

# RFID 环境下基于自适应卡尔曼滤波的高速移动车辆速度预测

冯安琪 钱丽萍 黄玉蘋 吴 远

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

**摘 要** 针对高速移动车辆的速度预测问题,提出了一种射频识别(Radio Frequency Identification,RFID)环境下的基于自适应卡尔曼滤波的车辆速度预测方法。在 RFID 系统中,当车辆通过标签时,首先,阅读器需要获取该标签上最后一辆车的状态信息(即当前速度和时间戳),同时将自己的状态信息发送到该标签;然后,根据所获得的状态信息来构造状态空间模型;最后,通过带有变遗忘因子的自适应卡尔曼滤波算法来预测和调整车速。自适应卡尔曼滤波算法是利用期望输出值与实际输出值之间的误差来实现自适应遗忘因子的自适应更新,从而实现预测模型的在线更新。数值结果进一步表明,与最小二乘法和传统的卡尔曼滤波算法相比,该算法分别提高了 87.5% 和 50% 的速度预测精度,从而证明该算法可以为实际应用提供更好的实时性。

**关键词** 速度预测,射频识别,数据采集,自适应,卡尔曼滤波

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.04.016

## RFID Data-driven Vehicle Speed Prediction Using Adaptive Kalman Filter

FENG An-qi QIAN Li-ping HUANG Yu-pin WU Yuan

(College of Information Engineering,Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023,China)

**Abstract** This paper proposed a radio frequency identification (RFID) data-driven vehicle speed prediction method using adaptive Kalman filter. First of all, when the vehicle moves through one RFID tag, the reader needs to acquire the state information (i. e., current speed and time stamp) of the last vehicle across this tag, meanwhile transmits its own state information to this tag. Then, the state space model can be formulated according to the acquired state information. Finally, the adaptive Kalman filtering algorithm is used to predict and adjust the vehicle speed. Adaptive Kalman filtering algorithm realizes the adaptive updating of variable forgetting factor by using the error between the expected output value and the actual output value, and thus realize the online updating of the prediction model. The numerical results further show that compared with the least square method and the conventional Kalman filtering algorithm, the proposed algorithm can improve the speed prediction accuracy by 87.5% and 50% respectively, implying that the proposed algorithm can provide better real-time effectiveness for the practical applications.

**Keywords** Speed prediction, RFID, Data acquisition, Adaptive, Kalman filter

## 1 引言

当今社会,随着汽车的极速普及,中国面临着严重的交通问题,例如交通道路堵塞、交通环境恶化、交通事故发生率增加等。目前,驾驶员在行驶过程中往往是凭借着个人的驾驶经验和视觉效果来评估前方车辆的行驶状态,从而取合适的行动,以避免发生碰撞。为了缓解交通压力并降低事故发生率,实时且准确地获得前方车辆的行驶速度变得尤为重要。

车辆速度预测是交通管理、车辆流量和车辆安全等领域的一项重要研究内容<sup>[1]</sup>。目前,获取移动车辆行驶速度主要采取的方法有基于激光测速<sup>[2]</sup>、基于雷达测速<sup>[3]</sup>、基于视觉测

速<sup>[4]</sup>、基于 GPS 测速<sup>[5-6]</sup>、基于超声波测速<sup>[7-9]</sup>等。上述方法都是在无线通信的环境下,通过传感器获得车辆速度观测值的分布,从而预测行驶车辆的速度。它们主要应用在交通密集区、车祸易发生区、城市中心地段、停车场和十字路口等地区,通过无线传感连续工作获取车辆速度,以避免事故的发生。然而,一旦遇到地形复杂的道路(如 U/Z 形道路),进行车辆速度估计时就会发生很大的预测误差,因为这些传感器测速方法只能进行直线测量。在 U/Z 形道路中,转弯处会出现后方车辆扫描不到前方车辆的现象,从而做出错误的判断,导致交通事故的发生。另外,在地形复杂的道路中,要使得网络持续、稳定地通信也很不现实,这也就意味着在某些道

到稿日期:2018-02-06 返修日期:2018-06-22 本文受国家自然科学基金(61379122),浙江省自然科学基金(LR16F010003,LR17F010002)资助。

冯安琪(1995-),女,硕士生,主要研究方向为网络与智能系统,E-mail:aqfeng\_zjut@163.com;钱丽萍(1981-),女,博士,教授,CCF 会员,主要研究方向为无线通信、深空通信、认知无线网络、智能电网,E-mail:lpqian@zjut.edu.cn(通信作者);黄玉蘋(1995-),男,硕士生,主要研究方向为网络与智能系统;吴 远(1981-),男,博士,教授,CCF 会员,主要研究方向为无线网络、网络资源优化管理、网络安全。

路中车辆通信可能会发生延时甚至无法通信。因此,本文提出了基于射频识别(RFID)测速的方法。

射频识别技术作为一种全新的无线通信技术,安置在道路表面,当车辆行驶在该环境下时,利用无线射频方式在阅读器和标签之间进行非接触双向数据传输,从而达到目标识别和数据交换的目的<sup>[10]</sup>。目前,RFID 技术已被应用在很多领域,例如铁路车号自动识别管理,旅客航空行李包的自动识别、分拣、转运管理,高速公路收费及智能交通系统,出租车管理,公交车枢纽管理,铁路机车识别系统等<sup>[10]</sup>。RFID 技术的快速发展,给交通管理、车辆流量和车辆安全等领域提供了一定保障。

针对不同的交通场景,不同的系统和不同的建模方法都会使得车速预测结果发生变化。文献[11]提出了一种基于 RFID 系统的车辆道路距离测量与维护的方法。仿真结果表明,该系统在保持驾驶员舒适性的同时,能够达到较高的安全水平。文献[12]针对无线定位技术的不足,提出了一种结合运动方程与卡尔曼滤波的动态目标追踪预测算法 ME-KF。实验结果表明,该方法提高了定位精度,能够对人员位置进行预测并对危险区域进行预警,达到了很好的预测效果。文献[13]提出了一种结合渐消记忆指数加权法和预报残差法的自适应 Kalman 滤波方法,并介绍了其在 AUV 组合导航中的应用。实验结果表明,该改进方法具有良好的滤波效果,可以满足水下机器人执行各种作业任务的水下导航定位精度要求。文献[14]针对移动机器人姿态的测量问题,提出了一种带遗忘因子的自适应卡尔曼滤波器,并介绍了其在移动机器人中的应用。实验结果表明,当经验知识不足导致建立的姿态测量模型不准确时,相对于传统的卡尔曼滤波,自适应卡尔曼滤波器能够得到较为准确的移动机器人姿态角,提高了机器人的控制精度。文献[15]针对燃油经济型的车辆控制设计问题,提出了一种基于模糊马尔科夫模型和自回归模型的车辆速度预测方法。该方法在状态识别映射、分辨率消除、降维、提高预测精度等方面有一定的优势。

本文针对隧道、山洞和高桥等环境劣质或复杂的道路,设计了一种利用射频识别数据的基于自适应卡尔曼滤波的车辆速度预测方法。该方法结合了已知的环境特性,直线、等距地分布一定数量的数据采集点即 RFID 标签在道路表面,通过标签进行车辆状态信息(当前车速和时间戳)的存储。车载阅读器利用无线射频方式读取标签中的车辆信息,并反馈自身状态信息至标签中;车辆利用带有遗忘因子的自适应卡尔曼滤波方法更新速度估计。该方法利用前一时刻的估计值和现时刻的观测值来更新对状态变量的估计,求出现时刻的估计值;同时利用期望输出值与实际输出值的误差实现遗忘因子的自适应更新,从而实现预测模型的在线更新<sup>[16]</sup>。通过仿真分析可以看出,与常规的卡尔曼滤波方法相比,本文提出的方法更好地降低了预测误差,提高了精度。

## 2 系统框架与建模

### 2.1 系统框架

RFID 环境下基于自适应卡尔曼滤波的高速移动车辆的速度预测问题的核心内容包括:1)车辆利用 RFID 标签的标

识以及阅读器对状态信息的读写,实现数据采集;2)车辆利用自适应卡尔曼滤波算法对速度进行预测;3)车辆对速度预测值进行修正,从而使速度预测值逼近于真实值。相应的射频识别(RFID)系统模型如图 1 所示。

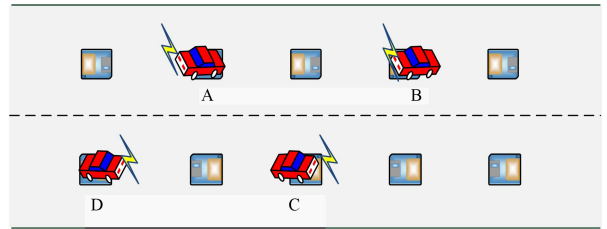


图 1 射频识别系统模型

Fig. 1 RFID system model

RFID 系统通常部署在 GPS 信号无法覆盖的隧道、山洞和桥路的路面上,由 3 个部分组成:RFID 标签、阅读器、天线。在图 1 中,路面上的方块为 RFID 标签,用来标识附着在其上的车辆,并存储车辆的相关状态信息。车辆前保险杠上装有阅读器(车前的两个方块),用来读取标签中前车留下的状态信息,并将自身的状态信息写入标签。状态信息包括车辆的当前速度和时戳。天线(闪电)则用来传递标签和阅读器之间的射频信号,使驾驶员提前了解前方车辆的相关状态信息,更好地采取安全措施。例如图 1 中,车辆 A 将其状态信息记录在经过的每个标签中,而车辆 B 可以通过读取标签中的内容获取车辆 A 的状态信息,并将自己的状态信息记录在标签中<sup>[11]</sup>传递给下一车辆。其中,车辆 A 表示前车,车辆 B 表示后车。

### 2.2 系统建模

整个射频识别系统由高速移动车辆和大规模直线且等距部署的若干个 RFID 标签(无源标签)组成。考虑 RFID 系统设置在隧道、山洞和桥路的路面上,对于高速移动的车辆,其位移和速度的计算公式为:

$$\begin{cases} x_k = x_{k-1} + v_{k-1} \times \Delta t + \frac{1}{2} a_{k-1} (\Delta t)^2 \\ v_k = v_{k-1} + a_{k-1} \times \Delta t \end{cases} \quad (1)$$

其中, $x_k$  表示  $k$  时刻小车的位移, $\Delta t$  表示采样时间间隔, $a_{k-1}$  表示  $k-1$  时刻小车的加速度, $v_k$  表示  $k$  时刻小车的速度。在静态 RFID 系统中,以高速移动的小车为研究目标,车辆到达每个状态  $X_k$  处时,每个标签可以与之建立相对有效的数据传递<sup>[17]</sup>,数据传递完毕后即可获得小车的运行速度  $v_k$  和采样时间  $t_k$ 。此后,将上述计算式(1)转化为状态空间模型。因此,在 RFID 系统中,高速移动车辆速度预测问题的状态方程和测量方程可表示为:

$$\begin{cases} X_k = AX_{k-1} + Bu_{k-1} + \omega_{k-1} \\ Z_k = CX_k + \epsilon_k \end{cases} \quad (2)$$

其中, $k=1,2,3,\dots,N$ , $X_k$  表示  $k$  时刻系统的状态向量, $A$  和  $B$  为状态转移矩阵, $u_{k-1}$  表示  $k-1$  时刻系统的输入,这里指加速度值, $\omega_{k-1}$  为系统误差, $C$  为将状态转为输出的转换矩阵, $Z_k$  表示  $k$  时刻系统的状态观测值, $\epsilon_k$  为测量误差, $\omega_{k-1}$  和  $\epsilon_k$  指呈高斯分布的白噪声,分别服从  $N(0, Q_{k-1})$  和  $N(0, R_k)$  分布。

### 3 基于自适应卡尔曼滤波的速度预测算法

#### 3.1 常规的卡尔曼滤波算法

卡尔曼滤波算法的核心内容是利用测量值重新构建系统的状态向量,即用前一时刻的估计值和当前时刻的观测值求出当前时刻的估计值,以“预测—实测—修正”的思想来消除随机干扰<sup>[17]</sup>。卡尔曼滤波算法可分为两个阶段来进行更新:时间更新和测量更新。卡尔曼滤波器的工作原理<sup>[18-19]</sup>如图2所示。

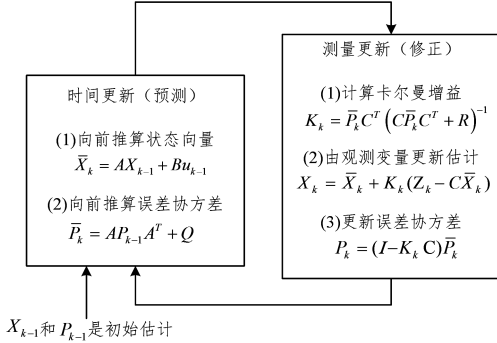


图2 卡尔曼滤波器的工作原理图

Fig. 2 Operational principle diagram of Kalman filter

图2中所涉及的参数及其定义<sup>[20]</sup>如表1所列。

表1 卡尔曼滤波算法所涉及的变量

Table 1 Variables in Kalman filter algorithm	
$Q$	系统噪声的协方差矩阵
$R$	测量噪声的协方差矩阵
$\bar{X}_k$	$k$ 时刻状态的先验估计
$X_k$	$k$ 时刻状态的后验估计
$u_{k-1}$	$k-1$ 时刻系统的输入值
$\bar{P}_k$	$k$ 时刻的先验估计误差协方差矩阵
$P_k$	$k$ 时刻的后验估计误差协方差矩阵
$Z_k$	$k$ 时刻的观测样本值
$K_k$	$k$ 时刻的卡尔曼增益矩阵
$A, B, C$	状态转移矩阵
$I$	单位矩阵

当实行常规的卡尔曼滤波算法时, $A, B, C, Q, R$ 这几个参数都由被观测的系统本身和测量过程中的噪声确定,从而可以得到一个具体且精确的数学模型。但在实际条件下,由于环境等因素的影响,计算时间更新时误差协方差矩阵 $\bar{P}_k$ 会存在一定的偏差,测量噪声 $R$ 也会随着行驶车辆的不同而产生不同的测量噪声。因此,为了更好地模拟实际环境,我们提出了利用自适应卡尔曼滤波<sup>[21-22]</sup>来对高速移动的车辆进行速度预测。

#### 3.2 自适应卡尔曼滤波算法

本文在常规卡尔曼滤波算法的时间更新的基础上引入了自适应遗忘因子 $\mu_k$ ,改变了时间更新时误差协方差矩阵 $\bar{P}_k$ 的值,从而增强了现时数据的影响力,降低了旧时数据的影响力,使数据保持最新状态,从而体现实时有效性;同时根据状态方程和测量方程,建立改进的卡尔曼滤波算法,即自适应卡尔曼滤波算法。

##### (1)时间更新(预测)

1)由 $k-1$ 时刻的修正状态值 $X_{k-1}$ 以及加速度 $u_{k-1}$ 去预测 $k$ 时刻的状态值 $\bar{X}_k$ :

$$\bar{X}_k = AX_{k-1} + Bu_{k-1} \quad (3)$$

2)由 $k-1$ 时刻的误差协方差 $P_{k-1}$ 去预测 $k$ 时刻的误差协方差 $\bar{P}_k$ :

$$\bar{P}_k = \mu_k AP_{k-1}A^T + Q \quad (4)$$

##### (2)测量更新(修正)

1)根据 $k$ 时刻预测的误差协方差 $\bar{P}_k$ 和测量噪声 $R$ 去计算卡尔曼增益 $K_k$ :

$$K_k = \bar{P}_k C^T (C \bar{P}_k C^T + R)^{-1} \quad (5)$$

2)引入系统的状态观测值 $Z_k$ ,利用 $k$ 时刻预测的状态值 $\bar{X}_k$ 得到当前时刻的最优状态值 $X_k$ :

$$X_k = \bar{X}_k + K_k (Z_k - C \bar{X}_k) \quad (6)$$

3)更新误差协方差,得到 $P_k$ 值,为下一时刻预测新的误差协方差做准备。

$$P_k = (I - K_k C) \bar{P}_k \quad (7)$$

在RFID环境下,对于高速移动的车辆,其动态性能要求很高。因此,当参数变化不大时,我们使用较大的自适应遗忘因子 $\mu_k$ ,以增加预测的强度;当参数变化很大时,则使用小的自适应遗忘因子 $\mu_k$ ,以增强辨识精度。本文中采用的自适应遗忘因子的计算公式为:

$$\mu_k = \max\{1, \text{tr}(G_k) / \text{tr}(H_k)\} \quad (8)$$

$$G_k = M_k - CQC^T - R \quad (9)$$

$$M_k = \begin{cases} 0.5e_k e_k^T, & k=1 \\ \frac{\mu_{k-1} e_k e_k^T}{1 + \mu_{k-1}}, & k>1 \end{cases} \quad (10)$$

$$e_k = Z_k - C \bar{X}_k \quad (11)$$

$$H_k = CAP_{k-1}A^T C^T \quad (12)$$

式(8)中, $\mu_k$ 为自适应遗忘因子,当 $\mu_k \leq 1$ 时,滤波是稳态处理;当 $\mu_k > 1$ 时,滤波可能是不稳定的;当 $\mu_k = 1$ 时,则可以视为常规的卡尔曼滤波。自适应遗忘因子是模型与实际情况以及某些状态变量的突变之间的误差,其目的是限制卡尔曼滤波器的记忆长度,衰减记忆。衰减记忆的核心思想则是将一个因子应用到预测的协方差矩阵中,增加预测状态向量的方差,从而充分利用现时的测量数据。

式(9)一式(11)中, $G_k$ 和 $M_k$ 表示 $k$ 时刻的误差方差; $e_k$ 表示 $k$ 时刻的测量值与预测值之差,即新息。从式中可知,当有状态发生突变时,随着新息 $e_k$ 的增大,误差方差 $M_k$ 变得越来越大,使得自适应遗忘因子 $\mu_k$ 也越来越大,从而提高了滤波器的最佳状态的跟踪能力,加快了收敛速度。

式(12)中, $H_k$ 表示 $k$ 时刻的误差方差,确保了误差协方差矩阵 $\bar{P}_k$ 的值满足对称且正定,提高了系统的动态性能。

随着行驶路程的增加,其新息 $e_k$ 的误差会变得越来越,引入自适应卡尔曼滤波可以减小新息误差所带来的影响。根据改进的卡尔曼滤波算法,本文在RFID环境下基于自适应卡尔曼滤波的高速移动车辆速度预测操作的流程如图3所示。

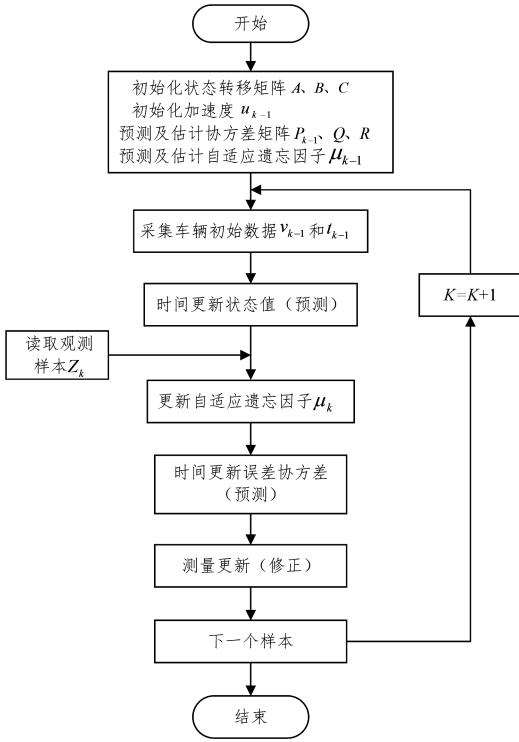


图 3 自适应卡尔曼滤波车速预测流程图

Fig. 3 Speed prediction flow chart of adaptive Kalman filter

根据流程图,相应的具体实行步骤如下:

(1)初始化。初始化状态转移矩阵  $A, B, C$ , 以及加速度  $u_{k-1}$ , 预测及估计协方差矩阵  $P_{k-1}, Q, R$  的初值, 以及自适应遗忘因子  $\mu_{k-1}$ 。其中, 初始状态记为第 0 时刻。

(2)数据采集。读取标签采集的车辆初始数据  $v_{k-1}$  和  $t_{k-1}$ , 并将其作为状态变量的初始值。

(3)时间更新。根据初始状态值, 利用式(3)计算第 1 时刻系统的状态预测值  $\bar{X}_k$ 。

(4)更新自适应遗忘因子。引入系统的状态观测值  $Z_k$ , 利用式(8)一式(12)计算第 1 时刻系统的自适应遗忘因子  $\mu_k$ 。

(5)时间更新。根据初始状态值以及更新的自适应遗忘因子, 利用式(4)计算第 1 时刻系统的误差协方差矩阵  $\bar{P}_k$ 。

(6)测量更新。根据式(5)一式(7)计算第 1 时刻的卡尔曼增益  $K_k$ 、最优速度值  $X_k$  以及误差协方差  $P_k$  矩阵。

(7)进入下一个样本。令  $K=K+1$ , 重复运行步骤(2)一步骤(6), 直到行驶出 RFID 系统的道路。

## 4 仿真结果与分析

### 4.1 仿真环境与参数

本文采用 MATLAB 来进行仿真实验。仿真环境设置为:长度为 3km 的隧道路面,路面上安置着 500 个直线且等距分布的 RFID 标签。根据国家对公路隧道车速和安全车距的限定标准,在安全车距 100 m 的情况下,根据科学常识,正常人的神经反应时间为 0.3~0.5 s,刹车制动生效时间为 1.2 s,故设置汽车在初始速度为 60 km/h 的条件下以不同加速度状态向前行驶,且行驶过程中每行驶 6m 与 RFID 标签进行一次通信,以实现数据交换。假设进行迭代估计的初始状态为  $(0, 60/3.6)^T$ , 同时测量噪声由 MATLAB 中的 `randn()` 函数随机产生。仿真参数的设置如表 2 所列。

表 2 仿真参数的设置

Table 2 Setting of simulation parameter

隧道长度/km	标签间距/m	汽车初始速度/(km/h)	过程噪声
3	6	60	$\begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$

### 4.2 仿真结果及误差分析

仿真实验中,通过 3 种方法对高速行驶的车辆进行速度预测。这 3 种方法分别是基于最小二乘法 LS、基于卡尔曼滤波法 KF 以及基于自适应卡尔曼滤波法 AKF。为了更好地证明本文所提出的自适应卡尔曼滤波在 RFID 环境下对高速移动的车辆进行速度预测的有效性,在以下条件下进行仿真测试。假设车辆在长为 3 km 的隧道上直线行驶,在 0~35 s 时间段以  $0.5 \text{ m/s}^2$  的加速度作匀加速运动,在 35~65 s 时间段以大约 120 km/h 的速度作匀速运动,在 65~100 s 时间段以  $-0.3 \text{ m/s}^2$  的加速度作匀减速运动,在 100~150 s 时间段以大约 80 km/h 的速度作匀速运动。仿真车速的预测结果如图 4—图 6 所示,图中“粗实线”为车速的期望值,“虚线”为车速的测量值,“细实线”为基于滤波方法得出的车速估计值。从图中我们可以看到,“虚线”与“细实线”一直都在“粗实线”的上下波动,且“虚线”与“细实线”位置越相近,说明该方法的车速估计效果越好。

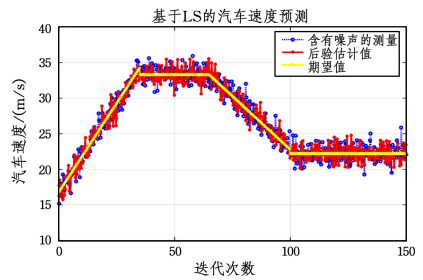


图 4 最小二乘法的车速预测效果

Fig. 4 Speed prediction effect of least square method

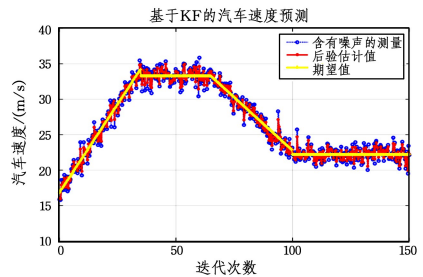


图 5 卡尔曼滤波的车速预测效果

Fig. 5 Speed prediction effect of Kalman filter

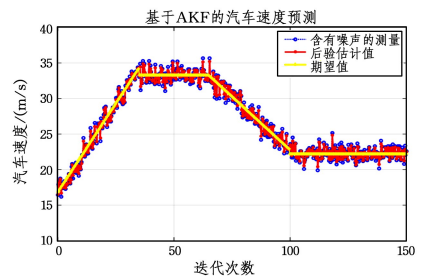


图 6 自适应卡尔曼滤波的车速预测效果

Fig. 6 Speed prediction effect of adaptive Kalman filter

仿真实验中,将车辆的实际运行速度和估计速度进行做差计算,并观看车辆经过每个 RFID 标签时的车速误差大小,以比较最小二乘法、卡尔曼滤波算法和自适应卡尔曼滤波算法,从而进行误差结果分析。车辆速度误差的效果如图 7—图 9 所示。

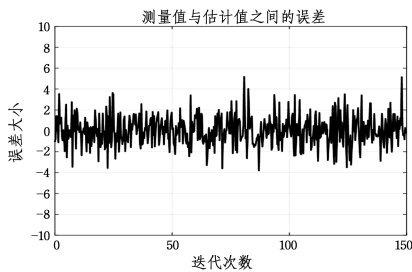


图 7 最小二乘法的车速误差效果

Fig. 7 Speed error effect of least square method

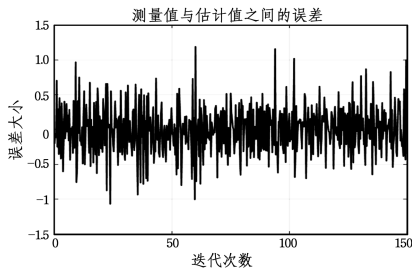


图 8 卡尔曼滤波的车速误差效果

Fig. 8 Speed error effect of Kalman filter

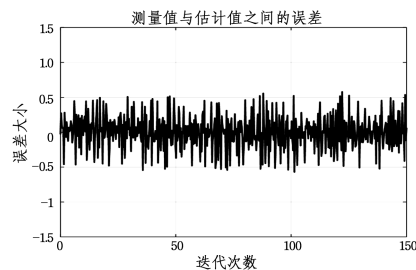


图 9 自适应卡尔曼滤波的车速误差效果

Fig. 9 Speed error effect of adaptive Kalman filter

从图 7 可以看出,在整个迭代过程中,高速移动车辆的实际运行速度与基于最小二乘法的估计速度两者之间的最大误差在 $\pm 4$ ,且在这上下波动。从图 8 中可以很明显地看到,在整个迭代过程中,车辆速度的测量值与估计值之间的最大误差从原来的 $\pm 4$ 下降到了 $\pm 1$ ,波动范围减小了 75%,收敛效果得到了改善。可见,卡尔曼滤波方法要比最小二乘法的滤波效果要好很多。与此同时,对比图 8 和图 9 可知,在 RFID 环境下,基于自适应卡尔曼滤波方法的误差更低,整体波动范围在 $\pm 0.5$ 上下,比图 8 中的误差波动范围减小了 50%。自适应卡尔曼滤波方法比传统卡尔曼滤波方法更好的原因在于它引入了自适应遗忘因子,降低了卡尔曼滤波器的记忆长度,充分利用现时的测量数据来改善滤波器的动态性能,更好地体现了实时有效性<sup>[22]</sup>。

**结束语** 本文针对高速移动车辆的速度预测问题,提出

了一种 RFID 环境下的基于自适应卡尔曼滤波的车辆速度预测方法。该方法为在恶劣环境、弯道、上下坡等条件下对高速移动车辆速度进行记录和预测提供了可能,也增强了卡尔曼滤波器的跟踪能力。仿真结果表明,基于自适应卡尔曼滤波的车速预测方法的预测结果更加接近于真实值,使滤波器的收敛效果得到了改善,上下波动范围明显减小,有效克服了由过程误差和测量误差所带来的不利影响,更好地体现了实时有效性。

## 参考文献

- [1] SHAN M, WORRALL S, NEBOT E. Long term vehicle motion prediction and tracking in large environments[C]// International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. IEEE, 2011;1978-1983.
- [2] YANG M, DONG B, WANG H, et al. Laser radar based real-time ego-motion estimation for intelligent vehicles[C]// Intelligent Vehicle Symposium. IEEE, 2002;44-51.
- [3] FLOUDAS N, POLYCHRONOPOULOS A, AMDITIS A. A survey of filtering techniques for vehicle tracking by radar equipped automotive platforms[C]// International Conference on Information Fusion. IEEE, 2005;25-28.
- [4] SHEN Q, BAN X J, CHANG Z, et al. On-Line Detection and Temporal Segmentation of Actions in Video Based Human-Computer Interaction [J]. Chinese Journal of Computers, 2015, 38(12):2477-2487. (in Chinese)
- [5] 沈晴, 班晓娟, 常征, 等. 基于视频的人机交互中动作在线发现与时域分割[J]. 计算机学报, 2015, 38(12):2477-2487.
- [6] KLOOS G, GUIVANT J E, WORRALL S, et al. Wireless network for mining applications[C]// Australasian Conference on Robotics and Automation. Canberra, Australia, 2004.
- [7] FENG L, LIANG G Q. Real-time Dynamic Vehicle Scheduling and Vehicle Routing Problem Based on GPS & GIS Collaboration[J]. Computer Science, 2017, 44(9):272-285. (in Chinese)
- [8] 冯亮, 梁玉谦. 基于 GPS/GIS 协同的动态车辆调度和路径规划问题研究[J]. 计算机科学, 2017, 44(9):272-285.
- [9] ZAMIRI S, REITINGER B, GRÜN H, et al. Laser ultrasonic velocity measurement for phase transformation investigation in titanium alloy [C]// IEEE International Ultrasonics Symposium. IEEE, 2013;683-686.
- [10] TITOV S A, MAEV R G, BOGACHENKOV A N. An ultrasonic array technique for velocity of bulk waves and sample thickness measurement[C]// IEEE International Ultrasonics Symposium. IEEE, 2010;2384-2387.
- [11] KALASHNIKOV A N, CHALLIS R E. Errors and uncertainties in the measurement of ultrasonic wave attenuation and phase velocity[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics & Frequency Control, 2005, 52(10):1754-1768.
- [12] LI J, JIN M S, LUAN S. Introduction Radio Frequency Identification Technology [J]. Computer Knowledge and Technology, 2010, 6(15):4238-4240. (in Chinese)

- 李晶,金美善,栾爽. 射频识别技术简介[J]. 电脑知识与技术, 2010,6(15):4238-4240.
- [11] HUO Y, LU Y M, CHENG W, et al. Vehicle Road Distance Measurement and Maintenance in RFID Systems on Roads[C]// International Conference on Connected Vehicles and Expo. 2014:30-36.
- [12] WANG Y, DENG Q X, LIU G H, et al. Dynamic Target Tracking and Predicting Algorithm Based on Combination of Motion Equation and Kalman Filter [J]. Computer Science, 2015, 42(12):76-81. (in Chinese)
- 王妍,邓庆绪,刘赓浩,等. 结合运动方程与卡尔曼滤波的动态目标追踪预测算法[J]. 计算机科学, 2015, 42(12):76-81.
- [13] SUN Y S, LI Y M, WAN L, et al. An improved self-adaptive Kalman filter algorithm and its application in integrated navigation systems for AUV[J]. High Technology Letters, 2013, 23(2): 174-180. (in Chinese)
- 孙玉山,李岳明,万磊,等. 改进的自适应 Kalman 滤波方法及其在 AUV 组合导航中的应用[J]. 高技术通讯, 2013, 23(2):174-180.
- [14] YU B, ZHOU Z H, ZHAO Q T, et al. Forgetting Factor Kalman Filter and Its Application to Mobile Robots[J]. Machine Building & Automation, 2016(4):149-152. (in Chinese)
- 虞波,周翟和,赵庆涛,等. 一种带遗忘因子的自适应卡尔曼滤波器及其在移动机器人中的应用[J]. 机械制造与自动化, 2016(4):149-152.
- [15] JING J B, FILEV D, KURT A, et al. Vehicle speed prediction using a cooperative method of fuzzy Markov model and autoregressive model[C]// IEEE Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2017:881-886.
- [16] ZHANG R W, TIAN X M. Design of adaptive subspace predictive controller with variable forgetting factor[J]. Ciesc Journal, 2016, 67(3):858-864. (in Chinese)
- 张壤文,田学民. 带变遗忘因子的自适应子空间预测控制器设计[J]. 化工学报, 2016, 67(3):858-864.
- [17] CHEN X F, LING Y Z, CHEN M Y. Mobile Robot Localization Algorithm Based on Gaussian Mixture Consider Kalman Filter in WSNs Environment[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2017, 30(1):133-138. (in Chinese)
- 陈晓飞,凌有铸,陈孟元. WSNs 环境下基于高斯混合容积卡尔曼滤波的移动机器人定位算法[J]. 传感技术学报, 2017, 30(1): 133-138.
- [18] WELCH G, BISHOP G. An Introduction to the Kalman Filter [J]. University of North Carolina at Chapel Hill, 2006, 8(7): 127-132.
- [19] YAN X Z, LUO Q H. Dynamic sensor data stream estimation method based in Kalman filtering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(8):1847-1853. (in Chinese)
- 焉晓贞,罗清华. 基于卡尔曼滤波的动态传感数据流估计方法[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(8):1847-1853.
- [20] HEIDARI A, KHANDANI A K, MCAVOY D. Adaptive modeling and long-range prediction of mobile fading channels[J]. IET Communications, 2010, 4(1):39-50.
- [21] ZHOU M, LIU J, YANG L. Application of an Adaptive Kalman Filtering Algorithm in Dynamic Navigation Positioning [J]. Process Automatic Instrument, 2016, 37(8):1-4. (in Chinese)
- 周敏,刘健,杨林. 一种自适应卡尔曼滤波在动态导航定位中的应用[J]. 自动化仪表, 2016, 37(8):1-4.
- [22] XIN Y, YU J. Improvement and Simulation of Adaptive Kalman Filter Algorithm [J]. China Science and Technology Information, 2011(22):59-60. (in Chinese)
- 辛英,于静. 自适应卡尔曼滤波算法改进与仿真[J]. 中国科技信息, 2011(22):59-60.