

# 基于 WKNN-UKF 算法的超宽带技术在车辆定位的应用

辛秀红,陈 恋,锁彤佳,吕子璇,刘 伟

(鲁东大学 数学与统计科学学院,山东 烟台 264039)

**摘要:**为实现车辆的准确跟踪定位,本文首次将 WKNN 算法与 UKF 算法相结合,运用超宽带技术研究车辆跟踪定位问题。针对某停车场内的监控数据,利用 WKNN 算法正确识别视距和非视距误差,剔除含有较大非视距误差的测量值;利用 UKF 算法对筛选后的测量值进行计算,得到精确位置坐标。相较于 Chan 定位算法,本文提出的 WKNN-UKF 定位算法具有更高精度,能够实现复杂场景下车辆的准确定位。

**关键词:**车辆定位;超宽带技术;非视距误差;WKNN-UKF 算法

**中图分类号:**F842.6 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-8020(2023)04-0360-06

随着汽车工业的进步,自驾凭借较高度度的私密性以及出行更自由的特点,成为越来越多民众选择的出行方式<sup>[1]</sup>。但由于部分大型室内外停车场结构复杂,常会出现信号被干扰的情况,导致难以对车辆进行精准跟踪定位。因此,有必要选择合适的定位技术对复杂停车环境下的车辆进行全方位的统筹管理。

超宽带(UWB)定位技术具有系统复杂度低、覆盖范围广、传输能力强、安全性高和功耗低等优点,适合构建室内外环境的实时定位系统,对于车辆追踪定位具有重要作用<sup>[2]</sup>。但由于测距过程中非视距(NLOS)误差的存在,使得定位精度在复杂环境下受到很大影响。非视距通常是指基站和目标通讯设备之间的无线电波直射路径受到阻挡<sup>[3-4]</sup>,复杂的停车环境常会产生非视距误差,这使得超宽带定位的精度明显下降。

为提升复杂环境下超宽带定位技术的精确度和稳定性,需要鉴别相关数据是否受非视距的影响,并剔除受影响的数据。为提升定位精度,学者们从考虑非视距误差的角度进行了广泛研究。文献[5]阐述了识别非视距误差对提升定位精度的重要性,并概括介绍了统计学、几何关系和机器学习等方法在识别和抑制非视距误差过程中的应用;文献[6]提出考虑超宽带脉冲信号入射角度

的建模方法,解决非视距环境下超宽带定位精度降低的问题;文献[7]利用无监督学习粒子滤波算法对非视距信号进行检测,考虑采样粒子在状态空间分布中的内在相似性。此外,文献[8]利用 Relief 特征选择法和互信息特征选择法选取最优特征子集,并利用加权 K-近邻(WKNN)算法对非视距误差进行判别,使判别准确率达到 95%,且单次判别时间仅需 0.024 s。

针对车辆定位,基于到达时间差测量值建立的基站和定位标签之间是典型的非线性关系,从提升定位精度的角度来看,单个算法难以满足要求,很多学者对混合定位算法进行了大量研究。文献[9]提出一种考虑非视距或多径影响的车载定位故障检测与排除算法,使排除故障后的水平定位精度提高到 1 m 左右。文献[10]使用高斯滤波器对测距算法进行优化,提出改进的车辆精确定位方法。文献[11]提出改进超宽带技术的到达时间差定位方法,通过 Chan 算法对数据进行车辆位置的解算,有效降低非视距误差对车辆定位精度的影响。文献[12]对非线性滤波算法的特点和原理进行了阐述,并通过仿真数据说明 UKF 滤波算法在目标跟踪定位方面优于拓展卡尔曼滤波算法。文献[13]在物体关联基础上增加颜色特征,且使用的 UKF 滤波算法可在车辆遮

收稿日期:2022-05-12;修回日期:2023-07-01

基金项目:山东省本科教学改革研究重点项目(Z2022017)

通信作者简介:刘伟(1981—),女,教授,硕士研究生导师,博士,研究方向为科学计算与数据分析。E-mail:sdu\_liuwei@163.com

挡的情况下准确预测车辆位置。

目前,将WKNN算法和UKF算法相结合研究车辆定位的成果较少。为了剔除较大的非视距测距误差,提高复杂停车环境下车辆定位的准确性和稳定性,本文提出基于WKNN-UKF算法的超宽带定位技术,将某大型停车场内的监控数据作为数据源,运用WKNN算法鉴别并剔除非视距误差的测量值;将筛选后的测量值代入UKF滤波算法中进行位置解算,得到精确的位置坐标,并通过实验数据比较本文所提算法与Chan定位算法<sup>[14]</sup>的预测准确度。

### 1 数据收集及预处理

#### 1.1 数据来源

本文通过企业调研获得所用数据,其中包括时间标识、测距值、测距值的校验值、数据序列号等;所涉及车辆均为正常状态,假设所含系统噪声为加性噪声。为采集车辆位置设置4个基站,其位置见图1。此外,基站位置固定,它们与定位目标之间的距离利用超宽带的到达时间差(TDOA)方法测算。

#### 1.2 数据预处理

由于原始数据包含采集时间、数据编号、车辆

编码等无用信息的文本格式数据,因此,需先对原始数据进行预处理。筛选并删除“无用数值”,将得到的数据以每4行为一组,每一组数据作为新生成矩阵的行,再删除矩阵重复行;每组数据包括4个基站所采集的4组数据,经数据清洗后最终保留624组数据。经数据清洗后的离群点分布情况见图2,其中,横轴和纵轴分别代表各个基站测距数据的对应值。

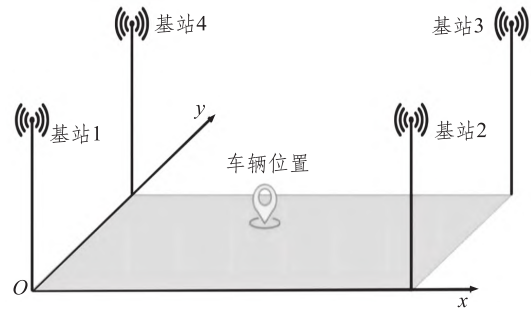


图1 定位基站场景示意图

Fig.1 Schematic diagram of locating base station scenario

从图2可以看出,基站4中存在少量的离群点,而其他基站没有明显的离群点。为防止在后续处理中由于数值差别过大影响权重,本文对处理后的数据进行归一化处理,并按照标准数据集格式进行标注,以用于比较WKNN-UKF算法和Chan算法的定位精度。

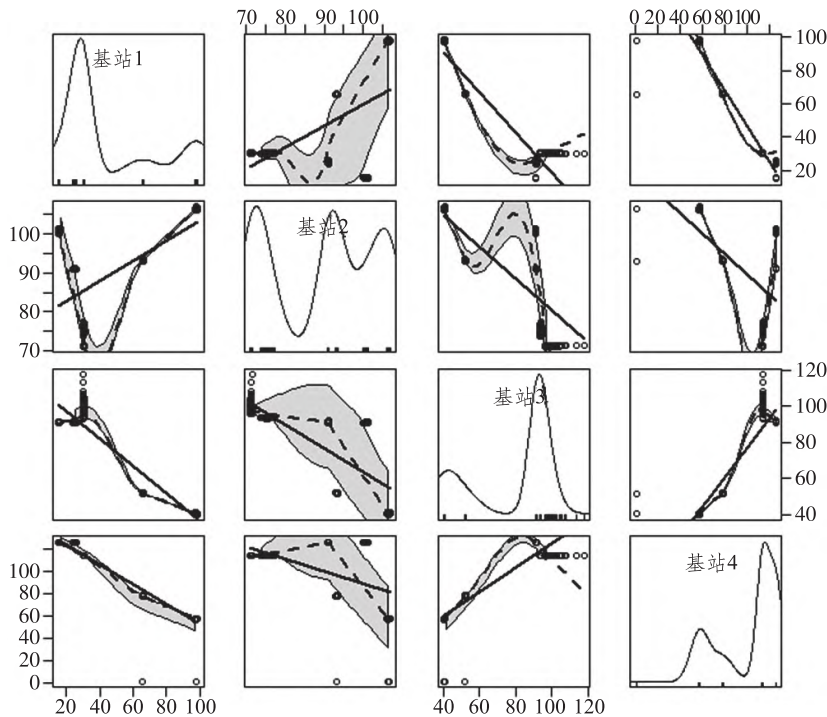


图2 离群点可视化

Fig.2 Outlier visualization

## 2 WKNN-UKF 算法设计

大型停车场内常出现由人员和车辆流动、大型车辆遮挡等造成的非视距误差,导致超宽带技术的定位精度受到较大影响。根据文献[8],WKNN 算法鉴别非视距误差的精度较高,可达到 95%以上,且运算过程相对简单。UKF 算法作为

新型的滤波算法,利用无损(UT)变换来估计数据,不需要对非线性函数进行线性化,使得非线性统计量的计算精度比较高<sup>[15]</sup>。本文首次利用 WKNN-UKF 算法进行车辆定位,运用 WKNN 算法鉴别存在非视距误差的数据,通过 UKF 滤波算法对不包含非视距误差的数据进行精确定位,最终得到目标车辆的位置坐标。详细的算法实现流程如图 3 所示。

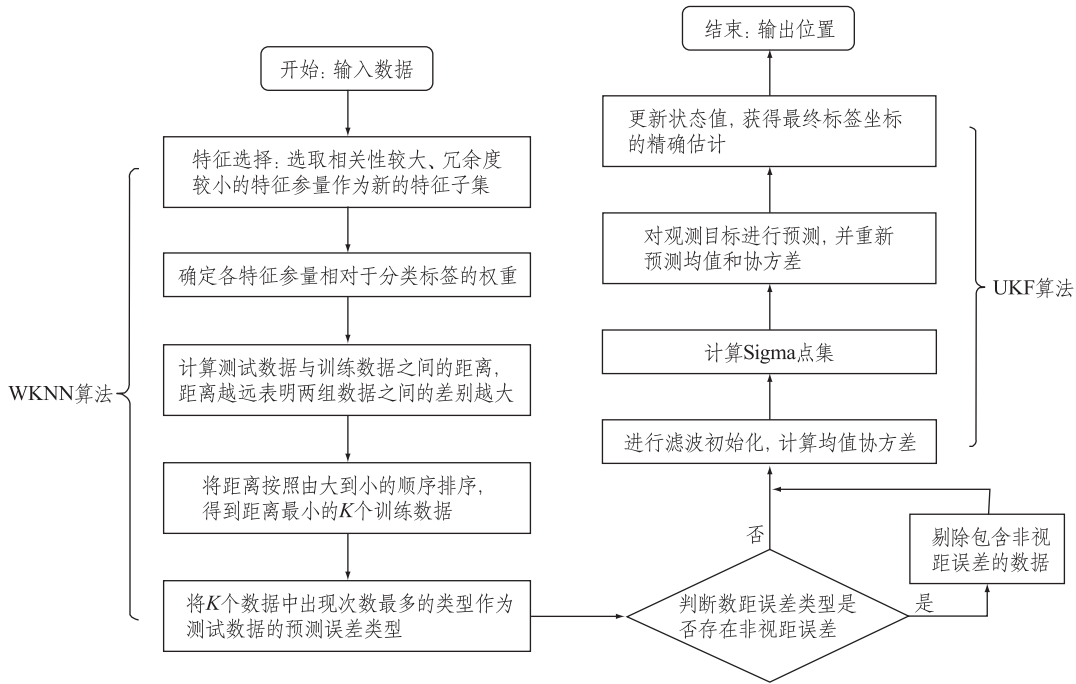


图 3 WKNN-UKF 算法实现流程

Fig.3 WKNN-UKF algorithm implementation process

1) 利用 WKNN 算法筛选并剔除存在非视距误差的数据。

首先进行特征选择,选取相关性较大、冗余度较小的特征参量作为新的特征子集。经过多次测算,最终提取上升时间、最大振幅、饱和度作为特征子集;确定各特征参量相对于分类标签的权重,权重的计算公式为

$$W(A_i) = \frac{R(A'_i)}{R(A'_1) + R(A'_2) + \dots + R(A'_n)}, \quad (1)$$

其中,  $i = 1, 2, \dots, n, R(A'_1), R(A'_2), \dots, R(A'_n)$  分别为特征  $A_1, A_2, \dots, A_n$  与误差类别的相关性。

已知特征向量与类别的前提下,对测试集数据进行分类。本文采用欧氏距离计算测试数据与训练数据之间的距离,其计算公式为:

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n W(A_i) \Delta t_{A_i}^2}, \quad (2)$$

其中,  $\Delta t_{A_i} = x_{A_i} - y_{A_i} (i = 1, 2, \dots, n), x_{A_i}, y_{A_i}$  分别为训练数据和测试数据的特征值。

将距离按照由大到小的顺序排序,得到距离最小的  $K$  个训练数据。 $K$  值的选取对非视距误差的判断有较大影响,为了避免出现视距误差和非视距误差相同的情况,一般  $K$  取奇数。 $K$  值的选取也受训练集数量的影响, $K$  值越大导致计算量越大,也易出现欠拟合的情况, $K$  值太小会导致过拟合的情况,且随着  $K$  值的增加,预测精度先增加后逐渐减小。根据数据集的数量,本文选取  $K = 9$ 。将 9 个数据中出现次数最多的类型作为测试数据的预测误差类型,若预测误差类型为非视距误差时,则剔除对应的一组数据。

2) 利用 UKF 算法计算不存在非视距误差的测量值,得到最终的预测位置。

UKF 滤波算法的实现包含状态的时间更新

和观测更新。先选定状态的  $2n + 1$  个 Sigma 点集,对 Sigma 点集做非线性变换,即根据随机变量  $X$  的统计量均值  $\bar{X}$  和协方差  $P_X$ ,构造如下 Sigma 点集:

$$\chi_i = \begin{cases} \bar{X}, i = 0, \\ \bar{X} + (\sqrt{(n + \lambda) P_X})_i, i = 1, 2, \dots, n, \\ \bar{X} - (\sqrt{(n + \lambda) P_X})_i, i = n + 1, n + 2, \dots, 2n, \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $n$  表示变量  $X$  的维度;  $\lambda$  是可调整的尺度参数,通过调整  $\lambda$  值提高变换的近似程度。

由式(3)可以近似表示变量  $X$  的高斯分布,并对 Sigma 点集做非线性变换  $Y_i = f(\chi_i), i = 0, 1, \dots, 2n$ ,则经过变换后的 Sigma 点集  $\{Y_i\}$  可近似表示  $y = f(X)$  的分布。对变换后的 Sigma 点集  $\{Y_i\}$  进行加权处理,得到输出量  $y$  的均值  $\bar{y}$  和方差  $P_y$ , 计算公式为

$$\begin{cases} \bar{y} \approx \sum_{i=1}^{2n} W_i^m Y_i, \\ P_y \approx \sum_{i=1}^{2n} W_i^c (Y_i - \bar{y})(Y_i - \bar{y})^T, \end{cases} \quad (4)$$

其中:均值权重  $W_i^m$  和方差  $W_i^c$  为

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

$$W_i^m = W_i^c = \frac{1}{2(n + \lambda)}, i = 1, 2, \dots, 2n,$$

参数  $\alpha \in [e^{-4}, 1)$ ;  $\beta$  为状态分布参数。对于高斯分布的变量,  $\beta = 2$ ; 当状态变量是标量时,  $\beta = 0$ 。

当利用标准的卡尔曼滤波体系更新时,根据系统噪声的不同,使用的计算式也不同。当噪声为加性噪声且符合高斯分布时,通常使用简化的 UKF 滤波算法进行测算。算法概括为两步:初始化和状态估计,则系统的状态转移方程和观测方程分别为:

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}) + s_k, s_k \sim N(0, Q), \\ z_k = h(x_k) + v_k, v_k \sim N(0, R), \end{cases}$$

式中:  $x_k$  是  $k$  时刻的状态转移变量,  $z_k$  是  $k$  时刻的观测变量;  $s_k$  服从均值为 0, 方差为  $Q$  的正态分布;  $v_k$  服从均值为 0, 方差为  $R$  的正态分布。

因此,为实现 UKF 滤波算法,首先计算滤波初始值:

$$\begin{cases} \bar{x}_0 = E[x_0], \\ \Sigma_{x,0} = E[(x_0 - \bar{x}_0)(x_0 - \bar{x}_0)^T], \end{cases} \quad (5)$$

式中,  $\bar{x}_0$  是初始时刻随机变量  $x_0$  的均值,  $\Sigma_{x,0}$  是  $x_0$  的协方差。

其次进行状态估计, Sigma 点的计算式为:

$$\begin{cases} \chi_{k-1}^0 = \bar{x}_{k-1}, \\ \chi_{k-1}^i = \bar{x}_{k-1} + (\sqrt{(n + \lambda) \Sigma_{x,k-1}})_i, \\ i = 1, 2, \dots, n, \\ \chi_{k-1}^i = \bar{x}_{k-1} - (\sqrt{(n + \lambda) \Sigma_{x,k-1}})_i, \\ i = n + 1, n + 2, \dots, 2n_0. \end{cases} \quad (6)$$

时间传播方程的计算公式为:

$$\begin{cases} \chi_{klk-1}^i = f(\chi_{k-1}^i), \\ x'_k = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \chi_{klk-1}^i, \\ \Sigma'_{x,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\chi_{klk-1}^i - x'_k)(\chi_{klk-1}^i - x'_k)^T + Q, \\ \gamma'_{klk-1} = h(\chi_{k-1}^i), \\ z'_k = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \gamma'_{klk-1}, \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $x'_k$  表示第  $k$  次状态转移预测值,  $z'_k$  表示第  $k$  次预测观测值。则得到状态更新方程为:

$$\begin{cases} \Sigma_{z,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\gamma'_{klk-1} - z'_k)(\gamma'_{klk-1} - z'_k)^T + R, \\ \Sigma_{xz,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\chi_{klk-1}^i - x'_k)(\gamma'_{klk-1} - z'_k)^T, \\ K_k = \Sigma_{xz,k} \cdot \Sigma_{z,k}^{-1}, \\ \bar{x}_k = x'_k + K_k(z_k - z'_k), \\ \Sigma_{x,k} = \Sigma'_{x,k} - K_k \Sigma_{z,k} K_k^T, \end{cases}$$

式中,  $K_k$  是引入的卡尔曼增益,可对观测值进行修正。

### 3 实验结果

#### 3.1 WKNN-UKF 算法与 UKF 算法对比

根据监控数据测算得车辆相对于摄像头的距离  $r$  和角度  $\theta$ 。令状态向量

$$g = [x_k \quad y_k \quad v_{x,k} \quad v_{y,k}]^T,$$

观测向量  $h = [r_k \quad \theta_k]^T$ , 采样时间间隔设置为  $\Delta t$ , 则状态转移方程和观测方程分别为:

$$g = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ v_{x,k-1} \\ v_{y,k-1} \end{bmatrix} + s_k,$$



$$h = \begin{bmatrix} \sqrt{x_k^2 + y_k^2} \\ \arctan \frac{y_k}{x_k} \end{bmatrix} + v_k \quad (8)$$

设定距离监控器的噪声均值为 0, 方差为 100; 角度监控器的噪声均值为 0, 方差为 0.001。分别利用 WKNN-UKF 算法和 UKF 算法对车辆位置进行计算, 车辆相对位置轨迹的对比结果如图 4 所示。

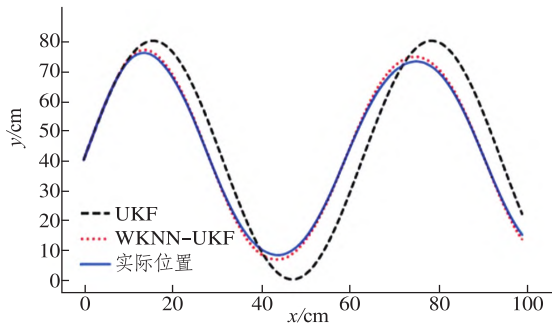


图 4 位置对比  
Fig.4 Position comparison

由图 4 可以看出, 相比于 UKF 算法, WKNN-UKF 滤波算法的位置预测与实际位置更为接近。对于 WKNN-UKF 算法, 截取 6 组车辆位置的估计值精度, 得到表 1, 可以看到偏差均控制在 10 cm 内, 均方误差均控制在 1~6 cm。综合图 4 和表 1, WKNN-UKF 算法估算的位置与实际位置的重合度更高, 说明 WKNN 算法与 UKF 算法相结合提高了定位精确度, 且通过 WKNN 算法对误差类型进行判断, 有效减少了非视距误差的干扰, 提高了定位精度。

表 1 WKNN-UKF 算法的估计值精度  
Tab.1 Estimation accuracy of WKNN-UKF algorithm

车辆编号	x		y	
	偏差	均方误差	偏差	均方误差
1	4.24	2.99	6.15	4.83
2	5.30	3.12	4.72	3.14
3	-3.08	1.91	6.37	5.31
4	5.28	4.33	-6.65	5.74
5	4.21	2.86	3.93	4.22
6	3.29	2.61	6.87	5.14

### 3.2 WKNN-UKF 算法与 Chan 算法对比

当系统噪声服从高斯分布时, Chan 算法定位精度高, 且计算量小, 但该算法要通过增加基站数量来提高算法精度, 定位精度受基站数目的影响

相对较大<sup>[16]</sup>。此外, 该算法推导是基于测量误差为零均值的高斯随机变量展开, 对于实际存在非视距误差的复杂情况, 算法性能会下降。在二维空间中, TDOA 双曲线数学模型为

$$r_{i1} = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2} - \sqrt{(x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2} + \varepsilon_{i1},$$

式中:  $r_{i1}$  是第  $i (i \geq 2)$  个基站相比于第 1 个基站到待测车辆的距离差;  $(x_i, y_i)$  为基站  $i$  的位置坐标,  $(x, y)$  为待估车辆的位置坐标;  $\varepsilon_{i1}$  是测距误差。

求解过程中, 先对双曲线模型进行线性化处理, 再利用加权最小二乘估计得到最终位置坐标。本节利用 Chan 定位算法对待估车辆的位置坐标进行计算, 截取其中 6 组数据的估计值精度, 结果见表 2。

表 2 Chan 算法估计值精度  
Tab.2 The estimated accuracy of Chan algorithm

车辆编号	x		y	
	偏差	均方误差	偏差	均方误差
1	9.41	13.62	6.10	20.30
2	8.42	21.35	-9.34	25.63
3	-7.73	26.59	12.37	13.85
4	11.39	16.36	11.45	19.90
5	11.90	28.20	14.00	33.05
6	-6.89	21.66	-13.88	21.34

由表 2 可以看到: 沿  $x$  轴方向的最小偏差是 6.89 cm, 最大偏差是 11.90 cm, 平均位置偏差为 9.28 cm, 平均均方误差为 21.29 cm; 沿  $y$  轴方向的最大偏差是 14.00 cm, 最小偏差是 6.10 cm, 平均位置偏差为 11.19 cm, 平均均方误差为 22.34 cm。而表 1 中, 运用 WKNN-UKF 算法的估计值精度沿  $x$  轴方向的平均偏差是 4.23 cm, 平均均方误差是 2.97 cm, 沿  $y$  轴方向的平均偏差是 5.78 cm, 平均均方误差是 4.73 cm。综合表 1、2 可得, 在非视距误差的复杂环境中, WKNN-UKF 算法的精确度明显高于 Chan 定位算法。

## 4 结语

由于超宽带技术的定位精度受非视距误差影响较大, 本文提出 WKNN-UKF 算法研究车辆定位问题, 对超宽带技术测距可能存在的非视距误差数据进行了处理, 并与 Chan 定位算法进行了对比。研究结果表明, WKNN-UKF 算法定位精确度明显高于 Chan 算法, 并且在二维数据的运算过程中, WKNN-UKF 算法具有更好的稳定性和运

算效率,能够满足日常应用需要。

### 参考文献:

- [1] 杨亚琛,唐浩冬,彭勇.考虑偏好差异的后疫情时代居民出行方式选择行为研究[J].交通运输系统工程与信息,2022,22(3):15-24.
- [2] 缪希仁,范建威,江灏,等.基站异常情况下基于改进极限学习机的超宽带室内定位方法[J].传感技术学报,2020,33(10):1457-1466.
- [3] 何永平,刘冉,付文鹏,等.非视距环境下基于UWB的室内动态目标定位[J].传感器与微系统,2020,39(8):46-49.
- [4] 贾骏超.超宽带室内定位中NLOS误差抑制方法探讨[J].导航定位学报,2017,5(2):60-64.
- [5] 齐小刚,陈谌,李芷楠.室内定位中非视距的识别和抑制算法研究综述[J].控制与决策,2022,37(8):1921-1933.
- [6] 盛坤鹏,王坚,李晨辉,等.非视距误差改正的超宽带定位模型研究[J].测绘科学,2021,46(3):40-47.
- [7] 侯宁宁,李灯熬,赵菊敏.基于无监督学习和粒子滤波的非视距信号检测[J].北京航空航天大学学报,2022,48(11):2250-2258.
- [8] 韦子辉,解云龙,王世昭,等.基于加权K-近邻分类的非视距识别方法研究[J].电子与信息学报,2022,44(8):2842-2851.
- [9] CHENG Q, CHEN P, SUN R, et al. A new faulty GNSS measurement detection and exclusion algorithm for urban vehicle positioning[J]. Remote Sensing, 2021, 13:2117.
- [10] LIU M, HE S L, LIU R B. Research on vehicle positioning method based on underground garages[C]//E3S Web of Conferences EDP Sciences, 2021.
- [11] 张碧仙.基于UWB技术的车辆定位算法研究[J].黑龙江工业学院学报(综合版),2020,20(12):122-129.
- [12] 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.
- [13] 刘慧敏,关亨,于明鹤,等.一种多特征融合的车辆追踪算法的研究与实现[J].小型微型计算机系统,2020,41(6):1258-1262.
- [14] 杨紫阳,吴才章,张弛.基于Chan和改进UKF的UWB室内混合定位算法[J].组合机床与自动化加工技术,2020(12):65-69.
- [15] 傅军,许达,付阳.一种自适应UKF在UWB室内定位中的应用[J].测绘通报,2019(S1):12-17.
- [16] 乔梁,王卫锋.基于神经网络的TDOA定位改进算法研究[J].河南师范大学学报(自然科学版),2014,42(4):139-143.

## Application of Ultra-wideband Technology Based on WKNN-UKF Algorithm in Vehicle Positioning

XIN Xiuhong, CHEN Lian, SUO Tongjia, LÜ Zixuan, LIU Wei

(School of Mathematics and Statistics Science, Ludong University, Yantai 264039, China)

**Abstract:** In order to ensure the accurate tracking and positioning of vehicles, ultra-wideband technology is applied to solve vehicle tracking and positioning for the first time by combining WKNN and UKF algorithm. According to the monitoring data in a parking lot, WKNN algorithm was used to properly identify the line-of-sight and NLOS errors, and the measured values of large NLOS errors were eliminated; then the UKF algorithm was used to calculate the measured values to obtain the precise position coordinates. Compared with Chan algorithm, the WKNN-UKF positioning algorithm proposed in this paper has higher accuracy and can achieve accurate vehicle positioning in complex scenes.

**Keywords:** vehicle positioning; ultra-wideband technology; NLOS error; WKNN-UKF algorithm

(责任编辑 顾建忠)