王国志,肖东升.一种基于PRGO优化多模型融合测距的震后压埋人员手机定位方法[J].地震工程学报,2026,48(5):1240-1250.DOI:10.20000/j.1000-0844.20250428002

WANG Guozhi, XIAO Dongsheng. A mobile phone positioning method for post-earthquake buried personnel based on PRGO-optimized multi-model fusion ranging[J].China Earthquake Engineering Journal,2026,48(5):1240-1250.DOI:10.20000/j.1000-0844.20250428002

一种基于PRGO优化多模型融合测距的震后压埋人员手机定位方法

王国志[1,2], 肖东升[1,2,3]

(1. 西南石油大学 土木工程与测绘学院,四川 成都 610500;
2. 西南石油大学 测绘遥感地理信息防灾应急研究中心,四川 成都 610500;
3. 石油和化工行业油气田测绘遥感信息技术重点实验室,四川 成都 610500)

摘要: 针对震后复杂场景下压埋人员定位精度低、稳定性差的问题,提出一种多模型融合测距的震后接收信号强度指示(RSSI)定位方法,利用被困人员手机信号实现压埋人员间接定位。首先采用加权混合滤波算法完成RSSI数据去噪预处理,有效削弱震后复杂环境的噪声干扰。通过植物根茎生长优化(PRGO)算法对支持向量回归(SVR)、径向基函数(RBF)神经网络超参数进行寻优,构建融合多项式-SVR、RBF-SVR与RBF神经网络的集成测距模型,结合信息熵与准确度加权融合策略,改善模型测距精度与泛化能力。同时搭建最小面积加权质心(MAWC)定位算法,动态选取最优定位多边形,通过加权质心迭代优化逼近目标真实坐标。实验结果表明,改进滤波后信号曲线平滑度显著提升;集成测距模型较三种单一模型的测距精度分别提升41.67%、29.54%、23.64%;相较传统质心定位算法,该算法定位误差降低达0.31 m,最终定位误差仅为0.42 m,具备优异的定位性能,可为震后压埋人员应急搜救提供可靠技术支撑。

关键词: 震后救援;信息熵;PRGO;多模型测距;MAWC

中图分类号: P315; TN928 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-0844(2026)05-1240-11

DOI:10.20000/j.1000-0844.20250428002

收稿日期: 2025-04-28

基金项目: 四川省重大科技计划项目(23QYCX0053)

第一作者简介: 王国志(2001-),男,硕士研究生,主要从事震后压埋人员定位技术研究。E-mail: 15163597479@163.com。

通信作者: 肖东升(1974-),男,博士,教授,主要从事震后压埋人员定位技术、人口空间化与防灾减灾技术研究。E-mail: xiaodsxds@163.com。

A mobile phone positioning method for post-earthquake buried personnel based on PRGO-optimized multi-model fusion ranging

WANG Guozhi[1,2], XIAO Dongsheng[1,2,3]

(1.*College of Civil Engineering and Geomatics, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, Sichuan, China*;
2.*Geomatics Remote Sensing Geographic Information Disaster Prevention and Emergency Research Center, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, Sichuan, China*;
3.*Key Laboratory of Remote Sensing and Surveying Information Technology for Oil and Gas Fields, Petroleum and Chemical Industry, Chengdu 610500, Sichuan, China*)

Abstract: To address the problems of low accuracy and poor stability in locating buried personnel in complex post-earthquake environments, this study proposes a post-earthquake received signal strength indication (RSSI) positioning method based on multi-model fusion ranging, which enables indirect localization of buried personnel by using mobile phone signals of trapped individuals. First, a weighted hybrid filtering algorithm is applied to preprocess RSSI data, effectively reducing noise interference in the complex post-earthquake environment. Second, the plant root growth optimization (PRGO) algorithm is used to optimize the hyperparameters of support vector regression (SVR) and radial basis function (RBF) neural networks. An ensemble ranging model integrating Polynomial-SVR, RBF-SVR, and RBF neural networks is constructed, and a fusion strategy weighted by information entropy and accuracy is adopted to improve ranging accuracy and generalization capability. Meanwhile, a minimum area weighted centroid (MAWC) localization algorithm is developed, which dynamically selects the optimal positioning polygon and iteratively approximates the true target coordinates through weighted centroid optimization. Experimental results show that after the improved filtering, the signal curve smoothness is significantly enhanced; the ensemble ranging model improves ranging accuracy by 41.67%, 29.54%, and 23.64% compared with three single models, respectively; compared with the traditional centroid localization algorithm, the proposed algorithm reduces positioning error by 0.31 m, with a final positioning error of only 0.42 m, demonstrating excellent positioning performance. This study provides reliable technical support for emergency search and rescue of buried personnel after earthquakes.

Keywords: post-earthquake rescue; information entropy; PRGO; multi-model ranging; MAWC

0　引言

地震是极具破坏力的自然灾害，严重威胁人类生命安全[1]。近年来中国地震活动频发、强度大、分布广泛，多次造成惨重的人员伤亡[2]。地震具有显著的突发性，导致有效预警时间极为有限，且公众自救能力有限。因此，专业高效的地震应急救援在防震减灾工作中显得尤为重要[3]。当前，针对压埋人员的传统搜救方法主要有：人工搜索、生命探测仪搜索、搜救犬搜救等，这类搜救方法效率低下、危险性高，局限性较大。

在缺乏定位信号源的情况下，准确定位压埋人员面临巨大挑战。然而，智能手机的快速普及[4]为此提供了新的解决思路：通过定位其智能设备，即可间接确定被压埋人员的位置。接收信号强度指示(Received Signal Strength Indication，RSSI)是接收的无线信号的强度，常用于无线信号测距。无线信道定位中，常用的滤波方法有：高斯滤波[5]、卡尔曼滤波[6]、小波滤波[7]、加权混合滤波算法(Dixon Gaussian Median Mean，DGMM)[8]等。常用测距

模型有：自由空间传播模型[9]、对数距离路径损耗模型[10]、衰减因子模型[11]等。常用定位算法有：加权三角质心定位算法[12]、三维加权质心定位算法[13]、距离矢量跳数算法[14]、自适应三边定位算法[15]等。已有相关研究围绕震后RSSI定位开展大量探索：肖东升等[13]讨论并分析了震后几种典型的压埋环境下人员的定位方法，利用三维质心定位算法进行定位；罗尚等[16]基于高斯-频谱对RSSI数据进行处理，建立压埋环境下最优信号传输模型并进行测距；彭伟豪等[17]采用WiFi和蓝牙混合定位的方法，根据RSSI评估WiFi和蓝牙定位结果的可信度来提高定位精度；成鹏等[18]对压埋环境下电磁波信道进行研究，提出了适宜压埋环境的信号传输模型。

机器学习算法已广泛应用于RSSI测距优化，通过智能优化算法寻优模型参数，可有效提升测距预测精度。林贻若等[19]利用灰狼优化算法来优化反向传播（Back Propagation，BP）神经网络的参数，以提高BP神经网络距离预测模型的预测精度；江雪等[20]提出一种通过粒子群优化径向基函数（Radial Basis Function，RBF）神经网络参数，利用无迹卡尔曼滤波进行定位坐标优化；付锐等[21]使用混合滤波处理压埋环境下的RSSI数据，提出粒子群优化BP神经网络测距模型和加权六点质心算法；蒋羽兴[8]提出处理RSSI值的DGMM加权混合滤波方法，使用神经网络进行测距。单一机器学习模型进行距离预测表达能力有限、容易出现过拟合和鲁棒性不足等缺点，难以应用于复杂环境中对压埋人员手机的定位需求。

本文基于信息熵[22]和预测准确量[23]，提出了使用植物根茎生长优化[24]（Plant Root Growth Optimization，PRGO）、支持向量回归（Support Vector Regression，SVR）与径向基函数（Radial Basis Function，RBF）神经网络堆叠集成的压埋距离预测模型，以及最小面积加权质心（Minimum Area Weighted Centroid，MAWC）定位算法。相较于现有信道测距模型精度有限[25]、BP神经网络训练复杂的弊端，本文选用训练量小、收敛速度快且精度稳定的SVR与RBF模型进行集成，具备更强的稳定性与泛化能力，高度适配震后应急搜救场景。同时，本文设计MAWC定位算法，通过动态筛选最优定位多边形、迭代加权质心优化坐标，有效解决传统算法无法构网定位、定位稳定性差的问题，进一步提升震下压埋人员的定位精度与可靠性。

1 改进的DGMM加权混合滤波

压埋环境复杂，采集的RSSI数据往往夹杂着各类噪声，因此，在进行距离预测前要进行滤波剔除噪声。但单一滤波缺点明显，无法满足对RSSI数据的处理需求。为解决此问题，本文使用改进的DGMM加权混合滤波[8]进行测距前的预处理。

DGMM加权混合滤波原理：首先，使用迪克逊检验剔除原始数据中的异常值，得到处理后的数据；然后，对该数据进行高斯滤波，并将滤波后的数据 $RSSI_g=\mathrm{Gauss}\{RSSI_{g1},RSSI_{g2},\ldots,RSSI_{gn}\}$ 从小到大排列，计算当前序列的均值和中值，并计算序列中每个数据与算数均值、中值的偏差平方均值用来作为对应的判决门限。当偏差平方值大于门限时，用偏差平方确定权重，否则用门限值[8]。

本文的改进之处在于，将迪克逊检验替换为格拉布斯检验[26]，得到处理后的数据 $RSSI_j=\mathrm{Grabbs}\{RSSI_{j1},RSSI_{j2},\ldots,RSSI_{jn}\}$。再对加权后的数据进行卡尔曼滤波，得到滤波后的结果为 $RSSI_k=\mathrm{Kalman}\{RSSI_{k1},RSSI_{k2},\ldots,RSSI_{kn}\}$。相较于迪克逊检验，格拉布斯检验能更全面地评估数据点相对整体数据分布的偏离程度，对数据的正态分布要求更低，适用于处理复杂环境下采集到的RSSI数据。卡尔曼滤波能增强对动态环境中RSSI数据的处理能力，流程如图1所示。

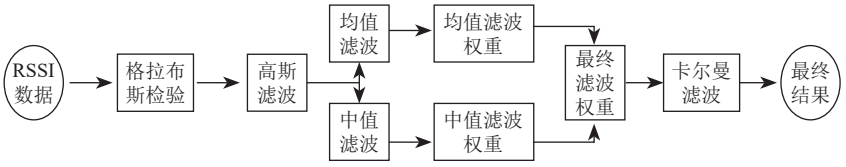


图1 滤波处理流程图

Fig. 1 Filtering process flow chart

2　多模型集成测距模型

本文提出一种基于信息熵与准确量加权的多模型集成测距模型。使用RBF神经网络与支持向量回归，根据信息熵和准确量加权集成的压埋距离预测模型，以植物根茎生长优化算法来优化模型的超参数。

2.1　支持向量回归

以测量的压埋RSSI作为输入值，预测距离作为输出值，建立SVR距离预测模型。将数据集分为70%的训练集、15%的验证集和15%的测试集，以避免过度拟合。利用2种不同的核函数（多项式核函数、径向基核函数）构建SVR预测模型，对AP点到压埋手机的距离进行预测。然后，通过优化超参数（惩罚系数和核系数等）来提高预测精度。式(1)、(2)分别是多项式核函数和径向基核函数：

$$K(x_i,x_j)=(\gamma x_i^{\mathrm{T}}x_j+r)^d \tag{1}$$

$$K(x_i,x_j)=\exp(-\gamma\|x_i-x_j\|^2) \tag{2}$$

式中：x_i，x_j是输入空间中的两个样本向量；r是偏移量，通常取值为0或1；d是多项式的阶数，决定映射后特征空间的维度；T为转置符号；$\|x_i\text{-}x_j\|$是两个样本向量之间的欧氏距离；γ是核系数，控制着数据映射到高维空间后的分布。

2.2　RBF神经网络

RBF神经网络是一种高效的前馈型神经网络，基于生物神经元对局部刺激产生响应的特性设计，具有良好的函数逼近能力，尤其在处理RSSI数据这类非线性问题中表现优秀。

基于RBF神经网络的RSSI测距方法，以RSSI观测值为输入、空间距离为输出，构建非线性回归预测模型。本文选取高斯函数作为RBF神经网络的激活函数，其数学表达式如式(3)所列。同时，构建结构为5∶1∶1的RBF神经网络测距模型。

$$\phi(x,c_j)=\exp\left(-\frac{\|x-c_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \tag{3}$$

式中：x是输入数据点；c_j是第j个隐藏层神经元的中心；$\|x\text{-}c_j\|$表示输入数据点x与第j个中心c_j之间的欧氏距离；σ是径向基函数宽度参数。

2.3　植物根茎生长优化算法

PRGO是一种通过模拟植物根系（直根系和须根系）的生长模式，在搜索空间中不断探索和利用，逐步找到最优解的元启发式优化算法。可以优化支持向量回归和神经网络中的超参数，来提高定位精度。具体原理详见文献[24]。优化步骤如下：

步骤1：种群初始化与适应度评估。对种群进行初始化设定，本研究中，将初始种群设定为20，定义适应度函数$f(X_i)$为式(4)，其值为支持向量回归和RBF神经网络模型预测距离O_i与样本距离T_i之差的平方和。式中$i=1,2,3\cdots n$，n为样本数量。

$$f(X_i)=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(O_i-T_i)^2} \tag{4}$$

步骤2：选择全局最优个体。从当前种群中找出适应度值最优的个体，记为X_{best}，引导后续搜索方向，当后续个体优于当前个体，则替换掉当前个体成为最优个体，判定公式为式(5)，式中$F_i=f(X_i)$，$X_{\text{best}}=X_i$。

$$F_i=\min\{F_1,F_2,\ldots F_n-1,F_n\},i\in[1,n] \tag{5}$$

步骤3：迭代优化。在迭代的过程中，会各有50%的几率选择直根系植物生长模型或须根系植物生长模型，直根系通过纤维根、侧根和主根的层级结构进行局部开发搜索，三类根系系数的范围分别设置为$\alpha_1\in(-0.5,1.5)$，$\alpha_2\in(-1,1)$，$\alpha_3\in(0,1)$；须根系通过不定根和纤维根的扩散生长进行全局探索，须根系的系数为$\alpha_4\in(0,1)$。

步骤4：边界处理。若新生成的解X_j超出解空间边界$[l,u]$，则将其限制在边界上，确保解的合法性，避免无效搜索，公式为式(6)。l和u分别为待优化参数的下界和上界。

$$X_j=\begin{cases}l, & X_j<l\\ u, & X_j>u\end{cases},\ j=1,2,\ldots,n \tag{6}$$

步骤5：更新全局最优个体。计算新解的适应度值，若新解优于原个体，则替换原个体。当达到最大函数评估次数时，输出全局最优解X_{best}及其适应度值$f(X_{\text{best}})$。优化流程如图2所示。

2.4　基于信息熵与准确量的多预测方法加权集成模型

由于压埋环境复杂多变，所采集的RSSI信号存在剧烈波动、可信度较低等问题，严重降低了测距预测精度。因此，本文提出一种基于信息熵与准确量的多预测方法权重融合策略。以1 m为间隔，将AP点到压埋点的距离划分为若干个区间，通过训练三种预测方法在不同区间的权重占比，加权提高预测结果的稳定性和准确度。压埋距离集成为式(7)：

$$d_{\text{final}}=\sum_{j=1}^{3}w_j^{\text{final}}\cdot d_j \tag{7}$$

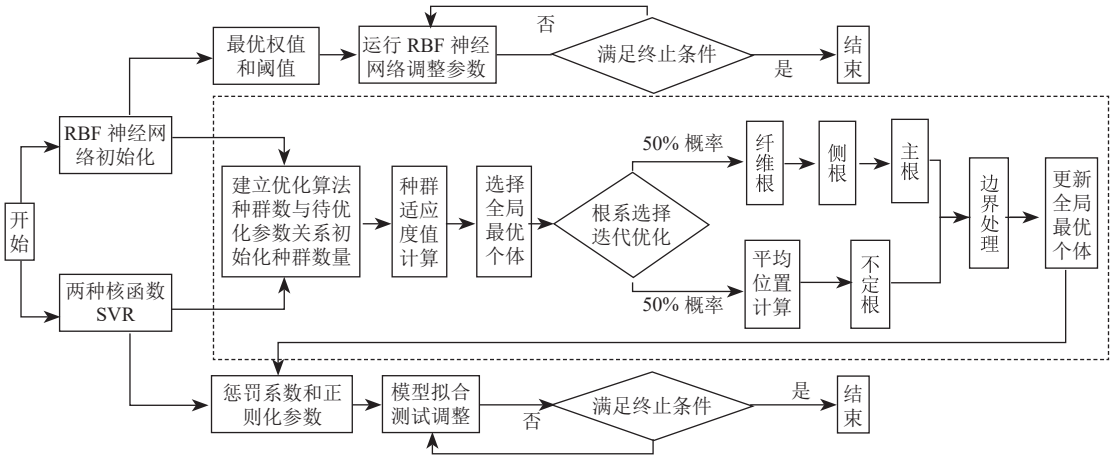


图 2 参数优化流程

Fig. 2 Parameter optimization process

式中：d_{final}是三种方法集成后的预测距离；w_j^{final}是第j种方法的预测距离对应的最终权重系数；d_j是第j种方法的预测距离，$j=1,2,3$，代表三种方法。

确定不同预测方法权重的依据之一为信息熵，信息熵计算公式为式(8)。信息熵可衡量预测距离集的不确定性，熵值越大，说明数据的不确定性越高，信息越分散。基于信息熵可确定不同方法所预测距离的初始权重，公式为式(9)：

$$H(D)=-\sum_{i=1}^{n}p(d_i)\lg p(d_i) \tag{8}$$

$$w_j^{\text{init}}=\frac{\dfrac{1}{H(D_j)}}{\sum\limits_{j=1}^{3}\dfrac{1}{H(D_j)}} \tag{9}$$

式中：$p(d_i)$为取值为d_i的概率；$H(D_j)$是第j种预测方法数据的信息熵；w_j^{init}是第j种预测方法的初始权。

计算预测距离集的方差，记为$Var(D)$，方差计算式为(10)，其中$\bar{d}$为距离均值。以方差为基础设置稳定性调整因子η_j，公式为式(11)，用于提高预测结果的稳定性。k是调整系数(试验中$k=1$)，用以控制方差对结果的影响程度。

$$Var(D)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(d_i-\bar{d})^2 \tag{10}$$

$$\eta_j=1+k\times Var(D_j) \tag{11}$$

联合式(9)、(10)、(11)可得到调整后的信息熵稳定性权重，记为w_j^{adjust}，计算式为式(12)：

$$w_j^{\text{adjusted}}=\frac{w_j^{\text{init}}\cdot\eta_j}{\sum\limits_{j=1}^{3}w_j^{\text{init}}\cdot\eta_j} \tag{12}$$

确定权重的另一个依据为准确量。准确量是预测距离集中预测距离与真实距离接近的个数，记为sum，即当预测距离$d_i\in(d_{\text{ture}}-\Delta d,d_{\text{ture}}+\Delta d)$的总数。其中，$d_{\text{ture}}$为距离压埋真值，$\Delta d$为距离限差，试验中$\Delta d$设置为1 m。

准确量权重记为w_j^{close}，计算公式为式(13)：

$$w_j^{\text{close}}=\frac{sum_j}{\sum\limits_{j=1}^{3}sum_j} \tag{13}$$

最后根据权重系数τ来调整信息熵与准确量的权重占比，确定最终权重系数，公式为式(14)：

$$w_j^{\text{final}}=\tau\cdot w_j^{\text{adjusted}}+(1-\tau)\cdot w_j^{\text{close}} \tag{14}$$

当τ较大时，信息熵的影响大，预测结果的稳定性好，可信度高；反之，当τ较小时，准确量的影响大，准确度高。

3 最小面积加权质心定位算法

3.1 定位多边形模型

传统三点质心定位算法因计算简便、无需额外的硬件支持，广泛应用于震后压埋人员定位。但由于震后环境复杂，信号传播受到各种因素干扰，采集到的RSSI数据质量差，反演出的预测距离可能小于实际距离，定位圆A、C相离，无法构成定位多边形，不能有效定位(图3)。

现有研究针对震后压埋定位场景，提出了加权六点质心算法[21]以及融合测距与加权质心的定位方法[8]。两类算法均通过扩大定位多边形面积的方式，提升复杂环境下的算法适配性，但该方式会增大定位不确定性，造成定位精度缺失。

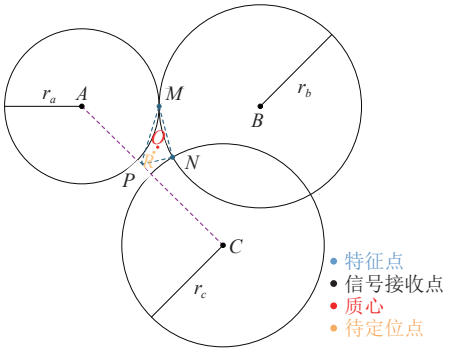


图 3　定位多边形模型

Fig. 3　Positioning polygon model

本文基于后者加权质心定位算法进行改进，提出最小面积加权质心定位算法。该算法通过缩小定位多边形范围，使其最大程度逼近待定位目标真实位置。同时在构建定位多边形前，采用四分位距方法剔除测距数据中的异常值，有效保障数据稳定性，为精准定位奠定基础。

如图 3 所示，分别以三个 AP 点为圆心、各 AP 点至压埋目标的预测距离为半径绘制测距圆，任意两个测距圆存在相交、相切、相离三种位置关系。

当两圆处于相交状态时，需从两个交点中筛选有效特征点。结合本文实验场景，压埋目标始终位于 AP 点的圈定范围内，因此选取距离第三个测距圆更近的交点作为有效定位特征点，对应坐标计算公式如式(15)、式(16)：

$$x_N=\frac{x_b+x_c}{2}\pm\frac{(y_b-y_c)\sqrt{r_c^2-r_b^2-(x_c-x_b)^2-(y_c-y_b)^2}}{2\sqrt{(x_c-x_b)^2+(y_c-y_b)^2}} \tag{15}$$

$$y_N=\frac{y_b+y_c}{2}\pm\frac{(x_b-x_c)\sqrt{r_c{}^2-r_b{}^2-(x_c-x_b)^2-(y_c-y_b)^2}}{2\sqrt{(x_c-x_b)^2+(y_c-y_b)^2}} \tag{16}$$

当两圆处于相切状态时，直接选取切点作为有效特征点。以两圆相切模型为例，其切点坐标计算方式如式(17)：

$$x_M=x_a+\frac{r_a(x_b-x_a)}{r_a+r_b} \tag{17}$$

两圆相离时，则连接相离两圆的圆心，在 AC 连线上取特征点 P，使得 $\frac{AP}{PC}=\frac{r_A}{r_C}$。

$$\frac{\sqrt{(x_a-x_p)^2+(y_a-y_p)^2}}{\sqrt{(x_c-x_p)^2+(y_c-y_p)^2}}=\frac{r_A}{r_C} \tag{18}$$

$$y_p-y_a=\left(\frac{y_c-y_a}{y_c-y_a}\right)(x_p-x_a) \tag{19}$$

$$\sqrt{(x_a-x_p)^2+(y_a-y_p)^2}+\sqrt{(x_c-x_p)^2+(y_c-y_p)^2}=\sqrt{(x_a-x_c)^2+(y_a-y_c)^2} \tag{20}$$

式(18)、(19)、(20)联立解出 $P(x_P,y_P)$。

将 M、N、P 三点所围成的三角形作为未知节点位置估计的新多边形，求得定位多边形的质心：$O(x_O,y_O)=O\left(\frac{x_M+x_N+x_P}{3},\frac{y_M+y_N+y_P}{3}\right)$。

3.2　迭代加权质心定位算法

传统三点质心定位算法通常选取信号强度最优的三个 AP 节点完成定位，忽略了收发设备间距离对无线信号传输的影响；加权质心定位算法虽引入距离因子优化定位权重，但权重分配机制仍存在不足，定位适应性与精度受限。为此，本文提出MAWC定位算法。该算法优先选取预测距离最短的三个 AP 节点构建定位多边形，求解多边形质心，并通过式(21)计算多边形面积 S：

$$S=\frac{|x_M(y_N-y_P)+x_N(y_P-y_M)+x_P(y_M-y_N)|}{2} \tag{21}$$

随后开展迭代优化运算，具体迭代流程如下：逐一替换当前组合中的单个 AP 节点，重新构建定位多边形并计算对应面积，保留面积更小的定位多边形并持续迭代，最终筛选出全局面积最小的定位多边形，其面积计算方式如式(22)所列。将该最小面积多边形的质心坐标作为待定位点 R 的近似位置。

$$S_O=\min\{S_1,S_2,S_3,\ldots,S_n\} \tag{22}$$

为规避异常测距数据对定位多边形的干扰，进一步提升定位精度与稳定性，基于多边形面积构建加权定位机制。依据上述迭代流程筛选得到最小定位多边形，其 3 个顶点坐标分别为 $M(x_M,y_M)$、$N(x_N,y_N)$、$P(x_P,y_P)$；权值分别为 $\left(\frac{1}{S_A+S_B}\right)^n$、$\left(\frac{1}{S_B+S_C}\right)^n$、$\left(\frac{1}{S_A+S_C}\right)^n$，$n$ 为修正系数，S_A、S_B、S_C 为定位圆 A、B、C 的面积，求解未知节点的坐标为 $R(x,y)$，公式为式(23)、式(24)：

$$x=\frac{\dfrac{x_M}{(S_A+S_B)^n}+\dfrac{x_N}{(S_B+S_C)^n}+\dfrac{x_P}{(S_A+S_C)^n}}{\dfrac{1}{(S_A+S_B)^n}+\dfrac{1}{(S_B+S_C)^n}+\dfrac{1}{(S_A+S_C)^n}} \tag{23}$$

$$y=\frac{\dfrac{y_M}{(S_A+S_B)^n}+\dfrac{y_N}{(S_B+S_C)^n}+\dfrac{y_P}{(S_A+S_C)^n}}{\dfrac{1}{(S_A+S_B)^n}+\dfrac{1}{(S_B+S_C)^n}+\dfrac{1}{(S_A+S_C)^n}} \tag{24}$$

4 试验

4.1 试验环境

与室内定位场景相比，震后压埋定位的作业环境更为复杂恶劣。典型的压埋环境可分为倾斜型、塌落型及融合前两类特征的复合型三种形式[27]。其中，塌落型与复合型环境易对被困人员及手机设备造成严重损坏，而倾斜型环境多以人员被困为主，人员存活率相对更高。本文选取复合型压埋环境作为试验模拟场景，该场景结构复杂度最高，能够真实贴合典型震后压埋工况。为完整验证所提算法的核心定位性能，在保留复合型压埋环境结构特征的基础上，规避了塌落结构对手机设备造成物理损伤的风险因素，确保试验设备完好可用。本次试验旨在设备无损的前提下，测试所提算法在复杂震后压埋场景中的定位性能。同时，试验采用多层高密度材料搭建封闭模拟环境，还原震后废墟中信号剧烈衰减的极端工况，充分检验算法在极限干扰条件下的性能下限与鲁棒性。相较于真实废墟存在的不规则缝隙、孔洞结构，本试验模拟环境的信号衰减程度更为严苛，真实废墟场景的信号传播条件整体优于本次试验环境。

本次试验所用主要设备包括华为、小米、一加等3部智能手机及WiFi探针与配套试验软件。试验区域为边长5 m的正方形模拟压埋环境(图4)，于区域四个顶点及四条边中点位置布设WiFi探针，同时在区域外部布设独立WiFi热点作为信号发射源，[图5(a)]，并在正方形区域内部布设模拟压埋待测点，完成试验场景搭建。

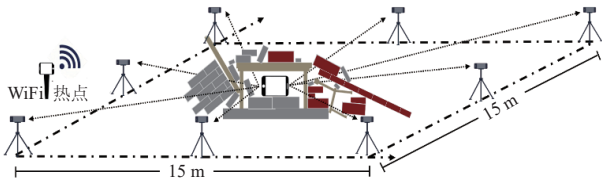


图4 模拟压埋环境图

Fig. 4 Simulated burial environment



(a) 设备 (b) 木箱内部 (c) 木箱外部 (d) 压埋环境远景 (e) 压埋环境近景

图5 模拟真实压埋环境及设备图

Fig. 5 Simulated real burial environment and equipment

如图5(b)、(c)所示，采用锡纸、磁粉等信号隔绝材料对模拟压埋状态的待测手机进行非完全密封包裹，再将设备放置于填充钢筋混凝土混合物的木箱内。试验木箱尺寸为250 mm(长)×180 mm(宽)×200 mm(高)，箱体四侧各开设一个直径32 mm的小孔，共计四个，以此模拟废墟场景下复杂的信号传播路径。

本次试验在室外空旷场地开展，试验场地如图5(d)所示。为提升模拟场景的复杂程度，贴合真实震后压埋环境特征，采用木料、红砖、水泥板等建筑材料对放置手机的木箱进行压埋搭建，最终构建出三面墙体轻微倾斜、一面墙体完全倾倒、内部散落砖块的复合型压埋试验环境，具体场景结构如图5(e)所示。

模拟环境搭建完成后，首先采集WiFi探针与压埋点直线距离1～15 m范围内的信号数据，用于预测模型训练。如图6所示，训练数据均在非视距环境下获取，压埋工况与实体试验压埋条件保持基本一致。随后布设若干压埋试验点位，采集被压埋手机信号的RSSI特征值，通过手机唯一MAC地址实现目标设备的定位解算。

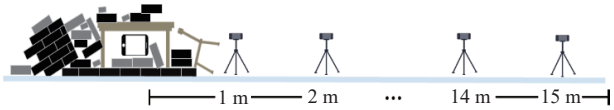


图 6　训练数据采集示意图

Fig. 6　Schematic diagram of training data collection

4.2　滤波效果

为削弱环境干扰对数据质量的影响，本文采用改进DGMM滤波算法对原始采集数据进行降噪预处理。以距压埋点5 m处的观测数据为例，分别采用传统DGMM滤波与改进DGMM滤波开展对比处理，结果如图7所示。相较于传统算法，改进DGMM滤波受异常噪声干扰更小，数据曲线平滑性更优，滤波效果显著提升。

将滤波处理后的数据输入预测模型，得到对应的测距误差结果，如图8所示。图8可以看出，经改进算法处理后的测距误差明显更小；相较于传统DGMM混合滤波，本文改进滤波方法的测距精度提升了37.41%。

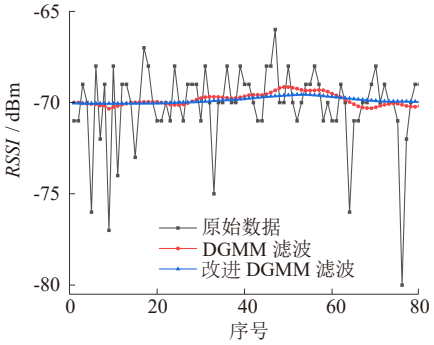


图 7　不同滤波方法的滤波效果对比

Fig. 7　Comparison of filtering effects of different filtering methods

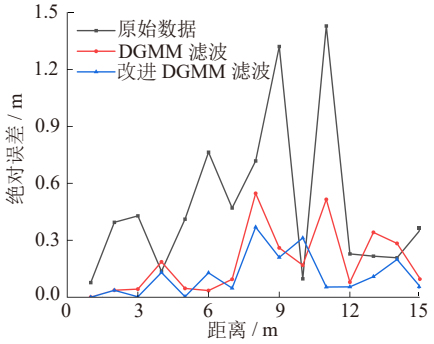


图 8　不同滤波绝对距离误差

Fig. 8　Absolute distance errors of different filtering methods

4.3　测距结果与集成

在滤波之后，将每米500个训练数据划分为5组，每组100个数据作为特征值，输入到RBF-SVR模型、多项式-SVR模型和RBF神经网络进行训练。训练结果如图9所示。由图可知，RBF-SVR、多项式-SVR、RBF-神经网络与集成模型的拟合情况，MAE分别为0.366 7、0.405 4、0.216 5和0.210 3。

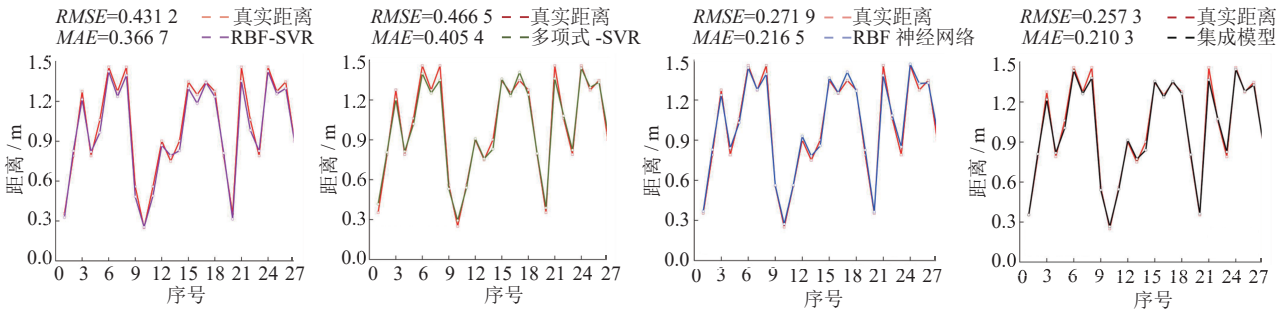


图 9　不同预测模型拟合效果对比

Fig. 9　Comparison of fitting effects of different predictive models

根据式(13)～(20)基于信息熵和准确量堆叠集成三种预测模型，关键参数如表1所列。据此求解得到RBF-SVR、多项式-SVR与RBF神经网络的权重系数(w_1, w_2, w_3)。在集成过程中，可能出现三种预测模型不在同一区间的情况，若三种预测模型预测出的距离分别在三个不同区间，则分别按照三个区间的权重进行计算，最后取算数平均值；若其中一个与另外两个不在同一区间，则以两个预测距离所在的那一区间为准。

图10为集成模型的预测情况。由图可知，7 m之内，预测距离与实际距离之间的误差很小；7 m之外，虽然偏差略微增大，但具有较高的可信度，决定系数为0.994 64，表明有预测情况良好。

4.4　定位结果

将经改进DGMM混合滤波预处理后的数据集分别输入3种单一预测模型与集成模型，完成距离

表 1 集成模型权重系数

Table 1 Weight coefficients of the ensemble model

区间	w_1	w_2	w_3	区间	w_1	w_2	w_3
[0,1)	0.32	0.12	0.56	[8,9)	0.34	0.26	0.4
[1,2)	0.29	0.39	0.32	[9,10)	0.37	0.28	0.35
[2,3)	0.22	0.43	0.35	[10,11)	0.30	0.29	0.41
[3,4)	0.24	0.28	0.48	[11,12)	0.45	0.11	0.44
[4,5)	0.17	0.31	0.52	[12,13)	0.14	0.11	0.75
[5,6)	0.18	0.12	0.70	[13,14)	0.35	0.12	0.53
[6,7)	0.38	0.42	0.20	[14,15]	0.27	0.26	0.47
[7,8)	0.31	0.33	0.36				

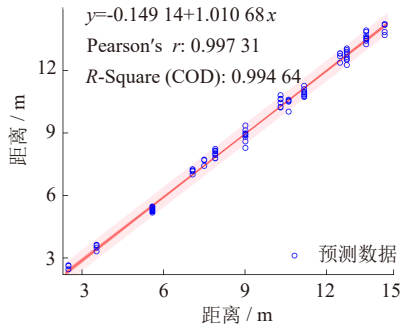


图 10 集成模型预测区间

Fig. 10 Prediction interval of the ensemble model

预测，并基于预测结果采用本文提出的最小面积加权质心定位算法开展定位解算。定位试验前，通过设置不同修正系数 n 开展对比试验以确定最优参数。由图 11 可知，当修正系数取值为 4 时，整体定位误差最低。

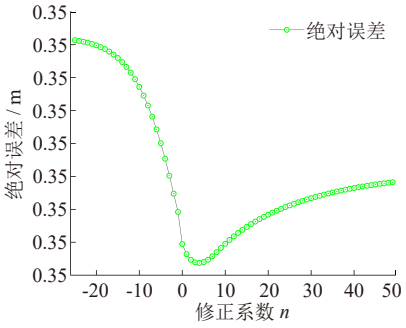


图 11 修正系数 n 变化曲线

Fig. 11 Variation curve of correction coefficient n

相较于传统质心定位算法，MAWC 算法对定位多边形构建机制进行了优化，有效解决了传统算法因无法有效构建设定定位多边形而导致的定位失效问题。该算法通过求解最小定位多边形，并结合定位圆面积完成加权计算，进一步抑制了定位偏差。由图 12 可知，传统质心定位算法误差波动幅度较大，误差区间为 0.2～2.6 m，定位稳定性较差；而 MAWC 算法误差区间稳定在 0～0.8 m，波动范围更小、鲁棒性更强。在平均定位精度方面，传统质心定位算法的平均绝对定位误差为 0.73 m，MAWC 算法平均绝对定位误差仅为 0.42 m，定位误差降低 0.31 m，定位性能提升显著。

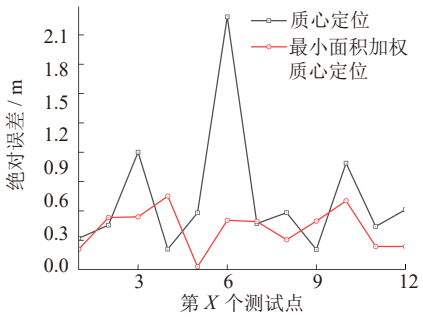


图 12 两种质心定位误差对比

Fig. 12 Comparison of positioning errors of two centroid localization methods

在试验试区域取 12 个压埋点进行定位试验，分别使用四种测距方法得到的预测距离进行定位，定位结果如图 13 所示。集成模型的定位精度较另外三种模型更高。RBF-SVR，多项式-SVR、RBF-神经网络和集成模型定位的平均绝对误差分别为 0.6 m、0.72 m、0.55 m 和 0.42 m，表 2 展示了 12 个压埋点的真实坐标和几种模型对压埋点的具体定位坐标及其误差。

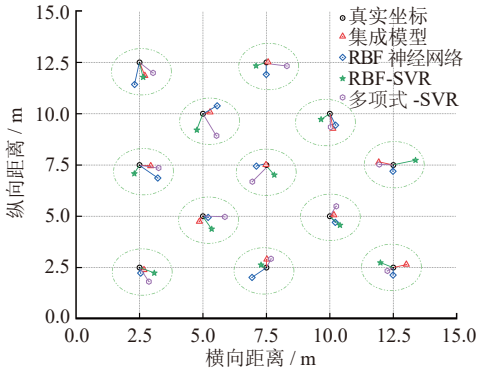


图 13 定位结果图

Fig. 13 Positioning results diagram

5 结论

本文针对震后对压埋人员的定位救援问题，提出了一种使用 PRGO 优化基于信息熵融合多预测模型的集成测距模型，以及最小面积迭代加权质心

表 2　定位结果

Table 2　Positioning results

点号	真实坐标	RBF-SVR		多项式-SVR		RBF 神经网络		集成模型	
		坐标	误差/m	坐标	误差/m	坐标	误差/m	坐标	误差/m
1	(2.5,2.5)	(3.08,2.23)	0.64	(2.87,1.82)	0.78	(2.55,2.23)	0.27	(2.68,2.39)	0.21
2	(7.5,2.5)	(7.29,2.63)	0.25	(7.68,2.93)	0.47	(6,93,2.02)	0.74	(7.58,3.03)	0.53
3	(12.5,2.5)	(11.99,2.73)	0.56	(12.27,2.34)	0.28	(12.49,2.13)	0.37	(13.02,2.65)	0.54
4	(2.5,7.5)	(2.3,7.08)	0.47	(3.25,7.36)	0.77	(3.22,6.68)	0.96	(3.24,7.38)	0.75
5	(7.5,7.5)	(7.81,7.02)	0.58	(6.95,6.69)	0.98	(7.10,7.45)	0.4	(7.48,7.52)	0.03
6	(12.5,7.5)	(13.38,7.73)	0.91	(11.95,7.53)	0.55	(12.49,7.20)	0.30	(12.01,7.62)	0.50
7	(2.5,12.5)	(2.65,11.78)	0.74	(3.03,11.99)	0.74	(2.31,11.42)	1.09	(2.73,12.07)	0.49
8	(7.5,12.5)	(7.09,12.33)	0.44	(8.31,12.33)	0.83	(7.50,11.91)	0.59	(7.65,12.24)	0.31
9	(5,5)	(5.35,4.38)	0.71	(5.86,4.97)	0.86	(5.20,4.95)	0.21	(4.79,4.89)	0.24
10	(10,5)	(10.4,4.57)	0.59	(10.26,5.49)	0.55	(10.22,4.70)	0.37	(10.22,4.79)	0.24
11	(5,10)	(4.76,9.2)	0.83	(5.54,8.93)	1.20	(5.56,10.38)	0.68	(5.62,10.33)	0.70
12	(10,10)	(9.65,9.72)	0.44	(10.03,9.36)	0.65	(10.22,9.44)	0.60	(10.31,9.62)	0.49
平均绝对误差/m			0.6		0.72		0.55		0.42

定位方法。利用WiFi探针采集到手机发出的RSSI值，进行混合滤波过后，使用训练好的集成模型预测AP点到压埋者的距离，最后对压埋者进行定位。不同于以往研究者采用传统衰减模型或多设备联合测距的方法，本研究是利用多模型集成测距和针对复杂环境所改进的质心定位算法，在保证一定精度的同时，提高了在复杂环境下的稳定性。

试验结果表明：(1)试验使用改进的DGMM混合滤波相较于DGMM混合滤波更加平滑；(2)利用集成模型预测的压埋距离相较于单独使用RBF-SVR、多项式-SVR和RBF神经网络具有更高的精度，精度分别提高了29.54%、41.67%、23.64%；(3)MAWC定位算法相较于传统质心定位误差下降了0.31 m，试验最终的定位误差在0.42 m，定位精度较高。

未来，将基于测距的定位算法结合本文提出的多模型集成测距和MAWC定位算法，致力于构建更具多样性和随机性的三维废墟信道模型，以进一步探究信号在不同视距条件下、多尺度、随机缝隙介质中的传播规律，并验证本算法在此类更普适环境中的适应性。

参考文献(References)

[1] 李美仪，冯蔚，王武星，等. 2024年地震灾害全球概览[J]. 地震工程学报，2025，47(5)：1149-1157.
LI Meiyi，FENG Wei，WANG Wuxing，et al. Global overview of earthquake disasters in 2024[J]. China Earthquake Engineering Journal，2025，47(5)：1149-1157.

[2] 陈雅慧，郑通彦，张云芝，等. 2023年中国大陆地震灾害损失述评[J]. 中国地震，2024，40(4)：907-915.
CHEN Yahui，ZHENG Tongyan，ZHANG Yunzhi，et al. Review of earthquake disaster losses in Chinese mainland in 2023[J]. Earthquake Research in China，2024，40(4)：907-915.

[3] 陈长坤，谢明峰，雷鹏，等. 地震震后埋压人员伤情程度分级研究[J]. 中国安全生产科学技术，2020，16(1)：182-188.
CHEN Changkun，XIE Mingfeng，LEI Peng，et al. Research on grading for injury degree of buried personnel after earthquake[J]. Journal of Safety Science and Technology，2020，16(1)：182-188.

[4] 王磊，戴建兵. 城市老年人群对智能手机的使用调查与建议研究[J]. 长沙航空职业技术学院学报，2020，20(4)：96-98，103.
WANG Lei，DAI Jianbing. Investigation and suggestion on the use of smart phones by the urban elderly[J]. Journal of Changsha Aeronautical Vocational and Technical College，2020，20(4)：96-98，103.

[5] 邱贵翔，傅文博，奚海龙，等. 基于高斯滤波与自适应路径损耗模型优化RSSI的Zigbee矿井人员定位系统研究[J]. 山西大同大学学报(自然科学版)，2025，41(3)：108-114.
QIU Guixiang，FU Wenbo，XI Hailong，et al. Research on zigbee mine personnel positioning system based on Gaussian filtering and adaptive path loss model optimizing RSSI[J]. Journal of Shanxi Datong University (Natural Science Edition)，2025，41(3)：108-114.

[6] 南奔洋，匡兵，景晖. 基于改进自适应交互式多模型无迹卡尔曼滤波算法的车辆目标跟踪[J]. 科学技术与工程，2025，25(11)：4605-4611.
NAN Benyang，KUANG Bing，JING Hui. Vehicle target tracking based on improved adaptive interacting multiple model-unscented Kalman filter algorithm[J]. Science Technology and Engineering，2025，25(11)：4605-4611.

[7] 龙保鑫，滕召胜，孙彪，等. 一种改进平稳小波去噪与扩展卡尔曼系统辨识的动态称量新方法[J]. 仪器仪表学报，2025，46(3)：41-50.
LONG Baoxin，TENG Zhaosheng，SUN Biao，et al. A novel dynamic weighing method integrating improved stationary wavelet denoising and extended Kalman system identification[J].

Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(3): 41-50.

[8] 蒋羽兴. 基于DGMM混合滤波与神经网络的室内测距算法[J]. 计算机与数字工程, 2025, 53(1): 124-126, 151.
JIANG Yuxing. Indoor ranging algorithm based on DGMM hybrid filter and neural network[J]. Computer and Digital Engineering, 2025, 53(1): 124-126, 151.

[9] HATA M. Empirical formula for propagation loss in land mobile radio services[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 1980, 29(3): 317-325.

[10] 申静涛. 基于RSSI的对数距离路径损耗模型研究[J]. 电子质量, 2013(12): 15-17.
SHEN Jingtao. Research of logarithmic distance path loss model based on RSSI[J]. Electronics Quality, 2013(12): 15-17.

[11] 李桢, 黄劲松. 基于RSSI抗差滤波的WiFi定位[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, 41(3): 361-366.
LI Zhen, HUANG Jinsong. WiFi positioning using robust filtering with RSSI[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2016, 41(3): 361-366.

[12] 程良, 张永强, 赵正健, 等. 修正RSSI值的二次栅格扫描与三角形质心定位算法[J]. 电脑知识与技术, 2023, 19(10): 96-98, 110.
CHENG Liang, ZHANG Yongqiang, ZHAO Zhengjian, et al. Quadratic grid scanning and triangle centroid location algorithm with modified RSSI value[J]. Computer Knowledge and Technology, 2023, 19(10): 96-98, 110.

[13] 肖东升, 廖立国. 震后典型建筑物倒塌场景下压埋人员快速定位方法[J]. 灾害学, 2021, 36(4): 61-66, 106.
XIAO Dongsheng, LIAO Liguo. Fast positioning method of buried personnel in typical building collapse scene after an earthquake[J]. Journal of Catastrophology, 2021, 36(4): 61-66, 106.

[14] NICULESCU D, NATH B. Localized positioning in ad hoc networks[J]. Ad Hoc Networks, 2003, 1(2-3): 247-259.

[15] 高哲, 杜柯. 基于粒子群优化算法的改进研究[J]. 价值工程, 2025, 44(23): 101-103.
GAO Zhe, DU Ke. Research on the improvement of particle swarm optimization algorithm[J]. Value Engineering, 2025, 44(23): 101-103.

[16] 罗尚, 肖东升. 一种面向震后压埋人员的RSSI快速定位算法[J]. 测绘科学, 2020, 45(6): 142-149.
LUO Shang, XIAO Dongsheng. An RSSI fast localization algorithm for buried personnel after earthquake[J]. Science of Surveying and Mapping, 2020, 45(6): 142-149.

[17] 彭伟豪, 肖东升. 基于WiFi-蓝牙混合定位技术的震后压埋人员手机定位方法[J]. 自然灾害学报, 2023, 32(2): 16-25.
PENG Weihao, XIAO Dongsheng. Mobile phone positioning method for buried personnel after earthquake based on WiFi-Bluetooth hybrid positioning technology[J]. Journal of Natural Disasters, 2023, 32(2): 16-25.

[18] 成鹏, 肖东升. 震后特殊环境下压埋人员精确定位算法[J]. 震灾防御技术, 2024, 19(1): 191-198.
CHENG Peng, XIAO Dongsheng. Algorithm of accurate location of buried personnel in special environment after earthquake[J]. Technology for Earthquake Disaster Prevention, 2024, 19(1): 191-198.

[19] 林贻若, 余科根, 朱飞洋, 等. 一种基于GWO-BP神经网络的RSSI测距算法[J]. 测绘学报, 2024, 53(8): 1564-1573.
LIN Yiruo, YU Kegen, ZHU Feiyang, et al. A RSSI ranging algorithm based on GWO-BP neural network[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2024, 53(8): 1564-1573.

[20] 江雪, 王蓓. 基于PSO-RBF-UKF的改进RFID室内定位方法[J]. 控制工程, 2025, 41(1): 1-8.
JIANG Xue, WANG Bei. Improved RFID indoor positioning method based on PSO-RBF-UKF[J]. Control Engineering of China, 2025, 41(1): 1-8.

[21] 付锐, 肖东升. 一种基于粒子群优化BP神经网络技术的震后压埋人员手机定位方法[J]. 世界地震工程, 2024, 40(1): 206-217.
FU Rui, XIAO Dongsheng. Mobile phone location method for buried personnel after earthquake based on particle swarm optimization BP neural network technology[J]. World Earthquake Engineering, 2024, 40(1): 206-217.

[22] 李华亮. 高鲁棒性RSSI室内指纹定位算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2021.
LI Hualiang. Research on robust RSSI-based indoor fingerprint localization algorithms[D]. Changchun: Jilin University, 2021.

[23] 张霞, 杜丽敏. 仿真网格中一种基于匹配度的改进Min-Min调度算法[J]. 山西大学学报(自然科学版), 2016, 39(2): 281-293.
ZHANG Xia, DU Limin. Simulation grid: an improved Min-Min algorithm based on matching-degree[J]. Journal of Shanxi University (Natural Science Edition), 2016, 39(2): 281-293.

[24] 晏福, 杨建强, 张金. 植物根茎生长优化算法[J]. 系统工程理论与实践, 2025, 45(11): 3907-3924.
YAN Fu, YANG Jianqiang, ZHANG Jin. Plant rhizome growth-based optimization algorithm[J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2025, 45(11): 3907-3924.

[25] 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]. Science of Surveying and Mapping, 2021, 46(3): 1-7, 66.

[26] 张颖, 高灵君. 基于格拉布斯准则和改进粒子滤波算法的水下传感网目标跟踪[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(10): 2294-2301.
ZHANG Ying, GAO Lingjun. Target tracking with underwater sensor networks based on Grubbs criterion and improved particle filter algorithm[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(10): 2294-2301.

[27] 刘晶晶, 宁宝坤, 吕瑞瑞, 等. 震后典型建筑物倒塌分类及救援特点分析[J]. 震灾防御技术, 2017, 12(1): 220-229.
LIU Jingjing, NING Baokun, LÜ Ruirui, et al. Classification of typical building collapse and analysis of rescue characteristics after the earthquake[J]. Technology for Earthquake Disaster Prevention, 2017, 12(1): 220-229.

(本文编辑:任 栋)