DOI: 10. 13382/j. jemi. B2407466

# 基于 MVO-SVR 的室内指纹定位算法\*

#### 陈 静 张晓龙

(安徽理工大学电气与信息工程学院 淮南 232001)

**摘** 要:针对室内定位过程中由非视距和环境干扰导致的定位精度不高的问题,提出一种基于多元宇宙优化支持向量回归的 室内指纹定位算法。首先通过基于超宽带通信技术的双边双向测距算法计算得到测距信息;然后利用测距值作为指纹特征并 建立指纹库,使用 SVR 算法构建定位坐标和测距值之间的映射关系;最后使用 MVO 优化算法寻优 SVR 算法的 cost 和 γ 参数, 以提升定位精度。实验显示,选择径向基函数作为 SVR 模型的核函数能够有效提高定位精度,并将 MVO-SVR 的结果与三边 定位、随机森林算法、极致梯度提升算法、SVR 的结果进行对比和分析, *X* 方向平均绝对误差分别降低了 20.12%、54.43%、 60.66%和 16.21%, *Y* 方向平均绝对误差分别降低了 79.57%、54.18%、59.29%和 38.17%,平均定位误差 *E<sub>p</sub>* 分别降低了 60.73%、54.38%、60.01%和 22.84%,且 MVO-SVR 算法在 *X* 和 *Y* 方向平均绝对误差均达到了厘米级。结果证明:基于 MVO-SVR 的室内指纹定位算法明显提升了定位精度,在复杂室内环境中具有良好的应用前景。 关键词:超宽带;室内定位;双边双向测距;MVO-SVR 模型;指纹定位

中图分类号: TN92; TP18 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510. 5015

# Indoor fingerprint positioning algorithm based on MVO-SVR

Chen Jing Zhang Xiaolong

(School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: Aiming at the problem of low positioning accuracy caused by non-line-of-sight and environmental interference in indoor positioning process, an indoor fingerprint positioning algorithm based on The Multi-Verse Optimizer – Support Vector Regression algorithm has been proposed. Firstly, the ranging values are calculated through double-side two-way ranging algorithm with ultrawideband communication technology. Then, the ranging values are utilized as the fingerprint features to construct a fingerprint database, based on fingerprint database SVR algorithm is adopted to establish the mapping relationship between the positioning coordinates and the ranging values. Finally, the MVO algorithm is proposed to optimize the parameters of *cost* and  $\gamma$  in SVR algorithm to improve the accuracy of the positioning results. Experimental results demonstrate that the Radial Basis Function is used as the kernel function in the SVR model to significantly improve positioning accuracy. The results of MVO-SVR were compared and analyzed with those of Trilateration, Random Forest, eXtreme Gradient Boosting, and SVR algorithms. In the X direction, the average absolute error is reduced by 20. 12%, 54. 43%, 60. 66%, and 16. 21%, respectively; in the Y direction, it is reduced by 79. 57%, 54. 18%, 59. 29%, and 38. 17%, respectively. The average positioning error  $E_p$  is decreased by 60. 73%, 54. 38%, 60. 01%, and 22. 84%, respectively. Moreover, the average absolute errors in both the X and Y directions for the MVO-SVR algorithm reach the centimeter level. The results confirm that the indoor fingerprinting positioning algorithm based on MVO-SVR significantly enhances positioning accuracy and demonstrates promising application potential in complex indoor environments.

Keywords: ultra-wideband; indoor positioning; double-side two-way ranging; MVO-SVR model; fingerprint positioning

收稿日期:2024-04-24 Received Date: 2024-04-24

<sup>\*</sup>基金项目:国家自然科学基金项目(51874010)、安徽省教育厅高校自然科学研究项目(KJ2018A0087)资助

# 0 引 言

随着科技的不断进步和人们需求的不断提升,室外 定位技术已经得到广泛应用,室内定位技术也受到国内 外学者的关注和研究,特别是超宽带(ultra-wideband, UWB)通信技术的大量研究,使得室内定位技术发展迅 速<sup>[1-2]</sup>。UWB 是一种利用纳米级或亚纳米级的非正弦波 窄脉冲传输数据的无线载波通信技术,相较于蓝牙、 ZigBee 等其他无线定位技术,有穿透力强、频带宽和定位 精度高等优势<sup>[3-4]</sup>。

基于 UWB 通信的测距方法有基于到达时间法(time of arrival, TOA)<sup>[5]</sup>、基于到达时间差法(time difference of arrival, TDOA)<sup>[6]</sup>、基于到达角度法(angle of arrival, AOA)<sup>[7]</sup>、基于接收信号强度法(received signal strength indicator, RSSI)<sup>[8]</sup>和基于双向测距法(two-way ranging, TWR)<sup>[9]</sup>。基于 UWB 通信的定位技术有三边定位算法<sup>[10]</sup>、Chan 算法<sup>[11]</sup>、最小二乘定位算法<sup>[12]</sup>和 Taylor 定位算法<sup>[13]</sup>等,这些算法在视距(line-of-sight, LOS)环境下都有较好的定位效果。但当非视距(non-line-of-sight, NLOS)噪声较强和环境干扰较大时,数据会因为丢包和失真发生异常波动<sup>[14]</sup>,导致测距信息不准,进而降低算法计算定位坐标的精准度。

文献[15]改进了三边定位算法,先将解二元二次方 程最优解为目标并设定优化目标函数,再筛除测量过程 中的无效数据,确定有效搜索区域并进行全局搜索,得到 最优坐标结果,该方法在一定程度上解决了传统算法存 在的问题,但定位精度仍有提升空间。受 NLOS 的影响, 定位坐标和测距值之间的关系并非理想的线性关系,传 统的定位算法很难精确的计算出定位坐标。文献[16] 提出一种基于指纹算法的无线室内定位技术,文中综 述了各种室内指纹定位技术的定位原理,虽然是通过 RSSI 信号和坐标信息来实现指纹定位的,但证明了 SVR 和 K 最近邻算法(k-nearest neighbor, KNN)等机器 学习算法在室内指纹定位应用的可行性。文献[17]提 出了一种基于超宽带位置指纹与惯导融合的室内定位 技术研究,文中位置指纹定位使用了 K 中心聚类和加 权 K 近 邻 算 法, 并 利 用 惯 性 测 量 单 元 (inertial measurement unit, IMU) 辅助指纹定位, 最后使用扩展 卡尔曼滤波将两种方法融合得到定位坐标,该方法在 定位精度上比单个 KNN 类算法有很好的提升,但是实 验较为复杂且成本较高。文献[18]提出了粒子群优化 支持向量机的室内无线定位方法,文中使用粒子群优 化算法寻优支持向量回归(support vector regression, SVR)算法的参数,与传统算法对比在定位精度上有很 好的提升,也证明了优化 SVR 参数的必要性,但定位精

度仍有的提升空间。

上述文献针对 NLOS 误差和环境干扰造成精度低的 问题都提出了相应的解决方案,但定位精度仍有提升空 间。为了进一步提高在 NLOS 和存在干扰的室内环境下 的定位精度,提出了一种基于 MVO-SVR 的室内指纹定 位算法。通过 SVR 算法来映射定位坐标和测距值之间 的关系,并用 MVO 算法寻优 SVR 算法的参数,不仅减少 了调参的时间,还提升了定位的精度。

## 1 研究方法

#### 1.1 基于 DS-TWR 的测距算法

工程应用中,不同节点间的时钟偏移会在测距节点 间产生时钟误差,进而影响测距精度。本研究使用在单 边双向测距(single-side two-way ranging, SS-TWR)算法 基础上改进的双边双向测距(double-side two-way ranging, DS-TWR)算法。在SS-TWR 算法中,目标节点 向锚节点发送信号,锚节点收到信号在 $T_{reply1}$ 延迟时间后 再向目标节点返回信号,整个过程时间为 $T_{round1}$ ,信号飞 行时间 $T_{Rv-s}$ 表达式如式(1)所示。

$$T_{fly-ss} = \frac{T_{round1} - T_{reply1}}{2}$$
(1)

在实际应用中,目标节点和锚节点均存在时钟频率 误差  $e_A$ 和  $e_T$ ,引入时钟频率误差,SS-TWR 算法的飞行时 间估计值如式(2)所示。

$$T_{fly-ss}^{*} = \frac{T_{round1}(e_{T}+1) - T_{reply1}(e_{A}+1)}{2}$$
(2)

信号飞行时间误差如式(3)所示。

$$e_{fly-SS} = T_{fly-SS}^{*} - T_{fly-SS} \approx \frac{(e_T - e_A) T_{reply1}}{2}$$
 (3)

由式(3)可知,SS-TWR 算法的测距误差不仅与目标 节点和锚节点的时钟频率误差  $e_A$  和  $e_T$  有关,也与延迟时 间  $T_{replv1}$  有关。

DS-TWR 算法是在 SS-TWR 基础上使用了往返两个 飞行时间,对它们执行如式(4)所示的运算,从而得到信 号飞行时间  $T_{fy-DS}$ 。这样,可抵消往返的时钟误差,抑制 时钟频率偏移带来的误差。DS-TWR 示意图如图 1 所示。

图 1 中,目标节点在  $t_1$  时刻向锚节点发送信号,锚节 点  $t_2$  时刻收到信号并在  $T_{reply1}$  延迟时间后,在  $t_3$  时刻向目 标节点返回信号,目标节点在  $t_4$  时刻收到返回信号并在  $T_{reply2}$  延迟时间后,在  $t_5$  时刻向锚节点再发送信号,锚节 点在  $t_6$  时刻接收到信号。由上述过程可得到飞行时间的 关系式,如式(4)所示。

$$\begin{cases} 2T_{fly-DS} + T_{reply1} = T_{round1} \\ 2T_{fly-DS} + T_{reply2} = T_{round2} \end{cases}$$
(4)



图 1 双边双向测距示意图



式中: *T<sub>fly-DS</sub>* 是 DS-TWR 算法中的信号飞行时间。 由式(4)求得飞行时间 *T<sub>fly-DS</sub>*, 如式(5) 所示。

$$T_{fly-DS} = \frac{T_{round1} T_{round2} - T_{reply1} T_{reply2}}{T_{round1} + T_{round2} + T_{reply1} + T_{reply2}}$$
(5)

式中: *T*<sub>round1</sub> 和 *T*<sub>round2</sub> 分别是目标节点和锚节点从发出信 号到收到返回信号的时间。

引入时钟频率误差, DS-TWR 算法的飞行时间的估 计值如式(6) 所示。

$$\frac{T_{fly-DS}^{*} = \frac{T_{round1}(e_{T} + 1)T_{round2}(e_{A} + 1) - T_{reply1}(e_{A} + 1)T_{reply2}(e_{T} + 1)}{(T_{round1} + T_{reply2})(e_{T} + 1) + (T_{round2} + T_{reply1})(e_{A} + 1)}$$
(6)

联立式(5)和(6)可得 DS-TWR 的飞行时间误差,如 式(7)所示。

$$e_{fly-DS} = T_{fly-DS}^{*} - T_{fly-DS} \approx \frac{(e_T + e_A) T_{fly-DS}}{2}$$
 (7)

由式(7)可知,DS-TWR 算法的测距误差仅与时钟频 率误差和飞行时间有关。

UWB 信号速度为 c,目标节点和锚节点之间的距离 为  $d_{ns}$ ,如式(8)所示。

$$d_{DS} = T_{fly-DS} \cdot c$$
(8)  
式中: c 是光速,值是 3×108 m/s。

# 1.2 基于 SVR 的指纹定位算法

由于室内环境存在 NLOS 和环境干扰,定位坐标和 测距值之间不是一种简单的线性关系,而是一种复杂的 非线性关系,传统算难以准确的计算定位坐标。基于支 持向量回归的指纹定位算法被采用来建立定位坐标和测 距值之间的映射关系,提高定位精度。

SVR 是支持向量机(support vector machines, SVM) 用于解决回归问题的推广形式<sup>[19]</sup>。SVM 将数据映射到 高维特征空间后构造一个最优超平面将数据分类,SVR 是在 SVM 基础上引入损失函数,构造最优超平面实现回 归,其特点是用核技巧处理非线性问题,且处理小样本数 据集问题能力强。本研究实测的室内测距数据和定位数 据量不大(共 352 组,一组 5 个数据),采用 SVR 进行模型训练和测试极具优势。

SVR 算法中,设目标节点的定位坐标为(*x*,*y*),需分别用 SVR 模型来实现回归,得到定位坐标和测距值之间的映射关系。本研究以 *X* 轴坐标为例,以测距值 *d*(不少于 3 个)作为输入,以 *X* 轴坐标 *x* 作为输出,构成样本集合,如式(9)所示。

$$\{(d_i, x_i), i = 1, 2, \cdots, n\}$$
 (9)

式中: $d_i \in \mathbf{R}^k$ , $d_i$ 是第 i 个训练样本输入的列向量,k 是 每组训练样本输入的个数, $x_i \in \mathbf{R}$  是对应的输出值,  $n \in \mathbf{N}^*$  是训练样本数。

高维特征空间的回归函数式如式(10)所示。

$$\tilde{u}(d) = w \emptyset(d) + b \tag{10}$$

式中:w 是权向量系数, Ø(d) 是 d 在高维特征空间的非 线性映射函数, b 是偏差量, w 和 b 都是待求的参数, f(d) 是 x 的预测值。

定义损失函数 L 表示 x 和 f(d) 间误差。选用线性 e 不敏感损失函数,损失函数表达式如式(11)所示。

$$L(f(d), x, \varepsilon) =$$

$$\begin{cases} \mid x - f(d) \mid -\varepsilon, \mid x - f(d) \mid > \varepsilon \\ 0, \mid x - f(d) \mid \le \varepsilon \end{cases}$$
(11)

式中:x 是真实值, *e* 是不敏感损失函数阈值同时也为估 计精度。

为了处理在  $\varepsilon$  精度下无法估计的数据,引入 $\xi_i$ , $\xi_i^*$  松 弛变量,将寻找最优 w、b 的最优化问题转化为求最小目标函数问题,如式(12)所示。

$$\begin{cases} \min\left(\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^{2} + C\sum_{i=1}^{n} (\xi_{i} + \xi_{i}^{*})\right) \\ s. t. \begin{cases} x_{i} - w\emptyset(\mathbf{d}_{i}) - b \leq \varepsilon + \xi_{i} \\ -x_{i} + w\emptyset(\mathbf{d}_{i}) + b \leq \varepsilon + \xi_{i}^{*} \\ \xi_{i} \geq 0, \xi_{i}^{*} \geq 0, i = 1, 2, \cdots, n \end{cases}$$
(12)

式中: $w^2 = w^T w$ , C 是惩罚因子即 cost 参数。

引入拉格朗日乘子求解目标函数和约束条件之间的 关系,并求解整理得到式(13)。

$$L = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \emptyset(\mathbf{d}_{i}) (a_{i} - a_{i}^{*}) \emptyset(\mathbf{d}_{j}) (a_{j} - a_{j}^{*}) + \sum_{i=1}^{n} x_{i} (a_{i} - a_{i}^{*}) + \sum_{i=1}^{n} x_{i} (a_{i} - a_{i}^{*}) - \sum_{i=1}^{n} \varepsilon(a_{i} + a_{i}^{*})$$
(13)

式中: a<sub>i</sub>, a<sup>\*</sup><sub>i</sub> 为拉格朗日乘子。

式(13)代入式(12),可得式(12)的对偶形式,如式 (14)所示。

$$\begin{cases} \max_{a,a^*} \left[ -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (a_i - a_i^*) (a_j - a_j^*) \mathbf{K}(\mathbf{d}_i, \mathbf{d}_j) \right] \\ -\sum_{i=1}^n (a_i + a_i^*) \varepsilon + \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) x_i \end{cases} \\ s. t. \begin{cases} \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) = 0 \\ a_i, a_i^* \epsilon [0, C] \end{cases} \end{cases}$$
(14)

式中:  $K(d_i, d_j)$  是核函数,  $K(d_i, d_j) = \emptyset(d_i) \emptyset(d_j)$ 。 SVR 算法选用 RBF 核函数, 如式(15)所示。

$$K(d_i, d_j) = exp(-\gamma || d_i - d_j ||^2)$$
(15)  
式中:  $\gamma$  是核参数, 控制单个样本对模型的影响范围。

解式(14)可以得到最优的  $a \ \pi a *$ ,即可求解 w,根据卡罗需-库恩-塔克(karush-kuhn-tucker, KKT)条件,最终得到回归函数,如式(16)所示。

$$f(d) = \sum_{i=1}^{n} (a_i - a_i^*) \mathbf{K}(d_i, d) + b$$
(16)

式中:  $(a_i - a_i^*)$  是支持向量系数,  $d_i$  是支持向量, d 是新的输入样本,  $K(d_i, d)$  是通过核函数计算一个训练样本和一个新的样本在高维特征空间的相似度。

上述为 SVR 对 X 轴坐标的预测过程,同理对 Y 轴坐标的预测用 SVR 也可实现。

#### 1.3 基于 MVO 算法的 cost、γ 参数优化

调整 SVR 中的 cost 和  $\gamma$  参数对于提升模型精度至关 重要。合适的 cost 值能平衡模型的复杂度和对误差的容 忍度,适当的  $\gamma$  值决定了模型对数据的局部与全局模式 的拟合程度。通过优化这两个参数,可以在过拟合与欠 拟合之间找到最佳平衡。多元宇宙优化(multi-verse optimizer, MVO)算法被使用于对 SVR 的 cost 和  $\gamma$  参数 寻优。

MVO 优化算法有全局寻优能力强、收敛速度快和调 节参数少的优点。MVO 中有 3 个主要的概念:黑洞、白 洞和虫洞,多元宇宙中的物体通过它们实现交互,从而找 出具备最佳膨胀率的宇宙。

每个宇宙都可以看作优化问题的候选解,宇宙中的 物体就是候选解的参数组合,候选解的适应度对应宇宙 的膨胀率,求解最优宇宙的过程就是算法迭代寻优的过 程,多元宇宙在初始化之后不断迭代,最终得到最优解, 即寻优的 cost 和 γ 参数。

假设多元宇宙个数的初始值为 n,构建多元宇宙矩 阵,如式(17)所示。

$$\boldsymbol{U} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{U}_{1} \\ \boldsymbol{U}_{2} \\ \vdots \\ \boldsymbol{U}_{n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{1}^{1} & x_{1}^{2} & \cdots & x_{1}^{d} \\ x_{2}^{1} & x_{2}^{2} & \cdots & x_{2}^{d} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n}^{1} & x_{n}^{2} & \cdots & x_{n}^{d} \end{bmatrix}$$
(17)

式中:n 是宇宙数量初始值,d 是宇宙中物体数量即优化 参数的数量, $U_i = [x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d]$ 表示第i个宇宙, $x_i^j$ 表 示第i个宇宙中的第j个物体。

使用轮盘赌机制来模拟白洞和黑洞的数学模型,不同宇宙间的物体通过白洞和黑洞隧道传输,轮盘赌机制 对应的数学表达式如式(18)所示。

$$x_{i}^{j} = \begin{cases} x_{k}^{j}, r_{1} < NI(U_{i}) \\ x_{i}^{j}, r_{1} \ge NI(U_{i}) \end{cases}$$
(18)

式中: *x<sup>i</sup>*<sub>k</sub> 是由轮盘赌机制选出的第 *k* 个宇宙的第 *j* 个参数, *NI*(*U*<sub>i</sub>) 是第 *i* 个宇宙的归一化膨胀率, *r*<sub>1</sub> 是[0, 1] 之间的随机数。

为了维持多元宇宙的多样性,避免算法陷入局部最优,用虫洞来实现这一目的。虫洞机制的数学表达式如式(19)所示。

$$\begin{aligned}
x_{i}^{\prime} &= \\
\begin{cases}
X_{j} + P_{TDR} [(ub_{j} - lb_{j}) \cdot r_{4} + lb_{j}]r_{3} < 0.5 \\
X_{j} - P_{TDR} [(ub_{j} - lb_{j}) \cdot r_{4} + lb_{j}]r_{3} \ge 0.5, r_{2} < P_{WEP} \\
x_{i}^{j}, r_{2} \ge P_{WEP}
\end{aligned}$$
(19)

式中: $X_j$ 是当前最优宇宙的第j个参数,  $P_{WEP}$ 是虫洞存在的概率,  $P_{TDR}$ 是旅行距离率,  $r_2$ 、 $r_3$ 、 $r_4$ 是[0,1]之间的随机数,  $ub_i$ 和 $lb_i$ 分别是第j个参数 $X_i$ 的上下边界。

虫洞存在概率  $P_{WEP}$  和旅行距离率  $P_{TDR}$  的公式,如式(20)和(21)所示。

$$P_{WEP} = P_{WEP\min} + t \times \left(\frac{P_{WEP\max} - P_{WEP\min}}{T}\right)$$
(20)

$$P_{TDR} = 1 - \frac{t^{\frac{1}{p}}}{T^{\frac{1}{p}}}$$
(21)

式中:  $P_{WEP \max}$  和  $P_{WEP \min}$  分别为  $P_{WEP}$  的最大值和最小值, t 是当前迭代次数, T 是最大迭代次数, p 是  $P_{TDR}$  的调节系数, 一般取常数 6。

#### 1.4 构建基于 MVO-SVR 的室内指纹定位模型

基于 MVO-SVR 的距离指纹定位模型分为两个阶段,学习阶段和定位阶段,如图2所示。学习阶段对应算法的离线阶段,MVO-SVR 算法可以学习距离指纹与其对应的位置之间的映射关系;定位阶段对应算法的在线阶段,算法用测试集的距离指纹输入已学习的定位算法中,计算定位坐标并验证算法的可行性。

指纹定位过程中,使用基于 UWB 通信技术的 DS-TWR 算法计算得到室内定位数据的测距值,基于坐标数 据和测距值构建距离指纹库。用 MVO 优化算法寻找 SVR 模型的 cost 和γ参数的最优值,基于测试集计算定 位结果和各评价标准,建模步骤如图 3 所示。



Fig. 2 The process of fingerprint positioning





# 2 实验及分析

#### 2.1 实验环境

实际定位中,定位结果会受到多径效应、其他电子设备、环境变化如人流走动等因素影响,定位精度会降低。

为验证 MVO-SVR 算法在 NLOS 环境下的定位性能, 选择为如图 4 所示的实验环境,有 2 根水泥支柱作为障 碍物,地上 0.6 m×0.6 m 的正方形瓷砖提供参考,选取 2 根柱子外围的瓷砖地板为测量点进行测距采样,锚节点 设置在采样点外围的一圈瓷砖网格顶点。实验时间为 2023 年 9 月 2 日周六 12:00~14:00,避免过多的人员走 动影响定位实验的连续性。

#### 2.2 数据获取

本实验一共3个锚节点和1个目标节点,部署3个 锚节点为直角三角形,3个锚节点坐标分别设置为 A0(0,0),A1(4.5,0),A2(0,11.6),其中锚节点A0与上 位机连接上传测距信息。若改变锚节点的位置,例如锚 节点A2部署在水泥柱之后,NLOS的影响会增大,从而 降低测距和定位精度。布置好锚节点位置后,目标节点 起始坐标为(0.3,0.3),顺时针方向移动,移动步长为 0.3 m,围绕两根柱子一共测量352个数据点,测距和实 际定位坐标数据如表1所示。



图 4 定位环境 Fig. 4 Positioning environment

表 1 测距数据和实际定位坐标 Table 1 Distance measurement and actual positioning coordinates data

编号 -	测距值/m			实际定位坐标/m	
	A0	A1	A2	x	у
1	0.47	4.43	10.96	0.3	0.3
2	0.66	4.43	10.68	0.3	0.6
3	0.9	4.49	10.53	0.3	0.9
:	:	:	:	÷	:
351	2.19	3.17	10.13	1.8	1.2
352	1.9	3.54	10.06	1.5	1.2

#### 2.3 数据归一化处理

数据归一化的目的是将数据限定在[0,1],消除奇 异样本数据的不良影响,使数据对模型的影响具有相同 尺度,进而提高模型的定位精度,如(22)所示。

$$N_i = \frac{(X_i - \min(X))}{\max(X) - \min(X)}$$
(22)

式中: $N_i$ 是归一化处理后的数据, $X_i$ 是待归一化的数据, max(X)是数据的最大值,min(X)是数据的最小值。

## 2.4 评价标准

为评价定位模型的定位精度,计算 X, Y 方向的绝对 误差,以及定位误差  $E_p$ ,通过计算它们的平均值来衡量 模型的精度。误差的单位均为米(m),且为正实数,它们 的值越小,表明模型的定位精度越高,如(23)~(26) 所示。

$$E_{x_k} = \sqrt{(x_k - \tilde{x}_k)^2}$$

$$E_{x_k} = \sqrt{(y_k - \tilde{y}_k)^2}$$
(23)

$$E_{p_k} = \sqrt{E_{x_k}^2 + E_{y_k}^2}$$
(24)

$$\begin{cases} \overline{E_{x_k}} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n} \sqrt{(x_k - \widetilde{x}_k)^2} \\ \overline{E_{y_k}} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n} \sqrt{(y_k - \widetilde{y}_k)^2} \end{cases}$$
(25)

$$\overline{E_{p_k}} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n} \sqrt{E_{x_k}^2 + E_{y_k}^2}$$
(26)

式中:  $(\tilde{x}_k, \tilde{y}_k)$  为第 k 个目标节点的真实坐标;  $(x_k, y_k)$  为用算法计算第 k 个目标节点的坐标值。

根据 X, Y 方向的绝对误差,以及定位误差  $E_p$ ,可以 计算 它 们 的 累 积 分 布 函 数 (cumulative distribution function, CDF)。算法的误差为离散变量,CDF 公式如 式(27)所示。

$$F_E(e) = \sum_{i} P(\boldsymbol{E} = e_i)$$
(27)

式中:  $F_E(e)$  为误差 E 小于或等于某个值 e 的概率, E 的 取值集合为  $\{e_1, e_2, e_3, \dots\}$ 。

#### 2.5 实验验证及结果分析

1)SVR 的实验验证

在 SVR 算法回归训练的过程中,核函数的选择是影 响算法精度的关键步骤,因此在寻优参数前,需要对核函 数进行选择。设 SVR 算法的 cost 和 y 参数初值分别为 5.0 和 3.0,在其他参数不变的情况下,只改变核函数的 选择,划分前 70%数据为训练集,后 30%数据为测试集, 以 3 个测距距离为输入,X 和 Y 方向的定位坐标为输出, 基于训练集数据,根据式(23)和(24),计算不同核函数 情况下 X、Y 方向的绝对误差和定位误差 E<sub>p</sub>,结果如 图 5~7 所示。



图 5 Linear 核函数误差结果图

Fig. 5 Error result graph of Linear kernel function





Fig. 6 Error result graph of Polynomial kernel function

由图 5~7 所示,并根据式(25)和(26)可得到不同核



图 7 RBF 核函数误差结果图

Fig. 7 Error result graph of RBF kernel function

函数情况下的误差分析表,结果如表2所示。

表 2 不同核函数的误差分析表

拉云教力场	X方向平均	Y方向平均	平均定位
核函数名称	绝对误差/m	绝对误差/m	误差 $E_p/m$
Linear 核函数	0.346 12	0.169 85	0. 415 61
Polynomial 核函数	0.160 98	0.112 69	0.22479
RBF 核函数	0.090 45	0.067 02	0.12275

由表 2 误差数据可知, SVR 核函数为 RBF 核函数 时,*X* 方向平均绝对误差相较于 Linear 和 Polynomial 核 函数分别降低了 73.86%和 43.81%,;*Y* 方向平均绝对误 差分别降低了 60.54%和 40.53%;平均定位误差 *E<sub>p</sub>* 分别 降低了 70.47%和 45.39%。所以确定 SVR 模型的核函 数为 RBF 核函数。

MVO 算法的参数设定为:多元宇宙数量为 60, cost参数的寻优范围为  $[0.1, 200], \gamma$  参数的寻优范围为 [0.01, 30], 最大迭代次数为 100。最终寻出的 SVR 模型 $中 cost 和 <math>\gamma$  的最优参数组合,确定的 SVR 参数如表 3 所示。

	表 3	SVR 模型参数设定表
Table 3	SVR	model parameter setting table

参数名称	X 方向的 SVR 参数值	Y方向的 SVR 参数值
cost 参数	126. 395 1	114.481 2
γ参数	1.4107	18.3064
核函数	RBF 核函数	RBF 核函数

2) 定位结果分析

为验证室内指纹定位模型的准确性,以3个测距距 离为输入,定位坐标为输出,基于测试集数据,设置三边 定位算法、随机森林(random forest, RF)、极限梯度提升 (eXtreme gradient boosting, XGBoost)和 SVR 为对照组与 MVO-SVR 进行对比,定位结果如图 8 所示。

为进一步对比,由图 8 的定位结果,根据式(27)计算数据在 X 方向的绝对误差、Y 方向的绝对误差和定位误差 *E*, 的 CDF 值,绘制 CDF 图可以展现不同算法的误差



results of various algorithms







由图 9~11 可分析,对于 X 方向的绝对误差,三边定 位算法、SVR 算法和 MVO-SVR 算法的 CDF 曲线位于 RF 和 XGBoost 的左上方,表明 3 种算法在 X 方向的绝对误 差相对分布于较小的值;对于 Y 方向的绝对误差和定位 误差  $E_p$ ,MVO-SVR 算法的 CDF 曲线位于其他 4 种算法 的左上方,表明 MVO-SVR 算法在 Y 方向上的误差和定 位误差  $E_p$  相对分布于较小的值,定位性能最好。

由图 8 和式(25)、(26)可得到 5 种算法的 X 方向平 均绝对误差、Y 方向平均绝对误差和平均定位误差 E<sub>p</sub>,如 表 4 所示。





Fig. 10 Plot of cumulative distribution function of absolute errors in the *Y*-direction for different algorithms



## 图 11 不同算法定位误差 E<sub>p</sub> 的累计分布函数图

Fig. 11 Plot of cumulative distribution function of positioning error  $E_p$  for different algorithms

## 表 4 误差分析表 Table 4 Error analysis table

當計	X 方向平均	Y方向平均	平均定位
异広	绝对误差/m	绝对误差/m	误差 $E_p/m$
三边定位	0.123 47	0.255 33	0. 310 41
$\mathbf{RF}$	0.216 42	0.113 86	0.26720
XGBoost	0.25071	0.128 15	0.304 88
SVR	0.117 70	0.084 38	0.15799
MVO-SVR	0.098 62	0.052 17	0. 121 91

#### 由图8及表4可知:

MVO-SVR 室内定位算法与三边定位算法、RF、 XGBoost 和 SVR 相比,在不同的误差结果上均有降低。 其中,MVO-SVR 算法在 X 方向平均绝对误差上较三边定 位算法、RF、XGBoost 和 SVR 分别降低了 20.12%、 54.43%、60.66%和 16.21%;在 Y 方向平均绝对误差上 分别降低了 79.57%、54.18%、59.29%和 38.17%;在平均定位误差 *E<sub>p</sub>*上分别降低了 60.73%、54.38%、60.01% 和 22.84%。

结果证明, MVO-SVR 室内定位算法在定位精度上高 于三边定位算法、RF、XGBoost 和 SVR 算法, 且在 X 方向 平均绝对误差和 Y 方向平均绝对误差都达到了厘米级。

# 3 结 论

在室内 UWB 定位过程中,针对 NLOS 和环境干扰导 致测距和定位精度大幅度下降的问题,提出了一种基于 MVO-SVR 的室内指纹定位算法。首先,利用基于 UWB 通信技术的 DS-TWR 算法,通过两次往返测量抵消时钟 误差,提高了测距精度。然后,采用 SVR 算法建立定位 坐标与测距值之间的非线性映射关系,并利用 MVO 算法 优化 SVR 模型中的 cost 和 γ 参数,减少手动调参的复杂 度,显著提升了定位精度。核心技术在于将智能优化算 法与非线性回归相结合,解决了传统定位算法在复杂环 境中的精度下降问题。研究结果表明,MVO-SVR 算法在 X 方向和 Y 方向的平均绝对误差均达到厘米级,有很高 的定位精度。在后续的工作中将着重研究自适应核函 数,以进一步提升 SVR 模型的定位精度。此外,还将关 注算法在实际定位过程中的实时性。

## 参考文献

- [1] ZHANG Y, CHU Y, FU Y, et al. UWB positioning analysis and algorithm research [J]. Procedia Computer Science, 2022, 198: 466-471.
- [2] RIDOLFI M, KAYA A, BERKVENS R, et al. Selfcalibration and collaborative localization for UWB positioning systems: A survey and future research directions[J]. ACM Computing Surveys, 2021, 54(4): 1-27.
- [3] 曹波,朱万洁,姜春霞,等. 基于 VBKF-CPA-TSA 算法的 UWB 定位技术[J]. 仪器仪表学报,2023,44(10): 120-129.

CAO B, ZHU W J, JIANG CH X, et al. A UWB localization technique based on the VBKF-CPA-TSA algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 120-129.

- [4] 杨承志,张晓明,张鸽. 基于 WLS-KF 的 UWB 室内定 位滤波算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(1):25-33.
  YANG CH ZH, ZHANG X M, ZHANG G. Research on UWB indoor localization filtering algorithm based on WLS-KF [J]. Journal of Electronic Measurement and
- [5] 董宇,逯暄,彭甫镕,等. 基于 TOA 算法的 UWB 室内

Instrumentation, 2024, 38(1): 25-33.

定位的定标方法[J]. 测控技术,2023,42(11):47-52. DONG Y, LU X, PENG F R, et al. UWB indoor positioning calibration method based on TOA algorithm [J]. Measurement & Control Technology, 2023, 42(11):47-52.

- [6] 冷加俊,马国军.室内机器人 TDOA 异步无参测距定 位方法研究[J].电子测量技术,2022,45(2):1-6.
   LENG J J, MA G J. Research on indoor robot TDOA asynchronous no reference ranging location method[J].
   Electronic Measurement Technology, 2022, 45(2): 1-6.
- [7] 鹿浩,侯玉涛,杨晓倩,等. 基于复域超多维标度的混合 TOA/AOA 定位算法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(13):39-45.
  LUH, HOUYT, YANGXQ, et al. Research on hybrid TOA/AOA location algorithm based on super multidimensional scale in complex domain [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(13): 39-45.
- [8] 朱清山,王伟.基于 RSSI 的指纹地图室内定位算法[J]. 国外电子测量技术,2020,39(10):6-9.
  ZHU Q SH, WANG W. Indoor location algorithm of fingerprint map based on RSSI[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39(10): 6-9.
- [9] 陈思远,尹栋,牛轶峰. 基于 UWB 的 SS-TWR 改进方 法研究与实现[J]. 计算机应用研究,2021,38(11): 3398-3402.
  CHEN S Y, YIN D, NIU Y F. Research and implementation of improved SS-TWR method based on UWB[J]. Application Research of Computers, 2021, 38(11): 3398-3402.
- [10] 丁亚男,张旭,徐振国,等. 自适应三边定位算法在航站楼内的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(2):441-448.
  DING Y N, ZHANG X, XU ZH G, et al. Application of adaptive three-sided positioning algorithm in terminal building[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(2): 441-448.
- [11] CHEN S S, SHI Z C, WU F, et al. Improved 3-D indoor positioning based on particle swarm optimization and the chan method [J]. Information, 2018, 9(9): 208-208.
- [12] 秦明峰,胡丽格. 一种基于伪距残差加权的最小二乘 定位算法[J]. 计算机仿真,2022,39(12):44-48.
  QIN M F, HU L G. A least square location algorithm based on weighted pseudo range residuals[J]. Computer Simulation, 2022, 39(12): 44-48.
- [13] CHU Y, HE L, YAO F. An improved localization algorithm of Taylor series expansion search target [J].

Optik, 2016, 127(19): 8070-8075.

- [14] 柯希,孙洁.基于 EGWO-LSTM-LSM 算法的 TOF 定位 研究[J]. 无线电工程, 2024, 54(7): 1767-1778. KE X, SUN J. Research on TOF localization based on EGWO-LSTM-LSM algorithm [J]. Radio Engineering, 2024, 54(7): 1767-1778.
- 游小荣,裴浩,霍振龙.一种基于 UWB 的三边定位改 [15] 进算法[J]. 工矿自动化, 2019, 45(11): 19-23. YOU X R, PEI H, HUO ZH L. An improved trilateral positioning algorithm based on UWB[J]. Journal of Mine Automation, 2019, 45(11): 19-23.
- 张梦丹,卢光跃,王宏刚,等.基于指纹算法的无线室 [16] 内定位技术[J]. 电信科学, 2016, 32(10):77-86. ZHANG M D, LU G Y, WANG H G, et al. Wireless indoor localization technology based on fingerprint algorithm [J]. Telecommunications Science, 2016, 32(10): 77-86.
- [17] 丁良政,李红珍,卜雄洙.基于超宽带位置指纹与惯导 融合的室内定位技术研究[J]. 仪表技术,2023,(6): 53-57.

DING L ZH, LI H ZH, BU X ZH. Research on indoor location technology based on UWB location fingerprint and IMU fusion [J]. Instrumentation Technology, 2023, (6): 53-57.

- [18] 赵宇,孙挺.粒子群优化支持向量机的室内无线定位 方法[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(19): 95-98. ZHAO Y., SUN T. Wireless indoor location method based on PSO-SVM[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(19): 95-98.
- [19] 王红尧,郑鸿林,田劼,等.面向矿井动目标的 PSO-SVR 模型与 UWB Chan 优化距离指纹融合定位方法[J]. 电子 测量与仪器学报,2022,36(7):106-114. WANG H Y, ZHENG H L, TIAN J, et al. Fusion

location method of PSO-SVR model and UWB Chan optimal fingerprint matching for mine moving target [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(7): 106-114.

[20] 薛敏,孙炜,余洪山,等.基于 WiFi 指纹的层级学习室 内定位模型[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(4): 118-126.

> XUE M, SUN W, YU H SH, et al. Hierarchical deep learning model to locate the mobile device via WiFi fingerprints [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(4): 118-126.

#### 作者简介



陈静,2014年于上海大学获得博士学 位,现为安徽理工大学副教授,主要研究方 向为数据挖掘与数据融合研究、无线传感器 网络。

E-mail: jchen@aust.edu.cn

Chen Jing received his Ph. D. degree from Shanghai University in 2014. Now he is an associated professor in Anhui University of Science and Technology. His main research interests include data mining and information fusion, wireless sensor networks.



张晓龙(通信作者),2022年于安徽理 工大学获得学士学位,现为安徽理工大学硕 士研究生,主要研究方向为基于无线传感网 络的室内定位技术。

E-mail: 2571914092@ qq. com

Zhang Xiaolong (Corresponding author)

received his B. Sc. degree from Anhui University of Science and Technology in 2022. Now he is a M. Sc. candidate in Anhui University of Science and Technology. His main research interests include indoor positioning technology based on wireless sensor networks.