



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 108538050 B

(45)授权公告日 2020.07.31

(21)申请号 201710123398.1

审查员 孟祥龙

(22)申请日 2017.03.01

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 108538050 A

(43)申请公布日 2018.09.14

(73)专利权人 香港理工大学深圳研究院

地址 518057 广东省深圳市南山区高新园

南区粤兴一道18号香港理工大学产学

研大楼205室

(72)发明人 史文中 王闰杰

(74)专利代理机构 深圳中一专利商标事务所

44237

代理人 阳开亮

(51)Int.Cl.

G08G 1/01(2006.01)

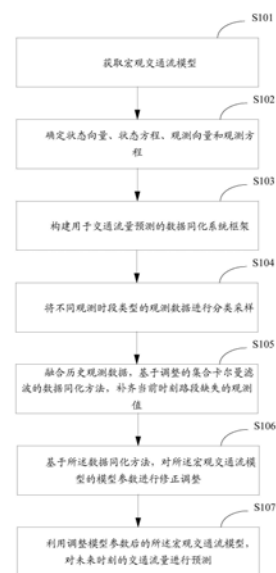
权利要求书4页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

一种短时交通流量预测方法及装置

(57)摘要

本发明适用于交通领域,提供了一种短时交通流量预测方法及装置,所述交通流量预测方法包括:获取宏观交通流模型;确定状态向量、状态方程、观测向量和观测方程;构建用于交通流量预测的数据同化系统框架;将不同观测时段类型的观测数据进行分类采样;融合历史观测数据,基于调整的集合卡尔曼滤波的数据同化方法,补齐当前时刻路段缺失的观测值;基于所述数据同化方法,对所述宏观交通流模型的模型参数进行修正调整;利用调整模型参数后的所述宏观交通流模型,对未来时刻的交通流量进行预测;本发明能够对未来时刻的交通流量进行预测,同时实现了在线调整,易于推广。



1. 一种短时交通流量预测方法,其特征在于,包括:

获取宏观交通流模型;

确定状态向量、状态方程、观测向量和观测方程;

构建用于交通流量预测的数据同化系统框架;

将不同观测时段类型的观测数据进行分类采样,具体为:根据不同时间段交通流量值分布不同,将交通流量观测数据分为工作日、周末和节假日;

融合历史观测数据,基于调整的集合卡尔曼滤波的数据同化方法,补齐当前时刻路段缺失的观测值,具体为:基于调整的集合卡尔曼滤波的数据同化方法,将所述宏观交通流模型的预报值与历史观测数据相融合,得到当前时刻的路网中路段缺失的交通流量观测值;

基于所述数据同化方法,对所述宏观交通流模型的模型参数进行修正调整;

利用调整模型参数后的所述宏观交通流模型,对未来时刻的交通流量进行预测;

其中,基于调整的集合卡尔曼滤波的数据同化方法预测交通流量的实现过程具体包括:

已知, $x_{i-1,j}^a, j = 1, \dots, m$; x_{i-1}^a 为第 $i-1$ 时刻的状态向量的分析值,亦称为背景场,

$x_{i-1,j}^a$ 为第 $i-1$ 时刻的样本的状态向量的分析值, m 为集合样本数;

第一步:通过状态方程获得当前时刻状态向量的预报值 x_i^f , 即:

$$x_{i,j}^f = M_{i-1}(x_{i-1,j}^a), \quad x_i^f = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_{i,j}^f;$$

其中, $x_{i,j}^f$ 为当前时刻样本状态向量的预报值, x_i^f 为当前时刻状态向量的预测值, M_{i-1} 为 $i-1$ 时刻的状态方程;

第二步:计算状态向量的预报误差协方差矩阵 P_i^f , 即:

$$P_i^f = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m (x_{i,j}^f - x_i^f)(x_{i,j}^f - x_i^f)^T;$$

第三步:计算观测新息 Δy_i^o , 即:

$$\Delta y_i^o = \left(\frac{\frac{1}{\sigma^{b^2}} y^b + \frac{1}{\sigma^{o^2}} y^o}{\frac{1}{\sigma^{b^2}} + \frac{1}{\sigma^{o^2}}} - y^b \right) + \frac{\frac{1}{\sigma^b} d_i}{\sqrt{\frac{1}{\sigma^{b^2}} + \frac{1}{\sigma^{o^2}}}}$$

其中: $d_i = y_i^o - H_i x_i^f$; H 为观测算子,即由状态空间到观测空间的映射关系, y^o 为观测值, y^b 为利用状态向量通过观测算子得到的观测信息, σ^{b^2} 为利用状态向量通过观测算子得到的观测信息的方差, σ^{o^2} 为观测值的方差;

第四步:使用线性回归将观测新息投影到模型空间网格点上,用于计算当前时刻的样本状态向量的分析值 $x_{i,j}^a$, 即:

$$\Delta x_{i,j} = \frac{c_j}{\sigma b^2} \cdot \Delta y_i^o$$

$$x_{i,j}^a = x_{i,j}^f + \Delta x_{i,j};$$

其中, c_j 为投影系数;

第五步: 当循环次数小于指定循环次数时, 返回到第一步;

第六步: 计算当前时刻状态分析值 x_i^a , 即:

$$x_i^a = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_{i,j}^a;$$

第七步: 计算当前时刻状态分析值的误差协方差矩阵 P_i^a , 即:

$$P_i^a = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m (x_{i,j}^a - x_i^a)(x_{i,j}^a - x_i^a)^T.$$

2. 如权利要求1所述的交通流量预测方法, 其特征在于, 所述宏观交通流模型具体为:

$$\rho_i(t+1)$$

$$\begin{aligned} &= \rho_i(t) \\ &+ \frac{\Delta t}{\Delta L_i} [q_{i-1}(t) - q_i(t) + r_i(t) \\ &- s_i(t)] \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} v_i(t+1) = v_i(t) &+ \frac{\Delta t}{\tau} [v_e(\rho_i(t)) - v_i(t)] + \frac{\Delta t}{\Delta L_i} v_i(t) [v_{i-1}(t) - v_i(t)] \\ &- \frac{\eta \cdot \Delta t}{\tau \cdot \Delta L_i} \frac{\rho_{i+1}(t) \cdot \lambda_i / \lambda_{i+1} - \rho_i(t)}{\rho_i(t) + \kappa} \end{aligned} \quad (2)$$

$$q_i(t) = \beta (v_i(t) \cdot \rho_i(t)) + (1-\beta) (v_{i+1}(t) \cdot \rho_{i+1}(t)) \quad (3)$$

$$v_e(\rho)$$

$$= v_f \exp \left[-\frac{1}{\alpha} \left(\frac{\rho}{\rho_{cr}} \right)^a \right] \quad (4)$$

其中: $\rho_i(t)$ 为路段 i 上 t 时刻的交通密度;

$v_i(t)$ 为路段 i 上 t 时刻车辆的平均速度;

$q_i(t)$ 为在 t 时刻路段 i 和路段 $i+1$ 间边界点上的交通流量;

$r_i(t)$, $s_i(t)$ 分别是在 t 时刻路段 i 上流入和流出的流量值;

Δt 为时间增益;

λ_i 为在路段 i 上的车道个数;

$v_e(\cdot)$ 为平衡态时的速度, 可以通过公式 (4) 获得, 其中:

v_f , ρ_{cr} , α 分别是道路畅通时的自由速率、临界交通密度、速度方程的指数。

τ , η , κ 是模型参数;

β 是权重参数, 取值范围为 $(0, 1)$ 。

3. 如权利要求1或2所述的交通流量预测方法, 其特征在于, 所述确定状态向量、状态方程、观测向量和观测方程, 具体为:

将交通密度和平均速度作为状态向量 $X(t)$, 即 $X(t) = (\rho, v)_t$; 将交通流量作为观测向量 $Y(t)$, 即 $Y(t) = (q)_t$; 将所述宏观交通流模型中的公式(1)和公式(2)作为状态方程, 公式(3)作为观测方程。

4. 如权利要求1所述的交通流量预测方法, 其特征在于, 所述数据同化系统框架包括以下部分:

模式部分: $X_t = M(X_{t-1}) + \delta$;

X_t 为将背景场 X_{t-1} 放入模型中推导出的当前时刻的状态值, M 为状态方程, δ 为模型误差;

观测部分: $Y_t = H(X_t) + \epsilon$;

Y_t 是由当前时刻状态导出的观测信息, H 为观测算子, 即由状态空间到观测空间的映射关系, ϵ 为观测误差;

同化算法部分: 调整的集合卡尔曼滤波。

5. 如权利要求1所述的交通流量预测方法, 其特征在于, 所述将不同观测时段类型的观测数据进行分类采样, 具体为:

根据不同时间段交通流量值分布不同, 将不同观测时段类型的观测数据进行分类采样, 以提高交通流量的预测精度。

6. 一种短时交通流量预测装置, 其特征在于, 包括:

获取模块, 用于获取宏观交通流模型;

构建模块, 用于确定状态向量, 状态方程, 观测向量, 观测方程, 构建用于交通流量预测的数据同化系统框架;

分类模块, 用于将不同观测时段类型的观测数据进行分类采样, 具体为: 根据不同时间段交通流量值分布不同, 将交通流量观测数据分为工作日、周末和节假日;

估计模块, 用于基于调整的集合卡尔曼滤波的数据同化方法, 将所述宏观交通流模型的预报值与历史观测数据相融合, 得到当前时刻的路网中路段缺失的交通流量观测值, 以及对所述宏观交通流模型的模型参数进行修正调整;

预测模块, 用于利用调整模型参数后的所述宏观交通流模型, 对未来时刻的交通流量进行预测;

其中, 基于调整的集合卡尔曼滤波的数据同化方法预测交通流量的实现过程具体包括:

已知, $x_{i-1,j}^a, j = 1, \dots, m$; x_{i-1}^a 为第 $i-1$ 时刻的状态向量的分析值, 亦称为背景场,

$x_{i-1,j}^a$ 为第 $i-1$ 时刻的样本的状态向量的分析值, m 为集合样本数;

第一步: 通过状态方程获得当前时刻状态向量的预报值 x_i^f , 即:

$$x_{i,j}^f = M_{i-1}(x_{i-1,j}^a), \quad x_i^f = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_{i,j}^f;$$

其中, $x_{i,j}^f$ 为当前时刻样本状态向量的预报值, x_i^f 为当前时刻状态向量的预测值, M_{i-1} 为 $i-1$ 时刻的状态方程;

第二步: 计算状态向量的预报误差协方差矩阵 P_i^f , 即:

$$P_i^f = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m (x_{i,j}^f - x_i^f)(x_{i,j}^f - x_i^f)^T;$$

第三步:计算观测新息 Δy_i^o ,即:

$$\Delta y_i^o = \left(\frac{\frac{1}{\sigma^{b^2}} y^b + \frac{1}{\sigma^{o^2}} y^o}{\frac{1}{\sigma^{b^2}} + \frac{1}{\sigma^{o^2}}} - y^b \right) + \frac{\frac{1}{\sigma^b} d_i}{\sqrt{\frac{1}{\sigma^{b^2}} + \frac{1}{\sigma^{o^2}}}}$$

其中: $d_i = y_i^o - H_i x_i^f$; H 为观测算子,即由状态空间到观测空间的映射关系, y^o 为观测值, y^b 为利用状态向量通过观测算子得到的观测信息, σ^{b^2} 为利用状态向量通过观测算子得到的观测信息的方差, σ^{o^2} 为观测值的方差;

第四步:使用线性回归将观测新息投影到模型空间网格点上,用于计算当前时刻的样本状态向量的分析值 $x_{i,j}^a$,即:

$$\Delta x_{i,j} = \frac{c_j}{\sigma^{b^2}} \cdot \Delta y_i^o$$

$$x_{i,j}^a = x_{i,j}^f + \Delta x_{i,j};$$

其中, c_j 为投影系数;

第五步:当循环次数小于指定循环次数时,返回到第一步;

第六步:计算当前时刻状态分析值 x_i^a ,即:

$$x_i^a = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_{i,j}^a;$$

第七步:计算当前时刻状态分析值的误差协方差矩阵 P_i^a ,即:

$$P_i^a = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m (x_{i,j}^a - x_i^a)(x_{i,j}^a - x_i^a)^T。$$

7.如权利要求6所述的短时交通流量预测装置,其特征在于,所述构建模块,具体用于将交通密度和平均速度作为状态向量 $X(t)$,即 $X(t) = (\rho, v)_t$;将交通流量作为观测向量 $Y(t)$,即 $Y(t) = (q)_t$;将所述宏观交通流模型中的公式(1)和公式(2)作为状态方程,公式(3)作为观测方程。再以调整的集合卡尔曼滤波算法作为同化算法,构建数据同化系统框架。

8.如权利要求6所述的短时交通流量预测装置,其特征在于,所述分类模块,具体用于根据不同时间段交通流量值分布不同,将不同观测时段类型的观测数据进行分类采样,以提高交通流量的预测精度。

9.如权利要求6所述的短时交通流量预测装置,其特征在于,所述预测模块,具体用于利用调整模型参数后的所述宏观交通流模型,对未来时刻的交通流量进行预测。

一种短时交通流量预测方法及装置

技术领域

[0001] 本发明属于交通领域，重点涉及一种短时交通流量预测方法及装置。

背景技术

[0002] 随着交通事业的发展，交通拥挤和交通事故等诸多交通问题越来越显著，只能交通控制与诱导系统已经成为ITS研究的热门核心课题，而实现交通流诱导系统的关键问题是准确的短时交通流量预测，即如何有效地利用实时交通数据信息去滚动预测未来几分钟内的交通状况，为出行者提供实时有效的选择路径信息，缩减出行时间，减少交通拥挤。短时预测是微观意义上的，与中观和宏观意义上的以小时、天、月甚至是年计算的基于交通规划的战略预测是有本质区别的。

[0003] 随着短时预测中时间跨度的缩短，交通流量显示出来的非线性，时变性，不确定性越来越强，传统的预测模型的精度与效果不甚理想。如历史平均模型虽然操作简单，速度快，但精度较差，静态的预测有其先天性的不足；基于神经网络的预测模型的训练过程过于复杂，并且其训练过程只能通过调整神经元的权值进行数据处理，这种不足导致这类网络存在着局部极小、收敛速度慢、推广能力差以及难以实现在线调整等问题。

发明内容

[0004] 本发明实施例的目的在于提供一种短时交通流量预测方法，旨在对未来时刻的交通流量值进行预测。

[0005] 本发明实施例是这样实现的，一种短时交通流量预测方法，包括：

[0006] 获取宏观交通流模型；

[0007] 确定状态向量、状态方程、观测向量和观测方程；

[0008] 构建用于交通流量预测的数据同化系统框架；

[0009] 将不同观测时段类型的观测数据进行分类采样；

[0010] 融合历史观测数据，基于调整的集合卡尔曼滤波的数据同化方法，补齐当前时刻路段缺失的观测值；

[0011] 基于所述数据同化方法，对所述宏观交通流模型的模型参数进行修正调整；

[0012] 利用调整模型参数后的所述宏观交通流模型，对未来时刻的交通流量进行预测；

[0013] 本发明实施例的另一目的在于提供一套短时交通流量预测装置，包括：

[0014] 获取模块，用于获取宏观交通流模型；

[0015] 构建模块，用于确定状态向量，状态方程，观测向量，观测方程，构建用于交通流量预测的数据同化系统框架；

[0016] 分类模块，用于将不同观测时段类型的观测数据进行分类采样；

[0017] 估计模块，用于基于调整的集合卡尔曼滤波的数据同化方法，补齐当前时刻路段缺失的观测值，以及对所述宏观交通流模型的模型参数进行修正调整；

[0018] 预测模块，用于利用调整模型参数后的所述宏观交通流模型，对未来时刻的交通

流量进行预测；

[0019] 在本发明实施例中，利用基于调整的集合卡尔曼滤波的数据同化方法对交通流量进行预测，有益效果在于，提高了交通状态的预测精度，同时实现了在线调整，易于推广。

附图说明

[0020] 图1是本发明实施例提供的短时交通流量预测方法的实现流程图；

[0021] 图2是本发明实施例提供的基于调整的集合卡尔曼滤波的数据同化方法预测交通流量的实现流程图；

[0022] 图3是本发明实施例提供的短时交通流量预测装置的结构框图。

具体实施方式

[0023] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白，以下结合附图及实施例，对本发明进行进一步详细说明。应当理解，此处所描述的具体实施例仅用以解释本发明，并不用于限定本发明。

[0024] 应当理解，当在本说明书和所附权利要求书中使用时，术语“包括”和“包含”指示所描述特征、整体、步骤、操作、元素和/或组件的存在，但并不排除一个或多个其它特征、整体、步骤、操作、元素、组件和/或其集合的存在或添加。

[0025] 还应当理解，在此本发明说明书中所使用的术语仅仅是出于描述特定实施例的目的而并不意在限制本发明。如在本发明说明书和所附权利要求书中所使用的那样，除非上下文清楚地指明其它情况，否则单数形式的“一”、“一个”及“该”意在包括复数形式。

[0026] 还应当进一步理解，在本发明说明书和所附权利要求书中使用的术语“和/或”是指相关联列出的项中的一个或多个的任何组合以及所有可能组合，并且包括这些组合。

[0027] 如在本说明书和所附权利要求书中所使用的那样，术语“倘若”可以依据上下文被解释为“当...时”或“一旦”或“响应于确定”或“响应于检测到”。类似地，短语“倘若确定”或“倘若读取到[所描述条件或事件]”可以依据上下文被解释为意指“一旦确定”或“响应于确定”或“一旦检测到[所描述条件或事件]”或“响应于检测到[所描述条件或事件]”。

[0028] 实施例一

[0029] 图1是本发明实施例提供的短时交通流量预测方法的实现流程图，详述如下：

[0030] 在步骤S101中，获取宏观交通流模型；

[0031] 在步骤S102中，确定状态向量、状态方程、观测向量和观测方程；

[0032] 在步骤S103中，构建用于交通流量预测的数据同化系统框架；

[0033] 在步骤S104中，将不同观测时段类型的观测数据进行分类采样；在步骤S105中，融合历史观测数据，基于调整的集合卡尔曼滤波的数据同化方法，补齐当前时刻路段缺失的观测值；

[0034] 在步骤S106中，基于所述数据同化方法，对所述宏观交通流模型的模型参数进行修正调整；

[0035] 在步骤S107中，利用调整模型参数后的所述宏观交通流模型，对未来时刻的交通流量进行预测。

[0036] 在本发明实施例中,利用基于调整的集合卡尔曼滤波的数据同化方法对交通流量进行预测,有益效果在于,提高了交通状态的预测精度,同时实现了在线调整,易于推广。

[0037] 实施例二

[0038] 本发明实施例描述了宏观交通流模型,所述宏观交通流模型具体为:

$$[0039] \quad \rho_i(t+1) = \rho_i(t) + \frac{\Delta t}{\Delta L_i} [q_{i-1}(t) - q_i(t) + r_i(t) - s_i(t)] \quad (1)$$

$$[0040] \quad v_i(t+1) = v_i(t) + \frac{\Delta t}{\tau} [v_e(\rho_i(t)) - v_i(t)] + \frac{\Delta t}{\Delta L_i} v_i(t) [v_{i-1}(t) - v_i(t)] - \frac{\eta \cdot \Delta t}{\tau \cdot \Delta L_i} \frac{\rho_{i+1}(t) \cdot \lambda_i / \lambda_{i+1} - \rho_i(t)}{\rho_i(t) + \kappa} \quad (2)$$

$$[0041] \quad q_i(t) = \beta (v_i(t) \cdot \rho_i(t)) + (1-\beta) (v_{i+1}(t) \cdot \rho_{i+1}(t)) \quad (3)$$

$$[0042] \quad v_e(\rho) = v_f \exp \left[-\frac{1}{\alpha} \left(\frac{\rho}{\rho_{cr}} \right)^\alpha \right] \quad (4)$$

[0043] 其中: $\rho_i(t)$ 为路段i上t时刻的交通密度;

[0044] $v_i(t)$ 为路段i上t时刻车辆的平均速度;

[0045] $q_i(t)$ 为在t时刻路段i和路段i+1间边界点上的交通流量;

[0046] $r_i(t)$, $s_i(t)$ 分别是在t时刻路段i上流入和流出的流量值;

[0047] Δt 为时间增益;

[0048] λ_i 为在路段i上的车道个数;

[0049] $v_e(\cdot)$ 为平衡态时的速度,可以通过公式(4)获得,其中:

[0050] v_f, ρ_{cr}, α 分别是道路畅通时的自由速率、临界交通密度、速度方程的指数。

[0051] τ, η, κ 是模型参数;

[0052] β 是权重参数,取值范围为(0,1)。

[0053] 实施例三

[0054] 本发明实施例描述了状态部分与观测部分的确定,详述如下:

[0055] 我们将交通密度和平均速度作为状态向量 $X(t)$,即 $X(t) = (\rho, v)_t$;将交通流量作为观测向量 $Y(t)$,即 $Y(t) = (q)_t$;将所述宏观交通流模型中的公式(1)和公式(2)作为状态方程;公式(3)作为观测方程。

[0056] 实施例四

[0057] 本发明实施例描述了用于交通流量预测的数据同化系统框架,所述数据同化系统框架具体为:

[0058] 模式部分: $X_t = M(X_{t-1}) + \delta$;

[0059] X_t 为将背景场 X_{t-1} 放入模型中推导出的当前时刻的状态值, M 为状态方程, δ 为模型误差;

[0060] 观测部分: $Y_t = H(X_t) + \varepsilon$;

[0061] Y_t 是由当前时刻状态导出的观测信息, H 为观测算子,即由状态空间到观测空间的映射关系, ε 为观测误差。

[0062] 同化算法部分:调整的集合卡尔曼滤波。

[0063] 实施例五

[0064] 本发明实施例描述了将不同观测时段类型的观测数据进行分类采样的过程，详述如下：

[0065] 根据不同时间段交通流量值分布不同，将不同观测时段类型的观测数据进行分类采样，以提高交通流量的预测精度。

[0066] 其中，根据不同时间段交通流量值分布不同，可以将交通流量观测数据分为工作日，周末，节假日等类型，针对不同时间段类型，分别进行采样研究，对交通流量值进行短时预测，有助于提高预测精度，增加交通流预测的合理性。

[0067] 实施例六

[0068] 本发明实施例描述了补齐当前时刻路段缺失的观测值的实现流程，详述如下：

[0069] 基于调整的集合卡尔曼滤波的数据同化方法，将所属宏观交通流模型的预报值与历史观测数据相融合，得到当前时刻的路网中路段缺失的交通流量观测值。

[0070] 实施例七

[0071] 图2是本发明实施例提供的基于调整的集合卡尔曼滤波的数据同化方法预测交通流量的实现流程图，其中包含对模型参数的修正调整以及对短时交通流量值的预测，详述如下：

[0072] 已知， $x_{i-1,j}^a, j = 1, \dots, m; x_{i-1}^a$ 第i-1时刻的状态向量的分析值，亦称为背景

[0073] 场景， $x_{i-1,j}^a$ 为第i-1时刻的样本的状态向量的分析值，为集合样本数；

[0074] 第一步：通过状态方程获得当前时刻状态向量的预报值 x_i^f ，即：

$$[0075] \quad x_{i,j}^f = M_{i-1}(x_{i-1,j}^a), \quad x_i^f = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_{i,j}^f;$$

[0076] 其中， $x_{i,j}^f$ 为当前时刻样本状态向量的预报值， x_i^f 为当前时刻状态向量的预测值， M_{i-1} 为i-1时刻的状态方程；

[0077] 第二步：计算状态向量的预报误差协方差矩阵 P_i^f ，即：

$$[0078] \quad P_i^f = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m (x_{i,j}^f - x_i^f)(x_{i,j}^f - x_i^f)^T;$$

[0079] 第三步：计算观测新息 Δy_i^o ，即：

$$[0080] \quad \Delta y_i^o = \left(\frac{\frac{1}{\sigma^{b^2}} y^b + \frac{1}{\sigma^{o^2}} y^o}{\frac{1}{\sigma^{b^2}} + \frac{1}{\sigma^{o^2}}} - y^b \right) + \frac{\frac{1}{\sigma^b} d_i}{\sqrt{\frac{1}{\sigma^{b^2}} + \frac{1}{\sigma^{o^2}}}}$$

[0081] 其中： $d_i = y_i^o - H_i x_i^f$ ； H 为观测算子，即由状态空间到观测空间的映射关系， y^o 为观测值， y^b 为利用状态向量通过观测算子得到的观测信息， σ^{b^2} 为利用状态向量通过观测算子得到的观测信息的方差， σ^{o^2} 为观测值的方差；第四步：使用线性回归将观测新息

投影到模型空间网格点上,用于计算当前时刻的样本状态向量的分析值 $x_{i,j}^a$,即:

$$[0082] \quad \Delta x_{i,j} = \frac{c_j}{\sigma^2 b^2} \cdot \Delta y_i^o$$

$$[0083] \quad x_{i,j}^a = x_{i,j}^f + \Delta x_{i,j};$$

[0084] 其中, c_j 为投影系数;

[0085] 第五步:当循环次数小于指定循环次数时,返回到第一步;

[0086] 第六步:计算当前时刻状态分析值 x_i^a ,即:

$$[0087] \quad x_i^a = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_{i,j}^a;$$

[0088] 第七步:计算当前时刻状态分析值的误差协方差矩阵 P_i^a ,即:

$$[0089] \quad P_i^a = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m (x_{i,j}^a - x_i^a)(x_{i,j}^a - x_i^a)^T。$$

[0090] 实施例八

[0091] 图3是本发明实施例提供的短时交通流量预测装置的结构框图,该装置可以运行于用户设备中。用户设备包括但不限于摄像机、移动电话、口袋计算机(Pocket Personal Computer,PPC)、掌上电脑、计算机、笔记本电脑、个人数字助理(Personal Digital Assistant,PDA)、MP4、MP3。为便于说明,仅示出了与本实施例相关的部分。

[0092] 参照图3,该短时交通流量预测装置,包括:

[0093] 获取模块31,用于获取宏观交通流模型;

[0094] 构建模块32,用于确定状态向量,状态方程,观测向量,观测方程,构建用于交通流量预测的数据同化系统框架;

[0095] 分类模块33,用于将不同观测时段类型的观测数据进行分类采样;

[0096] 估计模块34,用于基于调整的集合卡尔曼滤波的数据同化方法,补齐当前时刻路段缺失的观测值,以及对所述宏观交通流模型的模型参数进行修正调整;

[0097] 预测模块35,用于利用调整模型参数后的所述宏观交通流模型,对未来时刻的交通流量进行预测。

[0098] 作为本实施例的一种实现方式,在所述短时交通流量预测装置中,所述构建模块,具体用于将交通密度和平均速度作为状态向量 $X(t)$,即 $X(t) = (\rho, v)_t$;将交通流量作为观测向量 $Y(t)$,即 $Y(t) = (q)_t$;将所述宏观交通流模型中的公式(1)和公式(2)作为状态方程,公式(3)作为观测方程,再以调整的集合卡尔曼滤波算法作为同化算法,构建数据同化系统框架。

[0099] 作为本实施例的一种实现方式,在所述短时交通流量预测装置中,所述分类模块,具体用于根据不同时间段交通流量值分布不同,将不同观测时段类型的观测数据进行分类采样,以提高交通流量的预测精度。

[0100] 作为本实施例的一种实现方式,在所述短时交通流量预测装置中,所述估计模块,具体用于基于调整的集合卡尔曼滤波的数据同化方法,将所属宏观交通流模型的预报值与历史观测数据相融合,得到当前时刻的路网中路段缺失的交通流量观测值,以及对所

述宏观交通流模型的模型参数进行修正调整。

[0101] 作为本实例的一种实现方式,在所述短时交通流量预测装置中,所述预测模块,具体用于利用调整模型参数后的所述宏观交通流模型,对未来时刻的交通流量进行预测。

[0102] 本发明实施例方法中的步骤可以根据实际需要进行顺序调整、合并和删减。

[0103] 本发明实施例装置和装置中的单元可以根据实际需要进行合并、划分和删减。

[0104] 本发明实施例提供的装置可以应用在前述对应的方法实施例中,详情参见上述实施例的描述,在此不再赘述。

[0105] 在本申请所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的系统、装置和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些通信接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0106] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0107] 另外,在本发明各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。

[0108] 所述功能如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本发明各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM,Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM,Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0109] 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,可轻易想到的变化或替换,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权利要求的保护范围为准。

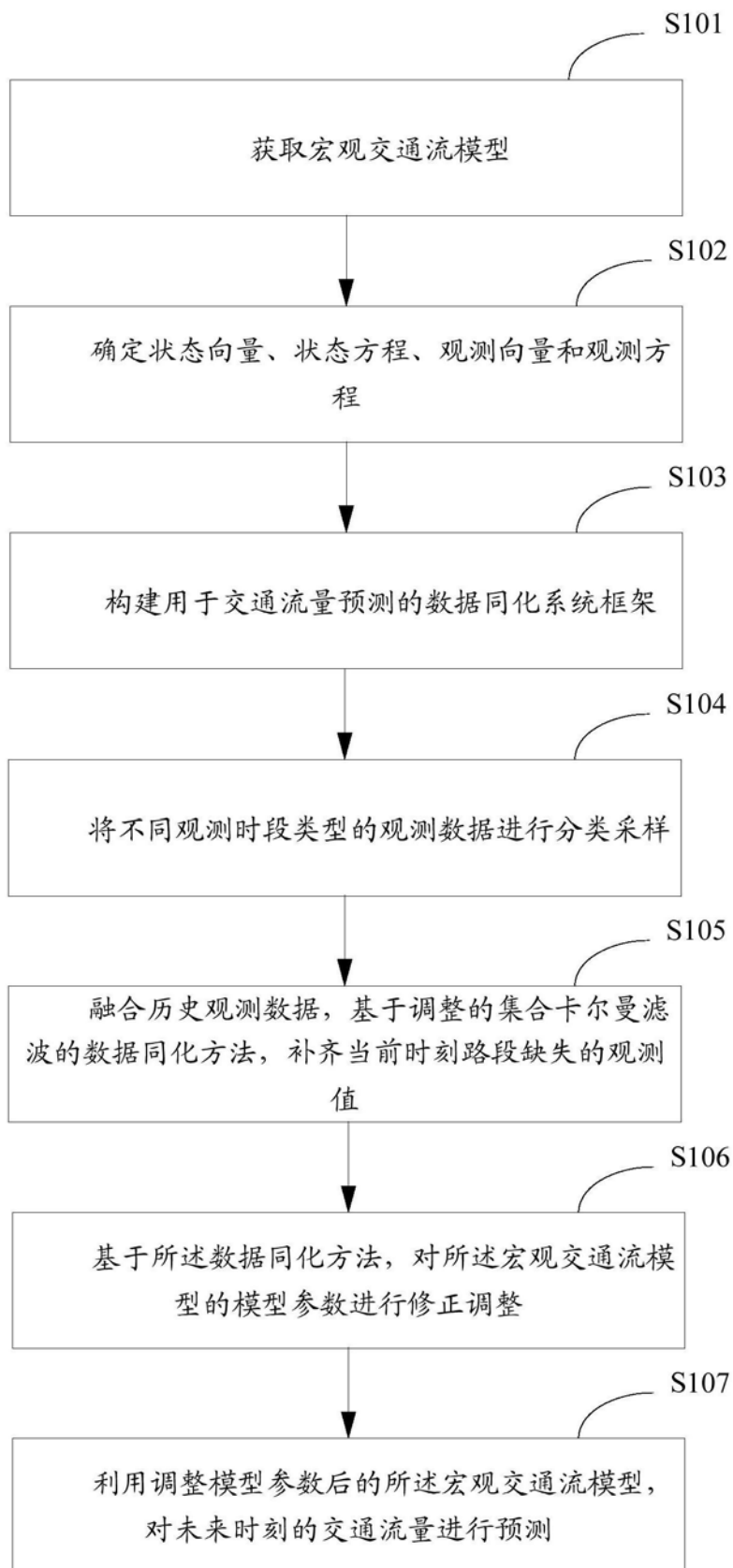


图1

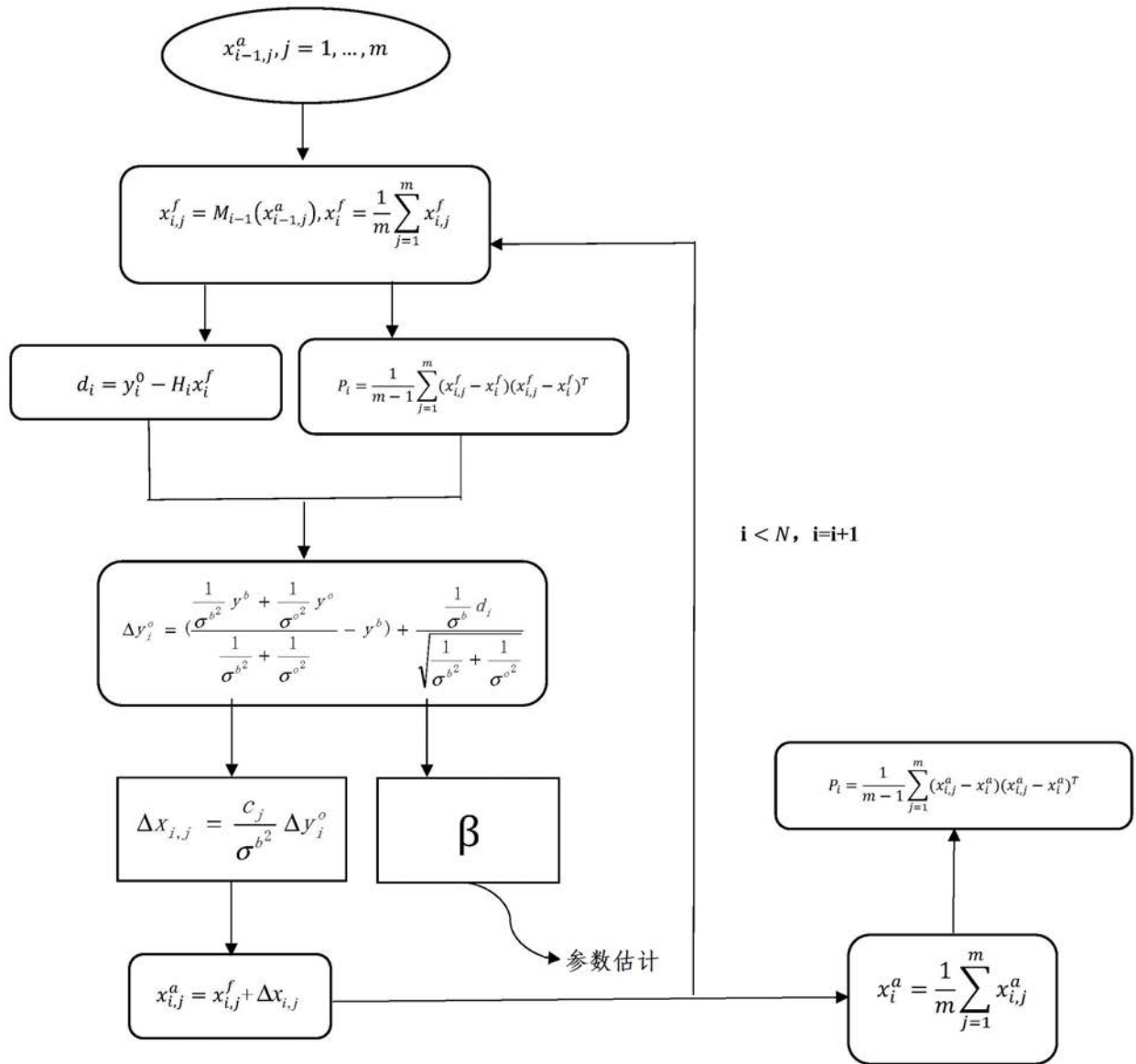


图2

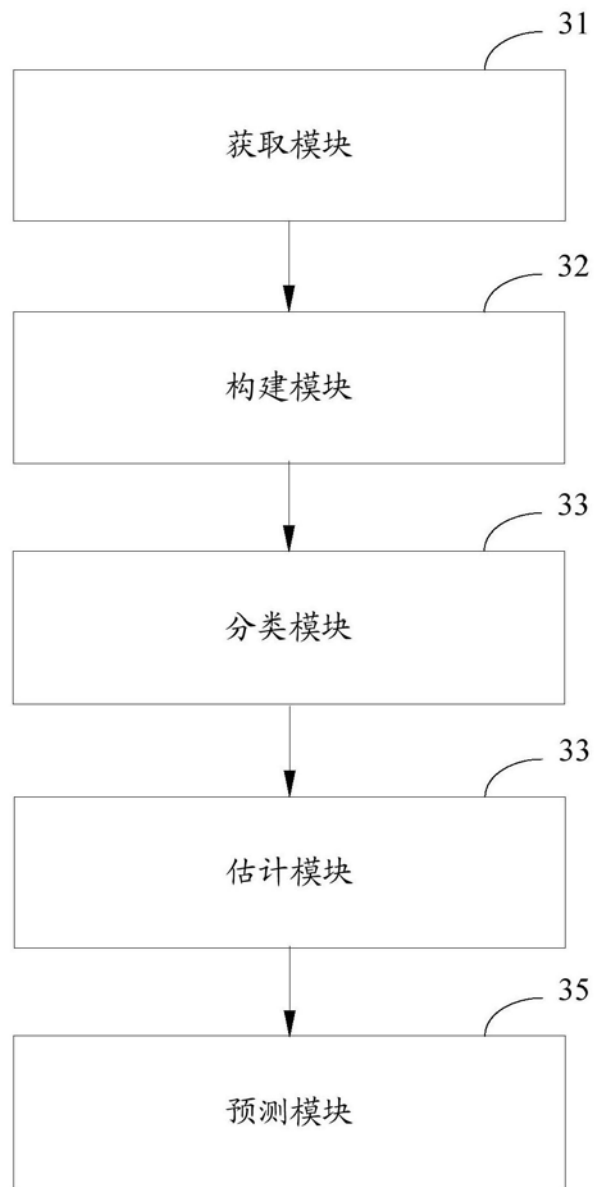


图3