doi:10.11918/j.issn.0367-6234.2015.09.016

速度梯度模型的高速公路交通流状态估计方法

王 昊[1,2],杨万波[1,3]

(1. 城市智能交通江苏省重点实验室(东南大学),210096 南京;2. 现代城市交通技术江苏高校协同创新中心,210096 南京;
3. 深圳市城市交通规划设计研究中心,518021 广东 深圳)

摘 要:为改进高速公路交通流状态估计方法,采用速度梯度模型作为交通流的系统状态方程构建交通流状态估计模型. 通过对速度梯度模型参数的敏感性分析,发现模型估计误差对自由流速度和阻塞传播速度两参数较为敏感,需在线估计. 然后分别给出了速度梯度模型与扩展卡尔曼滤波以及无迹卡尔曼滤波相结合的高速公路交通流状态估计方法,并应用实测数据对两类交通流状态估计方法的性能进行了评估. 结果发现:两类交通状态估计的精度均可达85%左右,无迹卡尔曼滤波算法精度略好于扩展卡尔曼滤波,但计算时耗大. 基于速度梯度模型的交通流状态估计方法能有效估计和跟踪交通流状态的变化,且相较于同类方法,所需标定的模型参数更少.

关键词:交通流;交通状态估计;速度梯度模型;扩展卡尔曼滤波;无迹卡尔曼滤波
中图分类号:U491.112 **文献标志码**:A **文章编号**:0367-6234(2015)09-0084-06

Freeway traffic state estimation by using speed gradient model

WANG Hao[1,2], YANG Wanbo[1,3]

(1. Jiangsu Key Laboratory of Urban ITS(Southeast University), 210096 Nanjing, China;
2. Jiangsu Province Collaborative Innovation Center of Modern Urban Traffic Technologies, 210096 Nanjing, China;
3. Shenzhen Urban Transport Planning Center, 518021 Shenzhen, Guangdong, China)

Abstract: This paper presents an approach of freeway traffic state estimation based on speed gradient model. Under the sensitivity analysis of model parameters, it is found that error of model estimation is sensitive to the free flow speed and jam propagation speed, which are recommended to be calibrated online. Moreover, the extended Kalman filter and the unscented Kalman filter methods are introduced combined with the speed Gradient model to solve traffic state estimation problems. The real traffic data were used to evaluate the methods. The results indicate that the accuracies of both extended Kalman filter and the unscented Kalman filter are around 85%, while the latter has a slight vantage in estimation accuracy and disadvantage in computing efficiency. The speed gradient model based traffic state estimation method can estimate and track the traffic dynamics effectively, with less model parameters when compared with similar methods.

Keywords: traffic flow; traffic state estimation; speed gradient model; extended Kalman filter; unscented Kalman filter

实时准确的交通状态估计是高速公路智能管理与控制的关键,也是进行高速公路智能交通控制、分析、事件检测以及事故预警的基础[1],对于高速公路智能交通系统的构建具有重要的意义. 目前,高速公路交通流状态估计的代表性理论主要基于Papagergiou模型[2]和扩展卡尔曼滤波来实现[3-4],对其他交通流模型鲜有涉及. 文献[5-6]提出的速度梯度(SG)模型能较好地计算堵塞、疏导、幽灵塞车等车流状态,可克服现有交通流模型普遍存在的特征速度问题,具有表达形式简单、辨识参数少等优点,已广泛应用于交通流研究领域. 因此,本文将利用扩展卡尔曼滤波(EKF)方法以及无迹卡尔曼滤波(UKF)方法[7]构建基于速度梯度模型的高速公路交通流状态估计方法,并对估计性能进行评估.

1 速度梯度模型

SG模型由全速差跟驰模型推导而来,其偏微分方程表达式为

收稿日期:2015-04-20.
基金项目:国家自然科学基金(51478113);东南大学优秀青年教师教学科研资助(2242015R30028).
作者简介:王 昊(1980—),男,副教授,博士生导师.
通信作者:王 昊, haowang@seu.edu.cn.

$$\frac{\partial \rho(x,t)}{\partial t} + \frac{\partial q(x,t)}{\partial x} = s(x,t), \tag{1}$$

$$q(x,t) = \rho(x,t)\, v(x,t), \tag{2}$$

$$\frac{\partial v(x,t)}{\partial t} + v(x,t)\frac{\partial v(x,t)}{\partial x} = c_0 \frac{\partial v(x,t)}{\partial x} + \frac{v_e(\rho(x,t)) - v(x,t)}{\tau}. \tag{3}$$

其中：t、x 分别为高速公路的时间和一维空间位置变量；ρ、q、v、s 分别为交通流的宏观密度、流率、速度与匝道净流率，均为与时空相关的二元变量；c_0 为小扰动传播速度，本文参照文献[8]取 6 m/s；τ 为松弛时间；v_e 为交通流平衡态速度，用下式表示.

$$v_e(\rho(x,t)) = v_f[1 - \exp(1 - \exp(\frac{c_m}{v_f}(\frac{\rho_m}{\rho(x,t)} - 1)))]. \tag{4}$$

式中：c_m 为阻塞传播速度，ρ_m 为堵塞密度.

采用时间步长 Δt 和空间步长 Δx 的网格结构对偏微方程(1)进行数值离散，有

$$\rho_i^{k+1} = \rho_i^k + \frac{\Delta t}{\Delta x}[\rho_{i-1}^k v_{i-1}^k - \rho_i^k v_i^k + r_i^k - s_i^k]. \tag{5}$$

式中：k 为时间层序号，i 为空间单元序号.

类似的，对偏微方程(3)进行数值离散. 当路段交通流密度较小时，$v_i^k \geqslant c_0$，方程(3)离散格式为

$$v_i^{k+1} = v_i^k + \frac{\Delta t}{\Delta x}(c_0 - v_i^k)(v_i^k - v_{i-1}^k) + \frac{\Delta t}{\tau}(v_e(\rho_i^k) - v_i^k). \tag{6}$$

当路段交通流密度较大时，$v_i^k \geqslant c_0$，方程(3)离散格式为

$$v_i^{k+1} = v_i^k + \frac{\Delta t}{\Delta x}(c_0 - v_i^k)(v_{i+1}^k - v_i^k) + \frac{\Delta t}{\tau}(v_e(\rho_i^k) - v_i^k). \tag{7}$$

2　参数敏感度分析

2.1　数据来源

本文数据来源于美国加州PeMs数据库中的I-10高速公路，位于 Richmond 的一段 7.06 km 长路段的交通流数据. 如图 1 所示，该路段内共有 4 个进口匝道和 3 个出口匝道，主线路段在 J1、J2、…、J10 共 10 个位置布设有线圈检测器，可连续提供 30 s 时间间隔的速度、流量、密度数据.

2.2　参数标定及敏感性分析

SG 模型进行数值计算的变量为时空网格单元内的交通流速度和密度，在物理意义上与交通流平均速度和密度相对应. 因此，可以采用道路车流检测器采集的交通流平均速度和平均密度数据对连续模型进行参数标定. 通过寻找一组最优的参数，使分析时段内所有观测点的模型数值计算结果与实测值之间的误差最小. 为兼顾速度误差与密度误差对模型的影响，本文应用速度误差与密度误差之和构建模型的联合误差 E，其计算式为

$$E = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K}\left(\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}[(v_i(k) - \hat{v}_i(k)]^2}{\sum_{i=1}^{N}[v_i(k)]^2}} + \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}[(\rho_i(k) - \hat{\rho}_i(k)]^2}{\sum_{i=1}^{N}[\rho_i(k)]^2}}\right). \tag{8}$$

式中：K、N 分别为分析时段内时间层总数和观测点总数；$v_i(k)$、$\rho_i(k)$ 分别为第 k 时间层第 i 观测点的实测交通流速度和密度；$\hat{v}_i(k)$、$\hat{\rho}_i(k)$ 分别为第 k 时间层第 i 观测点的交通流速度和密度的模型计算值.

参数优化目标函数(8)中，$\hat{v}_i(k)$ 和 $\hat{\rho}_i(k)$ 均由宏观连续模型的数值离散格式计算获得，当考虑的时间层和空间观测点较多时，整体目标函数难以解析化表达，参数优化的搜索方向也难以确定. 为此，本文采用遗传算法对参数优化问题进行求解，具体方法可参考文献[9]，此处不再赘述.

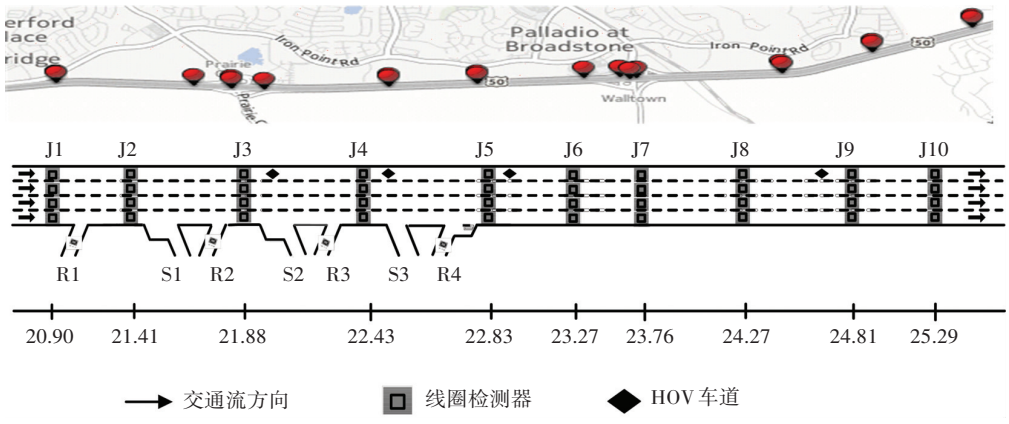


图 1　美国加州 I-10 高速公路路段示意图(mi)

应用图 1 中 J1～J4 断面数据对 SG 模型中 4 个参数进行在线连续标定,目标函数(8)中 N 取值为 4, K 取值 10,时间步长 $\Delta t = 30$ s,标定结果如图 2 所示. 最大阻塞密度 ρ_m 保持在 180～220 veh/km 之间,相对较为稳定;而自由流速度 v_f 、阻塞传播速度 c_m 和松弛时间 τ 随时间的波动幅度较大.

为了进一步确定 SG 模型需要在线标定的参数,需对模型误差进行敏感性分析,方法如下:对模型中某一参数 β 的数值在其最优值处分别以 ±5% 及 ±10% 的幅度进行上下波动,同时固定其余参数值不变,观察参数值变化后模型的误差变化. 令敏感性系数 $\theta(\beta)$ 为参数 β 变化后模型误差的相对变化,其表达式为

$$\theta(\beta) = \frac{E(\beta + p\beta) - E(\beta)}{E(\beta)}, \beta \in \{v_f, \rho_{max}, c_m, \tau\}. \tag{9}$$

其中: p 为波动系数,取值 −10%～10%. 对 SG 模型的 4 个参数分别进行敏感性分析,模型误差敏感系数 $\theta(\beta)$ 的分析结果如表 1 所示.

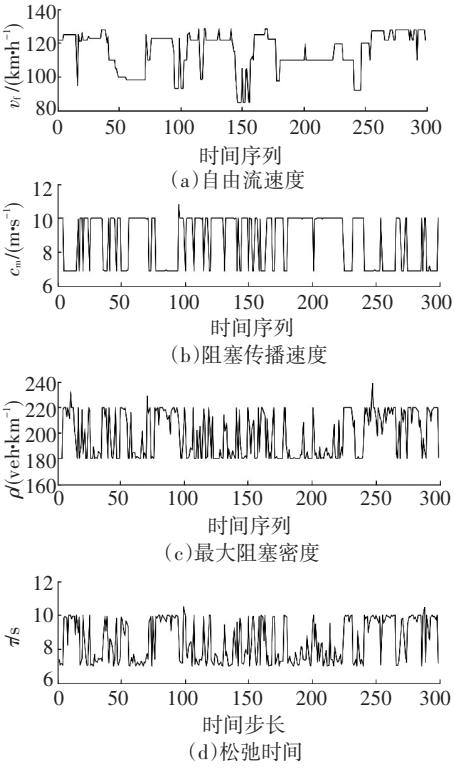


图 2 SG 模型参数值在线标定结果

表 1 不同模型参数的误差敏感性系数

模型参数	$\theta(\beta)$ /%			
	$p = -5$	$p = 5$	$p = -10$	$p = 10$
v_f	4.60	4.55	4.80	6.85
ρ_{max}	0.45	0.46	0.77	0.78
c_m	2.15	3.35	6.00	4.15
τ	0.35	0.38	0.24	0.27

表 1 结果显示,SG 模型对于最大阻塞密度 ρ_{max} 和松弛时间 τ 的变化不敏感,自由流速度 v_f 和阻塞传播速度 c_m 的变化对模型的影响比较明显. 因此,实际应用的过程中为了减少计算时间仅需要对自由流速度和阻塞传播速度进行在线估计,而最大阻塞密度和松弛时间均采用离线标定.

3 交通状态估计方法

3.1 基于 EKF 的高速公路交通流状态估计器构建

研究[3-4]表明,高速公路交通流的动态系统方程可以表达为

$$\sum(x,y): \begin{cases} \boldsymbol{x}(k+1) = \boldsymbol{f}[\boldsymbol{x}(k), \boldsymbol{\xi}(k)], \\ \boldsymbol{y}(k) = \boldsymbol{g}[^{x}(k), \boldsymbol{\eta}(k)]^{\mathrm{T}}. \end{cases} \tag{10}$$

式中: $\boldsymbol{f}$ 为系统状态的向量函数,由 SG 模型的离散格式表达; $\boldsymbol{g}$ 为观测向量函数,由实际可获得交通测量值及测量噪声构成; $\boldsymbol{x}(k)$ 为系统状态量,表示所需要估计的交通变量和模型的部分参数,本文中由 SG 模型中速度、密度、自由流速度以及阻塞传播速度构成; $\boldsymbol{y}(k)$ 为可直接测量的交通状态量,本文中包括 PeMs 数据库中检测器获得的流量、速度数据; $\boldsymbol{\xi}(k)$、$\boldsymbol{\eta}(k)$ 分别为系统过程噪声和系统观测噪声.

本文所述交通流状态估计方法中均为零均值高斯白噪声,则基于 EKF 的交通状态估计算法如下.

步骤 1 系统初始化. 设置系统状态向量 $\boldsymbol{x}(k)$ 的初始期望和协方差矩阵分别为

$$\hat{\boldsymbol{x}}(0/-1) = \hat{\boldsymbol{x}}_0 = \boldsymbol{E}[\boldsymbol{x}(0)],$$

$$\boldsymbol{P}(0/-1) = \boldsymbol{P}_0 = \boldsymbol{E}\{[\boldsymbol{x}(0) - \hat{\boldsymbol{x}}_0] \cdot [\boldsymbol{x}(0) - \hat{\boldsymbol{x}}_0]^{\mathrm{T}}\}.$$

设定系统的过程噪声和测量噪声协方差矩阵分别为 $\boldsymbol{Q}(k)$ 和 $\boldsymbol{R}(k)$, 则

$$\begin{cases} \boldsymbol{E}[\boldsymbol{\xi}(k)\boldsymbol{\xi}^{\mathrm{T}}(l)] = \begin{cases} \boldsymbol{Q}, & \text{当 } k = l; \\ \boldsymbol{0}, & \text{其他.} \end{cases} \\ \boldsymbol{E}[\boldsymbol{\eta}(k)\boldsymbol{\eta}^{\mathrm{T}}(l)] = \begin{cases} \boldsymbol{R}, & \text{当 } k = l; \\ \boldsymbol{0}, & \text{其他.} \end{cases} \\ \boldsymbol{E}[\boldsymbol{\xi}(k)\boldsymbol{\eta}^{\mathrm{T}}(l)] = \begin{cases} \boldsymbol{M}, & \text{当 } k = l; \\ \boldsymbol{0}, & \text{其他.} \end{cases} \end{cases} \tag{11}$$

步骤 2 递归运算.泰勒展开方程线性化为

$$\boldsymbol{A}(k) = \frac{\partial \boldsymbol{f}}{\partial \boldsymbol{x}}(\hat{\boldsymbol{x}}(k/(k-1)), \boldsymbol{0}), \tag{12}$$

$$\boldsymbol{G}(k) = \frac{\partial \boldsymbol{f}}{\partial \boldsymbol{\xi}}(\hat{\boldsymbol{x}}(k/(k-1)), \boldsymbol{0}), \tag{13}$$

$$\boldsymbol{C}(k) = \frac{\partial \boldsymbol{g}}{\partial \boldsymbol{\xi}}(\hat{\boldsymbol{x}}(k/(k-1)), \boldsymbol{0}), \tag{14}$$

$$\boldsymbol{S}(k) = \frac{\partial \boldsymbol{g}}{\partial \boldsymbol{\gamma}}(\hat{\boldsymbol{x}}(k/(k-1)), \boldsymbol{0}). \tag{15}$$

计算卡尔曼增益 $\boldsymbol{K}(k)$ 为

$$\boldsymbol{K}_1(k) = \boldsymbol{A}(k)\boldsymbol{P}(k/(k-1))\,\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}(k) + \boldsymbol{G}(k)\boldsymbol{M}(k)\boldsymbol{S}^{\mathrm{T}}(k), \tag{16}$$

$$\boldsymbol{K}_2(k) = \boldsymbol{C}(k)\boldsymbol{P}(k/(k-1))\,\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}(k) + \boldsymbol{S}(k)\boldsymbol{R}(k)\boldsymbol{S}^{\mathrm{T}}(k), \tag{17}$$

$$\boldsymbol{K}(k) = \boldsymbol{K}_1(k) \cdot \boldsymbol{K}_2(k)^{-1}. \tag{18}$$

步骤 3　交通流状态更新

$$\boldsymbol{K}(k) = \hat{\boldsymbol{x}}\left(\frac{k+1}{k}\right) = \underbrace{\boldsymbol{f}\left[\hat{\boldsymbol{x}}\left(\frac{k+1}{k}\right),\boldsymbol{0}\right]}_{\mathrm{SG}} + \underbrace{\boldsymbol{K}(k)\left\{\boldsymbol{y}(k) - \boldsymbol{g}\left[\hat{\boldsymbol{x}}\left(\frac{k+1}{k}\right),\boldsymbol{0}\right]\right\}}_{\mathrm{Kalman}}. \tag{19}$$

步骤 4　重新计算 $\boldsymbol{P}(k)$ 的值，返回步骤 1 继续下一时刻的递归运算，即

$$\boldsymbol{K}(k) = \boldsymbol{P}\left(\frac{k+1}{k}\right) = [\boldsymbol{A}(k) - \boldsymbol{K}(k)\boldsymbol{C}(k)] \cdot \boldsymbol{P}\left(\frac{k}{k-1}\right)\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}(k) + \boldsymbol{G}(k)\boldsymbol{Q}(k)\,\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}(k). \tag{20}$$

至此，基于 SG 模型的 EKF 高速公路实时交通流状态估计器构建完成.

3.2　基于 UKF 的高速公路交通流状态估计器构建

对于高速公路交通流非线性系统 $\sum(x,y)$ 可通过 UKF 实现高速公路交通流状态估计的递归和修正[10]，模型具体算法如下.

步骤 1　系统噪声协方差矩阵、测量噪声协方差矩阵以及系统状态初始化参见上节中 EKF 算法的相关设定.

步骤 2　对于系统时刻 $k = 1,2,\cdots$，计算数据的采样点

$$\boldsymbol{\chi}_{k-1} = [\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}, \hat{\boldsymbol{x}}_{k-1} + \gamma\sqrt{P_{k-1}}, \hat{\boldsymbol{x}}_{k-1} - \gamma\sqrt{P_{k-1}}]. \tag{21}$$

其中：$\sqrt{P_{k-1}}$ 为 Cholesky 因素，$\gamma = \sqrt{n+\lambda}$，$\lambda = \alpha^2(n+\kappa) - n$，$10^{-4} \leqslant \alpha \leqslant 1$，$\kappa = 3-n$，$n$ 为状态变量 $\boldsymbol{x}$ 的维度，λ、α 为系统参数.

步骤 3　系统状态更新，包括采样点更新和状态变量更新

$$\boldsymbol{\chi}^{x}_{k|k-1} = \boldsymbol{f}(\boldsymbol{\chi}^{x}_{k-1}, \boldsymbol{\chi}^{w}_{k-1}), \tag{22}$$

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} \boldsymbol{\chi}^{x}_{i,k|k-1}, \tag{23}$$

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} \boldsymbol{\chi}^{x}_{i,k|k-1} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1})(\boldsymbol{\chi}^{x}_{i,k|k-1} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1})^{\mathrm{T}}, \tag{24}$$

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1} = \boldsymbol{h}(\boldsymbol{\chi}^{x}_{k|k-1}, \boldsymbol{\chi}^{v}_{k-1}), \tag{25}$$

$$\hat{\boldsymbol{z}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} \boldsymbol{Z}_{i,k|k-1}. \tag{26}$$

步骤 4　测量更新

$$\boldsymbol{P}_{z_k z_k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (\boldsymbol{Z}_{i,k|k-1} - \hat{\boldsymbol{z}}_{k|k-1})(\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1})^{\mathrm{T}}, \tag{27}$$

$$\boldsymbol{P}_{x_k z_k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1})(\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1})^{\mathrm{T}}. \tag{28}$$

步骤 5　计算卡尔曼增益矩阵

$$\boldsymbol{K}_k = \boldsymbol{P}_{x_k z_k} \boldsymbol{P}_{z_k z_k}^{-1}. \tag{29}$$

步骤 6　系统状态估计变量的校正以及误差协方差矩阵更新

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k} = \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} + \boldsymbol{K}_k(\boldsymbol{z}_k - \hat{\boldsymbol{z}}_{k|k-1}), \tag{30}$$

$$\boldsymbol{P}_{k|k} = \boldsymbol{P}_{k|k-1} - \boldsymbol{K}_k \boldsymbol{P}_{z_k z_k} \boldsymbol{K}_k^{\mathrm{T}}. \tag{31}$$

步骤 7　返回步骤 1 直至滤波递推终止.

式中：$W_i^{(m)}$ 为采样点的均值的权重，$W_i^{(c)}$ 为采样点协方差的权重.

$$W_0^{(c)} = \frac{\lambda}{n+\lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta), \tag{32}$$

$$W_i^{(m)} = W_i^{(c)} = \frac{n+\lambda}{2},\ i = 1,2,\cdots,2n. \tag{33}$$

至此，基于 SG 模型的 UKF 高速公路实时交通流状态估计器构建完成.

4　实例分析

4.1　实例应用场景设置

实例应用场景设置：采用图 1 中 I-10 高速公路 J1—J4 段，路段长度约 2.46 km，包含 3 个入口匝道和两个出口匝道，如图 3 所示. 路段划分距离约 800 m，检测间隔为 30 s，其中 J1 和 J4 断面检测器以及入口匝道 R1、R2 和 R3 的实际测量数据为状态估计模型提供输入数据，J2 和 J3 为待估计断面，实际测量数据用于评估状态估计的效果. 根据离线参数标定结果设定单车道最大阻塞密度 $\rho_{\mathrm{m}} = 180.2$ veh/km，松弛时间 $\tau = 7.1$ s. 交通状态估计过程中所有噪声均假设为高斯白噪声，参考文献[3-4]对系统协方差矩阵设置如下，其中 i 为主线检测断面编号，j 为入口匝道编号.

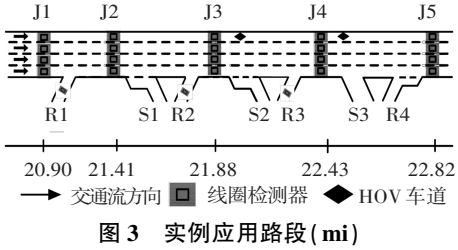


图 3　实例应用路段(mi)

$$D[\xi_i^{q}(k)] = 100 \text{ veh/h};$$

$$D[\xi_i^{v}(k)] = 10 \text{ km/h},\ i = 1,2,3,4;$$

$$D[\xi^{v_f}(k)] = 1 \text{ km/h};$$

$$D[\xi^{c_m}(k)] = 0.02 \text{ km/h};$$

$$D[\eta_i^q(k)] = 100 \text{ veh/h};$$

$$D[\eta_i^v(k)] = 10 \text{ km/h},\ i = 1,4;$$

$$D[\eta_j^r(k)] = 20 \text{ veh/h},\ j = 1,2,3.$$

4.2 性能评价指标选取

本文采用绝对误差 E_{MA} 和均方根误差 E_{RMS} 两个评价指标衡量 J2 检测器和 J3 检测器的交通状态估计效果,对于交通流速度和密度的估计效果分别进行评价. 具体指标的表达式为

$$E_{\mathrm{MA}} = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\frac{|X_k - \hat{X}_{k|k-1}|}{X_k}, \tag{34}$$

$$E_{\mathrm{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\frac{X_k - \hat{X}_{k|k-1}^{\ 2}}{X_k}}. \tag{35}$$

式中: X_k 为检测器实际测量值, $\hat{X}_{k|k-1}$ 为交通状态估计值.

4.3 交通状态估计性能评估比较

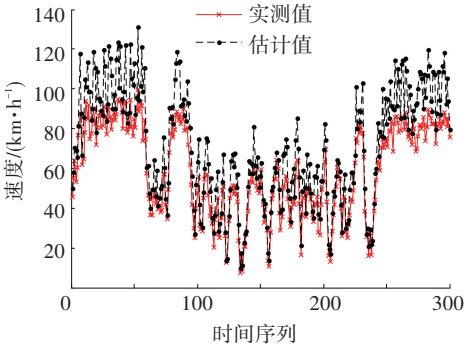
应用上述 EKF 和 UKF 算法,采用主频为2.6 GHz 的计算机对实例路段的 J2 和 J3 断面进行交通状态估计. 图 4、5 与表 2 给出了 J2 断面交通状态在 EKF 和 UKF 算法估计下的结果;图 6、7 与表 3 给出了 J3 断面交通状态在 EKF 和 UKF 算法估计下的结果. 不难发现,基于 UKF 的高速公里交通状态估计方法的状态估计效果稍优于基于 EKF 的高速公路状态估计方法,但是模型的计算时间 t 大于 EKF 估计算法的计算时间. 误差结果显示,基于 UKF 模型的估计误差基本在 13%~17%之间浮动,而基于 EKF 模型的估计误差基本在 14%~16%之间浮动. 无论是速度估计效果还是密度估计效果,误差相差很小. 对于 J2 断面,EKF 的速度估计平均绝对误差仅高出 UKF 速度估计误差1.19%,密度估计平均绝对误差也仅高出 UKF 密度估计误差 2.81%;对于 J3 断面,EKF 的速度估计平均绝对误差仅高出 UKF 速度估计误差 0.06%,密度估计平均绝对误差也仅高出 UKF 密度估计误差 0.56%;两种估计方法的精度基本都可控制在 84%以上,能够对交通流状态的突变进行有效的追踪.

表 2 J2 断面状态估计误差与计算时间对比

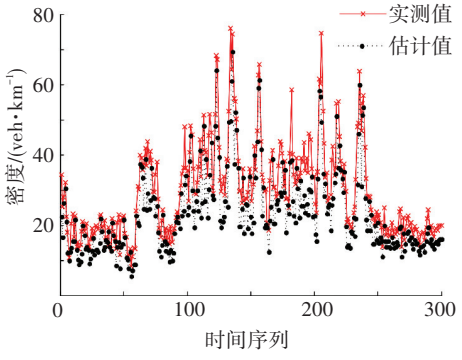
模型	t/ s	E_{MA} /%		E_{RMS} /%	
		速度	密度	速度	密度
EKF	2.937	15.73	15.99	19.80	32.85
UKF	4.351	14.54	13.18	18.36	23.03

表 3 J3 断面状态估计误差与计算时间对比

模型	t/ s	E_{MA} /%		E_{RMS} /%	
		速度	密度	速度	密度
EKF	2.941	15.08	14.41	18.45	25.58
UKF	4.521	15.02	13.85	17.42	13.82

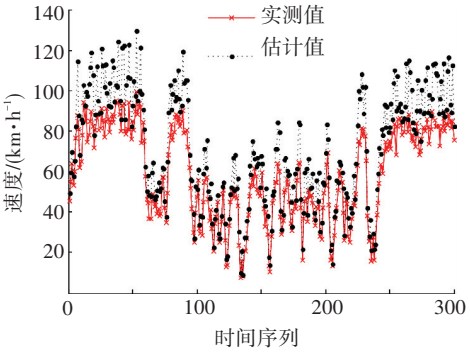


(a) J2 断面速度对比

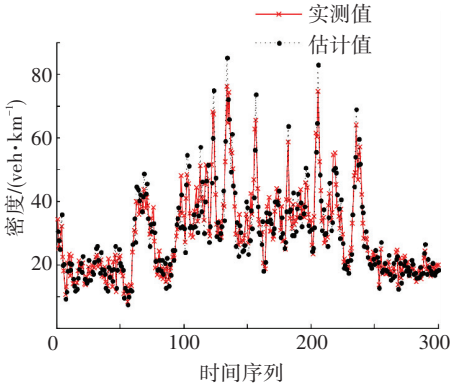


(b) J2 断面密度对比

图 4 J2 断面 EKF 交通状态估计结果与实测值对比

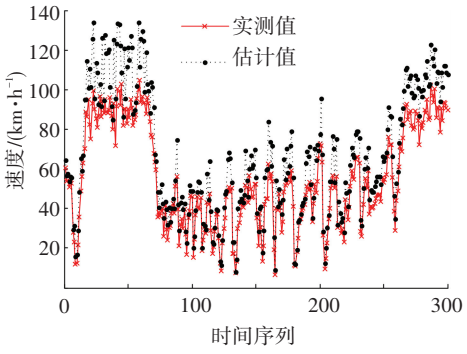


(a) J2 断面速度对比

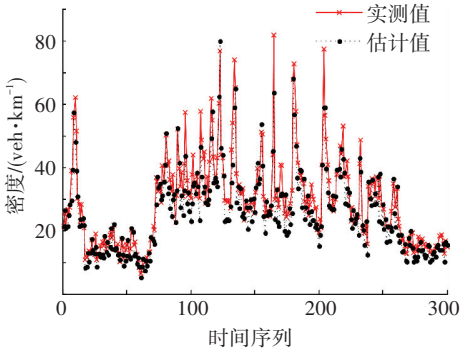


(b) J2 断面密度对比

图 5 J2 断面 UKF 交通状态估计结果与实测值对比

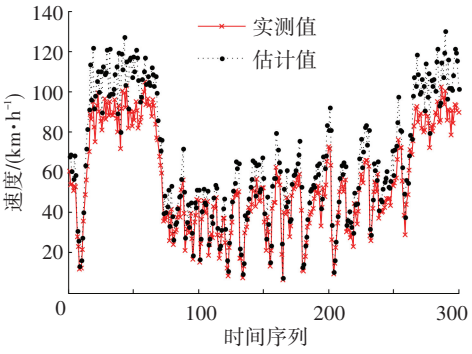


(a)J3 断面速度对比

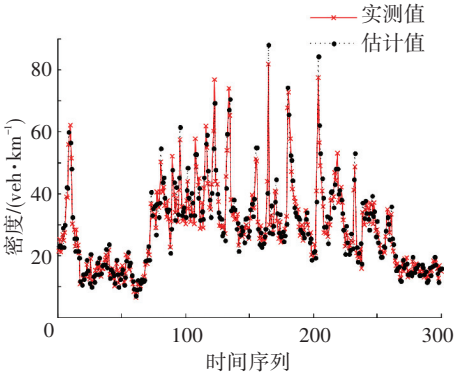


(b)J3 断面密度对比

图 6　J3 断面 EKF 交通状态估计结果与实测值对比



(a)J3 断面速度对比



(b)J3 断面密度对比

图 7　J3 断面 UKF 交通状态估计结果与实测值对比

5　结　论

1)研究了基于 SG 模型的高速公路实时交通状态估计方法,通过敏感性分析,确定了自由流速度和阻塞传播速度两个模型参数需要在线标定.

2)给出了 SG 模型与 EKF 以及 UKF 相结合的高速公路交通流状态估计方法,并应用美国加州 PeMs 数据库中 I-10 高速公路实测数据对所提出的交通状态估计方法进行实例研究. 结果表明:两种方法均可较好捕捉交通状态突变,状态估计精度可控制在 85%左右;UKF 估计性能稍好于 EKF,但计算时间较长;与基于 Papageorgiou 模型的交通状态估计方法相比,基于 SG 模型的交通状态估计方法能够获得与其相类似的估计精度,但 SG 模型所需标定的模型参数更少. SG 模型结合卡尔曼滤波算法可为实际交通状态估计提供一种简单高效的方法,具有良好的工程应用前景.

参考文献

[1] 陆化普. 智能运输系统[M]. 北京:人民交通出版社,2002.

[2] PAPAGEORGIOU M. A hierarchical control system for freeway traffic [J]. Transportation Research Part B, 1983, 17(3): 251-261.

[3] WANG Y, PAPAGEORGIOU M. Real-time freeway traffic state estimation based on extended Kalman filter: a general approach [J]. Transportation Research Part B, 2005, 39(2): 141-167.

[4] WANG Y, PAPAGEORGIOU M, MESSMER A. Real-time freeway traffic state estimation based on extended Kalman filter: Adaptive capabilities and real data testing [J]. Transportation Research Part A, 2008, 42(10): 1340-1358.

[5] 李力,姜锐,贾斌,等. 现代交通流理论与应用:卷 1 高速公路交通流[M]. 北京:清华大学出版社,2010.

[6] JIANG R, WU Q, ZHU Z. A new continuum model for traffic flow and numerical tests [J]. Transportation Research Part B, 2002, 36(5): 405-419.

[7] MIHAYLOVA L, BOEL R, HEGIY A. An unscented Kalman filter for freeway traffic estimation [C]// Proceedings of the 11th IFAC Symposium on Control in Transportation Systems. Delft: IFAC, 2006: 31-36.

[8]姜锐,吴青松,朱祚金. 一种新的交通流动力学模型[J]. 科学通报,2000,45(17): 1895-1899.

[9] 雷英杰, 张善文, 李续武,等. MATLAB 遗传算法工具箱及应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2005.

[10] SIMON J J, JEFFREY K U. Unscented filtering and nonlinear estmation[J]. Proceedings of IEEE, 2004, 92(3):401-422.

(编辑　魏希柱)