基于网联车的高速公路交通状态估计*

郭涛[1] 孙朋朋[1] 汪建球[2] 张振东[1]

（1.长安大学信息工程学院，西安 710064；2.中移（上海）信息通信科技有限公司，上海 201206）

【摘要】为了提升高速公路交通状态估计的空间覆盖能力与时效性，提出了一种基于卡尔曼滤波的观测信息与交通流模型的联合状态估计方法。以智能网联汽车（ICV）探测数据为观测输入，基于协同自适应巡航控制（CACC）与智能驾驶模型（IDM），对混合交通流中智能网联汽车与人类驾驶车辆（HDV）运动行为进行仿真，并结合元胞传输模型（CTM）完成交通流密度估计。SUMO仿真与NGSIM实测数据验证表明：所提出的模型对高速公路交通状态的估计误差随ICV渗透率的提升显著降低，在20%渗透率下，平均绝对百分比误差（MAPE）低于20%，渗透率提升至40%时，估计精度进一步提升，当渗透率提升至80%时，MAPE较统计估计方法降低16.54%，表明该模型具备较强的估计精度与稳定性，可适用于复杂交通环境。

主题词：智能交通系统　智能网联车　交通状态估计　元胞传输模型　卡尔曼滤波

中图分类号：U495　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20250384

Expressway Traffic State Estimation Based on Connected Vehicles

Guo Tao[1], Sun Pengpeng[1], Wang Jianqiu[2], Zhang Zhendong[1]

（1. School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064; 2. China Mobile (Shanghai) Information and Communication Technology, Shanghai 201206）

【Abstract】To improve the spatial coverage and timeliness of expressway traffic state estimation, this paper proposes a joint state estimation method that integrates observational data with a traffic flow model based on the Kalman filter. Intelligent Connected Vehicle (ICV) probe data are used as observational inputs. Based on Cooperative Adaptive Cruise Control (CACC) and the Intelligent Driver Model (IDM), the motion behaviors of ICV and human-driven vehicles in mixed traffic flow are simulated, and traffic density is estimated using the Cell Transmission Model (CTM). Validation using SUMO simulations and NGSIM field data shows that the estimation error of the proposed method decreases significantly as the ICV penetration rate increases. Specifically, the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) is below 20% at a 20% penetration rate; the estimation accuracy improves further at 40%; and when the penetration rate reaches 80%, the MAPE is reduced by 16.54% compared with statistical estimation methods. The proposed method achieves high estimation accuracy and robustness, which is suitable for traffic state estimation in complex traffic environments.

Key words: Intelligent transportation system, Intelligent Connected Vehicle (ICV), Traffic state estimation, Cell Transmission Model (CTM), Kalman filter

【引用格式】郭涛, 孙朋朋, 汪建球, 等. 基于网联车的高速公路交通状态估计[J]. 汽车技术, 2026(5): 32-39.

GUO T, SUN P P, WANG J Q, et al. Expressway Traffic State Estimation Based on Connected Vehicles[J]. Automobile Technology, 2026(5): 32-39.

1 前言

智能交通系统是提升交通系统运行效能、优化交通服务质量的重要途径[1]。随着通信与感知技术的不断发展，传统路侧固定式交通监测管理系统已难以满足日益复杂的交通需求，智能网联车（Intelligent Connected Vehicle，ICV）依托车-车和车-基础设施通信，成为交通运行数据采集的新兴重要来源，可通过车载单元实时上传自身及周边车辆的速度、位置等交通状态信息[2]。与固定式监测相比，基于ICV的移动探测方式具备覆盖范

*基金项目：国家重点研发计划（2022YFB2503204，2024YFB2505701）；上海市2025年度高水平机构建设运行计划“软科学研究”项目（25692104000）。

通信作者：孙朋朋（1990—），副教授，主要研究方向为交通信息工程及控制，pengpeng.sun@chd.edu.cn。

围广、部署成本低等优势，推动了交通状态估计（Traffic State Estimation，TSE）领域的研究与发展[3]。

当前研究主要分为基于数据驱动与基于模型驱动的交通状态估计方法。其中，数据驱动方法对任务具有较强的自适应能力：Kong等[4]利用浮动车数据，采用模糊综合评价方法进行交通拥堵状态估计，在实时性与稳定性方面表现突出；Zhang等[5]融合环路检测数据和GPS数据，提出多源数据融合的城市交通状态估计方法，并基于广州路网数据完成验证；Seo等[6]提出基于浮动车间距的估计方法，无需依赖交通基本图，提升了算法的泛化能力；Wang等[7]利用ICV的轨迹数据实现完成道路车辆轨迹重构，获取各轨迹点速度信息。然而，数据驱动方法高度依赖历史数据与机器学习建模，存在可解释性弱且依赖大量历史数据训练，在场景突变或数据不足时性能易出现下降[8-9]。

模型驱动方法则基于交通流理论（如基本图、LWR模型[10]、ARZ模型[11]等）构建数学模型[12-13]，在数据稀疏场景中表现出更强的稳定性与可解释性。Zhou等[14]基于交通基本图，利用网联车数据实现车道级交通状态估计；Bekiaris等[15]基于车辆守恒方程，对各车道的密度进行估计，验证了不同ICV渗透率下模型的适用性；Seo[16]建立基于数据同化与交通流模型的状态估计器，在不依赖固定传感器的条件下实现了大范围交通状态的精确估计。

针对混合交通环境中因ICV渗透率不足引发的交通数据稀疏、时空分布不连续等问题，本文提出一种结合ICV探测数据与卡尔曼滤波（Kalman Filter，KF）的高速公路交通状态估计方法。该方法以ICV采集的局部交通信息为输入，通过卡尔曼滤波与元胞传输模型[17-18]（Cell Transmission Model，CTM）的有效结合，实现道路各元胞交通密度的精细化估计，从而提升交通状态估计的精细化水平。

2　交通状态估计模型构建

高速公路交通状态估计场景如图1所示，整段道路在空间上被划分为若干区域，各区域均存在ICV与人类驾驶车辆（Human-Driven Vehicle，HDV）混行的情况。而在实际场景中，由于ICV渗透率有限且感知能力受限于感知半径，ICV仅可获取自身及周边局部交通状态信息，导致观测数据具有局限性和不完备性，难以直接反映整段道路的交通运行状态。

为此，本文利用非完全观测数据，结合交通流模型与状态估计算法，对整段道路的交通密度进行连续估计，本文设计基于ICV的交通状态估计模型框架，如图2所示。

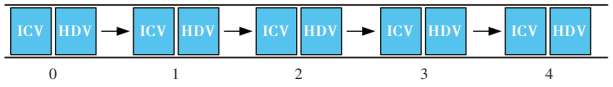


图1　高速公路交通状态估计场景

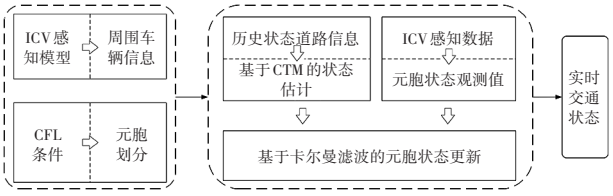


图2　基于CAV的交通状态估计模型框架

通过建立ICV感知模型，依据CFL（Courant Friedrichs Lewy）条件[19]将不同ICV渗透率下可观测的交通状态信息进行范围划分；引入元胞传输模型，描述道路上车辆流动的宏观演化规律，为状态估计提供动态约束；采用卡尔曼滤波方法将ICV局部观测数据作为观测输入，与CTM模型预测结果进行状态更新，实现对道路全局交通状态的动态估计。

2.1　ICV感知模型建立

在混合交通流下，传统交通监测存在空间覆盖不足、实时性差等问题[20]，ICV主要依赖摄像头、毫米波雷达及激光雷达等传感器获取周围交通环境信息，包括邻近车辆的速度、位置等数据，其获取道路信息情况如图3所示。

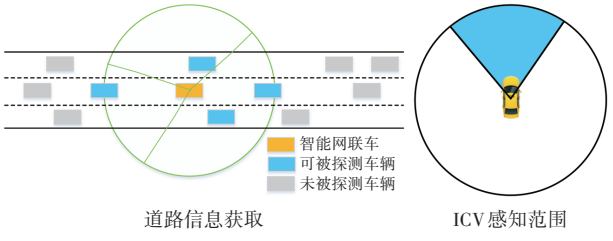


图3　混合交通环境下ICV道路信息获取情况

考虑到复杂环境（如遮挡问题）对感知能力的影响，假设ICV的感知过程的边界条件为：

a. 传感器检测范围为圆形。

b. 车辆被简化为二维平面内的矩形，并假设车辆行驶方向始终与车道线平行。

c. 仅考虑二维平面内由车辆遮挡所引起的感知盲区，不涉及三维结构。

d. 建模时不考虑多传感器融合过程，假设ICV可直接获取目标的关键信息，如位置、速度等。

ICV感知模型的感知区域为：

$$s_c(t)=\left\{(x,y)\,|\,\sqrt{(x-x_c(t))^2+(y-y_c(t))^2}\leqslant R\right\} \quad (1)$$

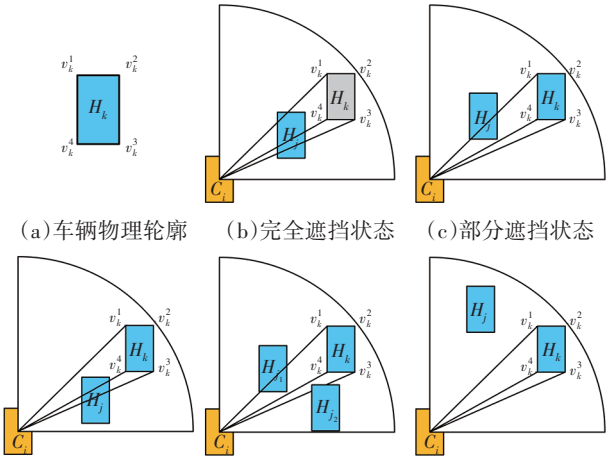
式中：(x,y)为ICV可感知的范围，$x_c(t)$、$y_c(t)$分别为t时

刻ICV的横坐标和纵坐标，R为ICV的感知半径。

HDV的物理轮廓和遮挡关系如图4所示，假设HDV的物理轮廓为矩形区域：

$$B_h(t)=\left\{(x,y)|x\in\left[x_h-\frac{l_h}{2},x_h+\frac{l_h}{2}\right],\ y\in\left[y_h-\frac{w_h}{2},y_h+\frac{w_h}{2}\right]\right\} \tag{2}$$

式中：$B_h(t)$为车辆h的物理轮廓，(x_h,y_h)为车辆中心坐标，l_h、w_h分别为车辆长度和宽度。



(a)车辆物理轮廓　(b)完全遮挡状态　(c)部分遮挡状态

(d)部分遮挡状态　(e)部分遮挡状态　(f)无遮挡状态

图4　HDV物理轮廓和遮挡关系

设车辆H_k的4个顶点的集合$V_k=\{v_k^1,v_k^2,v_k^3,v_k^4\}$，其中，$v_k^n=(x_k^n,y_k^n)$为第$n$个车辆的顶点坐标，由车辆中心位置、车辆长宽计算得到。将感知模型映射到第一象限，v_k^n的有效点仅为v_k^1、v_k^3、v_k^4，得到有效点集合$V_k'=\{v_k^1,v_k^3,v_k^4\}$，其余象限使用同样方法处理。

在ICV感知范围内的所有HDV，可按照遮挡类型分为以下3类：

a. 完全遮挡状态。若从车辆i的中心出发，连接至目标车辆H_k各顶点V_k'的所有连线L_{i,v_k^n}，均与遮挡车辆j的轮廓区域B_j发生相交，则认为目标车辆处于完全遮挡状态，如图4b所示。该状态的目标无法被ICV感知，可定义为：

$$\begin{aligned}&\forall v_k^n\in V_k',\forall j\neq i\\&\text{s.t. }L_{i,v_k^n}\cap B_j\neq\varnothing\end{aligned} \tag{3}$$

b. 部分遮挡状态。若从车辆i的中心出发，连接至目标车辆H_k各顶点V_k'的所有连线L_{i,v_k^n}，存在至少一条未与遮挡车辆j的轮廓区域B_j发生相交，则认为目标车辆处于部分遮挡状态，如图4c~图4e所示。该状态的目标可被ICV感知，可定义为：

$$\begin{aligned}&\exists v_k^n\in V_k',\exists j\neq i\\&\text{s.t. }L_{i,v_k^n}\cap B_j=\varnothing\end{aligned} \tag{4}$$

c. 无遮挡状态。若从车辆i的中心出发，连接至目标车辆H_k各顶点V_k'的所有连线L_{i,v_k^n}未与遮挡车辆j的轮廓区域B_j发生相交，则认为目标车辆处于无遮挡状态，如图4f所示。该状态的目标可被ICV感知，其定义为：

$$\begin{aligned}&\forall v_k^n\in V_k',\forall j\neq i\\&\text{s.t. }L_{i,v_k^n}\cap B_j=\varnothing\end{aligned} \tag{5}$$

因此，根据遮挡状态定义第c辆ICV对目标车辆k的感知状态：

$$s_{c,k}=\begin{cases}0, & \text{完全遮挡}\\0.5, & \text{部分遮挡}\\1, & \text{无遮挡}\end{cases} \tag{6}$$

假设在t时刻，道路区段内共有$N_C(t)$辆ICV和$N_H(t)$辆HDV，则该时刻第c辆ICV基于感知模型得到交通状态信息为：

$$\begin{cases}z_c(t)=[x_c(t),y_c(t),v_c(t),O_c(t)]\\O_c(t)=\{k,x_k(t),y_k(t),v_k(t),s_{c,k}\}\end{cases} \tag{7}$$

式中：$(x_c(t),y_c(t))$为ICV的空间坐标，$v_c(t)$为ICV速度，$O_c(t)$为ICV感知到的其他车辆信息的集合。

为了获取不同ICV渗透率下的交通状态信息，整合所有ICV的感知结果$\left\{s_{1,1},s_{1,2},\cdots,s_{N_C,1},\cdots,s_{N_C,N_H}\right\}$，生成全局感知判定值$\tilde{s}_k(t)$：

$$\tilde{s}_k(t)=\begin{cases}1,\exists c\in[1,N_C(t)],\exists h\in[1,N_H(t)]\text{ s.t. }s_{c,h}>0\\0,s_{c,h}=0\end{cases} \tag{8}$$

完成感知融合后，构建观测集合z_t，即t时刻探测到HDV状态为：

$$z_t=\{x_k(t),y_k(t),v_k(t)|\tilde{s}_k(t)=1\} \tag{9}$$

式中：$(x_k(t),y_k(t))$、$v_k(t)$分别为目标车辆k的位置与速度信息，$\tilde{s}_k(t)=1$为车辆k被成功探测。

2.2　CTM模型

CTM模型为LWR宏观交通流模型的离散化形式，相较于LWR模型，CTM模型对空间和时间进行双重离散化，提升了模型的工程适用性，使其在数值计算和实际应用中更加高效。在CTM模型中，道路在空间上被离散为若干等长元胞；同时，时间维度被离散为固定时间步长。这种离散化方式能够精准地描述交通流的动态演化过程，如激波传播、排队的形成与消散等。在模型构建层面，CTM模型要求离散参数的选取必须满足CFL条件$v_f\Delta t\leqslant\Delta x$，其中，$v_f$为车辆自由流速度，$\Delta t$为时间步长，$\Delta x$为元胞长度。该约束条件的物理意义在于：在自由流状态下，车辆在一个时间步长内行驶的距离不能超过元胞

长度，保证了每个元胞的交通状态变化仅受其直接相邻元胞的动态影响，从而确保模型计算的稳定性和合理性。在CTM模型中流量-密度关系如图5所示。

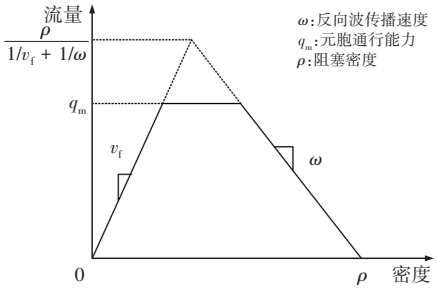


图5　CTM模型中流量-密度关系

假设整个道路长度为L，被划分为N个等长元胞，则第i个元胞的空间范围为$x \in [i\Delta x,(i+1)\Delta x)$，$i = 0,1,\cdots,N-1$。为了将$z_c(t)$映射至对应的元胞内，横坐标$x_c(t)$处的元胞编号为$i_c(t) = \left\lfloor \frac{x_c(t)}{\Delta x} \right\rfloor$。基于Edie的定义[21]，分别计算元胞的观测密度和速度：

$$\begin{cases} k_i(t) = \dfrac{n_i(t)}{\Delta x} \\ v_i(t) = \bar{v}_i(t) - \dfrac{\sigma_i^2(t)}{\bar{v}_i(t)} \end{cases} \tag{10}$$

式中：$n_i(t)$、$\bar{v}_i(t)$、$\sigma_i^2(t)$分别为从$z_c(t)$提取属于第i个元胞内的车辆数量、平均速度和方差。

2.3　基于CTM-KF模型估计交通密度

卡尔曼滤波具有良好的实时性与自适应能力，能够在噪声和不确定性的情况下，结合系统动态模型和观测数据，实现对系统状态的最优估计[22]，广泛应用于动态系统的建模与估计任务中，尤其适用于交通状态估计场景。

本文采用CTM模型对交通流的演化过程建模，并基于交通流守恒原理对道路进行时空离散化。以无中间匝道的高速公路为例，将整段道路划分为若干等距的元胞，各元胞代表一段离散的道路区间。根据CFL条件，在每个离散时间步内，某个元胞的交通状态仅受其相邻元胞的影响。本文建模方式可有效捕捉交通流随时间和空间的动态变化，实际道路的离散化如图6所示。其中，k_{i-1}^{n-1}、v_{i-1}^{n-1}分别为第$(n-1)$时刻、$(i-1)$元胞的密度和速度。

利用ICV感知的局部道路密度作为观测值，构建估计密度与观测密度间的观测方程：

$$\begin{cases} x_n = f_n(x_{n-1}) \\ y_n = h_n(x_n) \end{cases} \tag{11}$$

式中：x_n、y_n分别为时间步长n处的系统状态和观测值，f_n、h_n分别为时间步长n处的系统模型与观测模型。

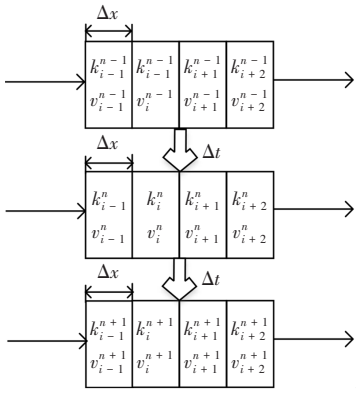


图6　实际道路离散化示意

引入卡尔曼滤波方法，通过计算卡尔曼增益，对系统状态与协方差进行更新与修正，从而实现对整段道路交通状态的动态估计。

2.3.1　状态转移方程

将交通流守恒模型（LWR模型）作为系统模型：

$$\frac{\partial k}{\partial t} + \frac{\partial (kv)}{\partial x} = 0 \tag{12}$$

式中：k、v分别为元胞内车辆的密度和平均速度，t、x分别为元胞的时间长度和空间长度。

系统模型离散化得到$\frac{k_i^{n+1} - k_i^n}{\Delta t} + \frac{k_i^n v_i^n - k_{i-1}^n v_{i-1}^n}{\Delta x} = 0$，将等式两侧同时乘$\Delta t$，整理得到：

$$k_i^{n+1} = \left(1 - \frac{\Delta t}{\Delta x} v_i^n\right) k_i^n + \frac{\Delta t}{\Delta x} v_{i-1}^n k_{i-1}^n \tag{13}$$

令$x_i^{n+1} = k_i^{n+1}$表示元胞i在$(n+1)$时刻的状态估计量，$x_i^n = k_i^n$表示元胞i在n时刻的状态。假设过程噪声为高斯白噪声δ_i^n，则先验状态估计方程为：

$$\begin{cases} x_i^{n+1} = \boldsymbol{F}_i^n x_{i-1}^n + \delta_i^n \\ V_i^{n+1} = \boldsymbol{F}_i^n V_i^n (\boldsymbol{F}_i^n)^{\mathrm{T}} + Q_i^n \end{cases} \tag{14}$$

式中：V_i^{n+1}为$(n+1)$时刻先验分布协方差，Q_i^n为过程噪声方差，$\boldsymbol{F}_i^n$为状态转移系数。

因此，所有元胞可以向量形式表示：

$$\begin{cases} \boldsymbol{X}^{n+1} = \boldsymbol{F}^n \boldsymbol{X}^n \\ \boldsymbol{V}^{n+1} = \boldsymbol{F}^n \boldsymbol{X}^n (\boldsymbol{F}^n)^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}^n \\ \boldsymbol{X}^{n+1} = (x_0^{n+1}, x_1^{n+1}, \cdots, x_n^{n+1})^{\mathrm{T}} \end{cases} \tag{15}$$

式中：n为元胞总数量，$\boldsymbol{V}^{n+1}$为$(n+1)$时刻的方差矩阵。

本文设置$\boldsymbol{V}^0 = \boldsymbol{1}_{n\times n}$，$\boldsymbol{F}^n =$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \frac{\Delta t}{\Delta x} v_0^n & 1 - \frac{\Delta t}{\Delta x} v_1^n & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \frac{\Delta t}{\Delta x} v_1^n & 1 - \frac{\Delta t}{\Delta x} v_2^n & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \frac{\Delta t}{\Delta x} v_{n-2}^n & 1 - \frac{\Delta t}{\Delta x} v_{n-1}^n \end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{Q}^n=\begin{bmatrix} Q_1^n & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ Q_1^n & Q_2^n & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & Q_2^n & Q_3^n & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & Q_{n-1}^n & Q_n^n \end{bmatrix}。$$

2.3.2　观测方程

在混合交通环境中，ICV实时提供所在元胞的交通状态信息，如车速、位置等。在低渗透率条件下，部分时间步元胞可能未有ICV经过，导致交通状态估计时缺乏实时数据。为此，可使用该路段中ICV最后依次反馈的速度值进行插值，结果如图7所示。在ICV低渗透率下，速度插值可有效降低速度方差，提升本文方法的鲁棒性。

由于ICV分布具有随机性，则$(n+1)$时刻元胞的观测密度为：

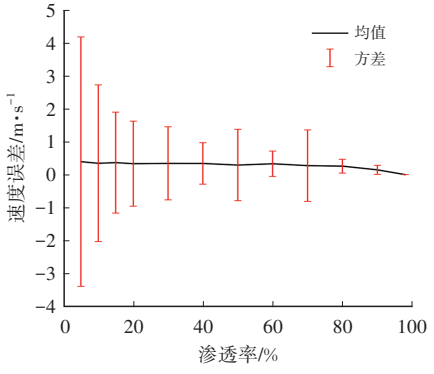
$$\hat{k}_i^{n+1}=h_i^{n+1}x_i^{n+1}+\xi_i^{n+1} \tag{16}$$

式中：h_i^{n+1}为测量方程系数，ξ_i^{n+1}为测量噪声。

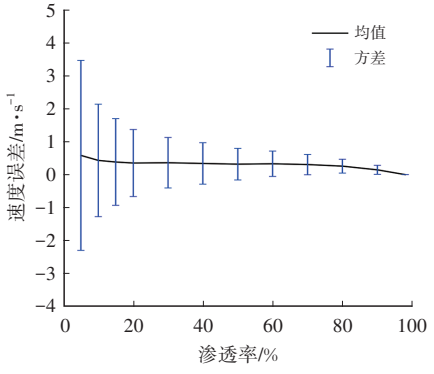
令$y_i^{n+1}=\hat{k}_i^{n+1}$，观测方程可以写成向量形式：

$$\begin{cases} \boldsymbol{Y}^{n+1}=\boldsymbol{H}^{n+1}\boldsymbol{X}^{n+1}+\boldsymbol{\Psi}^{n+1} \\ \boldsymbol{H}^n=\boldsymbol{E} \\ \boldsymbol{\Psi}^{n+1}=(\xi_0^{n+1},\xi_1^{n+1},\cdots,\xi_n^{n+1})^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{X}^{n+1}=(x_0^{n+1},x_1^{n+1},\cdots,x_n^{n+1})^{\mathrm{T}} \end{cases} \tag{17}$$

式中：$\boldsymbol{H}^{n+1}$为测量方程系数矩阵，$\boldsymbol{X}^{n+1}$为ICV估计密度，$\boldsymbol{\Psi}^{n+1}$为观测噪声。



(a)未插值



(b)插值后

图7　插值误差对比

2.3.3　状态更新

计算卡尔曼增益系数并更新状态方程，得到更新后的状态密度：

$$\begin{cases} \boldsymbol{K}^{n+1}=\dfrac{\boldsymbol{V}^n(\boldsymbol{H}^{n+1})^{\mathrm{T}}}{\boldsymbol{H}^{n+1}\boldsymbol{V}^n(\boldsymbol{H}^{n+1})^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}^{n+1}} \\ \boldsymbol{X}^{n+1}=\boldsymbol{X}^n+\boldsymbol{K}^{n+1}(\boldsymbol{Y}^{n+1}-\boldsymbol{H}^{n+1}\boldsymbol{X}^n) \\ \hat{\boldsymbol{V}}^{n+1}=\boldsymbol{V}^{n+1}-\boldsymbol{K}^{n+1}\boldsymbol{H}^{n+1}\boldsymbol{V}^{n+1} \\ \boldsymbol{R}^{n+1}=\begin{bmatrix} R_1^{n+1} & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & R_2^{n+1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & R_3^{n+1} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & R_n^{n+1} \end{bmatrix} \end{cases} \tag{18}$$

式中：$\boldsymbol{K}^{n+1}$为$(n+1)$时刻的卡尔曼增益，$\boldsymbol{R}^{n+1}$为$\boldsymbol{X}^n$的测量噪声方差矩阵，$\hat{\boldsymbol{V}}^{n+1}$为后验分布的方差-协方差矩阵。

3　仿真试验结果与分析

本文基于SUMO构建了高速公路仿真环境，ICV渗透率范围设置为20%~80%，以评估模型在不同网联环境下的性能。CTM-KF的初始条件为起始时刻路段内的车辆数，边界条件为路段输入、输出的车辆数，采用CTM预测路段内各个元胞的状态，然后将ICV的观测密度和速度作为观测值对预测结果进行校正，得到最终估计结果。

作为对比的两种方法：基于统计分析的方法(Simple Average，SA)对于元胞内ICV感知的车辆轨迹信息进行统计分析，计算出交通流密度；基于路侧的估计方法仅依赖固定检测范围内的车辆信息，并通过多个路侧探测点的平均密度值估计整体交通状态。将SUMO仿真结果作为基准与本文提出的方法、SA和路侧估计方法进行比较，对估计结果进行定性和定量评价。此外，选择NGSIM数据集作为实际场景进一步验证提出算法在实际应用中的可行性。

3.1　仿真场景设置

本文试验场景使用2 500 m车道，前2 000 m为试跑路段，后500 m为测试路段，在测试路段两侧部署路侧单元进行数据采集，道路结构如图8所示。



图8　路段构造示意

流量设置为3 000辆/h，估计步长为5 s，元胞长为100 m，采集2 000 s数据作为模型输入。在整个路段中，设置5个元胞。为更好地模拟混合流的交通状态，ICV采用协同自适应巡航控制[23](Cooperative Adaptive Cruise Control，CACC)模型，实现精确的车间控制和信

息共享，HDV选用智能驾驶模型[24]（Intelligent Driver Model，IDM），更贴近人类驾驶行为的特性。

3.2 仿真结果分析

选取元胞密度的平均绝对百分比误差（Mean Absolute Percentage Error，MAPE）作为评价指标，量化分析本文方法的估计性能，其定义为：

$$k_{\mathrm{MAPE}}=\frac{1}{nL}\sum_{l=0}^{L}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{k_{l,i}-k'_{l,i}}{k_{l,i}}\right|\times 100\% \tag{19}$$

式中：n为元胞总数，L为时间步总数，$k_{l,i}$为仿真中元胞i在第l步的密度，$k'_{l,i}$为通过估计方法的密度值。

为了进一步评估本文方法相对于SA方法和路侧方法的改进效果，定义密度估计误差的相对下降百分比为：

$$r_k=\frac{A-k^{\mathrm{C}}_{\mathrm{MAPE}}}{A}\times 100\%,\quad A\in\{k^{\mathrm{S}}_{\mathrm{MAPE}},k^{\mathrm{R}}_{\mathrm{MAPE}}\} \tag{20}$$

式中：$k^{\mathrm{S}}_{\mathrm{MAPE}}$、$k^{\mathrm{R}}_{\mathrm{MAPE}}$、$k^{\mathrm{C}}_{\mathrm{MAPE}}$分别为SA估计、路侧估计和本文方法估计的元胞密度平均绝对百分比误差。

在不同ICV渗透率下，对比本文方法、SA与路侧方法的密度估计MAPE及对应的误差降低百分比r_k，结果如表1所示。

表1 不同方法估计结果对比 %

渗透率	方法	密度MAPE	r_k
20	CTM-KF	19.75	
	SA	25.88	23.69
	路侧	15.22	-29.76
40	CTM-KF	11.75	
	SA	20.04	41.37
	路侧	13.70	14.23
60	CTM-KF	7.53	
	SA	10.48	28.15
	路侧	12.91	41.67
80	CTM-KF	6.46	
	SA	7.74	16.54
	路侧	13.27	51.32

由表1可知，随着ICV渗透率的增加，CTM-KF的估计误差持续下降，在中、高渗透率下性能良好。在20%渗透率下，CTM-KF的MAPE为19.75%，能够实现对路段交通状态的基本估计；当渗透率提升至40%时，MAPE降至11.75%，估计精度明显提升；在80%渗透率下，MAPE降至6.46%，较SA方法下降16.54%。

在低渗透率条件下，由于ICV数量有限，观测信息稀疏，CTM-KF与SA方法均难以准确反映全路段的交通状态，且估计性能受限；随着渗透率提升，观测信息逐渐丰富，卡尔曼滤波能够有效利用ICV观测信息对CTM预测结果进行校正，从而显著提升估计精度。尤其在中高渗透率条件下，观测信息对交通状态的约束作用增强，使CTM-KF方法能够更准确地重构交通状态分布，明显优于其他方法。

因此，CTM-KF方法在中、高ICV渗透率条件下能够充分利用ICV感知信息，有效弥补传统路侧检测空间覆盖不足的问题，实现对全路段交通状态的高精度估计；在低渗透率条件下，尽管观测信息较为稀疏，但在CTM模型约束作用下，仍能够维持一定的估计精度，但整体性能相较中高渗透率条件仍存在差距。

3.3 NGSIM数据集试验结果分析

为了验证本文方法在实际交通环境中的适用性，选择下一代交通仿真（Next Generation Simulation，NGSIM）数据集中US-101高速公路路段进行试验。该路段包含5条车道，提取500 m范围内、800 s时长的车辆轨迹数据，构建不同渗透率的ICV采集数据集。在20%渗透率下，ICV采集的部分车辆轨迹数据如图9所示。

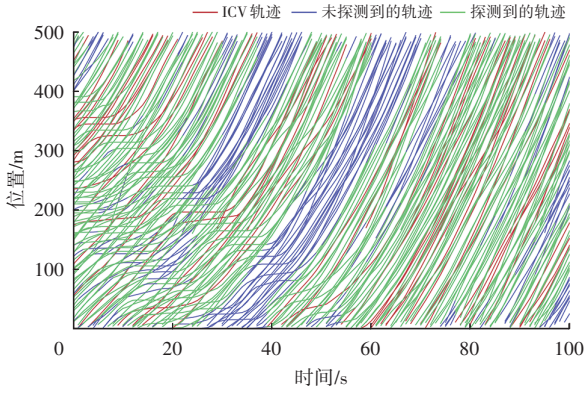


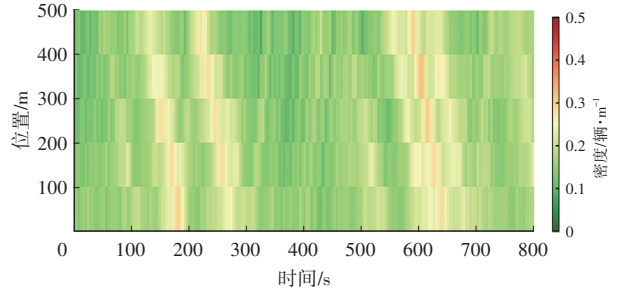
图9 20%渗透率下ICV采集的部分轨迹

使用交通密度估计误差反映预测结果与真实值的误差，即元胞i在时间步长l的估计误差为$e_i(l)=k'_{l,i}-k_{l,i}$。当$e_i(l)>0$时，估计结果高于真实密度；当$e_i(l)<0$时，估计结果低于真实密度。试验过程中，随机选取一定比例的车辆作为ICV，利用本文方法对所选路段的交通密度进行估计，道路密度误差时空图如图10所示。

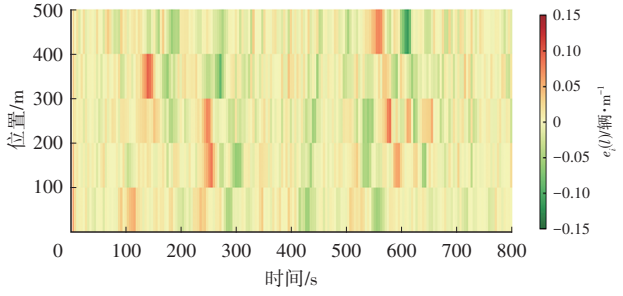
图10b~图10c中，当渗透率低于40%时，由于可获取的观测信息较稀疏，状态估计过程主要依赖交通流模型，导致估计结果在空间上趋于均质化，难以准确刻画交通密度的局部突变，特别在拥堵波和消散波传播区域。该类区域交通状态变化剧烈，对观测信息依赖程度较高，在观测不足的情况下，模型难以及时修正预测误差，从而导致密度估计误差显著增大。

图10d~图10e中，随着ICV渗透率的提升，观测信息覆盖范围增加，卡尔曼滤波能够利用观测数据对模型预测进行校正，提高模型对交通状态局部变化的刻画能

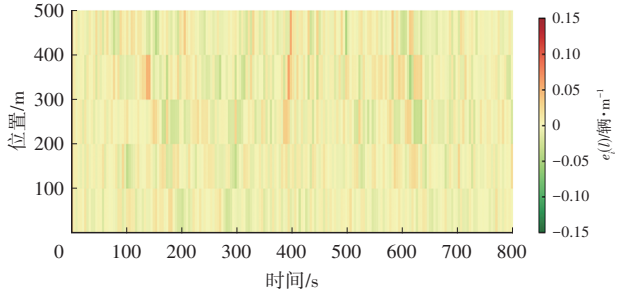
力，使得拥堵波与消散波的传播过程能够被准确捕捉，密度估计误差显著降低，且估计结果在时空分布上更接近真实交通状态。



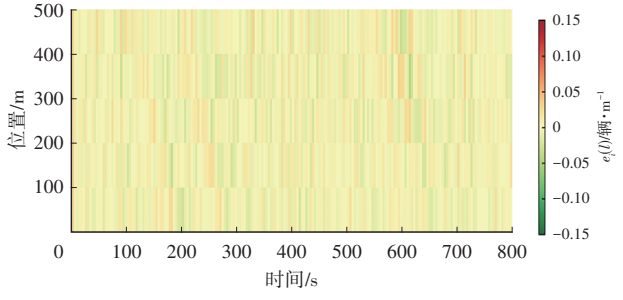
（a）NGSIM 数据道路实况



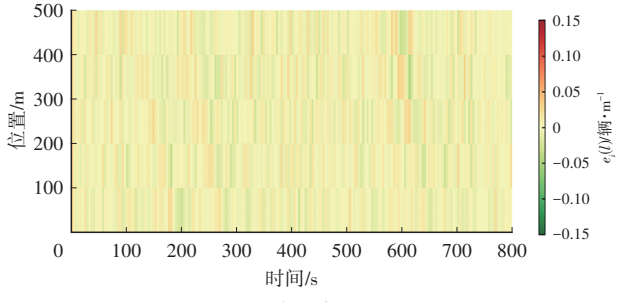
（b）渗透率 20%



（c）渗透率 40%



（d）渗透率 60%



（e）渗透率 80%

图 10　US-101 道路密度误差时空图

4　结束语

本文提出了一种基于卡尔曼滤波的交通流状态估计方法，构建了结合元胞传输模型与 ICV 观测数据的交通状态估计框架。CTM-KF 能够有效利用 ICV 感知信息，弥补传统路侧检测设备在空间覆盖方面的不足，实现对全路段交通状态的可靠估计。同时，该方法具备刻画交通流动态演化过程的能力，可反映拥堵波的形成、传播与消散特征，为交通运行分析与管理决策提供支持。未来研究可进一步面向复杂路网环境与多源异构数据融合场景，提升模型在大规模交通系统中的适用性与实时性。

参　考　文　献

[1] WANG F Y. Parallel Control and Management for Intelligent Transportation Systems: Concepts Architectures and Applications[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2010, 11(3): 630-638.

[2] 秦严严, 王昊, 王炜, 等. 自适应巡航控制车辆跟驰模型综述[J]. 交通运输工程学报, 2017, 17(3): 121-130.
QIN Y Y, WANG H, WANG W, et al. Review of Car-Following Models of Adaptive Cruise Control[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2017, 17(3): 121-130.

[3] SEO T, KUSAKABE T, ASAKURA Y. Estimation of Flow and Density Using Probe Vehicles with Spacing Measurement Equipment[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2015, 53: 134-150.

[4] KONG X J, XU Z Z, SHEN G J, et al. Urban Traffic Congestion Estimation and Prediction Based on Floating Car Trajectory Data[J]. Future Generation Computer Systems, 2016, 61: 97-107.

[5] ZHANG N, XU J M, LIN P Q, et al. An Approach for Real-Time Urban Traffic State Estimation by Fusing Multisource Traffic Data[C]// Proceedings of the 10th World Congress on Intelligent Control and Automation. Beijing, China: IEEE, 2012: 4077-4081.

[6] SEO T, KUSAKABE T. Probe Vehicle-Based Traffic State Estimation Method with Spacing Information Andconservation Law[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2015, 59: 391-403.

[7] WANG Y P, WEI L, CHEN P. Trajectory Reconstruction for Freeway Traffic Mixed with Human-Driven Vehicles and Connected and Automated Vehicles[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2020, 111: 135-155.

[8] GUO S N, LIN Y F, LI S J, et al. Deep Spatial Temporal 3D Convolutional Neural Networks for Traffic Data

Forecasting[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(10): 3913-3926.

[9] ZHANG S, YAO Y, HU J, et al. Deep Autoencoder Neural Networks for Short Term Traffic Congestion Prediction of Transportation Networks[J]. Sensors, 2019, 19(10).

[10] LIGHTHILL M J, WHITHAM G B. On Kinematic Waves II. a Theory of Traffic Flow on Long Crowded Roads[J]. Proceedings of the Royal Society of London. 1955, 229 (1178): 317-345.

[11] AW A, RASCLE M. Resurrection of "Second Order" Models of Traffic Flow[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2000, 60(3): 916-938.

[12] HAJ-SALEM H, LEBACQUE J P. Reconstruction of False and Missing Data with First-Order Traffic Flow Model[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2002, 1802(1):155-165.

[13] WORK D B, TOSSAVAINEN O P, BLANDIN S, et al. An Ensemble Kalman Filtering Approach to Highway Traffic Estimation Using GPS Enabled Mobile Devices[C]// 2008 47th IEEE Conference on Decision and Control. Cancun, Mexico: IEEE, 2008: 5062-5068.

[14] ZHOU Z Y, MIRCHANDANI P. A Multi-Sensor Data Fusion Framework for Real-Time Multi-Lane Traffic State Estimation[C]// Transportation Research Board 94th Annual Meeting. Washington DC, United States: TRID, 2015.

[15] BEKIARIS-LIBERIS N, RONCOLI C, PAPAGEORGIOU M. Highway Traffic State Estimation per Lane in the Presence of Connected Vehicles[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2017, 106: 1-28.

[16] SEO T, KUSAKABE T, ASAKURA Y. Traffic State Estimation with the Advanced Probe Vehicles Using Data Assimilation[C]// Proceedings of the 2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems. Gran Canaria, Spain: IEEE, 2015: 824-830.

[17] YUAN Y F, LIN J W C, WILSON R E, et al. Real-Time Lagrangian Traffic State Estimator for Freeways[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(1): 59-70.

[18] HUANG A J, AGARWAL S. Physics-Informed Deep Learning for Traffic State Estimation: Illustrations with LWR and CTM Models[J]. IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems, 2022, 3: 503-518.

[19] COURANT R, FRIEDRICHS K, LEWY H. On the Partial Difference Equations of Mathematical Physics[J]. IBM Journal of Research and Development, 1967, 11(2): 215-234.

[20] ASIF M T, MITROVIC N, DAUWELS J, et al. Matrix and Tensor Based Methods for Missing Data Estimation in Large Traffic Networks[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(7): 1816-1825.

[21] EDIE L C. Discussion of Traffic Stream Measurements and Definitions[C]// Proceedings of the 2nd International Symposium on the Theory of Traffic Flow. London, United Kingdom: Organisation for Economic Co-operation and Development, 1963: 139-154.

[22] KALMAN R E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems[J]. Journal of Basic Engineering, 1960, 82(1): 35-45.

[23] MilanÉS V, Shladover S E. Modeling Cooperative and Autonomous Adaptive Cruise Control Dynamic Responses Using Experimental Data[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2014, 48: 285-300.

[24] TREIBER M, KESTING A, HELBING D. Delays, Inaccuracies and Anticipation in Microscopic Traffic Models[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2006, 360(1): 71-88.

（责任编辑　瑞　秋）

修改稿收到日期为2025年9月22日。