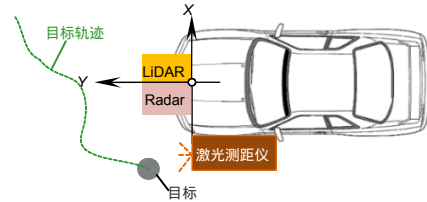




DOI: 10.12086/oe.2019.180339

基于无损卡尔曼滤波的车载双雷达目标位置估计方法

向易^{1,2}, 汪毅^{1,2*}, 张佳琛^{1,2}, 蔡怀宇^{1,2}, 陈晓冬^{1,2}¹天津大学精密仪器与光电子工程学院, 天津 300072;²天津大学光电信息技术教育部重点实验室, 天津 300072

摘要: 在无人驾驶汽车的研究中, 对于传感器探测到的目标进行状态估计是环境感知技术的关键问题之一。本文提出了一种基于无损卡尔曼滤波器的算法, 根据所获得的经过标记的雷达数据对目标的位置状态进行预测和更新, 从而估计无人驾驶车辆双雷达系统的目标位置。本文中的车载雷达系统由四线激光雷达和毫米波雷达组成, 标定后的车辆坐标系为与地面平行的二维坐标系, 在此系统和坐标系基础上, 在实验场地采集真实雷达数据并进行仿真计算。实验证明, 相较于单一传感器, 雷达组合模型的测量误差得到有效降低, 融合数据精度提高。而相较于目前最常用的扩展卡尔曼滤波算法, 车辆行驶方向上的平均位置均方误差从 6.15% 下降到 4.83%, 与车前轮轴平行的方向上, 平均位置均方误差值从 4.24% 下降到 2.99%, 表明本文算法的目标位置估计更加精确, 更接近实际值。此外, 在同样的运行环境下, 本文算法处理 500 组雷达数据的平均时间也从 5.9 ms 降低到了 2.1 ms, 证明其有更高的算法效率。

关键词: 激光雷达; 毫米波雷达; 卡尔曼滤波; 位置估计

中图分类号: TN958

文献标志码: A

引用格式: 向易, 汪毅, 张佳琛, 等. 基于无损卡尔曼滤波的车载双雷达目标位置估计方法[J]. 光电工程, 2019, 46(7): 180339

Target location estimation for vehicle dual radar based on unscented Kalman filter

Xiang Yi^{1,2}, Wang Yi^{1,2*}, Zhang Jiachen^{1,2}, Cai Huaiyu^{1,2}, Chen Xiaodong^{1,2}¹School of Precision Instruments and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;²Key Laboratory of Opto-Electronics Information Technology of Ministry of Education, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract: In the research of unmanned vehicle, the state estimation of target detected by sensors is one of the key issues in environmental sensing technology. In this paper, an algorithm based on unscented Kalman filter is proposed to predict and update the position of the target based on the obtained radar data, which is used to estimate the target position of the unmanned vehicle dual radar system. The vehicle radar system in this paper is composed of four lines laser and millimeter wave radar. The calibrated vehicle coordinate system is a two-dimensional coordinate system parallel to the ground. On the basis of the system and coordinate system, the real radar data are collected and simulated in the experimental site. Experiments show that compared with single sensor, the measurement error

收稿日期: 2018-06-25; 收到修改稿日期: 2018-10-18

基金项目: 天津市重大科技专项“无人驾驶汽车感知、决策和控制关键技术的研究”(17ZXRGX00140); 天津市自然科学基金项目(15JQCQNJC14200)

作者简介: 向易(1993-), 男, 硕士研究生, 主要从事无人驾驶汽车环境感知系统等方面的研究。E-mail: tjuxiangyi@163.com

通信作者: 汪毅(1981-), 女, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要从事光电图像处理的研究。E-mail: koala@126.com

of radar combination model is effectively reduced, and the accuracy of fusion data is improved. Compared with the most commonly used extended Kalman filtering algorithm, the mean square error of the moving direction of vehicle descends from 6.15 per thousand to 4.83 per thousand. The mean square error value of the average position decreases from 4.24 per thousand to 2.99 per thousand in the direction parallel to the front axle, which indicates that the estimation of the target position of this algorithm is more accurate and closer to the real value. In addition, in the same operating environment, the average time of processing 500 groups of radar data is reduced from 5.9 ms to 2.1 ms, proving that the algorithm has a higher algorithm efficiency.

Keywords: LiDAR; millimeter wave radar; Kalman filter; position estimation

Citation: Xiang Y, Wang Y, Zhang J C, *et al.* Target location estimation for vehicle dual radar based on unscented Kalman filter[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, **46**(7): 180339

1 引言

无人驾驶是指在汽车特定位置安装包括车载激光雷达、毫米波雷达、GPS 以及摄像头等传感器并结合软件算法、人工智能实现车辆自主安全驾驶的技术^[1]。具体系统结构可以分为感知层、数据交换层、数据融合和决策控制层以及执行层等多个模块,并逐层单向传递数据。

感知层的测量精度和融合效果^[2]是整个无人驾驶系统的关键问题。在环境感知领域,众多学者都研究过单个传感器的目标状态估计算法,如吉林大学相关团队利用毫米波雷达实现目标跟踪^[3],但是该方法受毫米波雷达测量精度低的限制以及单一传感器抗干扰能力差^[4]的影响,只适用于汽车的辅助系统。

针对多传感器的信息融合,相对于中南大学相关团队提出的普通最小二乘法^[5]等其他算法而言,卡尔曼滤波是一种最优状态估计方法^[6]。但传统卡尔曼滤波算法一般只能对线性系统完成比较精确的估计,所以在实际工程中,尤其在车辆追踪等复杂运动模型中,扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法的效果会更好^[7],如最近两年中北大学相关团队提出了一种基于扩展卡尔曼滤波的目标跟踪优化算法^[8]。但是该算法的核心是将非线性系统中的非线性变换近似成线性变化,这一过程导致算法的复杂度变高,精度提升有限的情况下效率大大降低^[9]。在此基础上, Yomchinda 团队提出的经过优化的扩展卡尔曼算法^[10]也在不断发展。基于无损变换的无损卡尔曼滤波具有比传统非线性滤波算法更高的精度和效率,近两年贵州大学相关团队和 BOL Jagan 团队都验证了无损卡尔曼滤波在目标跟踪中的可应用性^[11-12]。但是将该算法应用到多类型的雷达传感器组成的无人驾驶感知系统中仍然处于研究阶段。

道路目标的信息获取是实现汽车智能驾驶的核心技术^[13]。本文提出了一种基于无损卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF),用于无人驾驶汽车场景中的算法。利用经过预处理的激光雷达和毫米波雷达数据,对所探测到的目标位置进行估计。根据无人驾驶车辆采集的实际雷达数据,进行了多组实验,证明了本文算法的可行性,在无人驾驶车载雷达系统的目标跟踪领域具有应用前景。

2 车辆坐标系及车载雷达测量模型

本文所述算法以天津大学无人驾驶交叉平台无人驾驶汽车为车辆模型。该汽车为普通运动型 SUV 汽车,车载雷达系统由一个 ESR 毫米波雷达及一个 IBEO 四线激光雷达组成。其中,毫米波雷达更新频率为 50 ms,最大检测距离为 100 m,具有穿透雾、烟、灰尘的能力和全天候、全天时的优点,但是探测精度低。四线激光雷达更新频率最快可达到 20 ms,最大检测距离为 200 m,探测精度相对较高但容易受外界环境干扰。两个雷达均安装在车辆前置车牌的位置,并通过 TCP/IP 协议与车载工控机连接,实现数据交互。

系统以毫米波雷达位置为车辆坐标系原点,对激光雷达和毫米波雷达进行联合标定,将激光雷达的数据投影到毫米波雷达的探测平面,并将车辆坐标系整体映射到水平地面上,其中 X 轴的正方向为沿车轮的轴方向水平向右,Y 轴正方向为水平指向车头的方向。车辆实体图及坐标系示意图见图 1,图中 LiDAR 代表激光雷达,Radar 代表毫米波雷达。

根据传感器解算原理,激光雷达和毫米波雷达获得目标在车辆坐标系中的位置,结合车辆 GPS 的定位数据可分别推算出两种雷达探测到的同一目标在世界坐标系中的位置,并将两组数据进行标记合并,输出目标位置信息。具体的数据预处理流程见图 2。

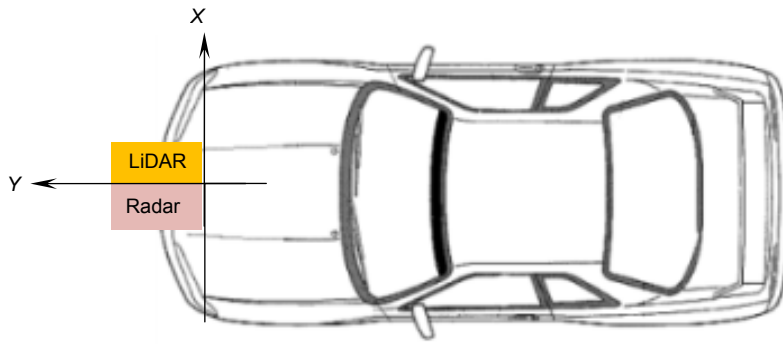


图 1 车辆坐标系示意图

Fig. 1 The figure of vehicle coordinate system

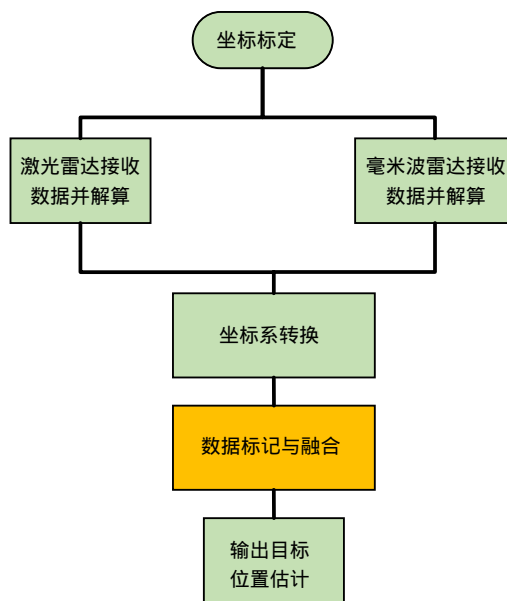


图 2 雷达采集数据预处理算法流程图

Fig. 2 Flow chart of the radar acquisition data preprocessing algorithm

通过分析雷达的测量模型可以得出测量模型参数方程。本文算法中车辆和世界坐标系都只考虑映射到水平地面上的二维空间，因此对于激光雷达和毫米波雷达测量模型参数方程也只考虑 X 和 Y 方向的测量数据。IBEO 四线激光雷达可以直接获取物体表面的三维数据^[14]，其单个周期测量矩阵映射到测量空间的数据模型表达式如下：

$$M_L^T = (x, y), \quad (1)$$

式中： M_L^T 为激光雷达的测量信息矩阵， x 和 y 分别是激光雷达所测得的目标位置横纵坐标。由此表达式可以看出激光雷达测量模型参数方程是一个线性方程。ESR 毫米波雷达单个周期测量信息模型表达式^[15]如下：

$$M_R^T = [d, \theta, v], \quad (2)$$

$$d = \sqrt{x^2 + y^2}, \quad (3)$$

$$\theta = \arctan(y, x), \quad (4)$$

式中： M_R^T 是毫米波雷达的测量信息矩阵， d 为目标距离， θ 是方位角， v 是径向速度， x 和 y 分别为毫米波雷达所测得的目标位置横纵坐标。因而，毫米波雷达测量模型参数方程是非线性的。

3 目标位置估计算法

本文的目标位置估计算法是以无损变换为基础的，在卡尔曼滤波框架下，通过预测、测量更新和状态更新三个主要步骤完成数据的融合，从而实现状态值的预测估计。其中，测量更新根据雷达测量模型不同，分为激光雷达测量更新和毫米波雷达测量更新，并对测量数据根据雷达种类的不同进行标记。具体算

法流程如下：

1) 系统状态的初始化

$$\hat{N}_0 = EN_0, \quad (5)$$

$$P_0 = E[(N_0 - \hat{N}_0)(N_0 - \hat{N}_0)^T], \quad (6)$$

式中： \hat{N}_0 是利用初始状态值得到的预测值， E 为转移矩阵， N_0 为系统初始状态， P_0 为误差协方差初始值。本文算法中使用激光雷达的测量数据初始化系统的状态，即所测量 $M_L^T = (x, y)$ 直接作为初始的位置值。

2) 生成及预测 Sigma 点的集合

在无损失变换中，Sigma 点代表一堆特定的点。当存在 n 个状态时，其个数为 $2n+1$ 。通过 Sigma 采样策略，可以得到 k 时刻状态估计的 Sigma 点集^[11] n_k 。根据预测模型，可以预测 $k+1$ 时刻的 Sigma 点集：

$$n_{(k+1)k} = g(n_k, N_k), \quad (7)$$

式中： $g()$ 为非线性函数， N_k 为 k 时刻的系统状态值。而根据每个 Sigma 点的权重，可以预测目标状态的先验分布均值以及先验分布协方差，从而完成算法的预测功能。

3) 测量更新

激光雷达的测量模型为线性，因此映射可以采取线性映射，而毫米波雷达的测量模型为非线性，需要进行非线性变化。只考虑位置状态，则其测量更新算法为

$$L_{(k+1)k} = [d, \theta]^T, \quad (8)$$

$$l_{(k+1)k} = \sum_{i=1}^{2n+1} w_i L_{(k+1)k}^i, \quad (9)$$

$$B_{(k+1)k} = \sum_{i=1}^{2n+1} w_i (L_{(k+1)k}^i - l_{(k+1)k})(L_{(k+1)k}^i - l_{(k+1)k})^T + Q, \quad (10)$$

式中： $i = 1, 3, \dots, 2n+1$ ， $L_{(k+1)k}^i$ 为毫米波雷达测量映射函数， $l_{(k+1)k}$ 与 $B_{(k+1)k}$ 分别为非线性变化后的状态均值和协方差， w_i 为 Sigma 点的权重， Q 为测量噪声。对所得到的更新测量值进行标记，其中激光雷达标记为

1.0，毫米波雷达标记为 1.1。

4) 状态更新^[11](加入测量值)

$$Z_{(k+1)k} = \sum_{i=1}^{2n+1} w_i (n_{(k+1)k}^i - X_{(k+1)k})(L_{(k+1)k}^i - l_{(k+1)k})^T, \quad (11)$$

$$K_{(k+1)k} = Z_{(k+1)k} B_{(k+1)k}^{-1}, \quad (12)$$

$$X_{(k+1)k} = X_{(k+1)k} + K_{(k+1)k} (l_{(k+1)k} - l_{(k+1)k}), \quad (13)$$

$$P_{(k+1)k} = P_{(k+1)k} + K_{(k+1)k} \times B_{(k+1)k} \times K_{(k+1)k}^T, \quad (14)$$

式中： $i = 1, 3, \dots, 2n+1$ ， $Z_{(k+1)k}$ 是预测的 Sigma 点集的状态与测量的互相关函数， $K_{(k+1)k}$ 为卡尔曼增益矩阵， $X_{(k+1)k}$ 为最后得到的状态估计值，即目标位置的估计值， $P_{(k+1)k}$ 为状态协方差矩阵的更新值。

本文算法的研究场景为对同一目标实现位置跟踪，因此目标的运动模型设定为恒定速度模型，其一定范围内的加减速可以通过处理噪声的形式来进行表示。根据极坐标系下的目标运动模型的研究^[16]，本文所研究的目标的状态空间向量为

$$S = (x, y, v_x, v_y)^T, \quad (15)$$

式中： v_x, v_y 分别为目标在 x, y 方向上的速度。本文只考虑目标位置的估计方法，因此目标的状态空间向量不考虑速度参数。

4 实验与分析

本文实验的数据采集场地为天津大学无人驾驶汽车测试路段。为了验证滤波算法的准确性，需要将滤波后的目标估计位置与真实位置进行误差分析。因此，实验前首先利用激光测距仪测得目标运动轨迹的真实位置数据，图 3 和图 4 分别为目标轨迹测量的示意图和实际场景。实验主要从精度和算法效率两个方面来对本文提出的算法的可行性进行验证，其中精度对比实验又分为车载雷达组合计算模型和目标位置估计算法两个部分。

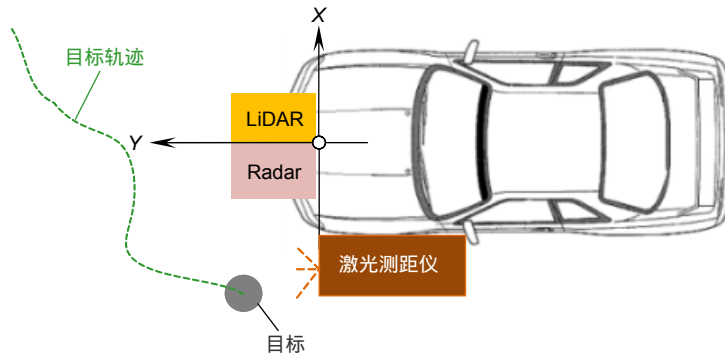


图 3 目标轨迹测量示意图

Fig. 3 The schematic diagram of trajectory of the target measurement



图 4 目标轨迹测量实际场景

Fig. 4 The actual scene of trajectory of the target measurement

4.1 车载雷达组合测量精度对比实验

本文提出的目标位置估计算法，应用了激光雷达和毫米波雷达的测量模型，本质是将激光雷达和毫米波雷达所探测到的数据进行融合计算。因此在探讨本文整体算法的精度问题时，也需要通过与单传感器所获得的位置数据进行对比来验证车载雷达组合计算模型对精度的提升作用。取与车辆坐标系原点距离 1.10 m, 3.20 m, 4.90 m, 9.30 m, 15.20 m 作为实际的真值标准。图 5 为激光雷达和毫米波雷达通过四次探测

获得的测距结果图。

从图中可以看出，由于内外环境因素影响，单个传感器所测得数据存在波动现象。根据实验数据采取本文提出的无损卡尔曼滤波算法完成雷达数据融合。图 6 为五组单个雷达传感器测量数据以及融合数据的误差数值图。从图中可以看出，本文提出的车载雷达组合测量误差稳定在 0.01 m 以内。相较于毫米波雷达，5 组数据的测量误差降低百分比区间约为 50%~400%，激光雷达约为 20%~150%，说明融合数据的精度更高，更接近真实值。

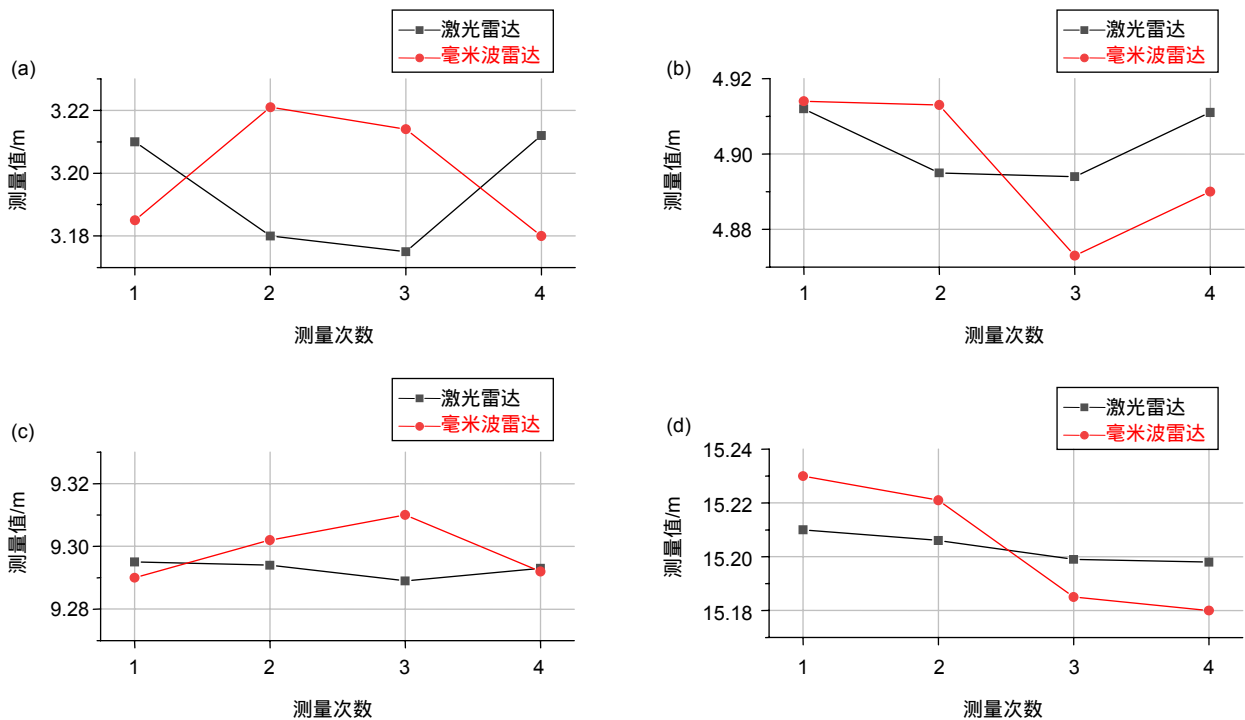


图 5 单个雷达传感器测量数据统计

Fig. 5 Data statistics of a single radar sensor

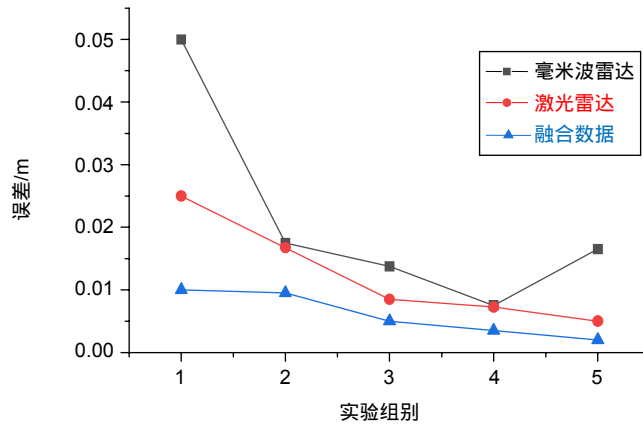


图 6 实验误差图

Fig. 6 Experimental error diagram

4.2 目标位置估计算法的精度对比实验

实验过程中，系统采集数据周期为 50 ms，连续采集多组数据。在常用的目标跟踪算法中，普通卡尔曼滤波不适用于非线性系统，而优化的扩展卡尔曼滤波(EKF)是目前应用于非线性状态估计系统中最广泛和最先进的算法。因此，基于同一车载雷达系统的前提下，选取 EKF 算法与本文算法进行精度对比实验，并从目标位移轨迹中随机提取四段轨迹作为样本。图 7 为通过 EKF 算法得到的四组目标位置估计图，图中

蓝色标记为目标真实位置，绿色标记为毫米波雷达和激光雷达共同探测到的目标位置，红色标记为两种算法获得的目标估计位置。

图 8 为通过本文算法得到的四组对应轨迹的目标位置估计图。

根据数据分析理论知识，均方误差(mean square error, MSE)是各数据偏离真实值的距离平方和的平均数，可以有效地评价预测模型是否具有更好的精确度，其值越小代表预测值与实际值越接近，即精度越高。

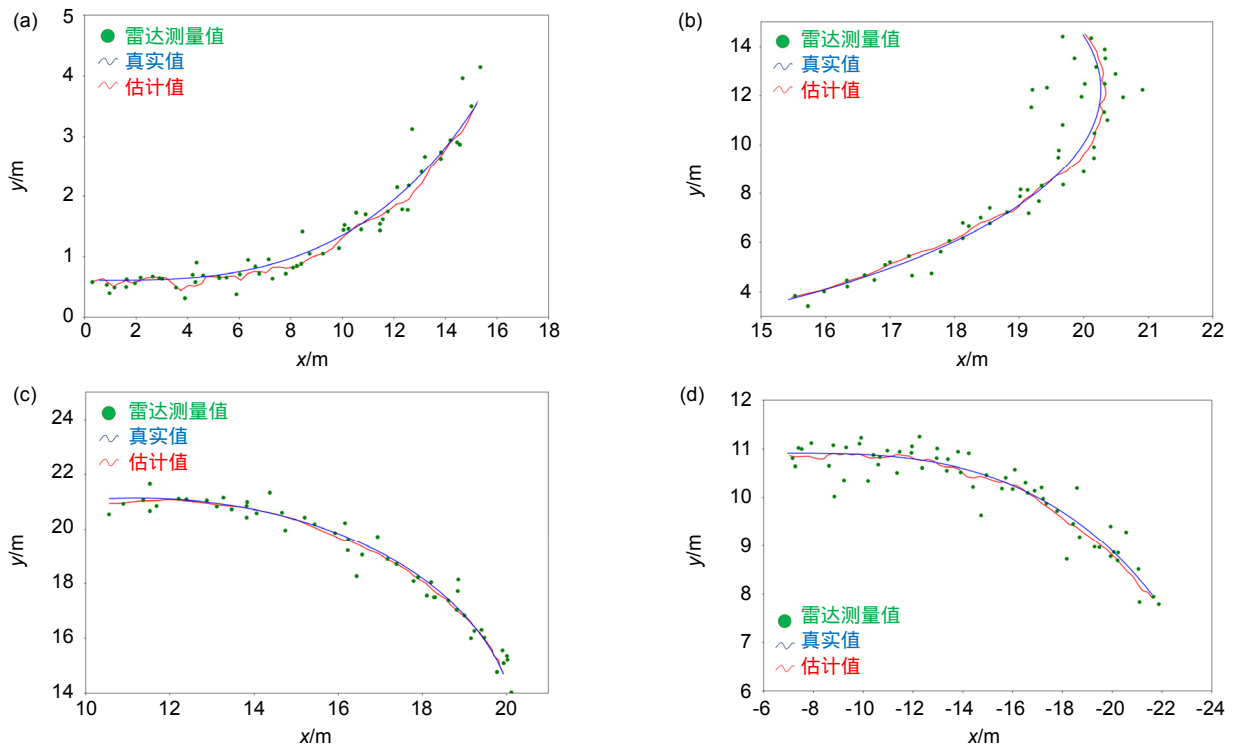


图 7 EKF 实验结果

Fig. 7 The results of EKF experiments

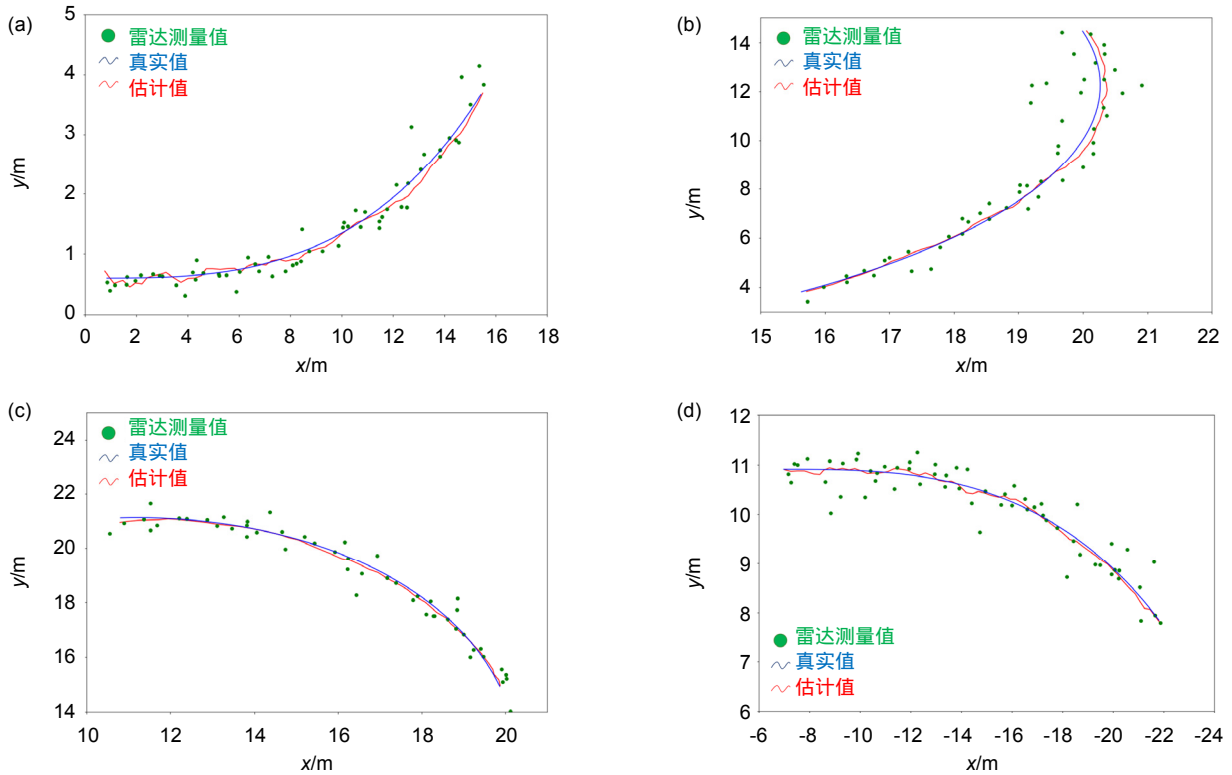


图 8 本文算法实验结果

Fig. 8 The experiments results of algorithm in this paper

表 1 分别给出了两种算法得到的结果在 X 和 Y 方向上的均方误差。本文中的雷达系统探测精度设定为 0.125 m，因此均方误差最多可精确到小数点后 6 位。本实验中，用均方误差来分析两种滤波器的目标位置估计值与目标位置真实值的偏差情况，数值保留小数点后 5 位，并以千分比形式表示。

根据表中结果可知，在汽车行驶方向(Y 方向)上，平均均方误差值从 6.15‰ 下降到 4.83‰。而在与车前轮轴平行的方向(X 方向)上，平均均方误差值从 4.24‰ 下降到 2.99‰，说明本文提出的目标位置估计算法在

两个方向上的算法精度都要高于 EKF 算法。

4.3 算法时间效率实验

在算法执行效率方面，利用两种不同算法，对采集的共 500 组雷达探测数据进行多次运算，算法运行环境参数为：Intel i3-2100 CPU，8 G 安装内存，Python 编译。最后得到的平均运行时间结果如表 2 所示。

在同样的条件下，本文提出的算法将算法时间从 5.9 ms 减少到 2.1 ms，对于实时性要求很高的无人驾驶技术，显然该算法更加具有应用前景。

表 1 各算法的均方误差

Table 1 Mean square error of each algorithm

	x 均方误差/‰		y 均方误差/‰	
	EKF 算法	本文 算法	EKF 算法	本文 算法
第一段轨迹	3.08	1.91	6.37	5.31
第二段轨迹	5.30	3.12	4.72	3.14
第三段轨迹	3.29	2.61	6.87	5.14
第四段轨迹	5.28	4.33	6.65	5.74
平均值	4.24	2.99	6.15	4.83

表 2 各算法的运行时间

Table 2 Running time of different algorithms

算法	平均时间/ms
本文算法	2.1
EKF 算法	5.9

5 结论

本文针对无人驾驶汽车环境感知技术中的目标状态估计问题进行了深入的研究。在此基础上,提出了根据车载激光雷达和毫米波雷达组合测量模型进行滤波的无损卡尔曼滤波器,用于无人驾驶汽车所探测目标的位置估计,并使用实车采集数据对算法进行了验证和比较。在未来的研究过程中,本文所提算法还可以考虑速度、加速度等更多目标状态参数,并加入更多的传感器,如摄像机、GPS和惯导系统等,提升整体系统的实用性。

参考文献

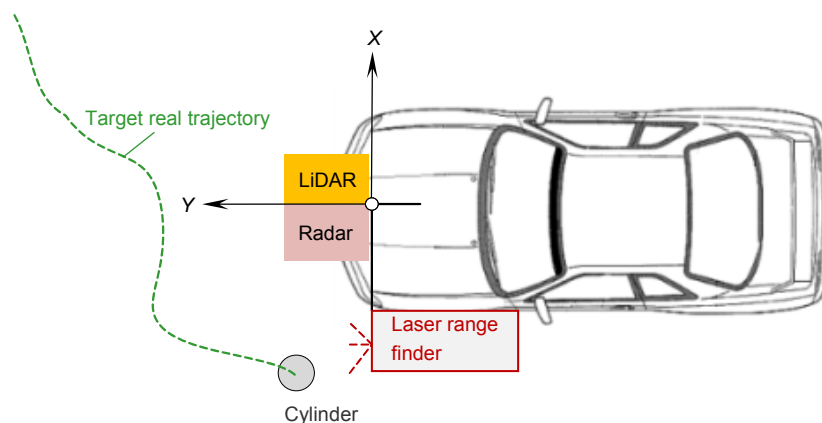
- [1] Yang F. The current status and future prospect of driverless vehicles[J]. *Shanghai auto*, 2014(3): 35–40.
杨帆. 无人驾驶汽车的发展现状和展望[J]. 上海汽车, 2014(3): 35–40.
- [2] Wang J, Su J B, Xi Y G. Summary of multisensor fusion[J]. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 2004, 19(1): 72–77.
王军, 苏剑波, 席裕庚. 多传感器融合综述[J]. 数据采集与处理, 2004, 19(1): 72–77.
- [3] Gao Z H, Wang J, Tong J, et al. Target motion state estimation for vehicle-borne millimeter-wave radar[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2014, 44(6): 1537–1544.
高振海, 王竣, 佟静, 等. 车载毫米波雷达对前方目标的运动状态估计[J]. 吉林大学学报(工学版), 2014, 44(6): 1537–1544.
- [4] Sun Y, Jing B. Consistent and reliable fusion of multi-sensor based on support degree[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2005, 18(3): 537–539.
孙勇, 景博. 基于支持度的多传感器一致可靠性融合[J]. 传感技术学报, 2005, 18(3): 537–539.
- [5] Zhao W L. Technology research of the multi-objective detection and tracking for intelligent vehicle based on radars[D]. Changsha: Central South University, 2011.
赵万里. 基于雷达的智能车多目标检测与跟踪技术研究[D]. 长沙: 中南大学, 2011.
- [6] Xia Z W, Li Q, Wang Q. Simulation of coherent lidar range image restoration based on kalman filtering[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2011, 48(5): 051002.
夏志伟, 李琦, 王骥. 基于卡尔曼滤波的相干激光雷达距离像复原仿真[J]. 激光与光电子学进展, 2011, 48(5): 051002.
- [7] Huang Z, Yang L H, Zhao Z Y, et al. Research on optoelectronic scanning dynamic coordinate measurement algorithm based on extended kalman filter[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(5): 51201.
黄喆, 杨凌辉, 赵子越, 等. 基于扩展卡尔曼滤波的光电扫描动态坐标测量算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(5): 51201.
- [8] Ning Q H, Zhang Y B, Liu L, et al. Optimization algorithm for target tracking based on extended Kalman filtering[J]. *Journal of Detection & Control*, 2016, 38(1): 90–94.
宁倩慧, 张艳兵, 刘莉, 等. 扩展卡尔曼滤波的目标跟踪优化算法[J]. 探测与控制学报, 2016, 38(1): 90–94.
- [9] Xie G T, Gao H B, Qian L J, et al. Vehicle trajectory prediction by integrating physics- and maneuver-based approaches using interactive multiple models[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(7): 5999–6008.
- [10] Yomchinda T. A method of multirate sensor fusion for target tracking and localization using extended Kalman filter[C]//*Asian Conference on Defence Technology-Japan*, 2017: 1–7.
- [11] Cai L, Liu Y H. Application of lossless Kalman filtering algorithm in target tracking[J]. *Automation & Instrumentation*, 2015(7): 112–115.
蔡琳, 刘宇红. 无损卡尔曼滤波算法在目标跟踪中的应用[J]. 自动化与仪器仪表, 2015(7): 112–115.
- [12] Jagan B O L, Rao S K, Lakshmi M K. Concert assessment of unscented and cubature kalman filters for target tracking[J]. *Journal of Advanced Research in Dynamical & Control Systems*, 2017, 9(4): 72–80.
- [13] Fang J C, Zhou X L, Mao X S. Doppler laser radar for measuring range and speed simultaneously[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2016, 43(12): 212–218.
方建超, 周兴林, 毛雪松. 利用多普勒激光雷达实现距离和速度同步测量[J]. 光电工程, 2016, 43(12): 212–218.
- [14] Liu H J, Lai S F. Fast square root CKF for automotive millimeter-wave radar target tracking[J]. *Journal of Nanjing University of Science and Technology*, 2016, 40(1): 56–60, 66.
刘华军, 赖少发. 汽车毫米波雷达目标跟踪的快速平方根CKF算法[J]. 南京理工大学学报, 2016, 40(1): 56–60, 66.
- [15] Moras J, Cherfaoui V, Bonnifait P. A lidar perception scheme for intelligent vehicle navigation[C]//*2010 11th International Conference on Control Automation Robotics & Vision*, 2010: 1809–1814.
- [16] Su Y P, Wang Z W. Target motion model in polar coordinates[J]. *Henan Science*, 2012, 30(2): 168–172.
苏艳苹, 王战伟. 极坐标系下的目标运动模型研究[J]. 河南科学, 2012, 30(2): 168–172.

Target location estimation for vehicle dual radar based on unscented Kalman filter

Xiang Yi^{1,2}, Wang Yi^{1,2*}, Zhang Jiachen^{1,2}, Cai Huaiyu^{1,2}, Chen Xiaodong^{1,2}

¹School of Precision Instruments and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

²Key Laboratory of Opto-Electronics Information Technology of Ministry of Education, Tianjin University, Tianjin 300072, China



The schematic diagram of trajectory of the target measurement

Overview: Unmanned driving refers to the technology of installing sensors such as vehicle-borne LiDAR, millimeter-wave radar, GPS and camera in a specific position of the vehicle and combining software algorithm and artificial intelligence to realize the autonomous and safe driving of the vehicle. In the research of unmanned vehicle, the state estimation of target detected by sensors is one of the key issues in environmental sensing technology. In this paper, an algorithm based on unscented Kalman filter is proposed to predict and update the position of the target based on the obtained radar data, which is used to estimate the target position of the unmanned vehicle dual radar system. The vehicle radar system in this paper is composed of four lines laser and millimeter wave radar. The calibrated vehicle coordinate system is a two-dimensional coordinate system parallel to the ground. On the basis of the system and coordinate system, the real radar data are collected and simulated in the experimental site. Experiments show that compared with single sensor, the measurement error of radar combination model is effectively reduced, and the accuracy of fusion data is improved. Compared with the most commonly used extended Kalman filtering algorithm, the mean square error of the moving direction of vehicle descends from 6.15 per thousand to 4.83 per thousand. The mean square error value of the average position decreases from 4.24 per thousand to 2.99 per thousand in the direction parallel to the front axle, which indicates that the estimation of the target position of this algorithm is more accurate and closer to the real value. In addition, in the same operating environment, the average time of processing 500 groups of radar data is reduced from 5.9 ms to 2.1 ms, proving that the algorithm has a higher algorithm efficiency. For the unmanned driving technology, it is obvious that this algorithm has more application prospects. In a word, the problem of target state estimation in the environment sensing technology of unmanned vehicle is studied in this paper. On this basis, unscented Kalman filter based on the combined measurement model of vehicle-borne LiDAR and millimeter-wave radar is proposed to estimate the position of the target detected by an unmanned vehicle. In the future research process, the algorithm proposed in this paper can also consider more target state parameters such as speed and acceleration, and add more sensors, such as cameras, GPS and INS, to improve the practicability of the whole system.

Citation: Xiang Y, Wang Y, Zhang J C, *et al.* Target location estimation for vehicle dual radar based on unscented Kalman filter[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, **46**(7): 180339

Supported by Research on Key Technologies of Perception, Decision and Control for Unmanned Driving Fund (17ZXRGX00140) and Natural Science Foundation of Tianjin (15JCQNJC14200)

* E-mail: koala@126.com