而被留在本路段的交通量;

对任意路段 (i, j) 满足:

$$\sum_k \lambda_{(i,j)k}^t = 1 \quad k \in \{L, L'\}$$

路段 (j, k) 在 t 时刻的期望流入量是各个有连接关系的路段,根据其期望流出量及其分流比进行推演,如下式所示。

$$q_{(j,k)}^{p,in,t} = \sum_i k(i, j) \lambda_{(i,j)k}^t q_{(i,j)}^{p,out,t}$$

[0034] 如果 $q_{(j,k)}^{p,in,t} \leq C_{(j,k)}^t - Q_{(j,k)}^t$ 那么,

$q_{(j,k)}^{in,t} = q_{(j,k)}^{p,in,t}$,即将期望流入量赋值给 t 时刻各路段的流入量。

[0035] 否则,

$$q_{(j,k)t}^{in} = C_{(j,k)t} - Q_{(j,k)t}$$

$$q_{(i,j)t}^r = \frac{k(i,j)\lambda_{(i,j)t} q_{(i,j)t}^{p,out}}{\sum_i k(i,j)\lambda_{(i,j)t} q_{(i,j)t}^{p,out}} \times [q_{(j,k)t}^{p,in} - (C_{(j,k)t} - Q_{(j,k)t})]$$

$$q_{(i,j)t}^{out} = q_{(i,j)t}^{p,out} - q_{(i,j)t}^r$$

之后进入下一个循环, $Q_{(j,k)(t+1)} = Q_{(j,k)t} + q_{(j,k)t}^{in} - q_{(j,k)t}^{out}$ 。

[0036] 下面以图5为例,假设各路段的流量分流比如图8所示的,以路段(1,4)和(4,1)为例说明上述计算过程。

[0037] 令各路段期望流出量 $q_{(1,1)t}^{p,out} = q_{(2,1)t}^{p,out} = q_{(3,1)t}^{p,out} = 100$; $C_{(1,4)t} = 200$, 则,根据路段分流比例表,总的期望流入路段(1,4)的需求是 $100 \times 0.2 + 100 \times 0.2 + 100 \times 0.4 = 80$

当 $Q_{(1,4)t} = 100$ 时, $C_{(1,4)t} - Q_{(1,4)t} = 100 > 80$, 则

$$q_{(1,4)t}^{in} = 80$$

当 $Q_{(1,4)t} = 140$ 时, $C_{(1,4)t} - Q_{(1,4)t} = 60 < 80$, 则从各路段分配的流出量为:

$$q_{(1,1,4)t}^{out} = \frac{20}{20+20+40} \times (200-140) = 15;$$

$$q_{(2,1,4)t}^{out} = \frac{20}{20+20+40} \times (200-140) = 15;$$

$$q_{(3,1,4)t}^{out} = \frac{40}{20+20+40} \times (200-140) = 30$$

步骤23、建立事件情况下的路段状态推演模型:在事件情况下,将路段分流比的节点转向流量作为输入和输出,事故所在路段的中间状态通过三检测器模型进行推演,以获得该路段上任意位置的更精准的交通状态。

[0038] 事件情况下,将路段分流比的节点转向流量作为输入和输出,事故所在路段的中间状态通过三检测器模型进行推演,已获得该路段上任意位置的更精准的交通状态。

[0039] 首先介绍一下三检测器理论。

[0040] 提出可直接由路段上下游边界状态估计出边界内任意一时空点的系统状态量的简化运动波模型,这类似于路段内部存在一个虚拟传感器,故Newell的简化运动波模型又称之为三检测器理论(Three-Detector Theory)。

[0041] 图6描述了Newell三检测器理论的工作原理,图中上游 x_u 对应的粗箭头直线表示的是上边界,下游 x_d 对应下边界。对于时空中任意点 $P(x, t)$, 其交通状态由上边界相应的时空点 $a(x_u, t - FFTT)$ 和下边界相应的时空点 $b(x_d, t - BWTT)$ 的交通状态共同决定,具体如下。

[0042] 在流量-密度三角关系模型中,有两种严格区分的交通运行状态,即图6左侧的畅

通运行状态和右侧的拥挤状态。畅通运行状态对应的特征波称之为前置波,即图6示意的曲线 $a \rightarrow P$,这表示在畅通运行状态下,前置波的传播速度与车辆的行驶速度 $q/k = v_f$ 相同。

[0043] 当路段内部时空点 $P(x, t)$ 的状态由前置波决定时,点 $P(x, t)$ 对应的累积车流量应等于上游边界a点的累积车流量 $n_u(t - \frac{x-x_u}{v_f})$,即

$$n(x, t) = n_u(t - \frac{x-x_u}{v_f})$$

式中, $\frac{x-x_u}{v_f}$ 表示时间差,即前置波从上游边界传播到路段内部某点 (x, t) 所需的时间。类似,拥挤运行状态对应的特征波称之为后置波,即上图示意的曲线 $b \rightarrow P$ 。

[0044] 当路段内部时空点 $P(x, t)$ 的状态由后置波决定时,点 $P(x, t)$ 对应的累积车流量 $n(x, t)$ 与点b对应的累积车流量 $n_d(t - \frac{x_d-x}{w_b})$ 有如下关系:

$$n_d(t - \frac{x_d-x}{w_b}) - n(x, t) = -k_j(x_d-x)$$

故,当路段内部时空点的状态由后置波决定时,点 $P(x, t)$ 对应的累积车流量 $n(x, t)$ 计算公式为:

$$n(x, t) = n_d(t - \frac{x_d-x}{w_b}) + k_j(x_d-x)$$

对于路段内部任意时空点 $P(x, t)$,其累积车流量可以通过前置波和后置波综合计算得到。这两种计算方式得到的值可能不一样,Newell证明其时空点P的累积车流量是由这两种方式计算出来的较小值决定,公式如下:

$$n(x, t) = \min(n_u(t - \frac{x-x_u}{v_f}), n_d(t - \frac{x_d-x}{w_b}) + k_j(x_d-x)) \quad \text{公式 5}$$

式中, $n_u(t - \frac{x-x_u}{v_f})$ 表示上游边界点 $(x_u, t - \frac{x-x_u}{v_f})$ 对应的累积车流量,即,图中所示的点a; $n_d(t - \frac{x_d-x}{w_b})$ 表示下游边界点 $(x_d, t - \frac{x_d-x}{w_b})$ 对应的累积车流量,即图中示意的点b。公式5的物理含义是在任意时空点通过的累积车流量同时受到上游和下游车辆数限制,即在畅通状态时从上游边界到达该点的车辆数和在拥挤状态时下游能够接收的最大车辆数。

[0045] 因此本发明实施例中的步骤23中:

交通状态估计和预测的目标是预测 x_u 和 x_d 之间任何位置的交通状态。如图7所示,由

于基于点 x_u 和 x' 的累计流量,可以利用三检测器理论预测 x_u 和 x' 之间任意位置的交通状态,同样的,基于点 x' 和 x_d 的累计流量,可以预测 x' 和 x_d 之间任意位置的交通状态。因此,重点关注三个关键位置 x_u , x' 和 x_d 的累计流量的估计和预测,然后将交通状态预测值在 x_u 和 x_d 之间进行传递,且三者满足的约束条件如下:

(1)上游边界的约束

$$N_u(t) \leq N'(t - (x' - x_u) / w_b^u) + (x' - x_u) \times k_j^u,$$

(2)事故点的约束

$$N'(t) \leq N_u(t - (x' - x_u) / v_f^u),$$

$$N'(t) \leq N_d(t - (x_d - x') / w_b^d) + (x_d - x') \times k_j^d,$$

(3)下游边界的约束

$$N_d(t) \leq N'(t - (x_d - x') / v_f).$$

下面重点介绍事件条件下事故所在断面的交通状态估计和预测。

[0046] 如图7,事件发生在 x' ,时刻 t' ,采用三检测器理论对该路段各位置的状态进行估计和预测。

[0047] 事件条件下,事故所在断面上游路段的交通状态估计和预测的步骤如下:

步骤231:获取输入边界条件和交通流量传递的关键参数;

步骤231.1:分别获取事件位置前后路段的三个参数 w_b , v_f 和 k_j ;

步骤231.2:依据事件影响分析结果,预测事件持续的时间 T ,以及潜在的降低后的通行能力值 Q_c ;

步骤231.3:获取从到的外部时空边界值 $N_u(t')$, $N_d(t')$,

$$N'(t') = \min\{N_u(t' - (x' - x_u) / v_f), N_d(t' - (x_d - x') / w_b) + (x_d - x') \times k_j\}$$

步骤232:事件发生后,事件所在断面的累计车流量预测;

步骤232.1:事件持续时间段内的断面累计流量预测;

$$N'(t' + \Delta t) = N'(t') + \min\{Q_c \times \Delta t, N_u(t' + \Delta t - \frac{x' - x_u}{v_f^u})\}, \quad \text{公式 6}$$

其中, $\Delta t \leq T$;

步骤232.2:从事件结束到事件影响消散完毕的时间段内,事件所在断面累计流量预测;

$$N'(t' + T + n \times \Delta t) = N'(t' + T + (n-1) \times \Delta t) + Q_c \times \Delta t,$$

其中, $n \geq 1$, Q_c 为事件发生断面的饱和通行能力。

[0048] 步骤232.3:事件影响消散完毕的时间确定。

[0049] 若,

$$|N'(T') - \min\{N_u(T' - \frac{x' - x_u}{v_f^u}), N_d(T' - \frac{x_d - x'}{w_b}) + k_j^u \times (x_d - x')\}| \leq \varepsilon$$

其中, $T' = t' + T + n \times \Delta t$, $\varepsilon \geq 0$ 为一个较小的值, 可依据计算精度需求确定。满足公式6则, 事件影响消散完毕。即, 该时刻断面 x' 的累计流量可由 $N_u(T')$ 和 $N_d(T')$ 的值估计得到。

[0050] 步骤233: 事故所在断面上游路段的交通状态估计和预测。

[0051] 在事件持续时间段以及事件影响消散完毕前, 上游路段的交通状态可由 $N(t)$ 和 $N_u(t)$ 依据三检测器原理计算得到。

[0052] 上述模型中用到的自由流速度和反向波速度可以通过车辆的GPS轨迹数据获得, 具体过程已有相关的文献资料。

[0053] 随着技术的发展, 本发明构思可以不同方式实现。本发明的实施方式并不限于以上描述的实施例, 而且可在权利要求的范围内进行变化。

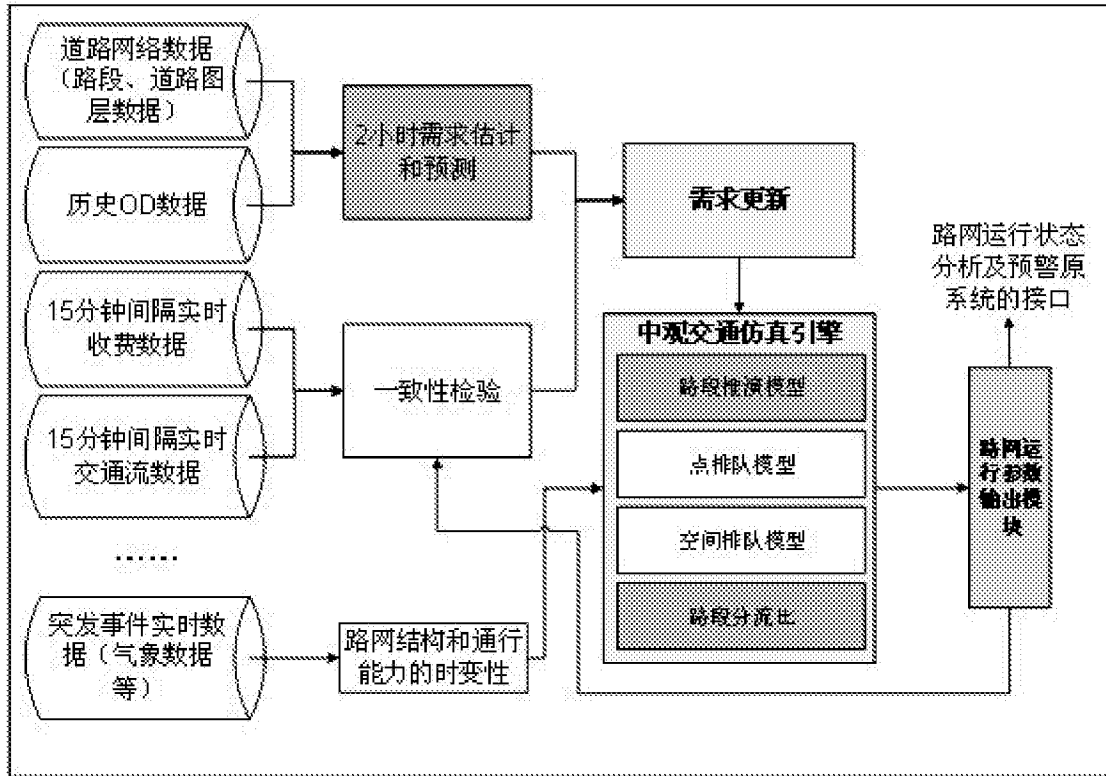


图1

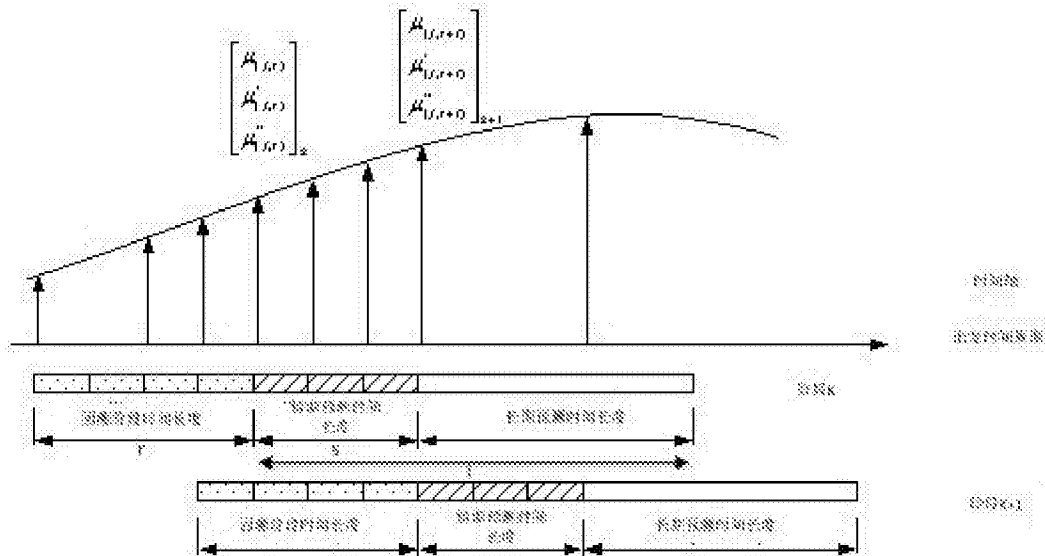


图2

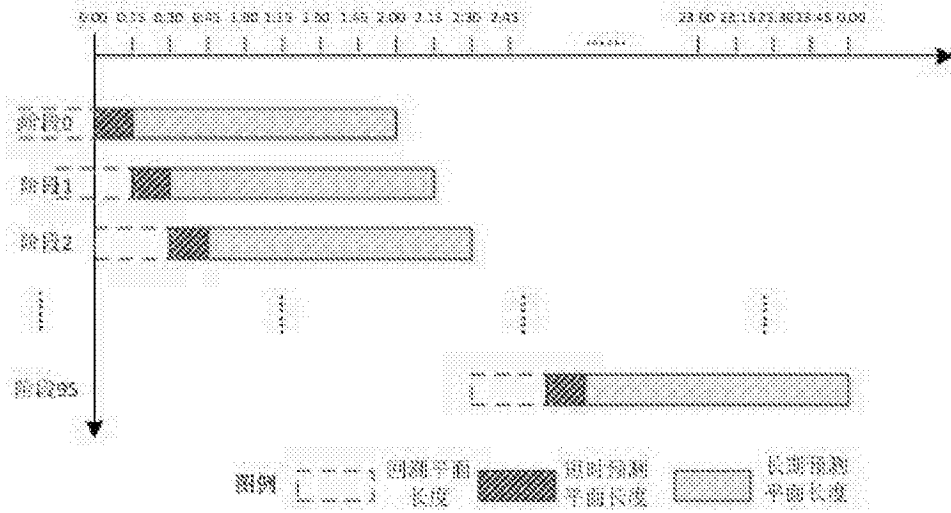


图3

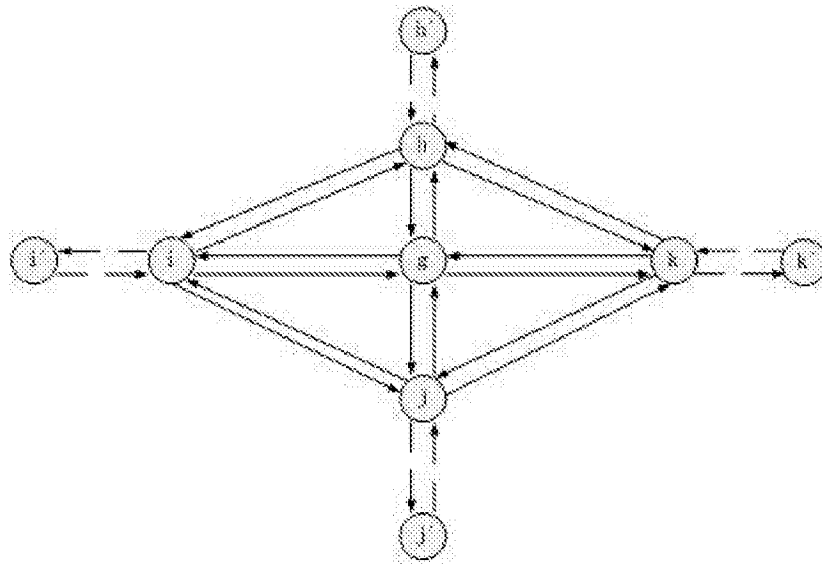


图4

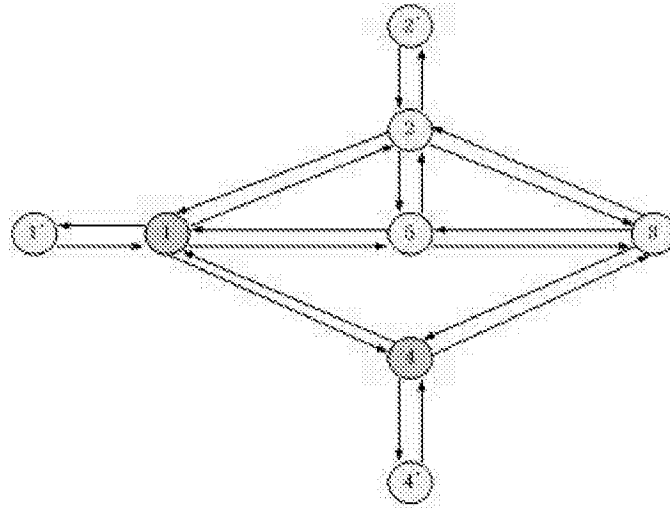


图5

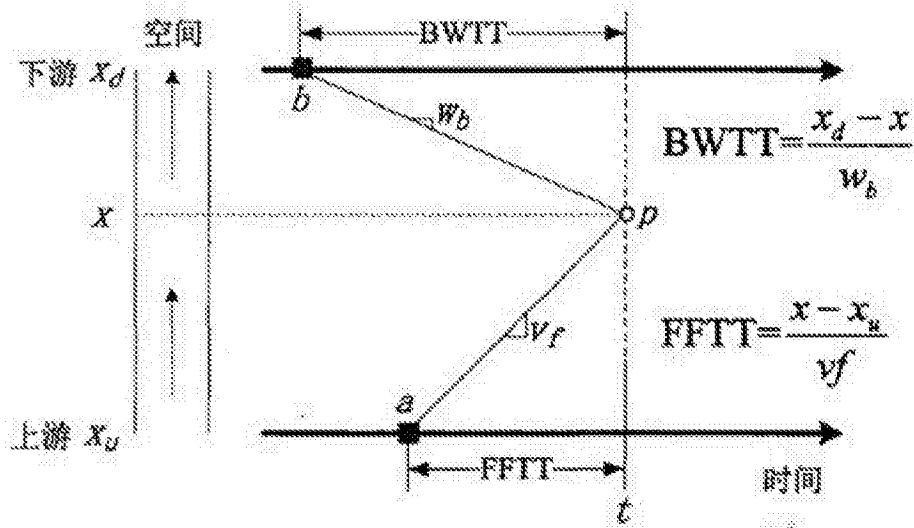


图6

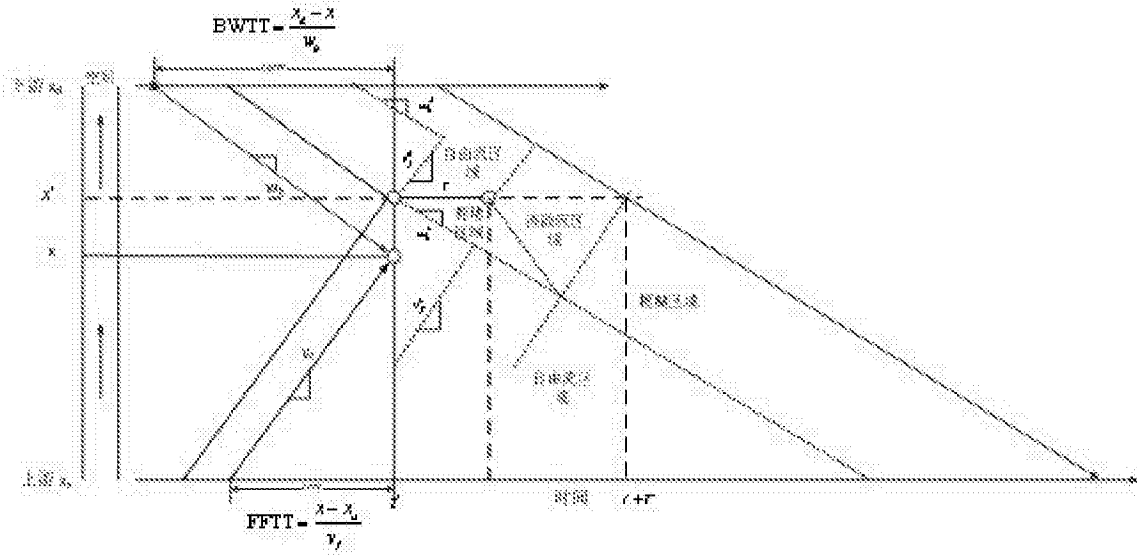


图7

等级	1'-1	1-1'	1-2	2-1	1-5	5-1	1-4	4-1	2-2'	2'-2	5-2	2-3	3-2	3-5	5-3	3-4	4-3	4-4'	4'-4	合计
1'-1		0.3			0.5		0.2													1
1-1'									0.3											1
1-2										0.5		0.2								1
2-1		0.5			0.3		0.3													1
1-5											0.4				0.6					1
5-1		0.2	0.4				0.4													1
1-4																	0.6	0.2		1
4-1		0.1	0.6		0.3															1
2-2'																				1
2'-2				0.2						0.3		0.5								1
2-5						0.5									0.5					1
5-2				0.2					0.4			0.4								1
2-3														0.3		0.2				1
3-2				0.3					0.6		0.1									1
3-5						0.3					0.7									1
5-3													0.5			0.4				1
3-4							0.3											0.7		1
4-3													0.4	0.5						1
4-4'																				1
4'-4							0.2										0.6			1

图8