光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2024060701

基于 RSSI 的密集目标室内协同定位改进算法

贺军义，刘子怡，张　敏*，吕梦强，彭威硕

（河南理工大学 计算机科学与技术学院，河南 焦作 454000）

摘　要： 针对室内环境下，辅助定位目标真实位置未知及部分定位目标因定位模块失效引起惯性导航系统累积误差较大的问题，提出一种基于接收信号强度指示（RSSI）的密集目标室内协同定位方法。通过改进的交互多模型卡尔曼滤波（IMM-EKF）算法，将辅助目标位置作为未知参数扩维到每个模型的状态向量中，有效降低了辅助定位目标位置误差对定位精度的影响，避免了定位模块失效后惯导系统的累积误差。仿真实验表明，该方法在 x 方向和 y 方向的定位误差标准差较传统 IMM-EKF 的协同定位方法分别降低了 32.19％和 23.45％，提高了室内目标的定位精度，并在定位模块失效的情况下，定位目标仍可保持较高的定位效果。

关键词： 协同定位；RSSI；交互多模型；扩展卡尔曼滤波

中图分类号： TP391　**文章编号：** 1001－5868(2024)06－0998－09

Improved Received Signal Strength Indication-based Collaborative Indoor Localization Algorithm for Dense Targets

HE Junyi, LIU Ziyi, ZHANG Min, LYU Mengqiang, PENG Weishuo

(College of Computer Science and Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454002, CHN)

Abstract: An indoor cooperative localization method for high-density targets based on received signal strength indication (RSSI) is proposed for the indoor environment problem. In indoor environments, the true positions of the assisted localization targets are unknown and the cumulative error of the inertial navigation system becomes large when the localization module of some targets fail. Using the improved interactive multimodel extended Kalman filter (IMM-EKF) algorithm, the auxiliary target position was integrated as an unknown parameter into the state vector of each model. This integration effectively mitigates the effect of the auxiliary target position error on the positioning accuracy and prevents the accumulated error of the inertial navigation system after module failure. Simulation experiments demonstrated that the standard deviation of the positioning error in the X- and Y-directions was reduced by 32.19％ and 23.45％, respectively, compared with that of the traditional IMM-EKF cooperative positioning method, thereby improving the positioning accuracy of indoor targets while maintaining a high positioning effect of the localized targets in the case of positioning module failure.

Key words: cooperative positioning; RSSI; interactive multimodel; extended Kalman filter

收稿日期：2024－06－07.

基金项目：国家自然科学基金项目(61872126,61772159)；河南省科技攻关项目(242102210185)；河南省高校重点研究基金项目(20A520015)；河南理工大学博士基金资助项目(60907023).

* **通信作者：**张　敏

0　引言

目前，室内密集目标协同定位是室内定位领域中的研究热点[1]。在室内定位中，若仅使用依赖自身信息的定位模块对目标进行定位，如惯导系统(Inertial Navigation System，INS)或行人航迹推算(Pedestrian Dead Reckoning，PDR)等，易受到累积误差的影响导致定位精度较低[2]。抑制累积误差的常见做法是添加依赖外界信息的定位模块，并利用数据融合算法形成组合定位系统。如文献[3]中，通过使用扩展卡尔曼滤波器融合 PDR 模块和 WIFI 模块，利用接收信号强度指示(Received Signal Strength Indication，RSSI)来获取距离信息，但该无线模块易受到非视距等因素影响而失效，导致定位系统只能依赖 PDR 模块定位。在文献[4]中，利用交互多模型无迹卡尔曼滤波融合全球定位系统(Global Positioning System，GPS)和 INS 模块的数据信息，但室内一般无 GPS 信号，导致定位系统仅依赖 INS 模块定位。在文献[5]中，利用卡尔曼滤波融合多天线全球卫星导航系统(Global Navigation Satellite System，GNSS)模块和 INS 模块的数据信息，但室内一般无 GNSS 信号。在文献[6]中，利用卡尔曼滤波融合单目视觉模块和 INS 模块的数据信息，但单目视觉模块受地标图像数量影响较大，在复杂室内环境中易长时间捕捉不到地标图像，导致单目视觉模块失效。在文献[7]中，使用联邦滤波融合立体相机模块、惯性测量单元模块(Inertial Measurement Unit，IMU)和里程计模块的数据信息，但立体相机模块易受贫纹理环境影响而失效。因此，常见组合定位系统在复杂室内环境中容易退化为由依赖自身信息定位模块组成的定位系统。

在室内密集目标场景中建立后台服务器集群[8]，以支撑并处理大量目标产生的大规模定位数据。因定位目标均需要与服务器通信，假设此室内场景中所有目标均含有通信模块。复杂的室内环境易导致定位目标 l 进入室内某一区域时失去外界辅助目标，此时目标 l 可联合周边辅助目标 $i(i=1,2,3,\cdots)$ 进行协同定位。依据文献[9]，需要获取目标 l 和辅助目标 i 之间的距离测量值，以实现协同定位。蓝牙模块具有成本低、连接快等特点[10]，因此假设目标均含有蓝牙模块。通过增加蓝牙模块的发射信号功率来增加有效测距的方式会导致协同定位续航较短，对此本文仅当目标侦测到依赖外界信息的定位模块失效时，才由服务器通知在目标 l 蓝牙测距有效范围内的部分目标启动蓝牙模块进行协同定位，具体启动策略依据文献[10]的蓝牙节点部署方式。因 RSSI 是非线性测量，部分方法采用扩展卡尔曼滤波来处理 RSSI 观测数据[11]。然而当目标实施机动时，如突然转弯或加、减速等，仅采用扩展卡尔曼滤波算法来处理接收的信号强度指示的观测数据往往得不到理想的结果[12]。此时需要采用自适应算法，如交互多模型扩展卡尔曼滤波(IMM-EKF)。

IMM-EKF 算法将目标可能的运动状态映射为多个模型，利用这些描述目标运动状态的模型进行交互，多个模型滤波器并行工作，最后对所有滤波结果进行融合估计[13]。因此本文采用 IMM-EKF 算法作为协同定位中的数据融合算法。在文献[14]中，采用扩维的方式，将目标的多个观测数据扩维到 IMM-EKF 各个模型中观测方程的观测向量。在文献[15]中，对同一目标的观测信息进行加权融合，再将融合后的点迹进行 IMM-EKF 滤波处理。为同时提高辅助目标 i 的定位精度，使所有参与协同定位的目标同步进行协同定位。但这会导致在 A 时刻任意目标无法获取其辅助目标在当前时刻的位置估计，从而使非线性 RSSI 测量函数包含未知的随机参数。针对此问题，本文提出一种改进的 IMM-EKF 算法，该算法首先将辅助定位目标 i 的位置信息作为随机参数扩维到 IMM-EKF 各模型的状态向量中，建立扩维后的运动方程和观测方程，此时滤波过程中非线性 RSSI 函数不再含有未知参数。根据仿真实验，此方法有效提升了定位目标和辅助定位目标的定位精度，并协助除 INS 模块和蓝牙模块外定位模块失效的定位目标继续保持高精度定位。

1　室内协同定位模型

假设在以目标 l 为圆心、蓝牙有效测距范围为半径的圆形区域内，有 n 个定位目标(定位目标 l 和辅助定位目标 i)。每个定位目标均能够通过通信模块与服务器通信。一个典型的协同定位场景如图 1 所示。根据文献[16]得出基于 RSSI 的二维定位目标至少需要 3 个辅助定位目标，因此假设定位目标的数量 $n\geqslant 4$。利用 INS 模块和目标之间的 RSSI 量测数据进行协同定位，假设各目标分布在一个二

维平面上，因此定位目标 i 在 A 时刻的状态向量为 $\boldsymbol{X}_A^i=[x_A^i,y_A^i,vx_A^i,vy_A^i,ax_A^i,ay_A^i]'\in\mathbb{R}^6$，其中 x_A^i,y_A^i 和 vx_A^i,vy_A^i 分别表示目标的位置和速度矢量，ax_A^i,ay_A^i 为其加速度。

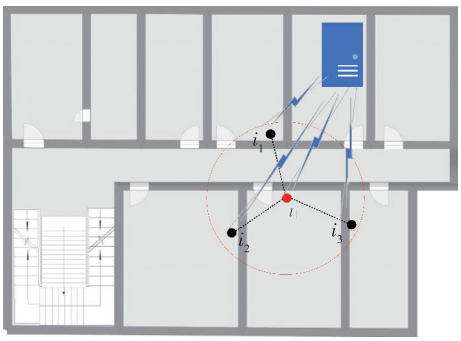


图 1 定位目标协同定位场景

在实际定位中，每个定位目标的实际位置都是未知的，但是可以通过组合定位系统中依赖外界信息的定位模块，如视觉匹配定位模块[17]、无线定位模块[18]、超宽带定位模块(UWB)[19]等，获取目标位置信息的一个实时观测数据，其观测模型为：

$$\boldsymbol{Z}^i(\boldsymbol{A})=\boldsymbol{H}\boldsymbol{X}_j^i(\boldsymbol{A})+\boldsymbol{v}_A^i \tag{1}$$

式中，$\boldsymbol{Z}^i(\boldsymbol{A})$ 表示目标 i 在 A 时刻的观测数据；$\boldsymbol{v}_A^i$ 为观测误差，假设其服从具有协方差为 $\boldsymbol{R}$ 的零均值高斯正态分布；观测矩阵 $\boldsymbol{H}$ 为：

$$\boldsymbol{H}=\begin{pmatrix}1&0&0&0&0&0\\0&1&0&0&0&0\end{pmatrix} \tag{2}$$

因室内定位目标运动机动性高，假设目标有 r 种运动状态，对应有 r 个运动模型。因此假设目标第 $j(0<j\leqslant r)$ 个运动模型为：

$$\boldsymbol{X}_j^i(\boldsymbol{A})=\boldsymbol{F}_j\boldsymbol{X}_j^i(\boldsymbol{A}-1)+\boldsymbol{G}_j\boldsymbol{\omega}_j(\boldsymbol{A}-1) \tag{3}$$

式中，矩阵 $\boldsymbol{F}_j,\boldsymbol{G}_j$ 为状态方程参数；向量 $\boldsymbol{\omega}_j(\boldsymbol{A}-1)$ 是零均值高斯白噪声，其协方差矩阵记为 $\boldsymbol{Q}_\omega=\boldsymbol{\sigma}_\omega^2\boldsymbol{I}$。

由于多个运动模型中存在非线性运动模型，因此使用 IMM-EKF 滤波算法进行迭代预测。

本文目的在于，在定位目标的各个运动模型和观测模型基础上，通过 RSSI 测距实现各目标之间协同定位。在下文中，对目标 l 的第 j 个运动模型在 A 时刻的状态记为 $\boldsymbol{X}_j^l(\boldsymbol{A})$，对辅助定位目标 i 的第 j 个运动模型在 A 时刻的状态记为 $\boldsymbol{X}_j^i(\boldsymbol{A})$。

目标 l 与辅助目标 i 之间的观测数学模型采用基于 RSSI 的信道模型。基于 RSSI 的信道模型是通过理论或者经验模型计算信号的传播损耗，并转化为距离。随着通信距离的增加，信号在传播过程中强度会发生衰落。由于在真实环境中，信号会受到反射、散射、遮掩现象等环境干扰，难以采用准确的数学模型对其进行分析，通常采用 Shadowing 理论模型[20]，此时的观测数学模型为：

$$P_A^{l(i)}(\boldsymbol{X}_j^l(\boldsymbol{A}))=P_0+\Delta P_A^{l(i)}-10n\log\left(\frac{|\boldsymbol{X}_j^l(\boldsymbol{A})(1:2)-\boldsymbol{X}_j^i(\boldsymbol{A})(1:2)|}{d_0}\right) \tag{4}$$

式中，$P_A^{l(i)}(\boldsymbol{X}_j^l(\boldsymbol{A}))$ 表示当目标 l 与辅助目标 i 之间的距离为 $d=|\boldsymbol{X}_j^l(\boldsymbol{A})(1:2)-\boldsymbol{X}_j^i(\boldsymbol{A})(1:2)|$ 时，目标 l 接收到的信号强度；P_0 表示距离目标 i 为 d_0 时，目标 l 接收到的信号强度；d_0 为参考距离；n 为路径损耗指数，通常由实际测量得到，障碍物越多，n 值就越大；$\Delta P_A^{l(i)}$ 是均值为 0、方差为 δ 的高斯随机变量。基于 RSSI 的信道模型在短距离内有良好的相关特性[21]。

经上述分析，目标 l 在 A 时刻的 RSSI 观测向量 $\boldsymbol{P}_A^l$ 可以表示为：

$$\boldsymbol{P}_A^l=[\boldsymbol{P}_A^{l(1)}(\boldsymbol{X}_j^l(\boldsymbol{A})),\cdots,\boldsymbol{P}_A^{l(l-1)}(\boldsymbol{X}_j^l(\boldsymbol{A})),\boldsymbol{P}_A^{l(l+1)}(\boldsymbol{X}_j^l(\boldsymbol{A})),\cdots,\boldsymbol{P}_A^{l(n)}(\boldsymbol{X}_j^l(\boldsymbol{A}))] \tag{5}$$

其观测误差向量为 $\boldsymbol{Q}_P$。

本文基于 RSSI 获取目标间距离观测数据，利用服务器共享目标的位置信息，并结合定位目标的 INS 模块、依赖外界信息的定位模块，设计一种改进的 IMM-EKF 算法。各目标均采用所提出的改进的 IMM-EKF 算法进行迭代预测，得到自己及其辅助定位目标的位置估计。因为目标携带的移动计算单元较弱，因此目标经通信模块实时将传感器数据传输到服务器集群，由服务器高并发同步解算各定位目标的位置。如在 $A-1$ 时刻服务器利用改进的 IMM-EKF 算法解算出各个定位目标的位置估计和协方差估计，由于这些数据均存储在服务器中，易用于 A 时刻的位置估计和协方差估计。

2 室内协同定位算法

2.1 基于 IMM-EKF 的室内协同定位算法

在室内协同定位模型中，目标 l 的 RSSI 观测向量 $\boldsymbol{P}_A^l$，相对于模型 j 在 A 时刻的状态向量 $\boldsymbol{X}_j^l(\boldsymbol{A})$，以及辅助定位目标 i 的位置信息均是非线性模型。当在 A 时刻利用基于 IMM-EKF 协同定位算法进行协同定位时，基于 RSSI 的观测数学模型中缺乏辅助定位目标 i 在 A 时刻的位置估计。此时本文的做法为：对依赖外界信息的定位模块而未失效的

辅助目标，将其依赖外界信息的定位模块的位置观测数据，作为其位置给定位目标 l 的观测数学模型；对于依赖自身信息定位的辅助目标，使用 IMM-EKF 算法中所有模型在 A 时刻的预测结果，以 $A-1$ 时刻对应的模型概率作为权重进行加权计算，将加权计算后的位置结果，给目标 l 的观测数学模型。此时目标可以由一组状态方程和测量方程表示：

$$\begin{aligned}\boldsymbol{X}_A^l &= \boldsymbol{F}\boldsymbol{X}_{A-1}^l + \boldsymbol{G}\boldsymbol{\omega}_{A-1},\\ \boldsymbol{P}_A^l &= h(\boldsymbol{X}_A^l) + \boldsymbol{V}_A\end{aligned} \tag{6}$$

式中，$h(\boldsymbol{X}_A^l)$ 为非线性观测函数。

然后使用基于 IMM-EKF 的室内协同定位算法进行状态估计的预测更新。

2.2　基于改进 IMM-EKF 的室内协同定位算法

在 2.1 节中，因为目标 l 和辅助定位目标 i 的真实位置都不可获得，基于 RSSI 的观测数学模型使用的辅助目标位置均不是其真实位置。针对此问题，提出一种改进的 IMM-EKF 算法，此算法将辅助定位目标 i 的位置信息扩维到 IMM-EKF 中各个模型的状态向量中。如模型 j 在 A 时刻扩维后的状态向量可表示为：

$$\boldsymbol{X}_j^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}) = [\boldsymbol{X}_A^l, \boldsymbol{X}_A^m] \in \mathbb{R}^{2n+4} \tag{7}$$

式中，$\boldsymbol{X}_A^m$ 为所有定位目标 i 在 A 时刻的位置估计结果。

扩维后模型 j 的运动模型和观测模型均可以描述为：

$$\begin{aligned}\boldsymbol{X}_j^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}) &= \boldsymbol{F}_j^{\text{expand}}\boldsymbol{X}_j^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}-1) + \boldsymbol{G}_j^{\text{expand}}\boldsymbol{\omega}_j(\boldsymbol{A}-1)\\ \boldsymbol{P}_A^l &= h(\boldsymbol{X}_j^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A})) + \boldsymbol{V}_A\end{aligned} \tag{8}$$

其中，

$$\boldsymbol{F}_j^{\text{expand}} = \begin{pmatrix}\boldsymbol{F}_j & 0\\ 0 & \boldsymbol{F}_j^m\end{pmatrix}, \boldsymbol{G}_i^{\text{expand}} = \begin{pmatrix}\boldsymbol{G}_j\\ \boldsymbol{G}_j^m\end{pmatrix} \tag{9}$$

以 $\boldsymbol{X}_0^{l-\text{expand}}$ 形式替代 $\boldsymbol{X}^{l-\text{expand}}(0)$ 形式，两者意义相同。状态向量扩维后，定位目标 l 中各模型的初始状态记为：

$$\begin{aligned}\boldsymbol{X}_0^{l-\text{expand}} = [&\boldsymbol{X}_0^l(1:6), \boldsymbol{X}_0^1(1:2), \cdots, \boldsymbol{X}_0^{l-1}(1:2),\\ &\boldsymbol{X}_0^{l+1}(1:2), \cdots, \boldsymbol{X}_0^n(1:2)]\end{aligned}$$

$$\boldsymbol{P}_0^{l-\text{expand}} = \begin{pmatrix}\boldsymbol{P}_0^l(1:6,1:6) & 0 & \cdots & 0\\ 0 & \boldsymbol{P}_0^l(1:2,1:2) & \cdots & 0\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\ 0 & 0 & \cdots & \boldsymbol{P}_0^n(1:2,1:2)\end{pmatrix} \tag{10}$$

式中，$\boldsymbol{P}_0^n$ 为第 n 个辅助定位目标位置向量的协方差矩阵。

在 $A-1$ 时刻，经过服务器解算，扩维后各模型的初始状态更新为：

$$\begin{aligned}\boldsymbol{X}_{A-1|A-1}^{l-\text{expand}} = [&\boldsymbol{X}_{A-1|A-1}^{l-\text{expand}}(1:6), \boldsymbol{X}_{A-1|A-1}^{l-\text{expand}}(1:2), \cdots,\\ &\boldsymbol{X}_{A-1|A-1}^{l-1-\text{expand}}(1:2), \boldsymbol{X}_{A-1|A-1}^{l+1-\text{expand}}(1:2), \cdots,\\ &\boldsymbol{X}_{A-1|A-1}^{n-\text{expand}}(1:2)]\end{aligned}$$

$$\boldsymbol{P}_{A-1|A-1}^{l-\text{expand}} = \begin{pmatrix}\boldsymbol{P}_{A-1|A-1}^{l-\text{expand}}(1:6,1:6) & 0 & \cdots & 0\\ 0 & \boldsymbol{P}_{A-1|A-1}^{l-\text{expand}}(1:2,1:2) & \cdots & 0\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\ 0 & 0 & \cdots & \boldsymbol{P}_{A-1|A-1}^{n-\text{expand}}(1:2,1:2)\end{pmatrix} \tag{11}$$

目标在室内运动时具有较强的机动性，因此 IMM-EKF 算法采用 6 个模型对目标运动进行模拟，分别为：匀速直线运动模型、左转弯运动模型、匀速右转弯运动模型、非匀速直线运动模型、非匀速左转弯运动模型、非匀速右转弯运动模型。因此概率转移矩阵 $\boldsymbol{P}$ 设为：

$$\boldsymbol{P} = \begin{bmatrix}0.95 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01\\ 0.01 & 0.95 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01\\ 0.01 & 0.01 & 0.95 & 0.01 & 0.01 & 0.01\\ 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.95 & 0.01 & 0.01\\ 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.95 & 0.01\\ 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.95\end{bmatrix} \tag{12}$$

步骤 1：输入模型

由目标 l 在 $A-1$ 时刻的状态估计 $X^{l-\text{expand}}(A-1|A-1)$、每个滤波器的模型概率 $\mu_j^l(A-1)$ 和辅助目标 i 的每个滤波器的模型概率 $\mu_j^i(A-1)$，得到混合估计 $X_{0j}^{l-\text{expand}}(A-1|A-1)$ 和协方差 $P_{0j}^{l-\text{expand}}(A-1|A-1)$，将混合估计作为当前循环的初始状态。初始化时每个滤波器的模型概率可以设为：

$$\boldsymbol{\mu} = [0.9 \quad 0.02 \quad 0.02 \quad 0.02 \quad 0.02 \quad 0.02] \tag{13}$$

其他具体参数如下：

目标 l 模型 j 的预测概率(归一化常数)为：

$$\overline{C}_j^l = \sum_{i=1}^{6} p_{ij}\boldsymbol{\mu}_j^l(\boldsymbol{A}-1) \tag{14}$$

式中，p_{ij} 为模型 i 到模型 j 的转移概率。

目标 l 模型 i 到模型 j 的混合概率为：

$$\mu_{ij}^{l}(A-1\mid A-1)=\sum_{i=1}^{6}p_{ij}\boldsymbol{\mu}_{j}^{l}(\boldsymbol{A}-1)/\bar{C}_{j}^{l} \tag{15}$$

模型 j 的混合状态估计为：

$$\boldsymbol{X}_{0j}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}-1\mid\boldsymbol{A}-1)=\sum_{i=1}^{6}\boldsymbol{X}_{i}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}-1\mid\boldsymbol{A}-1)\boldsymbol{U}_{ij}(\boldsymbol{A}-1\mid\boldsymbol{A}-1) \tag{16}$$

其中，$\boldsymbol{U}_{ij}$ 为：

$$\boldsymbol{U}_{ij}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{U}_{ij}^{l} & 0 & \cdots & 0\\ 0 & \boldsymbol{U}_{ij}^{1} & \cdots & 0\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ 0 & 0 & \cdots & \boldsymbol{U}_{ij}^{n}\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{U}_{ij}^{l}=\begin{bmatrix}\mu_{ij}^{l} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\ 0 & \mu_{ij}^{l} & 0 & 0 & 0 & 0\\ 0 & 0 & \mu_{ij}^{l} & 0 & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0 & \mu_{ij}^{l} & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0 & 0 & \mu_{ij}^{l} & 0\\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \mu_{ij}^{l}\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{U}_{ij}^{i}=\begin{bmatrix}\mu_{ij}^{i} & 0\\ 0 & \mu_{ij}^{i}\end{bmatrix},i=1,2,\cdots,l-1,l+1,\cdots,n \tag{17}$$

模型 j 的混合协方差估计为：

$$\boldsymbol{P}_{0j}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}-1\mid\boldsymbol{A}-1)=\sum_{i=1}^{6}\boldsymbol{U}_{ij}(\boldsymbol{A}-1\mid\boldsymbol{A}-1)\cdot\{\boldsymbol{P}_{i}^{l-\text{expand}}+[\boldsymbol{X}_{i}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}-1\mid\boldsymbol{A}-1)-\boldsymbol{X}_{0j}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}-1\mid\boldsymbol{A}-1)]\cdot[\boldsymbol{X}_{i}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}-1\mid\boldsymbol{A}-1)-\boldsymbol{X}_{0j}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}-1\mid\boldsymbol{A}-1)]^{\mathrm{T}}\} \tag{18}$$

步骤 2：扩展 Kalman 滤波

对于非线性运动模型 j 和非线性观测模型，将系统模型式(8)换个形式表示为：

$$\boldsymbol{X}_{j}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A})=f_{j}[\boldsymbol{A}-1,\boldsymbol{X}_{j}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}-1)]+\boldsymbol{G}_{j}^{\text{expand}}(\boldsymbol{A}-1)\boldsymbol{\omega}_{j}(\boldsymbol{A}-1)$$

$$\boldsymbol{P}^{l}(\boldsymbol{A})=h[A,\boldsymbol{X}_{j}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A})]+\boldsymbol{v}(\boldsymbol{A}) \tag{19}$$

对系统模型式(19)，将非线性函数 $f_{j}(*)$ 围绕滤波值 $\boldsymbol{X}_{j}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}-1\mid\boldsymbol{A}-2)$ 做一阶 Taylor 展开，得状态方程为：

$$\boldsymbol{X}_{j}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A})=\boldsymbol{\Phi}_{j}(\boldsymbol{A}\mid\boldsymbol{A}-1)\boldsymbol{X}_{j}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}-1)+\boldsymbol{G}_{j}^{\text{expand}}(\boldsymbol{A}-1)\boldsymbol{\omega}_{j}(\boldsymbol{A}-1)+\boldsymbol{\phi}_{j}(\boldsymbol{A}-1) \tag{20}$$

对系统模型式(19)，将非线性函数 $h(*)$ 围绕滤波值 $\boldsymbol{X}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}\mid\boldsymbol{A}-1)$ 做一阶 Taylor 展开，得观测方程为：

$$\boldsymbol{P}^{l}(\boldsymbol{A})=\boldsymbol{H}(\boldsymbol{A})\boldsymbol{X}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A})+\boldsymbol{y}(\boldsymbol{A})+\boldsymbol{v}(\boldsymbol{A}) \tag{21}$$

在线性化后的系统中，状态转移 $\boldsymbol{\Phi}_{j}(\boldsymbol{A}\mid\boldsymbol{A}-1)$ 和观测矩阵 $\boldsymbol{H}(\boldsymbol{A})$ 由 f_{j} 和 h 的雅克比矩阵代替。对线性化后的系统模型应用卡尔曼滤波基本方程。若运动模型 j 为线性化函数，则以 $\boldsymbol{X}_{0j}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}-1\mid\boldsymbol{A}-1)$，$\boldsymbol{P}_{0j}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}-1\mid\boldsymbol{A}-1)$ 及 $\boldsymbol{P}^{l}(\boldsymbol{A})$ 作为输入直接应用卡尔曼滤波基本方程。

步骤 3：模型概率更新

模型概率更新使用似然函数来进行。模型更新是为了得到当前时刻该模型 j 的目标预测值与观测值匹配程度，即模型 j 是否与目标真实运动模型吻合。

模型 j 的似然函数：

$$\Lambda_{j}(A)=\frac{1}{(2\pi)^{n/2}\mid\boldsymbol{S}_{j}(\boldsymbol{A})\mid^{1/2}}\exp\left\{-\frac{1}{2}v_{j}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}_{j}^{-1}(\boldsymbol{A})\boldsymbol{v}_{j}\right\} \tag{22}$$

式中，

$$\boldsymbol{v}_{j}(A)=P^{l}-\boldsymbol{H}(\boldsymbol{A})\boldsymbol{X}_{j}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}\mid\boldsymbol{A}-1)$$

$$\boldsymbol{S}_{j}(\boldsymbol{A})=\boldsymbol{H}(\boldsymbol{A})\boldsymbol{P}_{j}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}\mid\boldsymbol{A}-1)\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{A})+\boldsymbol{R}(\boldsymbol{A}) \tag{23}$$

则模型 j 的概率为：

$$\mu_{j}(A)=\Lambda_{j}(A)\bar{C}_{j}/C \tag{24}$$

式中，C 为归一化常数，且 $C=\sum_{j=1}^{6}\Lambda_{j}(A)\bar{C}_{j}$。

步骤 4：输出交互

基于模型概率，对每个滤波器的估计结果加权合并，得到总的状态估计 $\boldsymbol{X}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}\mid\boldsymbol{A})$ 和总的协方差估计 $\boldsymbol{P}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}\mid\boldsymbol{A})$。

$$\boldsymbol{P}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}\mid\boldsymbol{A})=\sum_{j=1}^{6}\boldsymbol{\mu}_{j}(\boldsymbol{A})\{\boldsymbol{P}_{j}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}\mid\boldsymbol{A})+[\boldsymbol{X}_{j}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}\mid\boldsymbol{A})-\boldsymbol{X}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}\mid\boldsymbol{A})]\cdot[\boldsymbol{X}_{j}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}\mid\boldsymbol{A})-\boldsymbol{X}^{l-\text{expand}}(\boldsymbol{A}\mid\boldsymbol{A})]^{\mathrm{T}}\} \tag{25}$$

3 实验及结果分析

在仿真实验中，假设目标 l 和辅助定位目标 i 的总数 $n=4$，时间步长 δ_{t} 为 0.2 s，采样点数 N 为 450。假设所有目标均有 INS 模块和蓝牙模块。其中 INS 模块初始姿态角误差为(0°，0°，0°)；陀螺仪噪声方差为 $0.001(\mathrm{rad/s})^{2}$；加速度计噪声方差为 $0.1\times10^{-3}\ \mathrm{g}(\mathrm{m/s^{2}})^{2}$。假设用于蓝牙间测距的量测

方程中，高斯随机变量方差为 100 dBm、均值为 0。假设 3 个辅助目标中，依赖外界信息的定位模块均为超宽带定位模块，其定位误差标准差 $\sigma_x^{uwb}=\sigma_x^{uwb}=20$ cm。为模拟目标 l 在依赖外界信息定位模块失效的情况下，协同定位的定位效果，仿真实验中，目标 l 无 UWB 模块的观测数据。目标定位精度的评价标准为 x 方向滤波误差的标准差 $\sigma_{\hat{x}}$ 和 y 方向滤波误差的标准差 $\sigma_{\hat{y}}$ 的计算式为：

$$\sigma_{\hat{x}}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}[\boldsymbol{X}_i-\hat{\boldsymbol{X}}_i]^2-\left[\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}[\boldsymbol{X}_i-\hat{\boldsymbol{X}}_i]\right]^2}$$

$$\sigma_{\hat{y}}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}[\boldsymbol{Y}_i-\hat{\boldsymbol{Y}}_i]^2-\left[\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}[\boldsymbol{Y}_i-\hat{\boldsymbol{Y}}_i]\right]^2} \tag{26}$$

假设四个目标均在二维平面上运动，运动起始点分别为(10,110)，(17,90)，(20,100)，(30,110)，每个目标均在 $t=0\sim40$ s 沿 y 轴作匀速直线运动，运动速度为 -1.5 m/s；在 $t=40\sim60$ s 向 x 轴方向做 90° 非匀速左转弯运动，加速度为 $a_x=a_y=0.075$ m/s^2，完成非匀速左转弯后加速度降为零；在 $t=60\sim90$ s 沿 x 轴作匀速直线运动，运动速度为 1.5 m/s。四个定位目标的运动轨迹如图 2 所示。

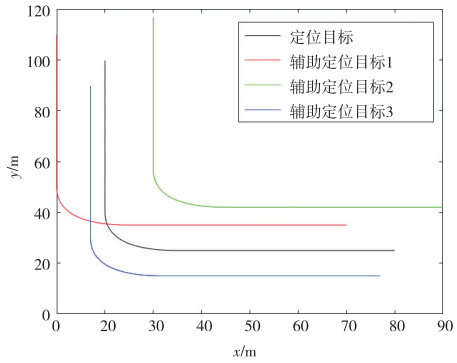


图 2　四个待定位目标的运动轨迹

仿真方法采用蒙特卡洛方法[22]。实验分别利用 UWB 定位方法、基于 IMM-EKF 的 UWB/INS 协同定位方法、基于 IMM-EKF 的 UWB/INS/RSSI 协同定位方法和基于改进 IMM-EKF 的 UWB/INS/RSSI 协同定位方法对三个辅助定位目标进行跟踪。辅助定位目标跟踪轨迹如图 3 和 4 所示。从图中得出基于改进 IMM-EKF 的 UWB/INS/RSSI 协同定位方法定位效果最好。

同时分别利用基于 IMM-EKF 的 INS/RSSI 协同定位方法和基于改进 IMM-EKF 的 INS/RSSI 协同定位方法对目标 l 进行跟踪，目标 l 跟踪轨迹如图 5 所示。可以看出，目标 l 在没有 UWB 定位数据，只依赖 INS 数据和 RSSI 测距信息进行协同定位的情况下，长时间内未产生导致严重飘移的累积误差。

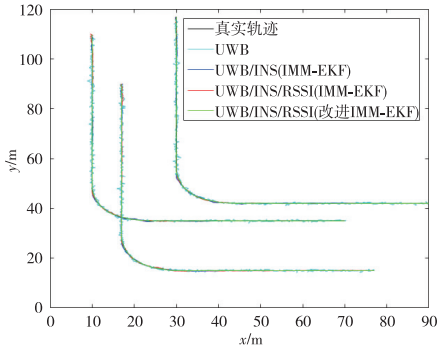


图 3　辅助定位目标跟踪轨迹效果图

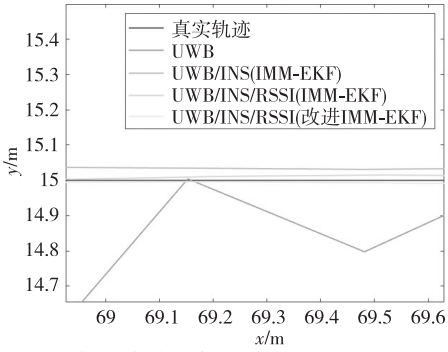


图 4　辅助定位目标跟踪轨迹效果局部图

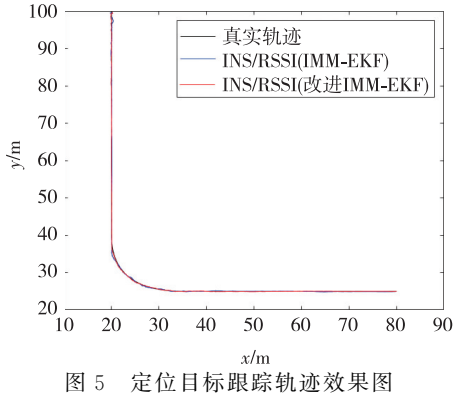
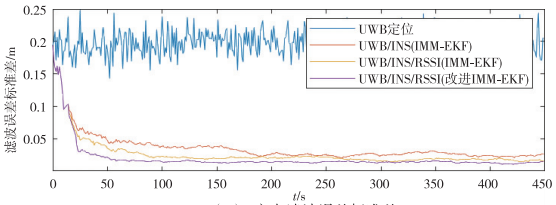


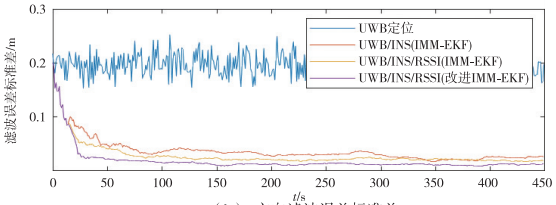
图 5　定位目标跟踪轨迹效果图

3 个辅助目标在四种方法下的滤波误差标准差，分别如图 6～8 所示。根据图 6～8 得出，单独的 UWB 定位效果最差，其 x 轴方向平均滤波误差标准差达到 19.64 cm、y 轴方向平均滤波误差标准差达到 19.81 cm。基于 IMM-EKF 的 UWB/INS 协同定位方法、基于 IMM-EKF 的 UWB/INS/RSSI 协同定位方法和基于改进 IMM-EKF 的 UWB/INS/RSSI 协同定位方法，相较于 UWB 定位方法均在很大程度上提高了定位精度，这 3 种方法在 x 轴方向平均滤波误差标准差分别能达到 3.57，2.65 和

1.99 cm，在 y 轴方向平均滤波误差标准差分别能达到 3.73，2.88 和 1.93 cm。

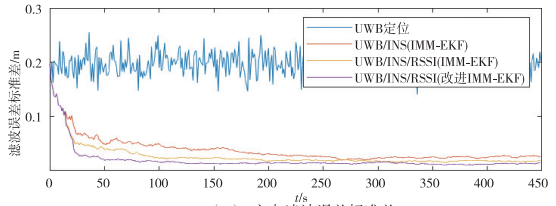


（a）x方向滤波误差标准差

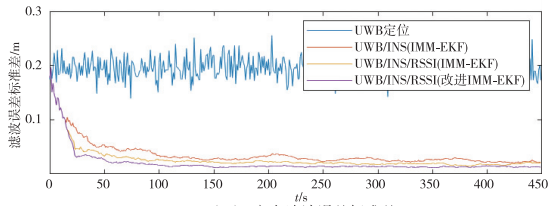


（b）y方向滤波误差标准差

图 6 辅助定位目标 1 在 x 方向和 y 方向滤波误差标准差

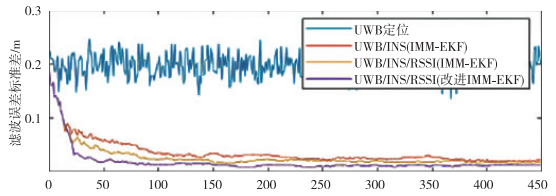


（a）x方向滤波误差标准差

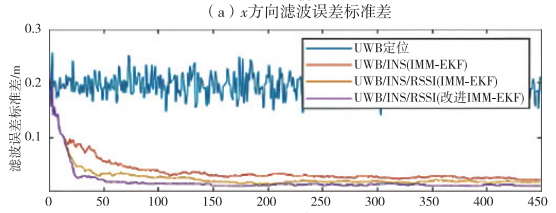


（b）y方向滤波误差标准差

图 7 辅助定位目标 2 在 x 方向和 y 方向滤波误差标准差



（a）x方向滤波误差标准差



（b）y方向滤波误差标准差

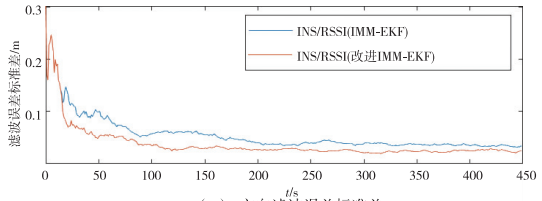
图 8 辅助定位目标 3 在 x 方向和 y 方向滤波误差标准差

对目标 l，在基于 IMM-EKF 的 INS/RSSI 协同定位方法和基于改进 IMM-EKF 的 INS/RSSI 协同定位方法下的滤波误差标准差，如图 9 所示。两种方法在 x 轴方向平均滤波误差标准差分别能达到 5.53 和 3.75 cm，在 y 轴方向平均滤波误差标准差分别能达到 5.33 和 4.08 cm。

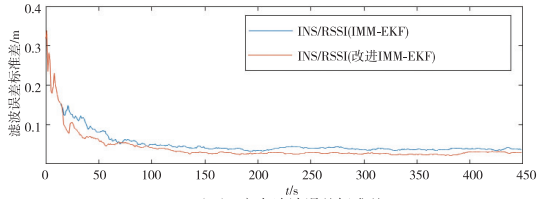
滤波误差标准差降低率参数 μ_σ 作为评价定位性能相对改善程度的指标，其定义式为：

$$\mu_\sigma = \left(1 - \frac{\sigma_a}{\sigma_b}\right) \times 100\% \tag{27}$$

式中，σ_a 表示辅助定位目标使用基于改进 IMM-EKF 的 UWB/INS/RSSI 协同定位方法，在 x 方向或 y 方向滤波误差标准差；或目标 l 使用基于改进 IMM-EKF 的 INS/RSSI 协同定位方法，在 x 方向或 y 方向滤波误差标准差。σ_b 对于辅助定位目标表示其他三个定位方法在 x 方向或 y 方向滤波误差标准差，对于定位目标 l 表示另一个定位方法，在 x 方向或 y 方向滤波误差标准差。若 μ_σ 为正，说明 σ_a 代表的方法相较 σ_b 代表的方法滤波误差标准差得到降低，值越大说明降低程度越高，反之则说明滤波误差标准差变大。对于辅助定位目标，4 种定位方法定位性能比较结果如表 1 所示。结果表明基于改进 IMM-EKF 的 UWB/INS/RSSI 协同定位方法，与其他三种定位方法相比在 x 方向滤波误差标准差分别提升了 89.87%，44.26%和 24.91%，在 y 方向滤波误差标准差分别提升了 90.26%，48.26%和 32.99%。



（a）x方向滤波误差标准差



（b）y方向滤波误差标准差

图 9 定位目标在 x 方向和 y 方向滤波误差标准差

表 1 对于辅助定位目标的 4 种定位方法的定位性能比较结果

定位算法	x 方向滤波误差标准差/cm	x 方向滤波误差标准差降低率/%	y 方向滤波误差标准差/cm	y 方向滤波误差标准差降低率/%
UWB	19.64	89.87	19.81	90.26
UWB/INS(IMM-EKF)	3.57	44.26	3.73	48.26
UWB/INS/RSSI (IMM-EKF)	2.65	24.91	2.88	32.99
UWB/INS/RSSI (改进 IMM-EKF)	1.99	None	1.93	None

用于目标 l 的 2 种定位方法定位性能比较结果如表 2 所示，结果表明基于改进 IMM-EKF 的 INS/

RSSI 协同定位方法，相较于基于 IMM-EKF 的 INS/RSSI 协同定位方法，在 x 方向滤波误差标准差提升了 32.19%，在 y 方向滤波误差标准差提升了 23.45%。

表 2　对于定位目标 l 的 2 种定位方法的定位性能比较结果

定位算法	x 方向估计误差标准差/cm	x 方向估计误差标准差降低率/%	y 方向估计误差标准差/cm	y 方向估计误差标准差降低率/%
INS/RSSI(IMM-EKF)	5.53	32.19	5.33	23.45
INS/RSSI（改进 IMM-EKF）	3.75	无	4.08	无

4　总结

针对密集目标室内定位场景中，组合定位系统中依赖外界信息的定位模块在复杂室内环境中易失效，导致组合定位系统退化为只依赖自身信息的定位模块，进而产生累积误差的问题，本文提出一种基于 RSSI 的密集目标室内协同定位方法。在基于 RSSI 的观测数学模型中，存在辅助目标位置信息与其真实位置存在误差的问题，通过改进的 IMM-EKF 算法，把辅助目标位置信息扩维到各模型状态向量，使辅助目标位置信息与目标位置信息同步更新以提高协同定位精度。仿真实验表明，使用基于 RSSI 的协同定位精度优于基于 INS 和 UWB 的定位系统；基于改进 IMM-EKF 的协同定位算法相比于使用 IMM-EKF 的协同定位算法，具有更高的定位性能；使用协同定位方法后，定位目标即使不能获取 UWB 观测数据，在长时间内依然保持较高定位精度。

参考文献：

[1] 李　楠，陈家斌，袁　燕. 基于 WiFi/PDR 的室内行人组合定位算法[J]. 中国惯性技术学报，2017，25(4)：483-487.
Li Nan，Chen Jiabin，Yuan Yan. Indoor pedestrian integrated localization strategy based on WiFi/PDR[J]. Chinese Journal of Inertial Technology，2017，25(4)：483-487.

[2] Kuang J，Niu X，Chen X. Robust pedestrian dead reckoning based on MEMS-IMU for smartphones[J]. Sensors，2018，18(5)：1391.

[3] 郭娅婷，杨　君，甘　露. 基于改进 PDR 与 RSSI 融合的定位算法[J]. 传感技术学报，2020，33(7)：1027-1032.
Guo Yating，Yang Jun，Gan Lu. Positioning algorithm based on improved PDR and RSSI fusion[J]. Journal of Sensing Technology，2020，33(7)：1027-1032.

[4] 朱立新，马春来，孟龙天. IMM-SRUKF 在 GPS/INS 组合导航中的应用[J]. 上海交通大学学报，2014，48(3)：346-350.
Zhu Lixin，Ma Chunlai，Meng Longtian. Application of IMM-SRUKF to GPS/INS integrated navigation[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University，2014，48(3)：346-350.

[5] 蔡小波. 多天线 GNSS/INS 组合定位定姿方法研究[J]. 测绘学报，2020，49(12)：1642.
Cai Xiaobo. The research on multi-antenna GNSS/INS integrated positioning and attitude determination method[J]. Journal of Surveying and Mapping，2020，49(12)：1642.

[6] 李传立，尚俊娜，李　芳. 单目视觉人工路标辅助 INS 的组合导航定位方法[J]. 传感技术学报，2020，33(1)：68-73.
Li Chuanli，Shang Junna，Li Fang. Integrated navigation and location method of INS assisted by monocular vision artificial landmark[J]. Journal of Sensing Technology，2020，33(1)：68-73.

[7] 万文辉，李　宇，胡文敏，等. 基于联邦滤波进行立体相机/IMU/里程计运动平台组合导航定位[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2018，43(1)：101-106.
Wan Wenhui，Li Yu，Hu Wenmin，et al. Mobile platform localization by integration of stereo cameras，IMU and wheel qdometer based on federated filter[J]. Journal of Wuhan University：Information Science Edition，2018，43(1)：101-106.

[8] 尹书成，黄刘生，朱振宇，等. 分布式协调服务的室内定位中间件研究[J]. 小型微型计算机系统，2017，38(4)：781-785.
Yin Shucheng，Huang Liusheng，Zhu Zhenyu，et al. Research for indoor localization middleware with distributed coordination service[J]. Small Micro Computer Systems，2017，38(4)：781-785.

[9] Li W，Jelfs B，Kealy A，et al. Cooperative localization using distance measurements for mobile nodes[J]. Sensors，2021，21(4)：1507.

[10] 张亚磊，王　坚，韩厚增，等. 蓝牙室内测距模型研究与精度分析[J]. 测绘科学，2021，46(3)：1-7，66.
Zhang Yalei，Wang Jian，Han Houzeng，et al. Research and precision analysis of indoor ranging model based on Bluetooth[J]. Surveying and Mapping Science，2021，46(3)：1-7，66.

[11] Li W，Jia Y，Du J. TOA-based cooperative localization for mobile stations with NLOS mitigation[J]. Journal of the Franklin Institute，2016，353(6)：1297-1312.

[12] 黄小平，王　岩. 卡尔曼滤波原理及应用[M]. 北京：电子工业出版社，2005.
Huang Xiaoping，Wang Yan. Principle and Application of Kalman Filter[M]. Beijing：Electronic Industry Press，2005.

[13] Blom H A，Bar-Shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients[J]. IEEE Transactions on Automatic Control，1988，33(8)：780-783.

[14] 郑鑫江，许　枫，杨　娟. 一种改进的水下小目标跟踪算法仿真[J]. 计算机仿真，2020，37(1)：244-248，443.
Zheng Xinjiang，Xu Feng，Yang Juan. An improved algorithm simulation of small underwater target tracking[J]. Computer Simulation，2020，37(1)：244-248，443.

[15] 叶 瑾，许 枫，杨 娟，等. 一种基于多传感器的复合量测 IMM-EKF 数据融合算法[J]. 电子学报，2020，48(12)：2326-2330.
Ye Jin，Xu Feng，Yang Juan，et al. A composite measurement IMM-EKF data fusion algorithm based on multi-sensor[J]. Journal of Electronics，2020，48(12)：2326-2330.

[16] 赵 泽，高 源，崔 莉. VehLoc：基于低功耗蓝牙多信道 RSSI 值的车内高精度定位方法[J]. 通信学报，2018，39(12)：47-59.
Zhao Ze，Gao Yuan，Cui Li. VehLoc：An in-vehicle high-precision location method based on BLE multi-channel RSSI values[J]. Journal of Communications，2018，39(12)：47-59.

[17] Meng J，Ren M，Wang P，et al. Improving positioning accuracy via map matching algorithm for visual-inertial odometer[J]. Sensors，2020，20(2)：552.

[18] Subedi S，Pyun J-Y. A survey of smartphone-based indoor positioning system using RF-based wireless technologies[J]. Sensors，2020，20(24)：7230.

[19] Yao S，Su Y，Zhu X. High precision indoor positioning system based on UWB/MINS integration in NLOS condition [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology，2022，17(2)：1415-1424.

[20] Alhajri M I，Goian A，Darweesh M，et al. Hybrid RSS-DOA technique for enhanced WSN localization in a correlated environment[C]// International Conference on Information and Communication Technology Research (ICTRC)，2015：238-241.

[21] 李方敏，韩 屏，罗 婷. 无线传感器网络中结合丢包率和 RSSI 的自适应区域定位算法[J]. 通信学报，2009，30(9)：15-23.
Li Fangmin，Han Ping，Luo Ting. Adaptive area location algorithm combining with packet lost rate and RSSI in wireless sensor networks[J]. Journal of Communications，2009，30(9)：15-23.

[22] Tao Y，Wu L，Siden J，et al. Monte Carlo-based indoor RFID positioning with dual-antenna joint rectification[J]. Electronics，2021，10(13)：1548.

作者简介：

贺军义(1982—)，男，博士，副教授，主要研究方向为室内定位技术及应用；

张 敏(1982—)，女，河南省三门峡市人，硕士，研究方向为计算机应用技术。