·第二十八届中国科协年会学术论文选登·

基于卷积神经网络的数字钥匙超宽带定位系统*

叶周翔[1] 吴昕阳[1] 张强[2] 单宏寅[2] 陈赟[1,3]

（1.复旦大学微电子学院，上海 200433；2.上海银基科技股份有限公司，上海 201210；3.珠海复旦创新研究院光电芯片与智能网联创新中心，珠海 519000）

【摘要】针对智能汽车数字钥匙场景中非视距（NLOS）导致的定位误差问题，通过分析信道冲击响应（CIR）数据集的时域特征差异，基于监督学习的分类模型使用卷积神经网络（CNN）识别NLOS信号，考虑车端硬件资源限制对CNN网络结构进行了优化，经实车验证UWB定位系统的有效性和鲁棒性。试验结果表明：相比未进行NLOS识别处理的定位轨迹，融合深度学习与多模态定位算法的UWB定位系统的准确度明显提高。

主题词：数字钥匙 超宽带技术 卷积神经网络 无线定位

中图分类号：U463.67 **文献标志码：**A **DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20250339

Ultra-Wideband Digital Key Localization System Based on Convolutional Neural Network

Ye Zhouxiang[1], Wu Xinyang[1], Zhang Qiang[2], Shan Hongyin[2], Chen Yun[1,3]

（1. School of Microelectronics, Fudan University, Shanghai 200433; 2. Shanghai Ingeek Technology Co., Ltd., Shanghai 201210; 3. Optoelectronic Chip and Intelligent Network Innovation Center, Zhuhai Fudan Innovation Institute, Zhuhai 519000）

【Abstract】Aiming at the problem of localization error caused by Non-Line-Of-Sight (NLOS) in the digital key scenario of smart cars, a supervised learning-based classification model is constructed by analyzing the time-domain feature differences of the Channel Impact Response (CIR) dataset to identify the NLOS signals using a Convolutional Neural Network (CNN). Moreover the structure of the CNN network is optimized by considering the limitations of the vehicle-side hardware resources, and the effectiveness and robustness of the Ultra-Wideband (UWB) localization system are verified through real vehicle tests. The experimental results show that the accuracy of the UWB localization system incorporating deep learning and multi-modal localization algorithms is significantly improved compared with the localization trajectory without NLOS recognition processing.

Key words: Digital keys, Ultra-wideband technology, Convolutional neural networks (CNN), Wireless localization

【引用格式】叶周翔, 吴昕阳, 张强, 等. 基于卷积神经网络的数字钥匙超宽带定位系统[J]. 汽车技术, 2026(6): 30-37.

YE Z X WU X Y, ZHANG Q, et al. Ultra-Wideband Digital Key Localization System Based on Convolutional Neural Network[J]. Automobile Technology, 2026(6): 30-37.

1 前言

面对车载高精度定位技术的迫切需求，数字钥匙逐步从物理实体向数字化形态迁移，通过智能手机、智能穿戴设备等载体实现车辆解锁、启动及个性化服务配置。基于蓝牙低功耗（Bluetooth Low Energy，BLE）通信技术[1]，蓝牙数字钥匙通过构建移动终端与车载控制系统间低功耗、高可靠的短距离无线通信链路，为车辆智能化交互提供基础技术支撑。

在距离感知与定位过程中，系统主要通过BLE锚点（Anchor Nodes）接收移动设备发射的信号，并基于接收信号强度指示（Received Signal Strength Indicator，RSSI）进行距离估算。RSSI是一种基于射频信号传播特性的强度测量指标，反映设备接收的无线信号功率，系统结合预设的路径损耗模型（如对数距离路径损耗模型），估算终端设备与BLE锚点间的距离，从而实现用

*基金项目：国家自然科学基金资助项目（62274041）。

户接近车辆、靠近车门或位于车内的判断逻辑,具有成本低、功耗小、易于集成等优势。但其物理层特性存在以下固有缺陷:

a. 蓝牙技术常使用开放频谱(2.4 GHz),易受到无线局域网(Wi-Fi)、微波等同频信号的干扰。在地下停车场等复杂电磁环境中,可能引起信道阻塞、数据丢包及信号强度波动,从而导致定位系统的精度下降,误差可达2~5 m[2]。

b. RSSI测距受多径效应影响显著,无线信号在传播过程中遇到障碍物(如墙壁、车辆等)发生反射、衍射或散射的现象,露天场景下金属物体反射导致BLE信号产生路径叠加,使接收端的RSSI值出现偏差,增加误触发率。

c. 由于RSSI测距机制仅基于信号强度而非时间信息,缺乏对信号传播路径和延迟的校验,因此极易受到中继攻击,造成严重安全漏洞[3]。

超宽带(Ultra-Wide Band,UWB)技术因其宽频谱特性和纳秒级脉冲信号,在室内外混合场景中展现出亚米级定位潜力[4],适用于数字钥匙高精度无线定位。但其依赖于飞行时间差[5](Time Difference of Arrival,TDoA)和双边双向测距(Double-Sided Two-Way Ranging,DS-TWR)算法,通过计算电磁波时延实现目标空间坐标解算。Alameda-Pineda等[6]发现在视距(Line-Of-Sight,LOS)条件下,UWB系统测距误差可控制在±5 cm以内,但室内的复杂环境中非视距(None-Line-Of-Sight,NLOS)传播导致的信号衰减与多径效应会使误差骤增至1~3 m[7],严重制约定位系统的可靠性。

在车载UWB定位系统中,定位误差主要分为硬件固有误差与环境干扰误差。其中,硬件固有误差来源于UWB模块的时钟同步偏差、射频信号抖动及电路噪声等硬件局限性,常呈现随机性特征,对整体精度影响相对有限,同时由于硬件工艺改进受限与成本增加,硬件固有误差的优化空间较小;环境干扰误差则主要由外部复杂环境所引发的信号传播异常导致,包括多径效应、障碍物遮挡引起的非视距传播等问题,具有显著的空间相关性。

考虑到神经网络在复杂信号特征提取和非视距传播环境识别中的优越性能,本文基于轻量化卷积神经网络(Convolutional Neural Networks,CNN)构建NLOS信号识别模型,同时搭建了一套多模态决策的UWB高精度定位系统,通过对比未经NLOS处理的定位轨迹,验证该系统的准确性和有效性。

2 车载超宽带系统理论

2.1 超宽带定义

UWB技术是一种基于短时脉冲电磁波进行信息传输的无线通信技术,通过发射纳秒或皮秒级短脉冲信号,在极宽频谱范围内实现低功率传输。根据美国联邦通信委员会(Federal Communications Commission,FCC)规定[8],UWB可定义为:-10 dB相对带宽大于20%或-10 dB带宽大于500 MHz的信号系统。信号频率满足[9]:

$$\frac{2(f_H - f_L)}{f_H + f_L} \geqslant 20 \tag{1}$$

式中:f_H、f_L分别为信号在-10 dB辐射点对应的上限频率和下限频率。

标准规定下,UWB系统可在极低功率密度下运行,实现高速通信和高精度定位。同时,将UWB有效辐射功率谱密度限制在-41.3 dB·m/MHz内,在频谱上表现为"背景噪声级"信号,能够避免同频段窄带无线通信系统的干扰(如蓝牙、Wi-Fi等),从而确保系统在复杂电磁环境下可靠运行。

2.2 车载UWB ToF系统原理

车载UWB ToF定位系统是一种基于飞行时间(Time of Flight,ToF)测距的精密定位装置。该系统由嵌入用户智能移动设备(如智能手机、穿戴设备等)的可移动标签和部署于不同车身位置的多个固定基站组成。

通过测量UWB标签与网络化部署的UWB固定基站间电磁波信号的传输时延,依据光速恒定原理计算标签与各基站间的绝对距离或到达时间差。则信号的飞行时间估计方差σ^2_{ToF}与信号带宽B、信噪比n_{SNR}的关系为[10]:

$$\sigma^2_{ToF} \geqslant \frac{1}{8\pi^2 B \times T_s \times F_c^2 \times n_{SNR}} \tag{2}$$

式中:T_s为信号持续时间,F_c为信号中心频率。

根据定位系统几何求解算法的数据类型差异,车载UWB ToF定位系统主要可分为2类:基于到达时间(Time of Arrival,ToA)的定位系统、基于到达时间差的定位系统。本文采用基于ToA的双边双向测距法(DS-TWR),通过信号往返时间实现空间定位,如图1所示。

由设备A首先发起一次测距操作信号,当设备B接收到测距信号,每隔一段时间向设备A发送测距响应信号,当设备A成功接收设备B的测距响应信号时,记录自初始信号发射时刻至响应信号接收时刻的总时间间隔。基于短时稳定性假设,在亚毫秒级时间尺度内,

设备A与设备B间的相对运动可忽略不计，即准静态信道条件下的设备间距为[11]：

$$D = T_{\mathrm{ToF}} \times c = \frac{1}{2}(T_{\mathrm{round}} - T_{\mathrm{reply}}) \times c \tag{3}$$

式中：T_{ToF}为飞行时间，$c = 3 \times 10^8$ m/s为光速，T_{reply}为固定响应间隔时间，T_{round}为初始信号发送到响应信号接收的总时间间隔。

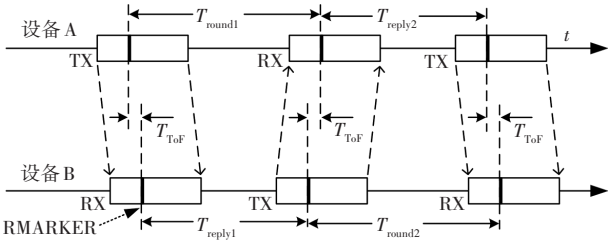
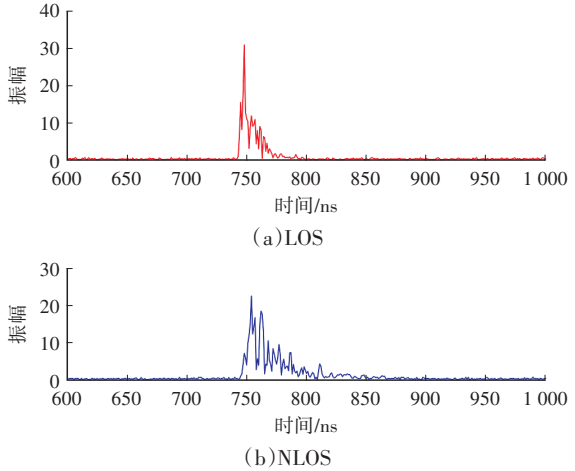


图1　双边双向测距法

3　CNN神经网络识别NLOS信号

卷积神经网络识别NLOS信号时，通过分析信道冲击响应（Channel Impulse Response，CIR）数据集的时域特征差异，构建基于监督学习的分类模型。LOS和NLOS条件下CIR波形结果如图2所示，不同传播场景在信号多径分量分布、主峰幅度衰减等维度存在显著的可区分特征。



（a）LOS

（b）NLOS

图2　典型环境下的CIR数据

本文构建的卷积神经网络采用经特征工程处理的CIR时域特征向量作为输入层，包含8个归一化关键特征参量：前沿点索引（EdgeIdx）、插值后首径位置（TimeOffset）、最强径索引（MaxTapIdx）、最强径能量（MaxTapPower）、首径索引（FpIdx）、首径能量（FpPower）、噪声基底能量（NoisePower）、接收信号总能量（Overall_Rx_Power）。网络输出层通过Sigmoid激活函数生成归一化的NLOS判别概率$p_{\mathrm{NLOS}} \in [0,1]$，表征当前测距过程受NLOS效应影响的置信度水平，当$p_{\mathrm{NLOS}} > 0.7$时认为该信号在NLOS条件下传播。

考虑到车端硬件资源有限，为了尽量减少存储资源和计算资源的消耗，优化后的CNN网络结构如图3所示，各层结构与网络参数如表1所示，NLOS识别网络共41 537个参数。网络包含5种类型的神经网络层：一维卷积层（Conv1D）、一维批量标准化层（BN1D）、线性整流函数层（ReLU）、全连接层（Dense）和Sigmoid激活函数层[12]。其中，一维卷积层利用卷积操作，从输入数据中提取信息；批量标准化层通过归一化各层神经网络的输入分布，解决梯度消失的问题，加快网络训练收敛。

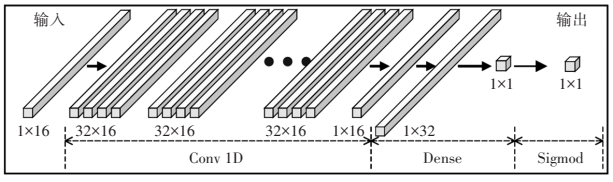


图3　NLOS判别网络结构

表1　NLOS判别网络层间结构与参数

层名称	层类型	滤波器尺寸	输出尺寸
输入	Input_data		1×16
L0	Conv1D+ReLU	(1,3,32)	32×16
L1	Conv1D+BN1D+ReLU	(32,3,32)	32×32
L2	Conv1D+BN1D+ReLU	(32,3,32)	32×32
…	…	…	…
L13	Conv1D+BN1D+ReLU	(32,3,32)	32×32
L14	Conv1D	(32,3,1)	1×16
L15	Dense	(16,32)	1×32
L16	Dense	(32,1)	1×1
L17	Sigmod		1×1
输出	Output_data		1×1

网络训练的数据集使用搭载NXP NCJ29D5车端芯片的平台采集的CIR数据，对原始CIR数据进行NLOS状态的手动标注。筛选标准为：

a. 仅保留拥有高精度全站仪标定目标点真实位置坐标的数据样本。

b. 选择静态条件下，包含接收设备的多种姿态（如旋转、横放、竖放等）数据。

测试样本筛选后，已知目标点真实坐标和5个基站的精确位置坐标，依据几何原理计算出目标点到各基站的真实距离。根据各基站的测距值，计算其与对应真实距离值的绝对偏差。若该值超过预设阈值（0.4 m），则判定该时刻该基站的测距处于NLOS状态，该数据点相应标记为NLOS标签；否则，标记为LOS标签。

完成标注后，完整保存该样的所有实测信息（实测

距离、对应基站坐标、目标点真实坐标及原始CIR数据)。将训练数据集按照49:1随机划分训练集与验证集,即431 704条训练样本和8 472条验证样本。

网络训练设置为:批大小(Batch Size)为5 000,初始学习率(Learning Rate)为1×10^{-4},损失函数选用二元交叉熵(Binary Cross Entropy,BCE)损失函数,优化器使用自适应矩估计(Adaptive Moment Estimation,Adam)优化器。为避免模型陷入局部最优,引入动态学习率衰减策略:监测验证集的均方根误差(Root Mean Squared Error,RMSE),若在连续15个训练周期(Epoch)内均未下降,将当前学习率乘以衰减因子0.7。

为了进一步分析本文方法在NLOS的识别能力与硬件开销性能,对比传统机器学习方法及深度学习方法,不同网络的识别准确率结果如表2所示,硬件资源占用情况如表3所示。

表2　不同网络的识别准确率对比结果　%

方法	准确率
本文	89.10
LinSVM[13]	83.00
RbfSVM[13]	84.00
FCN[13]	87.70
ResNet[13]	88.80
CNN+staked-LSTM[14]	82.10

表3　不同网络的资源开销对比结果

方法	参数量/个	运算资源/$\times10^6\cdot s^{-1}$	存储资源/MB
本文	41 537	0.669	0.319
FCN	264 705	4.242	1.198
ResNet	421 505	6.755	1.984

由表2和表3可知,本文方案对NLOS环境表现出较高的识别能力,准确率达到89.1%,相比于CNN与LSTM相结合的结构提升了约7%,且相对于传统的以支持向量机为基础的算法也拥有近6%的准确率提升。同时,本方案在硬件资源开销方面表现优越,运算资源和存储资源消耗均显著低于其他网络。

4　目标点坐标定位

定位系统流程如图4所示,本文车辆周围部署5个定位基站(Anchor nodes),在定位过程中,车载标签发送的无线信号被各基站接收后,通过信号处理生成CIR数据。随后通过多维特征参数提取,经卷积神经网络进行NLOS识别,输出包含5个元素的浮点数数组NLOS_poss,每个元素对应一个基站的NLOS概率估计值。

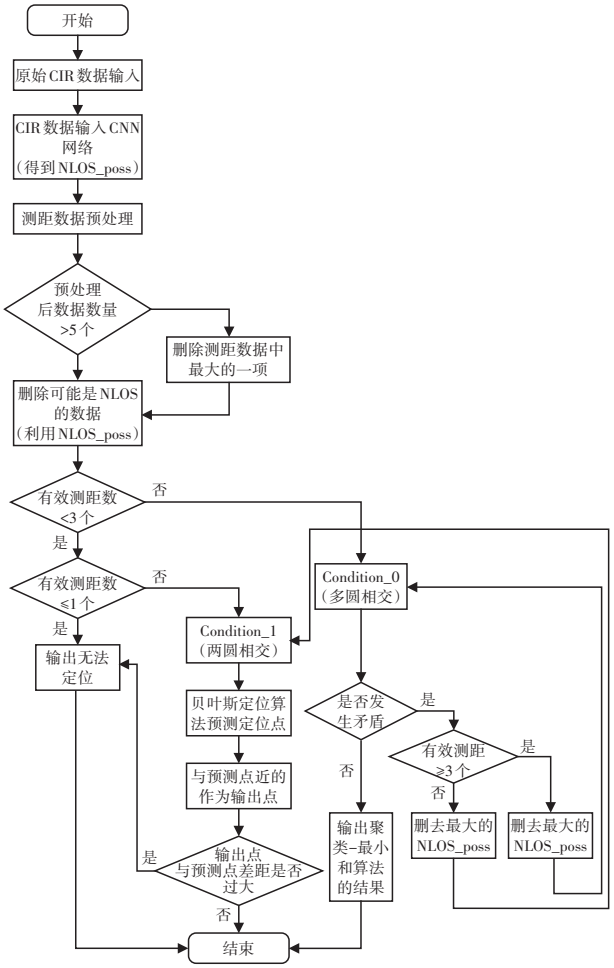


图4　UWB定位系统流程

首先,对原始测距数据进行校验与预处理,按测距值降序排列形成有序数据集。通过将NLOS_poss数组元素与预设概率阈值进行对比,剔除被判定为NLOS传播的测量数据,将筛选的LOS数据输入至后续定位解算模块。

在数据预处理和NLOS数据删除后,算法根据剩余有效测距数据的数量执行不同处理。若有效测距数据数量不超过1个,说明此时无非NLOS测距数据,或仅有1个值得信赖的有效非NLOS测距数据。由于当前可利用有效信息不足,难以精准定位目标点位,故此算法判定并输出定位失效结果。若有效测距数据数量为2个,说明此时为两圆相交,存在2个交点,并进入condition_1过程,如图5所示。

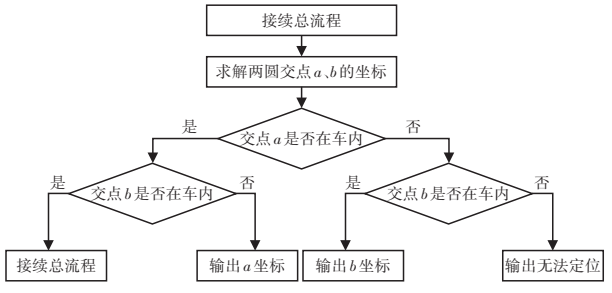


图5　condition_1算法模块流程

在condition_1过程中，根据非NLOS测距数据对应的2个交点中，选择最接近真实目标的交点。具体过程为：

a. 求解圆方程得到2个交点坐标a和b，如果某一交点被判定为车内坐标，则直接输出另一个坐标且算法结束。这是因为UWB定位任务的应用场景仅为车外的UWB标签定位场景，所有目标点不会在车内。

b. 如果a和b均不在车内，对应的基站也不包括中心基站，则进入下一步，并结束整个算法。

当condition_1模块无法判断定位点的准确坐标时，进入下一个贝叶斯预测算法模块。此时系统会读取记录的有效定位点坐标，通过贝叶斯算法预测定位点。选择算法输出更近的点作为输出点，同时判断定位输出点与预测点的距离。若两者距离超过预设阈值，则判定为定位失败；反之，则输出定位点。

如果有效测距数据数量超过2个，此时为3个及以上的圆相交，此时算法进入condition_0过程，其流程图如图6所示。

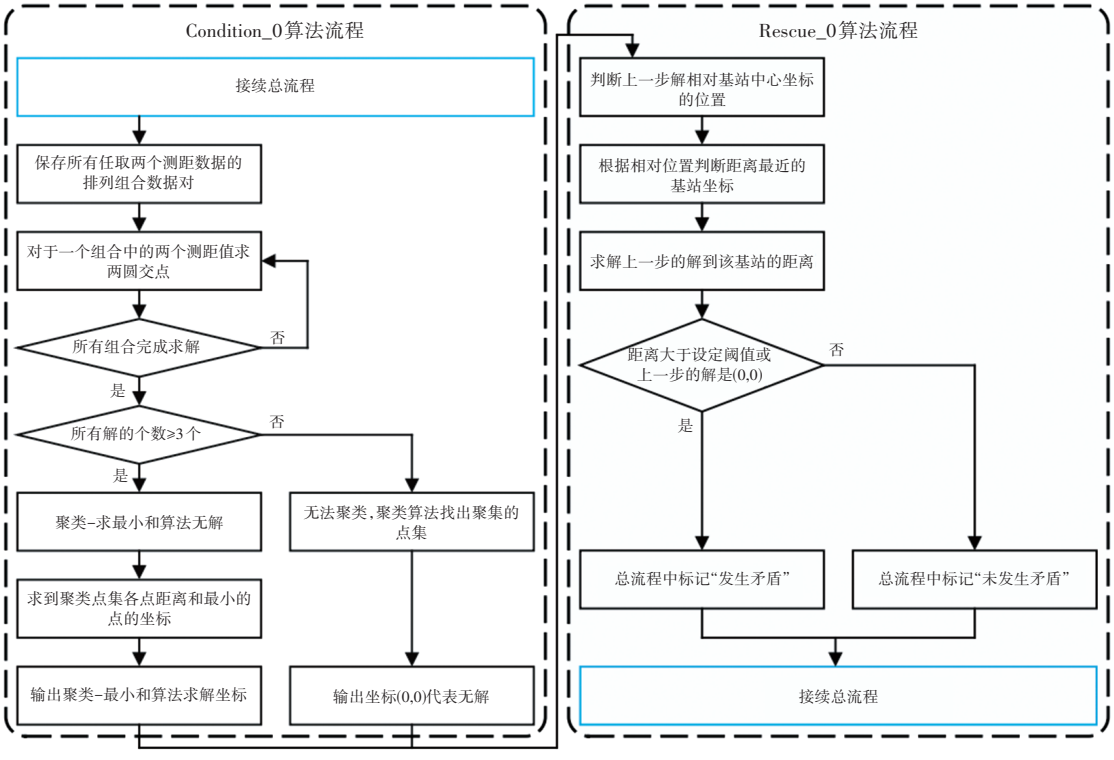


图6　condition_0和rescue_0算法模块流程

由图6可知，在condition_0过程中，主要使用聚类算法目标点坐标进行预测并输出相应结果，同时进入rescue_0过程判断聚类算法的输出是否与已知信息发生矛盾。

在rescue_0过程中，信息矛盾可分为：

a. 如果聚类算法未找到任何聚集点，则认为无有效聚类结果，此时暂将结果坐标设为(0,0)。

b. 以四角基站的横、纵坐标的平均值为中心点，划分4个象限，判断暂定结果点的象限位置，此时暂定结果点与其象限内的角落基站间的距离大于阈值。

如果rescue_0过程判断暂定数据结果和已知信息未发生矛盾，则输出暂定的聚类算法的输出结果，算法结束；否则，删去有效测距数据中对应CNN网络输出的NLOS可能性最大的数据，并根据剩余的有效数据返回相应步骤进行迭代运算。

如果有效测距数据数量等于3个，进入condition_1过程进行进一步的定位计算；如果结果超过3个，再次进入condition_0过程进行定位计算，直到算法结束并输出数据。

5　实车测试

试验车辆内部采用五节点超宽带定位系统，如图7所示，5个UWB定位基站根据射频信号传播特性进行空间优化布设。各基站安装位置遵循以下布设原则：

a. 布设点周边30 cm范围内避免金属构件，以消除电磁屏蔽效应对UWB信号的衰减干扰。

b. 天线辐射方向图需覆盖最大视距区域，水平辐射角度≥270°为最优配置。

主参考节点（A0）固定于车辆中控区几何中心，从属基站（A1~A4）分别布设于车辆四角坐标，构成空间四面

体拓扑结构。这种布站方式通过最大化基4站间空间跨度,有效提升了多径信号鉴别能力与三维定位精度。

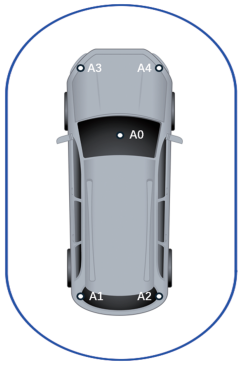
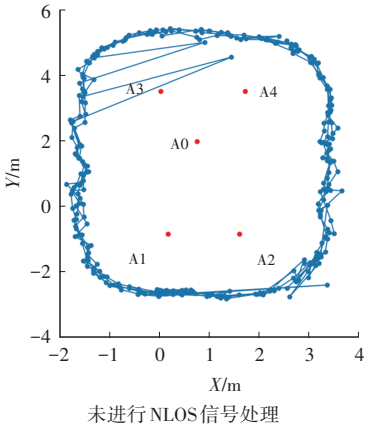


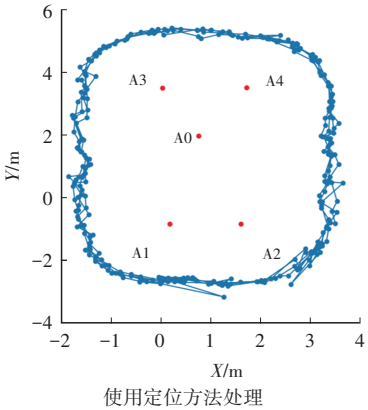
图7　车辆UWB各基站安装位置与绕车运动轨迹

使用2种方式进行动态数据采集:手持智能手机和智能手机放入口袋(出现NLOS的情况增多),手机持续发射UWB测距信号,以恒定步速(1.2~1.5 m/s)沿图7的闭合测试轨迹顺时针绕行车辆3圈,完整获取多圈连续动态观测数据。对比分析NLOS信号处理的系统定位轨迹,如图8所示,其中,A0~A5为安装在车辆的UWB基站锚点。

测试者仍以手持智能手机和将智能手机放入口袋2种方式进行测试,以恒定步速沿图7的闭合测试轨迹逆时针绕行车辆3圈,得到NLOS信号处理的系统定位轨迹结果如图9所示。

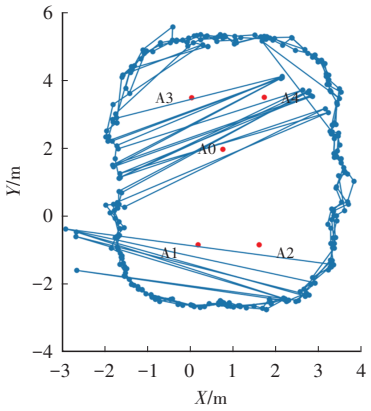


未进行NLOS信号处理

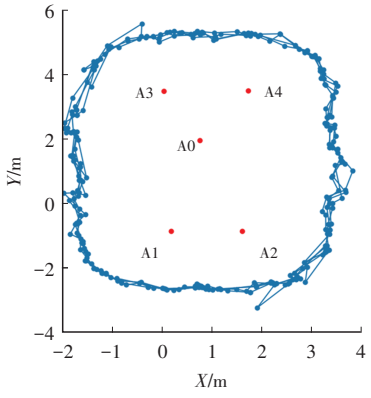


使用定位方法处理

(a)手持智能手机绕车情况



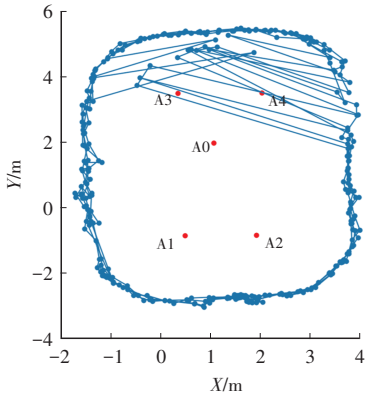
未进行NLOS信号处理



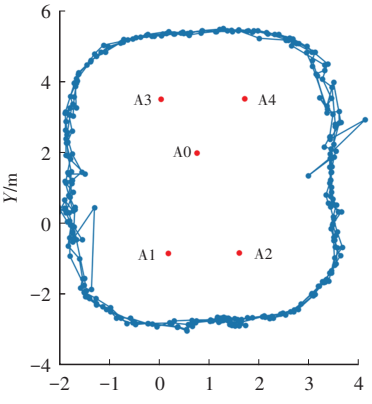
使用定位方法处理

(b)智能手机放入口袋绕车情况

图8　顺时针绕行采集方式轨迹数据

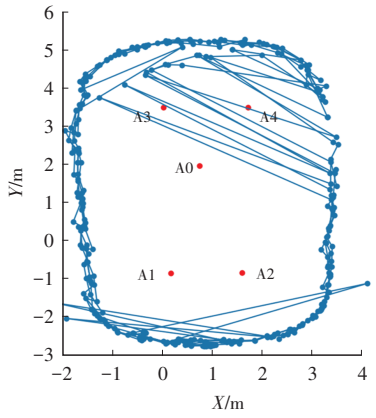


未进行NLOS信号处理

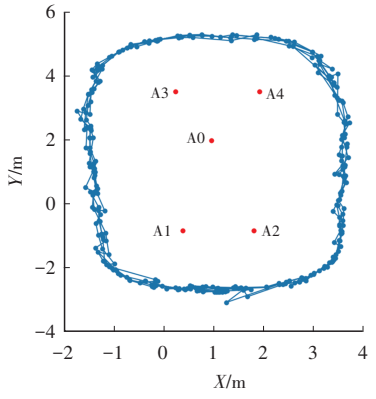


使用定位方法处理

(a)手持智能手机绕车情况



未进行NLOS信号处理



使用定位方法处理

(b)智能手机放入口袋绕车情况

图9　逆时针绕行采集方式轨迹数据

统计不同采集方式按照预设运动轨迹运动的总采样数量和有效定位次数，结果如表4所示。

表4　预设运动轨迹总采样数和有效定位点数量　个

方式	运动轨迹	总采样点数量	有效定位点数量	
			无处理	UWB定位处理
手持手机	顺时针	327	327	326
手机放入口袋	顺时针	324	324	322
手持手机	逆时针	328	328	327
手机放入口袋	逆时针	346	346	336

由表4可知，本文提出的UWB定位算法显著改善了复杂场景下的定位性能。在手持手机场景中，原始数据与处理后的有效定位点数量基本持平，顺时针和逆时针运动情况下均仅相差1个点；在手机放入口袋场景，即NLOS占比增加，处理后的有效定位点数仍保持较高水平，顺时针情况下仅相差2个点，逆时针情况下有效点位数比例超过97%，表明算法通过多径鉴别和误差修正有效抑制了非视距干扰。同时，在试验中以不同方式携带手机并沿不同方向运动时，系统测得的定位轨迹连续完整且与实际运动轨迹一致。该结果验证了系统在动态场景下的鲁棒性。

6　结束语

本文提出一种基于卷积神经网络的UWB定位方法，在特定试验场景下，结合轻量化CNN的NLOS识别与多模态决策的定位框架，显著提升了定位精度与鲁棒性，解决了智能汽车场景中NLOS导致的定位误差问题。

然而，算法的泛化能力仍受限于训练数据的环境覆盖度、硬件依赖性以及算法中的场景先验假设，尚未充分验证在极端复杂环境或差异硬件平台上的普适性，需通过更广泛场景数据微调模型以提升实际部署的适应性。

参　考　文　献

[1] XU Y, YANG X Y, ZHANG J T, et al. Research on Digital Key Positioning Method Based on Bluetooth Low Energy[C]// 2022 China Automation Congress (CAC). Xiamen, China: IEEE, 2022: 2920-2925.

[2] 余强. 基于UWB的车辆数字钥匙定位系统[D]. 西安：西安电子科技大学, 2023.
YU Q. Vehicle Digital Key Positioning System Based on UWB[D]. Xi'an: Xidian University, 2023.

[3] LOUBET G, ALATA E, TAKACS A, et al. A Survey on the Security Challenges of Low-Power Wireless Communication Protocols for Communicating Concrete in Civil Engineerings[J]. Sensors, 2023, 23(4).

[4] ROY S, FOERSTER J R, SOMAYAZULU V S, et al. Ultrawideband Radio Design: The Promise of High-Speed, Short-Range Wireless Connectivity[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(2): 295-311.

[5] 刘照田. 基于超宽带的室内定位关键技术研究[D]. 淮南：安徽理工大学, 2024.
LIU Z T. Research on Key Technologies of Indoor Positioning Based on Ultra Wideband[D]. Huainan: Anhui University of Science and Technology, 2024.

[6] ALAMEDA-PINEDA X, HORAUD R. A Geometric Approach to Sound Source Localization from Time-Delay Estimates[J]. IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2014, 22(6): 1082-1095.

[7] SIDORENKO J, SCHATZ V, SCHERER-NEGENBORN N, et al. DecaWave Ultra-Wideband Warm-up Error Correction[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2020, 57(1): 751-760.

[8] Federal Communications Commission. Revision of Part 15 of the Commission's Rules Regarding Ultra-Wideband Transmission Systems[EB/OL]. (2020-01-01) [2025-08-14]. https://www.fcc.gov/document/revision-part-15-commissions-rules-regarding-ultra-wideband.

[9] 文铠. 基于超宽带的室内定位与定向关键技术研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2020.
WEN K. Research on the Key Techniques of Ultra-Wideband Based Indoor Position and Orientation Estimation[D]. Wuhan: Wuhan University, 2020.
[10] PATWARI N, ASH J N, KYPEROUNTAS S, et al. Locating the Nodes: Cooperative Localization in Wireless Sensor Networks[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(4): 54-69.
[11] NEIRYNCK D, LUK E, MCLAUGHLIN M. An Alternative Double-Sided Two-Way Ranging Method[C]// 2016 13th Workshop on Positioning, Navigation and Communications (WPNC). Bremen, Germany: IEEE, 2016: 1-4.
[12] 钱建. 面向深度传感器的三维物体重建技术的研究和实现[D]. 上海: 复旦大学, 2023.
QIAN J. Research and Implementation of 3D Reconstruction Technology from Depth Sensor[D]. Shanghai: Fudan University, 2023.
[13] STAHLKE M, KRAM S, MUTSCHLER C, et al. NLOS Detection Using UWB Channel Impulse Responses and Convolutional Neural Networks[C]// 2020 International Conference on Localization and GNSS (ICL-GNSS). Tampere, Finland: IEEE, 2020: 1-6.
[14] JIANG C H, SHEN J C, CHEN S, et al. UWB NLOS/LOS Classification Using Deep Learning Method[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(10): 2226-2230.

（责任编辑　瑞　秋）
修改稿收到日期为2026年1月9日。

《汽车技术》征稿启事

《汽车技术》杂志是中国第一汽车集团有限公司主办的国内外公开发行的汽车前瞻与应用技术类月刊，为我国高质量科技期刊分级目录入选期刊、中国科学引文数据库（CSCD）来源期刊、中文核心期刊、中国科技核心期刊、RCCSE中国核心学术期刊（A）、Scopus数据库收录期刊、俄罗斯《文摘杂志》（AJ）收录期刊、日本科学技术振兴机构数据库入选期刊、EBSCO学术数据库收录期刊、欧洲学术出版中心（EuroPub）数据库收录期刊。

《汽车技术》杂志以报道汽车整车及其零部件设计、研究、试验等方面的前瞻与应用技术为主，并兼有理论研究内容，是中国汽车行业核心学术和知识传播与共享的平台。

《汽车技术》将在国家提出的“创新、协调、绿色、开放、共享”发展理念的指引下，把握《节能与新能源汽车技术路线图》和“低碳化、信息化、智能化”的汽车技术主流发展趋势，努力在传统内燃机汽车高效动力系统、轻量化、低阻力领域，新能源汽车和互联智能汽车技术领域，大力吸收优质稿源，为广大科研和工程技术人员服务，为我国汽车工程技术创新能力提升贡献力量。

《汽车技术》欢迎高等院校师生、研发工程技术人员、技术管理人员及相关人员不吝赐稿，反映国家重点扶持项目、自然科学基金项目和其他重点项目等研究成果的稿件将被优先选择刊登。

投稿要求：

1. 文章字数最好控制在6 000~8 000字范围之内；

2. 请按科技论文要求撰写文章摘要，摘要中文字数控制在180字左右；

3. 文章必须附有公开发表的、体现本领域最新研究成果的参考文献，且在文中应标注文献引用处；

4. 文章主要作者应提供其简介，包括出生年、性别、职称、学历、研究方向及技术成果等；

5. 来稿的保密审查工作由作者单位负责，确保署名无争议，文责自负；

6. 请勿一稿多投；

7. 本刊使用网站投稿，请先登陆网站注册成功后投稿，详细投稿要求见本刊网站中“下载中心”栏的“作者指南”，网址：http://qcjs.cbpt.cnki.net。

《汽车技术》编辑部