基于环境自适应动态权重分配算法的单蓝牙数字钥匙无感进入研究

方慧平　付伟龙　雷正潮　李慧　王晶

（陕西汽车集团有限公司技术中心，西安 710299）

【摘要】为解决当前单蓝牙数字钥匙因定位精度与抗干扰性不足，难以实现无感进入的问题，提出环境自适应动态权重分配算法，以提升单蓝牙数字钥匙的定位精度与抗干扰能力，实现全场景稳定无感进入。实车测试表明，搭载优化算法后识别准确率达96%，成本较多蓝牙方案降低约20%，在性能与经济性上均具备优势。

主题词：智能汽车　数字钥匙　单蓝牙　无感进入　神经网络

中图分类号：TN925　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20250648

Research on Keyless Entry of Single-Bluetooth Digital Key Based on Environment-Adaptive Dynamic Weight Allocation Algorithm

Fang Huiping, Fu Weilong, Lei Zhengchao, Li Hui, Wang Jing

（Technology Center of Shaanxi Automobile Group Co., Ltd., Xi'an 710299）

【Abstract】To address the issue that the current single-Bluetooth digital key fails to achieve passive entry due to insufficient positioning accuracy and anti-interference performance, this paper proposes an environment-adaptive dynamic weight allocation algorithm to improve its positioning accuracy and anti-interference capability, thereby realizing stable passive entry in all scenarios. Real-vehicle tests show that with the optimized algorithm, the recognition accuracy reaches 96%, the cost is reduced by approximately 20% compared with most Bluetooth solutions, and it exhibits advantages in both performance and economy.

Key words: Intelligent vehicle, Digital key, Single bluetooth, Seamless vehicle entry, Neural network

【引用格式】方慧平, 付伟龙, 雷正潮, 等. 基于环境自适应动态权重分配算法的单蓝牙数字钥匙无感进入研究[J]. 汽车技术, 2026(5): 56-62.

FANG H P, FU W L, LEI Z C, et al. Research on Keyless Entry of Single-Bluetooth Digital Key Based on Environment-Adaptive Dynamic Weight Allocation Algorithm[J]. Automobile Technology, 2026(5): 56-62.

1　前言

数字钥匙作为连接用户与车辆的关键枢纽，其技术迭代直接影响智能座舱的用户体验与整车智能化水平[1-2]。作为替代传统物理钥匙的创新方案，它通过无线通信技术实现车辆的无感解锁、授权共享等功能[3]。智能手机等设备中普遍集成蓝牙低功耗（Bluetooth Low Energy，BLE）模块[4]，使开发者能够直接基于手机开发各种场景下的数字钥匙。目前，单蓝牙模块因定位精度不足、抗干扰性差[5]，无法支持无感进入；多蓝牙模块虽能实现该功能，却仍有抗干扰短板，需与超宽带（Ultra Wide Band，UWB）、近场通信（Near Field Communication，NFC）等通信技术融合，显著增加了整车成本。

近年来，大量文献对数字钥匙方案进行了研究。刘同涛等[6]提出一种基于证书签名机制的UWB与蓝牙融合的车辆数字钥匙方案。靳赛州等[7]针对蓝牙定位存在的精度欠佳、耗时较长等问题，提出一种基于区域优选的自适应蓝牙指纹定位算法。李久成[8]基于深度学习的方法在解决UWB定位难题方面的优越性，提出切实可行的解决方案。周子涵[9]设计并实现了基于粒子滤波的UWB车外定位算法LOSP-PF和基于图优化的车外定位算法以及将车外定位算法和车内外识别算

通信作者：王晶（1992—），工程师，硕士研究生，主要研究方向为智能网联、智能驾驶，10204547@sxqc.com。

法进行融合的算法融合策略。Revadigar G等[10]研究了一种方法，能够通过对比车端和智能设备的接收信号强度指示（Received Signal Strength Indication，RSSI）相关性，来检测是否存在中继攻击。殷勇等[11]运用加权平均、指数平均移动、多天线融合等方法对数据实施信号处理，再将处理后的结果与标定阈值进行比对，从而实现区域定位。这些方案虽能在一定程度上满足车辆安全认证与精准定位需求，但多模块的硬件配置显著增加了整车制造成本，且复杂的通信协议叠加可能降低系统稳定性。

针对上述挑战，本文提出一种基于环境自适应动态权重分配算法的单蓝牙数字钥匙方案，通过构建全场景动态权重分配机制，自适应动态调整不同场景下基于蓝牙RSSI相对运动状态算法与神经网络分类算法的决策权重占比。在仅使用单一蓝牙模块的前提下，既实现整车硬件成本的有效降低，又确保车辆全场景无感进入功能的稳定可靠。

2　单蓝牙数字钥匙系统架构

单蓝牙数字钥匙系统由手机应用程序（Application，APP）、云控平台、新能源终端（Electronic Vehicle Terminal，EVT）、车身域控制器（Body Domain Controller，BDC）和车辆控制单元（Vehicle Control Unit，VCU）组成，具体框图如图1所示。

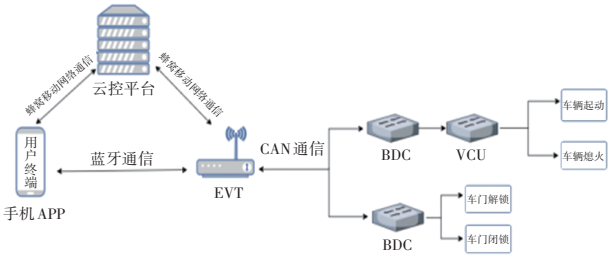


图1　数字钥匙系统

具体执行路径为手机蓝牙模块先与内嵌于EVT设备的单蓝牙模块建立通信，在此过程中采集RSSI值；随后，手机APP基于采集到的RSSI值，通过环境自适应动态权重分配算法进行人车位置估计，完成估计后向EVT设备下发数字钥匙指令，具体如图2所示；EVT设备接收到该指令后，会将其转发至BDC；最后，由BDC和VCU协同控制车辆的起动和熄火，同时由BDC单独控制车门的解锁和闭锁。

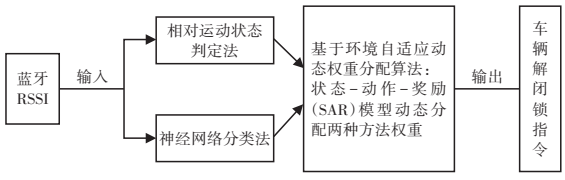


图2　基于环境自适应动态权重分配算法原理

3　基于蓝牙RSSI相对运动状态判定

传统基于固定阈值的蓝牙RSSI判定方法在复杂环境中易受信号衰减、多径效应及遮挡干扰影响，导致目标与终端相对运动状态（靠近、远离、稳定）的误判率较高。为解决这一问题，本章提出一种基于蓝牙RSSI的相对运动状态判定算法。该方法通过实时采集蓝牙RSSI信号，并采用滑动窗口提取其动态特征，用生成的趋势斜率值与动态阈值对比，从而实现对相对运动状态的识别。核心机制包括RSSI信号滤波、滑动窗口特征提取与动态阈值自适应生成，有效提升复杂环境下的判定鲁棒性。

3.1　实时RSSI信号采集与缓存机制

实时且高质量的RSSI信号采集是运动状态判定的基础，本节通过建立低功耗蓝牙模块构建高频采集与高效缓存体系，为后续分析提供连续、完整的原始数据支撑。

缓存策略采用环形队列结构存储采集数据，队列深度设置为500条，对应5 s的历史数据缓冲能力。该设置依据以下考虑：首先，5 s的缓存深度能够覆盖用户正常移动速度下的典型运动距离（假设步行速度1~2 m/s，5 s可移动5~10 m），确保包含完整的运动趋势信息；其次，500条数据的存储量在嵌入式系统中具有良好的内存经济性，不会造成过多的资源占用；最后，基于前期试验验证，5 s的历史数据足以捕捉RSSI信号的动态变化特征，为后续滑动窗口分析提供充足的数据支撑。环形队列的选择基于其内存利用率、数据读写效率高的优势，可在硬件资源有限的条件下实现数据的连续缓存。当队列存满时，新数据自动覆盖最早的历史数据，保证缓存窗口始终反映最新的信号变化趋势，为后续滑动窗口处理提供连续的时间序列数据支撑。

3.2　滑动时间窗口建立

为捕捉RSSI信号的动态趋势，本节设计基于滑动时间窗口的数据分析框架，通过窗口内数据的集中处理实现信号趋势的稳定提取。基础窗口周期设定为3 s，对应单次窗口包含300条数据（3 s×100 Hz）。该参数设置的依据如下：

a. 时间尺度分析。3 s的窗口周期能够有效平衡趋势分析的稳定性与实时性需求。根据人体运动学特征，用户靠近或远离目标的典型反应时间在1~3 s范围内，3 s窗口能够完整捕捉一次完整的运动意图表达。

b. 噪声抑制效果。通过大量试验验证，3 s的时间跨度能够有效平滑蓝牙信号的瞬时噪声和随机波动，提高趋势分析的可靠性。

c. 系统响应性。3 s的处理延迟能够满足车辆解锁等应用场景对实时性的要求，用户不会感受到明显的响应延迟。

滑动步长设置为1 s，即每次窗口更新时保留前2 s的历史数据，仅新增最新1 s的采集数据，形成重叠窗口机制。该设置的合理性在于：

a. 数据连续性。1 s的滑动步长确保相邻窗口之间有2/3的数据重叠，保证趋势分析的连续性，避免因窗口跳变导致趋势误判。

b. 计算效率。相比无重叠窗口，重叠设计虽然增加了一定的计算量，但显著提高了判定精度，在嵌入式系统的计算能力范围内是可接受的。

c. 实时性能。1 s的更新间隔能够及时反映最新的运动状态变化，满足动态环境下的实时监测需求。

重叠窗口设计的优势在于减少数据丢失，使相邻窗口的趋势分析具有连续性，避免因窗口跳变导致趋势误判。

3.3 数据预处理与特征增强

原始RSSI信号易受多径效应、环境遮挡、设备晃动等因素影响，存在高频噪声与异常跳变，需通过预处理提升信号质量。

噪声抑制采用Savitzky-Golay滤波器对窗口内数据进行平滑处理。该滤波器通过在滑动窗口内对数据进行多项式拟合，可在抑制高频噪声的同时保留信号的低频趋势特征，其核心参数设置为：窗口宽度7点（覆盖0.07 s数据），多项式阶数2。窗口宽度7点的选择依据如下：

a. 噪声特性分析。蓝牙RSSI信号中的高频噪声主要集中在微秒级时间尺度，7点窗口（0.07 s）能够有效滤除这些高频噪声成分。

b. 趋势保留能力。通过频域分析和试验验证，7点窗口既能有效去噪，又不会过度平滑导致RSSI信号的趋势特征丢失。

c. 计算复杂度。7点窗口的多项式拟合计算量适中，窗口大小通常取奇数，因此可以确保有一个中心点（即当前被平滑的数据点），适合在嵌入式系统中实时运行。

二阶多项式拟合的选择基于RSSI信号在靠近/远离过程中呈现的轻微非线性特征，能够更好地适应实际环境中信号变化规律。

异常值剔除采用基于邻域差值的检测方法，具体步骤为：计算每个数据点与前、后相邻点的RSSI差值绝对值；若任一差值大于30 dBm（该阈值基于大量试验统计确定，对应蓝牙信号在遮挡/无遮挡切换时的典型跳变幅度），则判定为异常值；对异常值采用前后相邻有效值的线性插值法进行替换，公式为：

$$R_{ol}=\frac{R_{pre}+R_{post}}{2}+\frac{(t_{ol}-t_{pre})\times(R_{post}-R_{pre})}{t_{post}-t_{pre}} \quad (1)$$

式中：t_{pre}、t_{post}分别为每个数据点前后相邻时间，t_{ol}为蓝牙信号在遮挡/无遮挡切换时的典型跳变幅度时刻，R_{pre}和R_{post}分别为每个数据点前后相邻的RSSI值。

线性插值可保证数据序列的连续性，避免异常值对后续趋势分析的干扰。

3.4 RSSI趋势斜率计算

RSSI趋势斜率是判定相对运动状态的核心特征，其大小与符号直接反映目标的靠近/远离趋势。

数学建模方面，对预处理后的窗口数据$\{(t_i,R_i)|i=1,2,...,300\}$进行一元线性回归拟合，构建模型：

$$R=k+b+\varepsilon,\quad \varepsilon\sim N(0,\sigma^2) \quad (2)$$

式中：t_i为预处理后窗口数据的第i个时间点；R_i为第i个时间点的RSSI值；k为斜率，表征RSSI随时间的变化速率；b为截距；ε为随机误差项（服从均值为0、方差为σ^2的正态分布$N(0,\sigma^2)$。

$k>0$表示RSSI随时间增大（信号增强，目标远离），$k<0$表示RSSI随时间减小（信号减弱，目标靠近），$|k|$越大则运动趋势越显著。

斜率k通过最小二乘法计算：

$$k=\frac{n\sum t_i\cdot R_i-\sum t_i\sum R_i}{n\sum t_i^{\,2}-(\sum t_i)^2} \quad (3)$$

$$b=\frac{\sum R_i-k\sum t_i}{n} \quad (4)$$

式中：n为数据样本数量。

为提升实时性，采用递推最小二乘法实现窗口滑动后的增量更新：当窗口滑动时，仅需基于新增1 s数据与剔除的1 s数据更新斜率k，避免对整个窗口数据的重复计算，使计算复杂度降低，满足100 Hz实时处理需求。

3.5 滑动窗口迭代更新

窗口迭代更新遵循“增量替换”原则：每次更新时，从环形队列中剔除最早1 s的300条数据，同时加入最新1 s采集的300条数据，形成新的3 s窗口。更新过程中，同步执行数据预处理、斜率计算与阈值更新，确保每个窗口的分析结果均基于最新数据。整个更新过程的时间延迟小于等于1 s，满足车辆解锁等场景对实时性的要求（用户从靠近到期望解锁的响应时间通常小于2 s）。

4 基于蓝牙RSSI神经网络分类方法

基于蓝牙RSSI神经网络分类的原理是通过多层神经元（输入层、隐藏层、输出层）对输入数据进行非线性

变换,逐步提取高阶特征。在前向传播中,数据经过加权求和及激活函数处理,最终由输出层生成类别概率;然后通过损失函数计算预测误差,并利用反向传播和梯度下降优化网络参数(权重和偏置),使模型能够最小化预测错误,从而实现对输入数据的准确分类。

在数字钥匙应用中,车外位置通常分为感应区、迎宾区、解锁区,通过定位移动端数字钥匙并判断其所属区域,即可控制车辆动作。基于这一策略,可考虑利用蓝牙信号RSSI值对数字钥匙进行区域分类以直接控制车辆;而神经网络作为热门学习算法,因易于实现、泛化能力和非线性拟合能力强,广泛应用于分类问题。应用神经网络的车辆数字钥匙方法如图3所示。

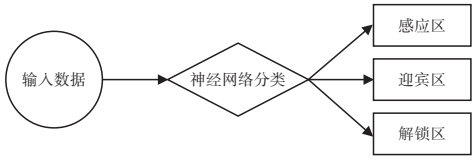


图3　应用神经网络的车辆数字钥匙方法

4.1　特征提取方法

经过数据处理和混合滤波后的数据已经可以作为神经网络学习分类的输入值,但在实际应用中这些数据可以体现更多的行为,比如在靠近和远离过程中RSSI值在同一位置的数值并不相同,而数据的变化率可以体现这种靠近或者远离趋势,数据在一段时间内的均值不仅能体现位置特征,还可以抑制因为多径效应和信号干扰产生的信号误差,因此对数据进行特征提取,与原始数据一起进入神经网络进行分类是提升准确率和泛用性的有效方法。

以时间为窗口的数据均值为:

$$\overline{R} = \frac{\sum_{i=1}^{n} R_i}{n} \tag{5}$$

式中:$\overline{R}$为求取出的均值,是经过数据预处理滤波后的RSSI值数据,通过均值反映在窗口时间内的位置信息,为特征之一。

以时间为窗口的线性拟合,并求取斜率。线性拟合的目的是将一段时间的RSSI值变化趋势以拟合斜率的形式表现出来,具体步骤如下:

确定线性方程:

$$y = mx + b \tag{6}$$

以最小二乘法寻求最优解,目标是最小化所有数据点到拟合直线的距离平方和:

$$S = \sum_{i=1}^{n} e_i^2 = \sum_{i=1}^{n} (y_i - (mx_i + b))^2 \tag{7}$$

式中:e_i为所有数据点到拟合有线的距离差。

求解如下:

$$m = \frac{n\sum(x_i y_i) - \sum x_i \sum y_i}{n\sum(x_i^2) - (\sum x_i)^2}$$
$$b = \frac{\sum y_i - m\sum x_i}{n} \tag{8}$$

式中:y_i为第i次测量的$RSSI$值,x为测量次数,m为需要求取的拟合变化斜率。

求取出的m表征了数字钥匙的动作特征,如靠近或远离,并且蓝牙信号具有距离越近变化越快的特点,其本身也可以表征一部分距离特征,因此将斜率特征作为提取特征输入神经网络。

4.2　神经网络整体结构

将预处理后数据、数据特征提取、环境参数作为神经网络参数,如表1所示。神经网络拓扑图如图4所示。

表1　神经网络输入参数

神经网络输入参数	说明
$RSSI_t$	处理后的RSSI值
$\overline{RSSI}$	时间窗口为0.5 s的RSSI值均值
$RSSI'$	时间窗口为0.5 s的RSSI值线性拟合斜率
Θ	环境参数(环境,温度)

将表1所示数据输入图4所示神经网络,通过两层隐含层学习非线性关系最终实现分类输出,分类输出以数据(-1,0,1)形式表示智能钥匙使用中划分的功能区(0~3 m,3~8 m,8~15 m)。

5　基于环境自适应动态权重分配算法

基于蓝牙RSSI的相对运动状态判定方法,通过动态趋势分析,在复杂环境中实现了对“靠近/远离/稳定”状态的快速响应(响应延迟≤1 s),尤其适用于动态场景下的实时决策;而基于蓝牙RSSI神经网络分类方法,则通过精细化数据预处理与多特征学习,在静态场景中实现了厘米级测距精度(误差<0.5 m)。两者各具优势并存在场景适应性的互补性。

为实现全场景下识别准确率的提升,本章构建了动态权重分配状态动作奖励(State Action Reward,SAR)模型,将两种方法的输出结果进行自适应融合:通过权重系数动态调整两者的贡献占比,在保证动态场景响应速度的同时,提升静态场景的测距精度,最终形成“运动状态-距离分类”的协同决策体系。

SAR模型通过“状态感知→动作执行→奖励反馈→迭代优化”的闭环实现两种定位方法权重的动态分配,w_1代表基于蓝牙RSSI相对运动状态判定算法的权重,

w_2代表基于蓝牙RSSI神经网络分类算法的权重，具体运行逻辑与权重分配方式如下。

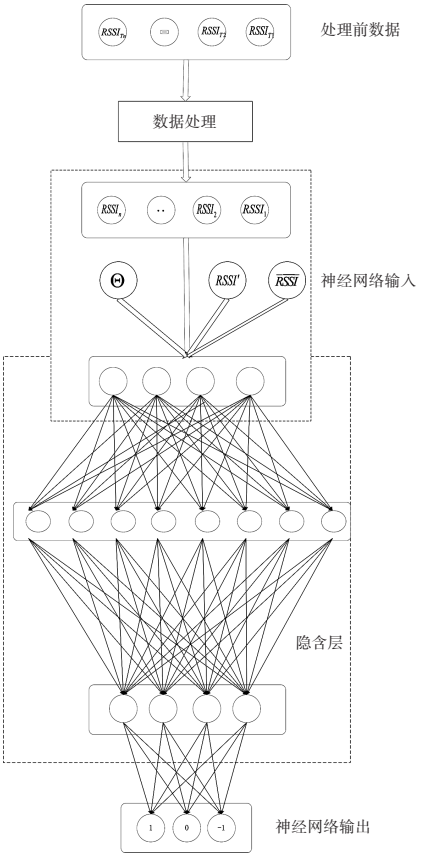


图4　神经网络拓扑结构

5.1　状态感知流程

状态感知：为权重分配提供决策依据。状态空间$S=\{k,e_{NN},T,N\}$实时采集以下4类关键信息，作为权重调整的输入：

a. 斜率值k：反映数字钥匙与车辆的相对运动趋势（如k>0.8 dBm/s为远离），运动状态下需优先保证斜率法的快速响应，因此倾向于提高w_1。

b. 神经网络误差e_{NN}：若误差较小（如小于0.3 m），说明神经网络适配当前环境，倾向于提高w_2。

c. 环境温度T：温度剧烈变化（$T>40$ ℃）会加剧RSSI信号波动，此时需降低对神经网络的依赖（当驾驶室内温度过高时影响电子器件性能，从而会导致RSSI值产生更剧烈的波动），倾向于提高w_1。

d. 累计数据量N：N越大，神经网络训练越充分（如$N\geqslant 2\,000$），则倾向于提高w_2。

5.2　动作执行流程

动作执行：权重调整的具体操作为动作空间$A=\{\Delta w_2=-0.05+0.05\}$定义了权重调整的幅度，直接决定$w_1$和$w_2$的分配：

a. 若选择$\Delta w_2=+0.05$，神经网络法权重w_2增加0.05，斜率法权重$w_1=1-w_2$相应减少0.05（适用于神经网络表现优异的场景）。

b. 若选择$\Delta w_2=-0.05$，w_2减少0.05，w_1增加0.05（适用于神经网络误差大或环境突变的场景）。

c. 若选择$\Delta w_2=0$，权重保持不变（适用于当前权重已适配场景的情况）。

5.3　奖励反馈流程

SAR模型通过奖励函数对权重调整动作的执行效果进行量化评价，以正负奖励引导模型迭代优化权重分配策略，向解闭锁性能最优的方向收敛。奖励函数的定义：

$$Q=\alpha\cdot P+\beta\cdot(1-|e_{\text{fusion}}-e_{\text{real}}|)-\gamma\cdot|\Delta w_2| \quad (9)$$

式中：Q为单次权重调整动作的奖励值，奖励值越高，代表该动作对提升解闭锁性能的正向作用越强，模型会强化该策略的选择概率，奖励值为负时，代表该动作产生负面效果，模型会降低该动作的选择概率；P为解闭锁成功率，布尔型变量，权重调整后解闭锁成功时P=1，解闭锁失败时P=0；e_{fusion}为权重融合后的测距输出值；e_{real}为数字钥匙与车辆的真实距离；$|e_{\text{fusion}}-e_{\text{real}}|$为融合测距的绝对误差；$\alpha$、$\beta$、$\gamma$为各分项的权重系数，均为常数，用于平衡不同优化目标的优先级，本模型中取值分别为$\alpha=0.6$、$\beta=0.3$、$\gamma=0.1$。

5.4　状态感知流程

权重分配的分阶段执行分为三个阶段：

a. 初始适应期（无历史数据）。固定w_1=0.9、w_2=0.1，此时SAR模型暂不启动，优先保证斜率法的快速响应。

b. 过渡学习期（N<1 000）。随N增加，w_2按Sigmoid曲线增长，函数如下：

$$w_2(N)=\frac{1}{1+e^{-0.02(N-500)}} \quad (10)$$

SAR模型开始参与，每10次解闭锁循环根据状态微调w_2（幅度±0.05）。

c. 稳定应用期（$N\geqslant$1 000）。SAR模型完全启动，算法每50个数据更新一次策略网络：实时采集状态$S=\{k,e_{NN},T,N\}$；根据当前策略选择动作Δw_2（−0.05、0或+0.05），更新$w_1=1-w_2$；计算奖励Q，反馈给策略网络，优化下次动作选择；若检测到环境突变（如RSSI标准差>15 dBm），将w_1提升至0.7，待环境稳定后恢复SAR模型动态调整。

SAR模型通过状态感知捕捉环境与模型状态，利用动作空间实现权重的精细化调整，最后用奖励函数强化有效策略，实现在不同阶段动态分配w_1和w_2，确保数字钥匙在复杂环境下的高效解闭锁。

6 成果展示及可行性验证

为验证基于环境自适应动态权重分配算法的单蓝牙数字钥匙方案的实际性能，本次试验以实车场景为基准，设计多维度测试方案。试验通过模拟用户不同运动状态与环境干扰等场景，实时采集蓝牙RSSI信号数据，结合基于RSSI的相对运动状态判定算法与神经网络分类算法，分析两种方法在动态与静态场景下的表现差异，并通过环境自适应动态权重分配机制实现结果融合。

6.1 用户甩臂远离车辆场景

如图5所示，用户背对车辆从解锁区逐步远离，属于动态场景，且初始数据积累量较少（首次试验，$N<10$）。趋势判断方法表现由红色斜率线表示，灰色框部分为判断后执行区间，根据本文第3节，该方法通过3 s滑动窗口（300条数据）提取RSSI趋势，经Savitzky-Golay滤波（7点窗口、2阶多项式）平滑遮挡导致的信号波动后，RSSI随远离呈稳定上升趋势（从−85 dBm升至−70 dBm），趋势斜率$k \approx 2.60$ dBm/s，显著高于动态正阈值，持续判定为“远离”状态，响应延迟≤1 s，符合“动态场景快速响应”设计目标。神经网络分类方法表现则根据本文第4节，神经网络依赖RSSI均值（−77.5 dBm）和斜率特征分类，但因首次试验数据量不足（$N<10$），模型未充分学习遮挡场景特征，区域分类误差略高（>0.5 m），且因动态性强，输出滞后于实际运动趋势。

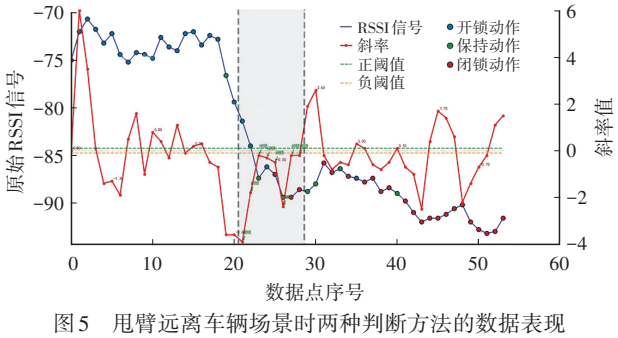


图5 甩臂远离车辆场景时两种判断方法的数据表现

6.2 用户甩臂靠近车辆场景

依据本文第5节，初始适应期（$N<10$）无历史数据时，优先依赖趋势判断的快速响应能力；且环境存在遮挡导致RSSI标准差>15 dBm（环境突变），需临时提升w_1至0.7以保证“远离-闭锁”动作的可靠性，神经网络仅辅助验证，此时权重分配为7∶3（$w_1 = 0.7, w_2 = 0.3$），故以此权重融合。

如图6所示，用户手持手机甩臂靠近（肢体运动导致RSSI高频波动），共2次重复试验，属于动态干扰场景，数据积累量处于过渡学习期（$10 \leq N < 500$）。趋势判断方法表现根据本文第3.3节，异常值剔除采用邻域差值法（阈值30 dBm），可有效过滤甩臂导致的瞬时跳变；3 s滑动窗口（滑动步长1 s）保留前2 s历史数据，使趋势分析连续。图中RSSI虽存在±3 dBm波动，但整体呈下降趋势（从−65 dBm降至−85 dBm），趋势斜率$k \approx -1.10$ dBm/s，低于动态负阈值，两次试验均稳定判定为“靠近”，响应延迟<1 s，抗干扰能力符合设计。神经网络预测方法表现根据本文第4节，神经网络输入含窗口均值和斜率特征，经两层感知机学习后，可识别“靠近-解锁区”趋势，但因波动特征复杂，首次试验分类准确率为85%，第二次因数据积累提升至90%，仍略低于趋势判断。此时权重分配为5∶5（$w_1 = 0.5, w_2 = 0.5$）。依据本文第5节过渡学习期机制，累计解闭锁循环≥10次后，w_2按Sigmoid曲线增长。此时动态干扰仍需趋势判断保证响应（$w_1 = 0.5$），而神经网络因数据积累逐步提升精度（$w_2 = 0.5$），平衡动态响应与分类准确性。

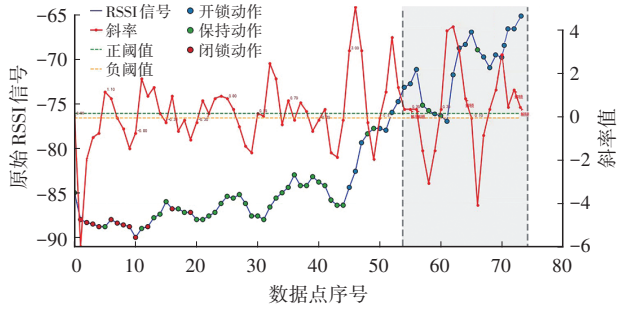


图6 甩臂靠近车辆场景时两种判断方法的数据表现

6.3 用户稳定靠近车辆场景

如图7所示，用户匀速靠近车辆，数据积累量处于过渡学习期后期（$N \approx 500$）。趋势判断方法表现根据本文第3.4节指出，匀速运动下RSSI呈线性变化，最小二乘法计算的斜率$k = -2.20$ dBm/s，通过递推最小二乘法实现增量更新（计算复杂度降至O(1)），实时性满足100 Hz处理需求，持续判定“靠近”，响应延迟<0.5 s。神经网络预测方法表现根据本文第4节，神经网络输入含线性拟合斜率（$k = -2.20$ dBm/s）和窗口均值（−75 dBm），经交叉熵损失函数优化后，输出“解锁区”分类（误差<0.3 m），精度达到厘米级，与实际位置匹配度高。此时权重分配可达5∶5（$w_1 = 0.5, w_2 = 0.5$）。依据本文第5节，N=500为半饱和数据量，w_1与w_2均衡。匀速场景中，趋势判断的实时性与神经网络的高精度形成互补，融合后既保证“靠近-解锁”动作及时，又确保解锁区判定准确。

6.4 用户稳定远离车辆场景

如图8所示，用户以匀速远离，试验累计数据量N=800（过渡学习期向稳定应用期过渡）。本次趋势判断方法表现如图，RSSI均呈线性上升趋势（从−85 dBm升至−65 dBm），3 s滑动窗口提取的斜率$k = 0.70$ dBm/s，均

高于正阈值，递推更新机制使两次判定一致性达100%，响应延迟稳定在0.8 s。神经网络预测方法表现因数据量增加，模型通过梯度下降优化权重（学习率调整至0.01），分类误差降至<0.4 s，输出“远离解锁区”结果，与实际一致。接近稳定应用期，w_2按Sigmoid曲线增长至0.7，神经网络精度主导分类，趋势判断辅助验证，本次权重分配为3∶7。

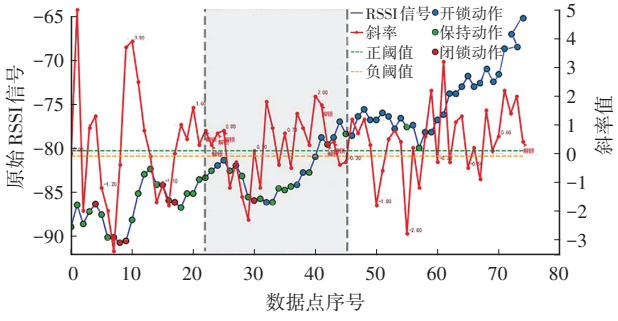


图7　稳定靠近车辆场景时两种判断方法的数据表现

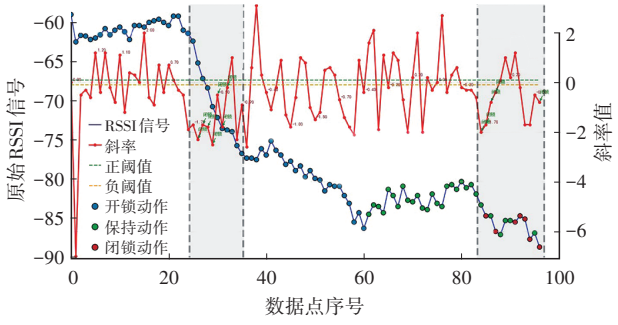


图8　稳定远离车辆场景时两种判断方法的数据表现

综上，根据第5节提出的基于环境自适应动态权重分配算法能够有效实现不同场景的权重分配，最终实现全场景下识别准确率提升。

7　结束语

本文提出了一种基于环境自适应动态权重分配算法的单蓝牙数字钥匙，通过实车数据仿真验证了该方法可以有效提高多种场景下的识别准确率。后续将围绕方案的深入优化、场景拓展、实际落地及安全性强化等方向展开进一步研究。

参　考　文　献

[1] 张璋, 宋继伟. 数字钥匙系统及标准化研究[J]. 信息技术与标准化, 2022(11): 53-55+60.
ZHANG Z, SONG J W. Research on Digital Key System and Standardization[J]. Information Technology and Standardization, 2022(11): 53-55+60.

[2] 姚俊. 数字车钥匙的设计与安全性研究[J]. 汽车电器, 2019(6): 4-8.
YAO J. Design and Safety Research of Digital Vehicle Key[J]. Auto Electric Parts, 2019(6): 4-8.

[3] 顾欣, 胡津铭, 陆臻. 汽车数字钥匙安全技术研究[J]. 中国标准化, 2023(7): 61-64.
GU X, HU J M, LU Z. Research on Automotive Digital Key Security Technology[J]. China Standardization, 2023(7): 61-64.

[4] 李芳, 徐光明, 刘成, 等. 蓝牙连接模式对室内定位性能的影响[J]. 电子技术应用, 2021, 47(7): 125-129.
LI F, XU G M, LIU C, et al. Influence of Bluetooth Connection Mode on Indoor Positioning Performance[J]. Application of Electronic Technique, 2021, 47(7): 125-129.

[5] 王乐, 刘万青, 黄观文, 等. RSSI测距在蓝牙室内定位抗差算法中的应用[J]. 导航定位与授时, 2019, 6(3): 82-87.
WANG L, LIU W Q, HUANG G W, et al. Application of RSSI Ranging in Robust Algorithm for Bluetooth Indoor Positioning[J]. Navigation, Positioning and Timing, 2019, 6(3): 82-87.

[6] 刘同涛, 王健. 一种UWB+BLE车辆数字钥匙方案[J]. 电子设计工程, 2024, 32(18): 12-17+22.
LIU T T, WANG J. A UWB+BLE Digital Vehicle Key Scheme[J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32(18): 12-17+22.

[7] 靳赛州, 陈国良, 张超, 等. 一种基于区域优选的自适应蓝牙指纹定位算法[J]. 测绘科学, 2020, 45(8): 51-56.
JIN S Z, CHEN G L, ZHANG C, et al. An Adaptive Bluetooth Fingerprint Positioning Algorithm Based on Region Optimization[J]. Science of Surveying and Mapping, 2020, 45(8): 51-56.

[8] 李久成. 基于深度学习的车辆数字钥匙UWB定位技术研究[D]. 长春: 吉林大学, 2024.
LI J C. Research on UWB Positioning Technology of Vehicle Digital Key Based on Deep Learning[D]. Changchun: Jilin University, 2024.

[9] 周子涵. 基于UWB的智能汽车数字钥匙定位算法的设计与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2024.
ZHOU Z H. Design and Implementation of Digital Key Positioning Algorithm for Intelligent Vehicle Based on UWB[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2024.

[10] REVADIGAR G, JAVALI C, JHA S. Proxicar: Proximity-Based Secure Digital Key Solution for Cars[C]// Bengaluru, India: 2020 International Conference on Communication Systems & Networks (COMSNETS), 2020: 282-289.

[11] 殷勇, 刘晓杰. 汽车蓝牙钥匙的定位算法优化设计[J]. 科技与创新, 2024(17): 28-32.
YIN Y, LIU X J. Optimal Design of Positioning Algorithm for Automotive Bluetooth Key[J]. Technology and Innovation, 2024(17): 28-32.

（责任编辑　王　一）

修改稿收到日期为2025年10月17日。