

# 基于非线性卡尔曼滤波的城市轨道交通 客流密度短时预测方法<sup>\*</sup>

王何斐<sup>1</sup> 滕靖<sup>2</sup> 叶亮<sup>1</sup> 陈宇毅<sup>3</sup>

(1. 深圳市城市交通规划设计研究中心股份有限公司, 518057, 深圳;

2. 同济大学交通运输工程学院, 201804, 上海; 3. 阿里云计算有限公司, 310012, 杭州)

**摘要** [目的] 为应对大客流事件,需准确识别城市轨道交通大客流时空分布状态及演化规律,有必要基于 EKF(扩展卡尔曼滤波)和 UKF(无迹卡尔曼滤波),对城市轨道交通客流密度进行短时预测。[方法] 从车站和断面两个层面,介绍了自动售票设备数据的处理方法,并划分了城市轨道交通车站及断面的舒适度等级。通过定义客流密度状态方程和量测方程,分别介绍了 EKF 模型和 UKF 模型的城市轨道交通客流密度短时预测计算方法。以国内某城市轨道交通网络化运营城市某条线路为案例,比较了 EKF 模型及 UKF 模型的预测精度。[结果及结论] 算例结果表明, EKF 模型及 UKF 模型均能通过实时采集当前时段车站自动售票设备数据来预测下一时段的车站客流密度和断面客流密度,适用于城市轨道交通客流密度短时预测场景。相比于 EKF 模型,UKF 模型全天分时段预测值更接近真实变化趋势,UKF 模型预测值与真实值的散点分布更趋集中收敛;UKF 模型的均方根误差、平均绝对误差及平均绝对百分比误差均相对更低,说明 UKF 模型预测精度相对更高。

**关键词** 城市轨道交通; 客流密度; 短时预测; 扩展卡尔曼滤波; 无迹卡尔曼滤波

**中图分类号** U293.13

**DOI**:10.16037/j.1007-869x.2024.06.006

## Short-term Prediction Method for Passenger Density in Urban Rail Transit Based on Non-linear Kalman Filter

WANG Hefei<sup>1</sup>, TENG Jing<sup>2</sup>, YE Liang<sup>1</sup>, CHEN Yuyi<sup>3</sup>

(1. Shenzhen Urban Transport Planning Center Co., Ltd., 518057, Shenzhen, China; 2. College of Transportation Engineering, Tongji University, 201804, Shanghai, China; 3. Alibaba Cloud Computing Co., Ltd., 310012, Hangzhou, China)

**Abstract** [Objective] In order to cope with massive passenger flow incidents, it is necessary to identify accurately the spatial and temporal distribution state and the evolution law of

massive passenger flow in urban rail transit, making short-term prediction of passenger flow density in urban rail transit based on EKF(extended Kalman filter) and UKF(unscented Kalman filter). [Method] From both the station and section levels, AFC(automatic fare collection) data processing method is introduced, and the comfort levels of urban rail transit station and section are classified. By defining the state equation and measurement equation of passenger flow density, the short-term prediction and computation methods of passenger density in urban rail transit using EKF and UKF models are introduced respectively. The prediction accuracy of EKF model and UKF model is compared based on a certain line under the networked operation of rail transit in a Chinese city. [Result & Conclusion] The results show that both EKF model and UKF model can predict the passenger flow density of the station and the section for the next period by collecting the real-time AFC data in the current period, applicable to the short-term prediction scenario of urban rail transit passenger flow density. Compared to the EKF model, the predicted values of UKF model for different time periods in a day are closer to the real trend of changes, and the scatter distribution of the UKF model predicted value and the real value is more convergent. All the RMSE (root mean square error), MAE (mean absolute error) and MAPE (mean absolute percentage error) of UKF model are relatively lower, indicating that the prediction accuracy of UKF model is relatively high.

**Key words** urban rail transit; passenger flow density; short term prediction; EKF; UKF

## 0 引言

在城市轨道交通实际运营中,当候车人数超过车站设计最大容量,或乘车人数超过线路最大运能时,将发生大客流事件<sup>[1]</sup>。若大客流事件发生前不

<sup>\*</sup> 国家重点研发计划项目(2022YFB2602104);深圳市科创委技术攻关重点项目(JSJG20220831094604008)

采取有效疏解措施,将有可能发生人员伤亡或财产损失事故。基于历史客流演化规律,结合实时动态客流数据,采用客流密度指标研判客流时空分布状态及演化趋势,有助于及时处置大客流事件并有效降低损失。

结合以往短时交通系统状态估计相关研究成果,当预测交通流系统时间颗粒度小于 5 min 时,不可预测因素导致交通流的时变性、非线性和不可靠性增强,相比于小颗粒度预测精度较差的线性数理统计模型,非线性模型具有很强的适用性<sup>[2]</sup>。非线性交通流状态估计与预测模型包括数理统计模型、交通仿真模型、非线性回归模型、神经网络模型、混沌理论模型,以及多种模型组合的综合模型等<sup>[3-4]</sup>。卡尔曼滤波理论具有适应性强,连续递推及支持非稳定、多维随机过程估计等特点<sup>[5]</sup>,采用由状态方程和观测方程组成随机系统的状态空间模型来描述滤波器,依据无偏最小均方差估计准则,采用递推算法对滤波器的状态变量作最优估计,求得滤掉噪声后有用信号的最优估计,EKF(扩展卡尔曼滤波)和 UKF(无迹卡尔曼滤波)在线性卡尔曼滤波的基础上,实现对非线性系统适用性<sup>[6]</sup>。

本研究从车站和断面两个层面实施客流密度短时预测。基于 EKF 和 UKF,构建客流密度短时预测模型,通过实时采集当前时段车站 AFC(自动售检票)设备的数据,预测下一时段车站和区间断面(以下简称“断面”)的客流密度。以实际案例数据验证两种模型的预测精度,为城市轨道交通运营和应急处置提供理论支撑。

## 1 实时数据处理

### 1.1 车站短时客流量

车站短时客流量为前一时段滞留候车人数、通过 AFC 设备刷卡进站人数和换乘候车人数之和<sup>[7]</sup>。

$$P_{st}(i,t) = P_{st}(i,t-1) - P_{on}(i,t-1) + P_{in}(i,t) + P_{tf}(i,t) \quad (1)$$

式中:

$P_{st}(i,t)$ ——在  $t$  时段车站  $i$  的短时客流量;

$P_{on}(i,t-1)$ —— $t-1$  时段在车站  $i$  上车乘客数;

$P_{in}(i,t)$ —— $t$  时段在车站  $i$  刷卡进站的乘客数;

$P_{tf}(i,t)$ —— $t$  时段在车站  $i$  换乘的乘客数。

对于  $P_{tf}(i,t)$ ,有:

$$P_{tf}(i,t) = \sum_l^L \sum_j^J P_{st}(l,t-1)R(l,i,j,t-1) \quad (2)$$

式中:

$R(l,i,j,t-1)$ —— $t-1$  时段从车站  $l$  经车站  $i$  至车站  $j$  的转移比例,由历史站间 OD(起讫点)分布数据计算。

### 1.2 断面短时客流量

$t-1$  时段断面  $k$  的客流量  $P_{sc}(k,t)$  为:

$$P_{sc}(k,t) = P_{sc}(k,t-1) - P_{of}(k,i,t) + P_{on}(k,i,t) \quad (3)$$

式中:

$P_{of}(k,i,t)$ —— $t$  时段在断面  $k$  上行车站  $i$  的下车人数;

$P_{on}(k,i,t)$ —— $t$  时段在断面  $k$  上行车站  $i$  的上车人数。

#### 1.2.1 下车人数

下车人数可由前序车站上车人数和车站间转移比例求得,也可由 AFC 设备刷卡出站人数和换乘人数求得。考虑到数据采集实时性和预测准确性,本文采用后者。故有:

$$P_{of}(j,t) = P_{ot}(j,t) + P_{tf}(j,t) \quad (4)$$

式中:

$P_{ot}(j,t)$ —— $t$  时段在车站  $j$  刷卡出站的人数。

#### 1.2.2 上车人数

上车人数需要考虑到站列车满载的情况。设  $S(k,i,t)$  为  $t$  时段断面  $k$  在车站  $i$  到站列车客位供需匹配值。当  $S(k,i,t) \geq 0$  时,列车客位供给能够满足上车需求;当  $S(k,i,t) < 0$  时,列车客位供给不能满足上车需求,上车人数为列车客位剩余量。即:

$$P_{on}(i,t) = \begin{cases} P_{st}(i,t) \sum_j^J R(i,j,t), & S(k,i,t) \geq 0 \\ P_{max} - [P_{sc}(k,t-1) - P_{of}(i,t)], & S(k,i,t) < 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$S(k,i,t) = P_{max} - [P_{sc}(k,t-1) - P_{of}(i,t)] - P_{st}(i,t) \sum_j^J R(i,j,t) \quad (6)$$

式中:

$P_{max}$ ——断面最大运能。

### 1.3 短时客流密度

本研究选取国内某城市轨道交通网络化运营城市某条线路作为应用场景。使用客流密度分析

城市轨道交通客流时空分布状态及演化趋势,定义车站客流密度为车站短时客流量与车站候车区面积之比,断面客流密度为断面客流量与通过断面的列车总客位面积之比。即:

$$\begin{cases} D_{st}(i,t) = P_{st}(i,t)/A(i) \\ D_{sc}(k,t) = P_{sc}(k,t)/A(k) \end{cases} \quad (7)$$

式中:

$D_{st}(i,t)$ —— $t$ 时段车站  $i$  的客流密度;

$D_{sc}(k,t)$ —— $t$ 时段断面  $k$  的客流密度;

$A(i)$ ——车站  $i$  的候车区面积;

$A(k)$ ——通过断面  $k$  的列车总客位面积。

参照文献[8]的研究成果,按照客流密度取值对应的舒适度,划分为5个级别,用于衡量车站和断面的客流状态,如表1所示。

表1 城市轨道交通车站及断面的舒适度等级

Tab.1 Comfort level of station and cross sectional passenger flows

评价指标	舒适度等级	指标取值/(人/m <sup>2</sup> )	舒适度描述
断面客流密度	一级	0 ~ <1.000	乘客有独立的站立空间且行动自如
	二级	1.000 ~ <3.000	乘客间有身体接触,行动会干扰他人
	三级	3.000 ~ <5.000	乘客间有大范围身体接触,难以移动
	四级	5.000 ~ <6.000	站立空间拥挤,行动极其困难
	五级	≥6.000	列车超载,乘客被迫移动可能因此受伤
车站客流密度	一级	0 ~ <0.833	人均站立面积很大,行动自如且不受其他乘客影响
	二级	0.833 ~ <1.075	乘客随意站立在站台上,但行动会干扰其他乘客
	三级	1.075 ~ <1.538	站台拥挤行动受限,但站立时与其他乘客无身体接触
	四级	1.538 ~ <3.571	整个站台拥挤,乘客间无可避免接触且排队乘客无法行动
	五级	≥3.571	整个站台非常拥挤,乘客间没有空隙

## 2 客流密度短时预测模型

### 2.1 状态方程和量测方程

利用非线性卡尔曼滤波模型建立城市轨道交通客流密度短时预测模型,状态向量  $X(t)$  为  $t$  时段 AFC 设备的刷卡进站人数和 AFC 设备的刷卡出站人数,可通过实时采集 AFC 设备数据获得,即:

$$X(t) = [P_{in}(i,t) \quad P_{out}(i,t)]^T \quad (8)$$

基于  $t-1$  时段状态向量  $X(t-1)$  及过程噪声矩阵  $W$ ,通过非线性状态方程函数  $f(X)$  可预测  $X(t)$ 。非线性状态方程为:

$$X(t) = f(X(t-1), W(t-1)) \quad (9)$$

$t$  时段量测向量  $Y(t)$  为  $t$  时段车站和断面客流密度,通过非线性量测方程函数  $h(X)$ ,与量测噪声矩阵  $V$  构成的非线性量测方程为:

$$Y(t) = h(X(t), V(t)) \quad (10)$$

### 2.2 扩展卡尔曼滤波模型

城市轨道交通客流本身具有高度动态性、不确定性、不稳定性、非线性和空间相关性。而城市轨道交通短时客流状态受随机因素影响更显著,其时变性、不确定性和不可靠性也更为突出。传统的线性卡尔曼滤波已不能满足非线性系统状态估计的

需要,EKF 在线性卡尔曼滤波的基础上,将非线性状态函数和量测函数使用泰勒展开式进行线性化处理。扩展卡尔曼滤波模型计算步骤如下:

步骤1 初始化状态向量  $X(0)$ 、量测向量  $Y(0)$  及协方差矩阵  $\Phi(0)$ ;其中,  $\Phi(t)$  为  $t$  时段状态变量协方差矩阵。

步骤2 根据式(9)及式(10),确定状态方程  $X(t|t-1)$  和量测方程  $Y(t|t-1)$ :

$$X(t|t-1) = f(X(t-1), W(t-1)) \quad (11)$$

$$Y(t|t-1) = h(X(t), V(t)) \quad (12)$$

步骤3 状态方程一阶线性化,求解状态转移矩阵  $H$ :

$$H = \frac{\partial f(X)}{\partial X} \quad (13)$$

步骤4 量测方程一阶线性化,求解量测矩阵  $I$ :

$$I = \frac{\partial h(X)}{\partial X} \quad (14)$$

步骤5 求预测协方差矩阵  $\Phi(t|t-1)$ :

$$\Phi(t|t-1) = H(t)\Phi(t-1|t-1)H^T(t) + Q \quad (15)$$

式中:

$H(t)$ —— $t$  时段状态转移矩阵;

$Q$ ——过程噪声矩阵  $W$  的协方差矩阵。

步骤 6 求  $t$  时段卡尔曼滤波增益矩阵  $K(t)$ :

$$K(t) = \Phi(t|t-1)I^T(t)[I(t)\Phi(t|t-1)I^T(t) + R]^{-1} \quad (16)$$

式中:

$I(t)$ —— $t$  时段量测矩阵;

$R$ ——量测噪声矩阵  $V$  的协方差矩阵。

步骤 7 求状态矩阵  $X(t)$  更新:

$$X(t) = X(t|t-1) + K(Y(t) - Y(t|t-1)) \quad (17)$$

步骤 8 求协方差矩阵  $\Phi(t)$  更新:

$$\Phi(t) = [E - K(t)I(t)]\Phi(t|t-1) \quad (18)$$

式中:

$E$ ——单位矩阵。

上述 8 个步骤为单位时间周期计算循环,按照时间周期数循环计算进行预测。由于 EKF 只保留非线性状态方程和量测方程泰勒展开式一阶部分,因此其仍存在稳定性差,容易引起计算发散等缺陷<sup>[5]</sup>。

### 2.3 无迹卡尔曼滤波模型

为克服扩展卡尔曼滤波的上述缺陷,文献[6]提出了 UKF 理论。不同于 EKF,UKF 通过无迹变换计算非线性函数的后验均值和协方差,而不需要计算雅克比矩阵对非线性函数做线性近似处理,因此 UKF 比 EKF 具有更高的精度。这里主要介绍对状态向量做无迹变换的方法。

通过无迹变换得到包含  $2n+1$  个元素的状态向量点集  $X$  和对应的权重集  $\omega$ ,来计算量测向量  $Y$  的统计特征。无迹变换为:

1) 计算  $2n+1$  个采样点, $m$  为状态向量  $X$  的维数,则:

$$\begin{cases} X(m) = \bar{X}, m = 0 \\ X(m) = \bar{X} + (\sqrt{(n+\lambda)\varphi})_m, m = 1, \dots, n \\ X(m) = \bar{X} - (\sqrt{(n+\lambda)\varphi})_m, m = n+1, \dots, 2n \end{cases} \quad (19)$$

式中:

$\bar{X}$ ——状态向量的均值;

$\lambda$ ——缩放比例参数;

$\varphi$ ——状态向量的方差向量。

其中,  $(\sqrt{(n+\lambda)\varphi})_m$  为矩阵方根的第  $m$  列。

2) 计算采样点的权重:

$$\begin{cases} \omega_b(m) = \frac{\lambda}{\lambda + n}, m = 0 \\ \omega_c(m) = \frac{\lambda}{\lambda + n} + (1 - \alpha^2 + \beta), m = 0 \\ \omega_b(m) = \omega_c(m) = \frac{\lambda}{2(\lambda + n)}, m = 1, \dots, 2n \end{cases} \quad (20)$$

式中:

$\omega_b(m)$ ——第  $m$  维均值权重;

$\omega_c(m)$ ——第  $m$  维协方差权重;

$\alpha$ ——采样点分布状态系数;

$\beta$ ——采样点非负权重系数。

使用无迹变换采样点和权重分别计算模型状态转移矩阵、量测矩阵、协方差矩阵、滤波增益、状态矩阵更新和协方差矩阵,计算方法与 EKF 类似。

## 3 算例分析

### 3.1 研究对象

本文选取我国某城市轨道交通网络化运营城市某条线路(以下简称“线路 Z”)作为研究对象。线路 Z 包含 6 座车站和 5 个区间,其中站点一与其他线路换乘衔接。按当地举办某大型活动时间,选择 2022 年 10 月 29 日 05:30—23:30,提取 AFC 设备数据(包含卡号、刷卡时间、交易类型、站点编号等关键字段)。提取共 110 650 条原始数据后,以 5 min 为时间间隔,对原始数据进行预处理。

统计出线路 Z 各区间上下行断面客流时空分布,如图 1 所示。区间四下行方向在 11:25—11:30 断面客流量达到峰值(454 人/5 min)。因此,选择断面客流量最大的区间四作为断面客流密度短时预测研究对象,并选择换乘站站点一作为车站客流密度短时预测研究对象。

使用 2022 年 10 月 24 日—2022 年 11 月 6 日(含 10 个工作日和 4 个周末)期间的 817 210 条原始数据,结合列车运行图资料,构建状态方程和量测方程,并作为状态噪声、过程噪声和状态向量的初始值输入。

### 3.2 预测结果分析

使用 MATLAB 软件设计 EKF 模型和 UKF 模型,并基于 2022 年 10 月 29 日全天数据来验证模型计算精度。2022 年 10 月 29 日的客流密度真实值与预测值对比如图 2 所示。由真实值可知:车站一于 09:05—12:25 时间段的断面客流密度超过 1.538 人/ $m^2$ ,处于四级舒适度水平。区间四于 10:20—10:45 和 11:10—11:50 时间段的断面客流密度超过 5 人/ $m^2$ ,处于四级舒适度水平。相比于 EKF 模型,UKF 模型的预测值更接近真实值变化趋势。

为进一步对比 EKF 模型和 UKF 模型的预测精度,基于站点一和区间四的数据,以真实值为横坐标,以 EKF 模型预测值和 UKF 模型预测值为纵坐



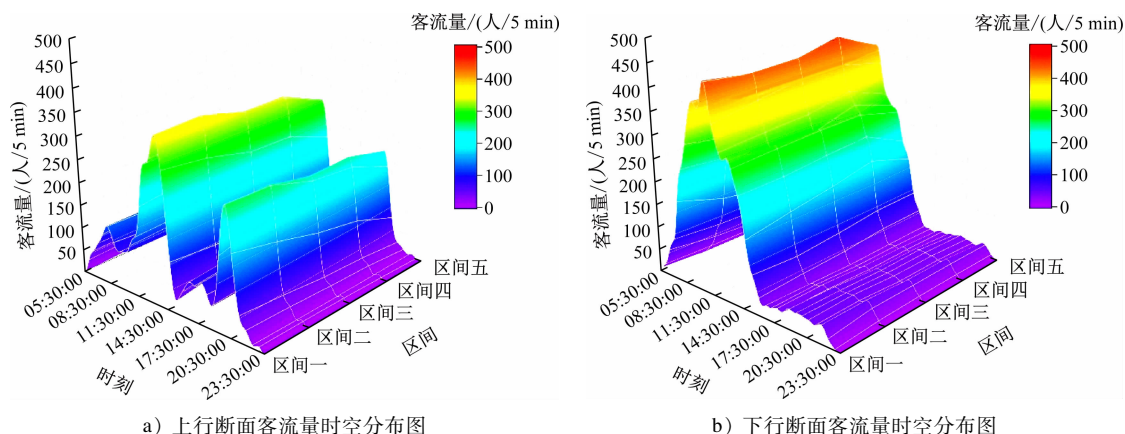


图1 线路Z各区间的断面客流量时空分布图

Fig. 1 Spatial and temporal distribution of section passenger flow on sections of Line Z

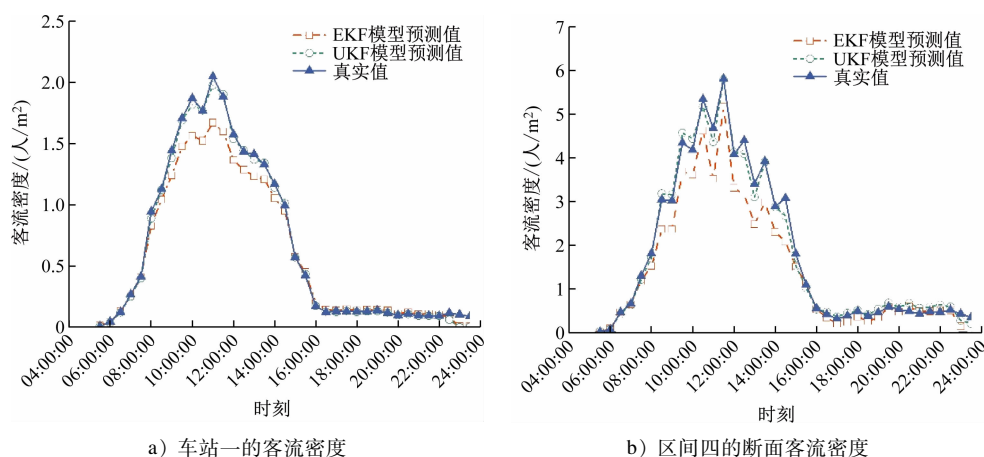


图2 客流密度真实值与预测值对比图

Fig. 2 Comparison diagram of true value and predicted value of passenger density

标,绘制客流密度真实值与预测值散点并拟合关系曲线,如图3所示。由图3可见,UKF预测值沿对角线均匀分布且相对收敛,而EKF预测值较真实值偏小且相对发散,由此可见UKF预测值更接近真实值。

本研究以真实值为基准,选择预测值与真实值的RMSE(均方根误差)值 $\varepsilon_1$ 、MAE(平均绝对误差)值 $\varepsilon_2$ 和MAPE(平均绝对百分比误差)值 $\varepsilon_3$ 作为验证模型预测精度的指标。具体为:

$$\varepsilon_1 = \sqrt{\frac{1}{U} \sum_{u=1}^U (V_{u,c} - V_u)^2} \quad (21)$$

$$\varepsilon_2 = \frac{1}{U} \sum_{u=1}^U |V_{u,c} - V_u| \quad (22)$$

$$\varepsilon_3 = \frac{100\%}{U} \sum_{u=1}^U |(V_{u,c} - V_u)/V_u| \quad (23)$$

式中:

$V_{u,c}$ ——第 $u$ 项预测值;

$V_u$ ——第 $u$ 项真实值;

$U$ ——样本总量。

不同模型的预测精度对比结果如表2所示。对比EKF模型,UKF模型预测值与真实值的误差指标均更小,且UKF车站模型预测客流密度和断面客流密度的MAPE小于20%,因此,UKF模型预测精度相对更高。但EKF模型和UKF模型的MAPE均大于10%,说明预测精度还有提升空间。

## 4 结语

在城市轨道交通实际运营中,对于大客流状态应急处置而言,精确预测车站和断面的短时客流密度至关重要。本研究以客流密度为预测指标,建立EKF模型和UKF模型,用于车站和区间运营状况监测。以实际案例的AFC设备数据为支撑,验证了大客流动态预警模型的适用性和有效性。验证结果证实,非线性卡尔曼滤波模型适用于城市轨道交通

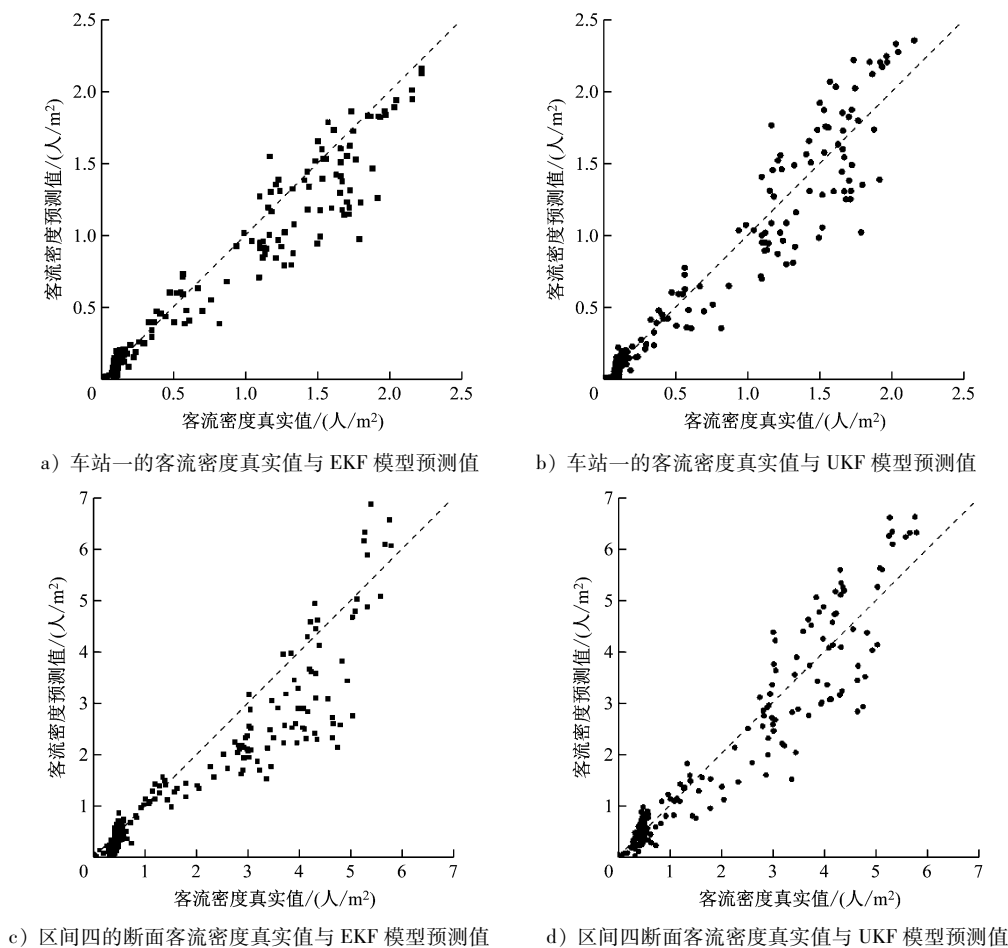


图3 客流密度真实值与预测值的散点及关系拟合曲线

Fig. 3 Scattered dots of true value and predicted value of passenger density and the relation fitting curve

表2 EKF 模型和 UKF 模型的预测精度对比

Tab.2 Prediction Accuracy Comparison between EKF and UKF

指标	模型	RMSE	MAE	MAPE/%
车站客流密度	EKF	0.176 7	0.101 2	23.94
	UKF	0.080 9	0.048 1	16.35
断面客流密度	EKF	0.625 3	0.398 7	26.92
	UKF	0.353 9	0.205 7	18.01

通客流密度短时预测场景。相比于 EKF 模型,UKF 模型全天分时段预测值更接近真实变化趋势,UKF 模型预测值与真实值的散点分布更趋集中收敛,UKF 模型的 RMSE、MAE 和 MAPE 指标均相对更低,说明 UKF 模型预测精度相对更高。本研究可为城市轨道交通运营安全和应急处置提供理论支撑。

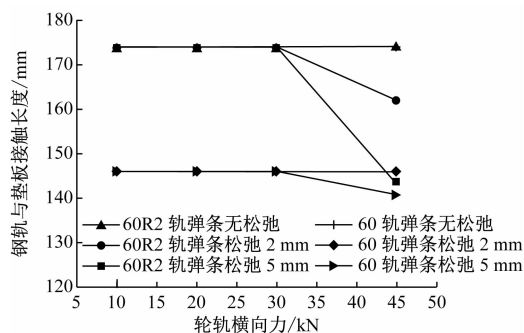
在本研究基础上,未来将进一步验证非线性卡尔曼滤波模型在多模式公共交通运营场景中应用的适用性,探索多源异构数据在模型中应用的可能

性,进一步提升客流密度短时预测的精确性。

## 参考文献

- [1] 王婵婵,张琦. 上海城市轨道交通日常大客流检测及预警需求研究[J]. 城市轨道交通研究, 2018, 21(10): 11.  
WANG Chanchan, ZHANG Qi. Requirements for daily large passenger flow detection and early warning in Shanghai urban rail transit[J]. Urban Mass Transit, 2018, 21(10): 11.
- [2] LIU B S, XING Z W, YANG H T, et al. A combination predicted model of short term traffic flow [C] // IEEE. 2006 International Conference on Management Science and Engineering. New York: IEEE, 2006: 2075.
- [3] 付建广,尤斌,林毅,等. 基于粒子群优化与宽度学习系统的地铁客流预测模型[J]. 城市轨道交通研究, 2023, 26(5): 23.  
FU Jianguang, YOU Bin, LIN Yi, et al. Metro passenger volume prediction model based on particle swarm optimization and broad learning system[J]. Urban Mass Transit, 2023, 26(5): 23.

(下转第 43 页)



d) 不同弹条松弛量下轮轨横向力同钢轨与垫板接触长度图

图5 不同弹条松弛量对钢轨和扣件的影响图

Fig. 5 Influence of different fastener clip looseness on rails and fasteners

## 4 结语

60 轨扭转刚度约为 60R2 轨的 1.73 倍,且 60 轨的轮轨垂向力偏心距比 60R2 大,同等工况下,60R2 轨承受倾覆力矩大,60R2 轨的横移、弹条竖向位移大于 60 轨,但扣件承受横向力 60R2 轨小于 60 轨。

轨下垫板刚度越小,扣件间距越大,钢轨横移和外侧弹条向下位移越大,尤其在有轨电车小半径横向力较大地段,应适当提高轨下垫板刚度、加密扣件间距,以控制钢轨横移和弹条竖向位移,同时

扣件弹条疲劳试验中应适当提高疲劳振幅。

扣件横向刚度越大,钢轨横移变小,扣件承受横向力变大,但变化趋势逐渐平缓,弹条竖向位移变化影响较小。扣件承受横向力影响因素主要有钢轨轨型、横向刚度、扣件间距,而轨下垫板刚度对其影响较小。

弹条松弛 2 mm 和 5 mm 在本文计算工况下,钢轨横移变化较小,对于不易检查的有轨电车埋入式轨道,在小半径曲线轮轨力较大地段,应定期翻挖检查并拧紧螺栓,以保持规定的弹条离缝值。

## 参考文献

- [1] 李子睿. 扣件抗钢轨倾翻性能及钢轨倾翻角计算方法的研究[D]. 北京: 中国铁道科学研究院, 2010.  
LI Zirui. Research on anti-rail turnover performance of fastening and rail turnover calculation method[D]. Beijing: China Academy of Railway Sciences, 2010.
- 收稿日期:2021-12-20 修回日期:2022-02-24 出版日期:2024-06-10  
Received:2021-12-20 Revised:2022-02-24 Published:2024-06-10
- 通信作者:崔逸鹏,高级工程师,1027539592@qq.com
- ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议  
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license

(上接第 38 页)

- [4] 王进,史其信. 短时交通预测模型综述[J]. 中国公共安全(学术版), 2005(1): 92.  
WANG Jin, SHI Qixin. The summary of the short-term traffic flow predicts model[J]. China Public Security (Academy Edition), 2005(1): 92.
- [5] 黄小平,王岩. 卡尔曼滤波原理及应用: MATLAB 仿真[M]. 北京: 电子工业出版社, 2015.  
HUANG Xiaoping, WANG Yan. Principle and application of Kalman filter; MATLAB simulation[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2015.
- [6] JULIER S J, UHLMANN J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401.
- [7] 徐利民,王锁平,徐诗帆. 一种基于 AFC 数据的短时客流预测动态模型: 202010882983.1[P]. 2021-01-05.  
XU Limin, WANG Suoping, XU Shifan. Short-time passenger flow

prediction dynamic model based on AFC data: 202010882983.1 [P]. 2021-01-05.

- [8] 滕靖,王何斐,杨新征,等. 基于乘客主观感知的公交客流拥塞量化表征模型[J]. 中国公路学报, 2018, 31(6): 299.  
TENG Jing, WANG Hefei, YANG Xinzhen, et al. Subjective perception based passenger congestion quantification for bus operation[J]. China Journal of Highway and Transport, 2018, 31(6): 299.

- 收稿日期:2023-07-15 修回日期:2023-08-11 出版日期:2024-06-10  
Received:2023-07-15 Revised:2023-08-11 Published:2024-06-10
- 第一作者:王何斐,工程师,tjhtwhf@163.com  
通信作者:滕靖,教授,teng.jing.chn@gmail.com
- ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议  
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license