

多角度探测模式下结合Hough变换与SVR的墙后目标定位算法

欧阳方平^① 曹家璇^① 丁一鹏^{*②}

^①(中南大学物理学院 长沙 410012)

^②(中南大学电子信息学院 长沙 410004)

摘要: 多普勒穿墙雷达在定位墙后目标时, 存在以下两个难点: (1)准确获取频率混叠区域目标瞬时频率; (2)通过获取精确的墙体参数来减小墙体对定位造成的影响。针对以上问题该文提出了一种结合Hough变换和支持向量回归-BP神经网络的目标定位算法。该文首先设计了一种多视角融合穿墙目标探测模型框架, 通过获取不同视角下的目标位置来提供辅助估计墙体参数信息; 其次, 结合差分进化算法和切比雪夫插值多项式提出了一种目标瞬时频率曲线的高精度提取和估计算法; 最后, 利用估计的墙体参数信息, 提出了一种基于BP神经网络的目标运动轨迹补偿算法, 抑制了障碍物对目标定位结果的扭曲影响, 实现了对墙后目标的精确定位。实验结果表明, 相较于传统的短时傅里叶方法, 该文所述方法可以准确提取时频混叠区域的目标瞬时频率曲线并减小墙体造成的影响, 从而实现墙后多目标的精确定位, 整体定位精度提升了约85%。

关键词: 多普勒穿墙雷达; 目标定位; Hough变换; 切比雪夫多项式; 运动轨迹补偿

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2024)x-0001-14

DOI: 10.12000/JR23236

引用格式: 欧阳方平, 曹家璇, 丁一鹏. 多角度探测模式下结合Hough变换与SVR的墙后目标定位算法[J]. 雷达学报(中英文), 待出版. doi: 10.12000/JR23236.

Reference format: OUYANG Fangping, CAO Jiakuan, and DING Yipeng. A through-wall target location algorithm combing Hough transform and SVR in multi-view detection mode[J]. *Journal of Radars*, in press. doi: 10.12000/JR23236.

A Through-wall Target Location Algorithm Combing Hough Transform and SVR in Multi-view Detection Mode

OUYANG Fangping^① CAO Jiakuan^① DING Yipeng^{*②}

^①(School of Physics, Central South University, Changsha 410012, China)

^②(School of Electronic Information, Central South University, Changsha 410004, China)

Abstract: Doppler through-wall radar faces two challenges when locating targets concealed behind walls: (1) precisely determining the instantaneous frequency of the target within the frequency aliasing region and (2) reducing the impact of the wall on positioning by determining accurate wall parameters. To address these issues, this paper introduces a target localization algorithm that combines the Hough transform and support vector regression-BP neural network. First, a multiview fusion model framework is proposed for through-wall target detection, which enables the auxiliary estimation of wall parameter information by acquiring target

收稿日期: 2023-11-30; 改回日期: 2024-01-21; 网络出版: 2024-01-31

*通信作者: 丁一鹏 dingyipeng@sina.com *Corresponding Author: DING Yipeng, dingyipeng@sina.com

基金项目: 湖南省自然科学基金(2022JJ30749), 中南大学研究生自主探索创新项目(2023ZZTS0398), 国家自然科学基金(52073308), 湖南省创新省建设专项基金(2020RC3004)

Foundation Items: The Natural Science Foundation of Hunan Province (2022JJ30749), The Fundamental Research Funds for the Central Universities of Central South University (2023ZZTS0398), The National Natural Science Foundation of China (52073308) and the Special Foundation for Human Innovation Province Construction (2020RC3004)

责任主编: 郭世盛 Corresponding Editor: GUO Shisheng

©The Author(s) 2024. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License

(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

positions from different perspectives. Second, a high-precision extraction and estimation algorithm for the instantaneous frequency curve of the target is proposed by combining the differential evolutionary algorithm and Chebyshev interpolation polynomials. Finally, a target motion trajectory compensation algorithm based on the Back Propagation (BP) neural network is proposed using the estimated wall parameter information, which suppresses the distorting effect of obstacles on target localization results and achieves the accurate localization of the target behind a wall. Experimental results indicate that compared with the conventional short-time Fourier method, the developed algorithm can accurately extract target instantaneous frequency curves within the time-frequency aliasing region. Moreover, it successfully reduces the impact caused by walls, facilitating the precise localization of multiple targets behind walls, and the overall localization accuracy is improved $\sim 85\%$.

Key words: Doppler through-wall radar; Target localization; Hough transform; Chebyshev polynomials; Target trajectory compensation

1 引言

作为探测墙后目标的重要工具之一,多普勒穿墙雷达利用电磁波信号的多普勒效应来获取运动目标的运动状态。多普勒雷达具有尺寸小、精度高的特点,在军事和民用领域被广泛应用^[1,2]。传统的目标定位方法通过获取时频分析中目标的瞬时频率(Instantaneous Frequency, IF)特征,来实现运动目标的定位^[3]。根据不同接收机获取的相同载波频率的雷达信号来判断运动目标的波达角(Direction Of Arrival, DOA),并利用同一接收机获取的不同载波频率的雷达信号判断运动目标的距离。

然而,在实际测量中,使用多普勒穿墙雷达进行墙后目标定位时存在以下几个难题:(1)当检测多个目标,目标之间的IF足够接近甚至交叉时,时频谱图中频率接近位置处会出现频率混叠现象,难以获得精确的目标IF曲线^[4];(2)无法忽略墙体对目标定位的影响时,定位结果相较于目标真实位置偏差较大^[5,6]。因此,对IF进行准确估计并减小墙体对定位的影响是墙后目标定位领域中的一项关键技术。

研究者提出了许多信号处理方法来获取目标的瞬时频率。最常用的方法是基于短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)的峰值法^[7],它通过提取经STFT处理后的时频分布上的峰值来确定目标瞬时频率,然而,这种方法受不确定性原理限制且无法处理频率混叠情况,因此对目标瞬时频率的提取精度不够高。Huang等人^[8]提出经验模态分解来分离目标分量,但是由于未考虑目标散射特性,易导致提取的信号与真实目标信号存在较大差别。Li等人^[9]提出的改进维特比算法通过设置惩罚函数来动态获取目标瞬时频率,但在时频混叠区域表现并不理想。

目前,墙体参数估计主要应用于穿墙成像与目标定位领域^[10]。Jin等人^[11]提出了一种基于图像域

滤波器的方法,避免了直接估计折射角来获取墙体参数,从而在短时间内获取更好的成像效果,但该算法在多目标成像场景中的处理十分复杂。Protiva等人^[12]采用了时延法,通过利用电磁波传播的几何关系与传播时间计算墙体参数,但在非均匀墙体情况下表现不佳。Wang等人^[5,13]提出了轨迹相交法,通过遍历一定范围内的壁厚来获取不同雷达系统的“目标坐标-壁厚”曲线,曲线交点即为目标的实际位置与壁厚,但这种方法耗时较长。Zhang等人^[14]提出一种基于支持向量机的墙体参数估计方法,根据雷达回波的振幅与时延估计墙体参数,但需要复杂的超宽带雷达系统,且在目标靠近墙体时性能不佳。

以上方法均能通过估计墙体参数从而提高墙后目标的定位精度,但目前墙体参数估计方法主要基于超宽带雷达系统,基于多普勒穿墙雷达实现墙后目标的精准定位仍然是一个挑战。为了有效解决现有方法的不足,本文提出了一种结合Hough变换和支持向量回归-BP神经网络的目标定位算法。本文的主要贡献可以概括为以下几点:

(1)设计了一种多视角融合穿墙目标探测模型框架,为墙体参数估计和轨迹补偿提供基础。通过优化雷达系统,将目标探测从单一视角扩展到多个视角,从不同角度获得目标位置以提供辅助信息。同时,通过分析多视角信息的差异,基于支持向量回归获取墙体参数的估计结果。

(2)设计了一种基于切比雪夫插值多项式的Hough变换瞬时频率估计算法。通过差分进化算法动态搜索切比雪夫多项式零点附近IF值从而精确获取目标IF曲线。

(3)设计了一种基于BP神经网络的运动轨迹补偿算法。该算法能基于墙体厚度估计值有效补偿目标运动轨迹,减小墙体对目标定位的影响,从而显著提高穿墙目标定位精度。

2 目标定位与墙体模型

2.1 传统多普勒穿墙雷达定位算法

多普勒穿墙雷达系统能够发射电磁波信号并接收包含目标信息的雷达回波信号。传统双频多普勒穿墙雷达系统由一个发射机 T_x 和两个接收机 R_{x1} 与 R_{x2} 组成，如图1所示。其中， d 为天线间的距离， θ 为波达角， R 为目标到参考点的距离。本文将距离为 d 的两个接收机称为一组接收机。

人体目标的检测主要依靠获取回波信号中的特征信息。发射机发射信号可以表示为

$$T(t) = A \cdot \left(e^{j(2\pi f_{c1}t + \varphi_1)} + e^{j(2\pi f_{c2}t + \varphi_2)} \right) \quad (1)$$

其中， A 为信号的幅值， f_{c1} 、 f_{c2} 和 φ_1 、 φ_2 分别是载波频率和对应的初始相位。

由于实际探测环境复杂多变，如果将人体视为点目标，雷达回波经滤波后，得到的信号可表示为

$$R(t) = \sum_{k=1}^K h_k \cdot T(t - \tau_k(t) + n(t)) \quad (2)$$

其中， K 为探测目标的数量， h_k 为第 k 个目标回波分量的衰减系数， $\tau_k(t)$ 表示第 k 个目标由于信号发射

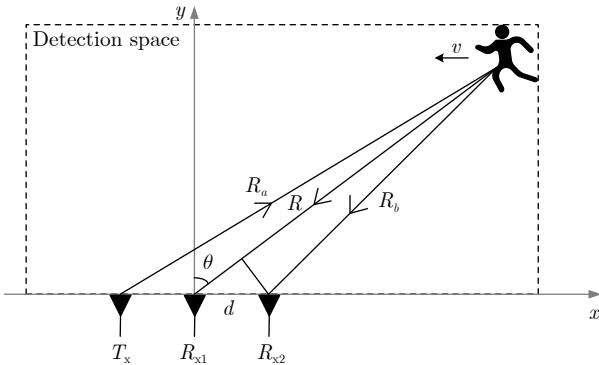


图1 传统多普勒雷达探测模型

Fig. 1 Traditional Doppler radar target detection model

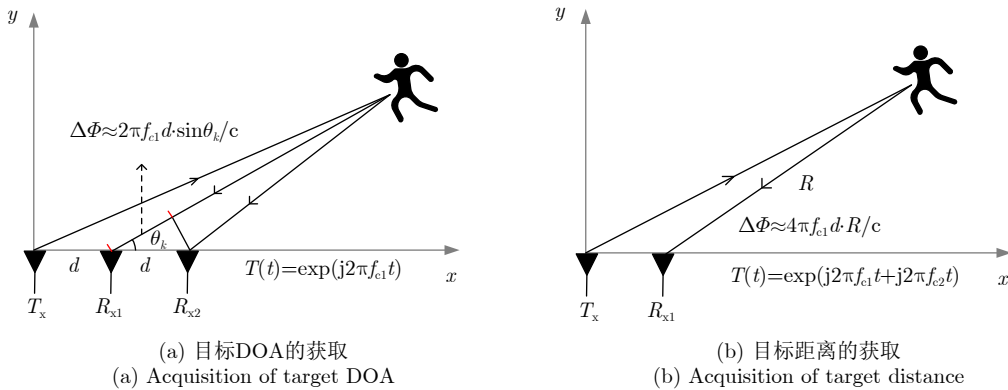


图2 多普勒穿墙雷达目标定位原理图

Fig. 2 Doppler through-wall radar localization schematic

和接收而产生的时间延迟， $n(t)$ 为接收到的探测环境中的噪声。

在传统多普勒雷达定位中，往往不考虑墙体对电磁波的影响，因此接收机 R_{xs} ($s=1,2$) 对应的基带信号 $R_S(t)$ 可以表示为

$$R_S(t) = A \cdot \left(\sum_{k=1}^K \alpha_k e^{-j2\pi f_{c1} \frac{d_{t,k} + d_{s,k}}{c}} + \sum_{k=1}^K \alpha_k e^{-j2\pi f_{c2} \frac{d_{t,k} + d_{s,k}}{c}} \right) \quad (3)$$

其中， α_k 为第 k 个目标的散射系数， $d_{t,k}$ 为发射机 T_x 与第 k 个目标之间的距离， $d_{s,k}$ 为接收机 R_{xs} 与第 k 个目标之间的距离， $d_{t,k}$ 与 $d_{s,k}$ 在图1中表示为 R_a 与 R_b ， c 为光速。

多普勒穿墙雷达通过获取目标的DOA与距离实现对运动目标的定位。图2展示了获取目标DOA与距离的原理。

无论是DOA还是距离的获取，均通过计算不同信号的相位差。获取目标的DOA通常需要单频载波信号与两个接收机，获取目标的距离通常需要双频载波信号与一个接收机。

第 k 个目标的 $R_1(t)$ 分量与 $R_2(t)$ 分量之间的相位差可表示为

$$\Phi_{2,k} - \Phi_{1,k} \approx 2\pi f_{c1} \cdot \frac{d \cdot \sin \theta_k}{c} \quad (4)$$

其中， $\Phi_{i,k}$ ($i=1,2$) 为第 i 个接收机接收到对应载波频率为 f_{c1} 的信号在时刻 t 的相位。

相似的，同一接收机接收到不同载波频率信号的相位差可以表示为

$$\Phi'_{1,k} - \Phi_{1,k} \approx 4\pi \Delta f_c \cdot \frac{R(t)}{c} \quad (5)$$

其中, $\Phi'_{1,k}$ 为第1个接收机接收到对应载波频率为 f_{c2} 的信号在时刻 t 的相位, Δf_c 为 f_{c1} 与 f_{c2} 的频率差。由于收发天线之间的距离很小, 在远场条件下该式成立。

因此, 远场条件下目标在二维平面上的位置信息可以表示为

$$\begin{cases} \theta(t) = \arcsin\left(\frac{\Phi_{2,k} - \Phi_{1,k}}{2\pi f_{c1} \cdot d} \cdot c\right) \\ R(t) = \frac{\Phi'_{1,k} - \Phi_{1,k}}{4\pi\Delta f_c} \cdot c \end{cases} \quad (6)$$

由于相位在环境中极易受到噪声干扰, 常使用IF积分的方式来代替直接相位差。由于 $IF = d\Phi/dt$, 因此改进后的目标位置信息可以表示为

$$\begin{cases} \theta(t) = \arcsin\left(\frac{2\pi \int (f_{1,2}(t) - f_{1,1}(t))dt + \phi_1}{2\pi d/\lambda}\right) \\ R(t) = \frac{2\pi \int (f_{2,1}(t) - f_{1,1}(t))dt + \phi_2}{4\pi\Delta f_c} \cdot c \end{cases} \quad (7)$$

其中, $f_{k,s}$ ($k=1,2, s=1,2$) 为接收机 $R_{x,s}$ 处载波频率为 f_{ck} 对应的目标IF曲线, ϕ_1 和 ϕ_2 为初始相位差。

根据得到的DOA与距离, 可通过式(8)获得笛卡儿空间坐标系下的目标位置

$$\begin{cases} X(t) = R(t) \cdot \sin\theta(t) \\ Y(t) = R(t) \cdot \cos\theta(t) \end{cases} \quad (8)$$

确定运动目标的坐标后, 可以合成目标运动轨迹, 从而实现二维空间下的目标定位。

2.2 多视角融合穿墙目标探测模型

当墙体参数较大时, 其对目标定位的影响无法被忽略, 需要估计墙体参数从而减小墙体带来的影响。然而传统多普勒雷达从单一角度获取的信息有限, 无法为墙体参数的估计提供充足的信息。本文在假定墙厚与介电常数均匀的情况下, 建立有墙体的多视角融合穿墙目标探测模型, 如图3所示。该模型可从多个角度获取目标信息。 θ_0 为目标相对于

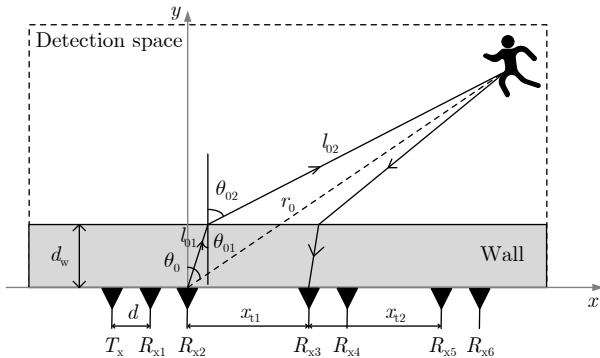


图3 多视角融合穿墙目标探测模型

Fig. 3 Multi-view fusion through-wall target detection model

原点的DOA, θ_{01} 为 T_x 发射的电磁波在墙体-空气界面出的入射角, θ_{02} 为折射角。 l_{01} 为 T_x 发射的电磁波在墙体中的传输距离, l_{02} 为电磁波在空气中的传输距离, r_0 为目标到原点的距离, d_w 为墙体厚度。

墙体厚度与介电常数对电磁波信号在墙内和自由空间中的传播路径有不同程度的影响。介电常数主要影响“墙体-空气”界面处的电磁波折射点位置与入射角大小, 墙体厚度主要影响折射点的位置。当电磁波通过介电常数为 ε 的非金属介质时, 其速度可以表示为

$$v = \frac{c}{\sqrt{\varepsilon}} \quad (9)$$

根据斯涅尔定律, 折射角可以表示为

$$\theta_{02} = \arcsin(\sqrt{\varepsilon} \sin\theta_{01}) \quad (10)$$

依据图2中的几何关系, 墙内的传输距离可表示为

$$l_{01} = \frac{d_w}{\cos\theta_{01}} \quad (11)$$

将余弦定理应用于人体目标、折射点与参考点之间的三角形, 可以得到如下关系:

$$r_0^2 = l_{01}^2 + l_{02}^2 - 2l_{01}l_{02} \cos(\pi - \theta_{02} + \theta_{01}) \quad (12)$$

$$l_{02} = \sqrt{r_0^2 - l_{01}^2 \sin^2(\theta_{01} - \theta_{02})} - l_{01} \cos(\theta_{01} - \theta_{02}) \quad (13)$$

将正弦定理应用于上述三角形, 可得如下关系:

$$\frac{l_{02}}{\sin(\theta_0 - \theta_{01})} = \frac{r_0}{\sin(\theta_{02} - \theta_{01})} \quad (14)$$

$$\theta_0 = \theta_{01} + \arcsin\left(\frac{l_{02}}{r_0} \sin(\theta_{02} - \theta_{01})\right) \quad (15)$$

式(15)表示参考接收机 R_x 在原点的情况。若 R_x 到原点的距离为 x_t , 则 θ_{01} 可通过求解如下超越方程得到

$$\begin{aligned} & \arcsin\left(\frac{r_0 \sin\theta_0 - x_t}{r_t}\right) \\ &= \theta_{01} + \arcsin\left(\frac{l_{02} \sin(\theta_{02} - \theta_{01})}{r_t}\right) \end{aligned} \quad (16)$$

其中, r_t 为目标到 R_x 的距离, x_t 为接收机到参考点的距离。图2中, 若指定接收机 R_{x2} 为参考接收机, 则 r_0 与 r_t 等效; 若指定接收机 R_{x3} 为参考接收机, 则 x_t 与 x_{t1} 等效。

本文提出的模型设置了3组雷达接收机, 能够从多个角度获取目标位置从而提供更加丰富的信息。3组接收机间隔相等地放置在探测房间外墙上的左侧、中间和右侧。发射器记为 T_x , 左边的接收机组由接收机 R_{x1} 和 R_{x2} 组成, 中间的接收机组由接

收机 R_{x3} 和 R_{x4} 组成, 右边的接收机组由接收机 R_{x5} 和 R_{x6} 组成。电磁波传输过程中与所有发射机和接收机的角度均能通过式(16)计算。

该探测模型能通过式(7)分别计算以3组接收机为参考点的目标位置, 获取带有墙体影响的目标位置信息。由于3组接收机所处位置不同, 因此电磁波信号接触目标后返回3组接收机的传播路径也不同, 其受到墙体的影响也不同。基于该探测模型的定位结果能够提供多角度的目标信息与墙体信息, 从不同角度综合考虑墙体对目标探测的影响。同时, 基于此模型的墙体的参数估计也可以通过获得的多角度观测信息, 从而进一步提高探测的精确度和鲁棒性。因此, 通过多视角融合的方式, 该探测模型能够有效地获取目标和墙体的关键信息。

3 墙后目标定位

3.1 基于切比雪夫插值多项式的Hough变换的瞬时频率估计算法

人体的多普勒频率或微多普勒频率通常可以使用曲线模型来逼近^[15,16], 这些曲线的本质是多项式, 因此通常可以用多项式来表征人体的瞬时频率。当多项式阶数较低时, 不能够较好地反映出人体的频率信息; 然而当多项式的阶数较高时, 可能引起“龙格现象”, 即高阶多项式的边界处, 拟合得到的曲线不稳定并出现振荡现象。“龙格现象”将导致估计的瞬时频率出现严重偏离。为避免这种现象, 可以使用切比雪夫多项式来表征人体多普勒或微多普勒频率。

切比雪夫多项式是一类优良的正交多项式, 具有在边界处更好的逼近性能。通过使用切比雪夫多项式, 可以有效地克服高阶多项式在边界处的不稳定性和振荡现象, 从而得到更准确和稳定的人体多普勒或微多普勒频率的逼近结果。因此, 切比雪夫多项式是一种能有效逼近人体多普勒或微多普勒频率的模型。

切比雪夫多项式在逼近理论中占据重要地位。第1类切比雪夫多项式的零点, 即切比雪夫插值节点, 常用于多项式插值, 其获得的多项式能够最大限度地降低“龙格现象”并保证拟合曲线的连续性。因此, 本文利用切比雪夫多项式插值多项式来拟合目标的瞬时频率曲线。通常 N 阶切比雪夫多项式存在 $N+1$ 个切比雪夫插值节点, 其定义为

$$t_m = \cos \frac{(2m-1)\pi}{2(M+1)} \quad (17)$$

其中, t_m 表示在区间 $[-1,1]$ 中第 m 个切比雪夫插值节点, M 表示切比雪夫多项式的阶数。

在被测信号的采样时间内, 对应的切比雪夫插值节点为

$$t_m = \frac{1}{2}[t(P)-t(1)] \cos \frac{(2m-1)\pi}{2(M+1)} + [t(P)+t(1)] \quad (18)$$

其中, P 表示总的采样点数。

因此, 切比雪夫插值多项式近似的瞬时频率可以表示为

$$IF_c = \sum_{m=1}^{M+1} l_m(p) F_Z(t_m) \quad (19)$$

其中, $F_Z = [F_Z(t_1), F_Z(t_2), \dots, F_Z(t_{M+1})]$ 表示待定的切比雪夫插值频率向量, $l_m(p)$ 表示基本的拉格朗日多项式, 其具体的定义如下

$$l_m(p) = \prod_{\substack{v=1 \\ v \neq m}}^{M+1} \frac{t(p) - t_v}{t_m - t_v} \quad (20)$$

基于STFT的峰值法可以得到目标的初始IF曲线, 然而, 当两个目标IF曲线之间差值小于时频分析算法的分辨率时, 往往会出现频率混叠现象。若切比雪夫插值多项式使用峰值法获取的频率混叠区域的IF来拟合目标IF曲线, 其结果往往存在较大误差。通常人体运动目标IF变化速率较为缓慢, 因此可以对混叠区域的两个端点的IF值进行线性插值, 以近似代表混叠区域内的频率变化。这样确定的混叠区域内的初始频率相较于峰值法往往误差更小。

确定切比雪夫插值多项式的阶数后, 采用差分进化算法动态搜寻最优切比雪夫插值频率, 获取插值拟合后的IF曲线。依据获取的初始IF曲线获取切比雪夫插值频率向量 F_0 , 分区域确定搜索范围。在非混叠区域, 峰值法获取的目标瞬时频率基本正确, 与真实频率之间的误差来源于测不准原则导致的频率分辨率不足。本文对基带信号的采样频率为 200 Hz, 时窗长度约为 0.5 s, 每次进行 1024 点的 STFT 变换, 经 STFT 处理后的时频谱图频率分辨率为 0.2 Hz 左右。因此, 在非混叠区域, 差分进化算法的频率搜索范围可确定为 $[F_0-0.2, F_0+0.2]$ 。对于混叠区域, 由于用线性插值的结果作为初始的瞬时频率, 该频率与混叠区域内的真实瞬时频率之间误差相较于非混叠区域更大, 因此需要更大的搜索范围。由于人体运动时IF变换速率较慢, 因此在混叠区域采用了较大的频率搜索范围, 搜索范围为 $[F_0-0.5, F_0+0.5]$ 。当瞬时频率不存在急剧变化时, 通过这样的搜索范围确定方法, 可以更全面地搜索目标的瞬时频率, 并减小由于频率混叠以及频率分辨率限制导致的误差, 以获得更准确的IF曲线拟合结果。

本文使用Hough变换^[17]来确定最佳的目标IF。Hough变换是一种特征检测方法,其能沿回波信号的瞬时频率积累信号能量从而有效识别和提取回波信号中所需分量。接收机获得的包含 k 个分量的回波信号可以表示为

$$s(t) = \sum_{k=1}^K s_k(t) \approx \sum_{k=1}^K A_k \cdot e^{j2\pi \int f_{dk}(t) dt} \quad (21)$$

其中, $s_k(t)$ 是第 k 个目标的回波分量,振幅为 A_k , f_{dk} 为第 k 个目标的IF。

基于Hough变换估计第 k 个目标的瞬时频率,需要建立合适的频率拟合模型 $F(t)$ 用于估计IF^[18],利用 $F(t)$ 解调回波信号并进行傅里叶变换可得

$$S(f, X) = \int \left[r(t) \cdot e^{-j2\pi \int_0^t F(t) dt} \right] \cdot e^{-j2\pi ft} dt \quad (22)$$

理想情况下,当真实IF和估计的IF完全相同时,第 k 个回波分量经解调后将获得一个恒定信号,其能量在频域内表现为一个脉冲^[19]。当估计的IF和真实IF不匹配时,解调后的信号能量在频域内不会收敛,脉冲高度也将降低。通过差分进化算法不断搜索切比雪夫插值频率来获取IF,直至第 k 个回波分量的能量最大收敛,即可获得最佳目标IF。

3.2 基于SVR的墙体厚度估计

障碍物(如墙壁)的存在将导致雷达回波信号中相位发生畸变,从而降低定位结果的精度。一般情况下,墙体厚度对精度的影响大于相同量级下的介电常数,并且对于相同的材料,其介电常数一般不会发生剧烈的变化。

目前对于墙体参数的估计主要基于超宽带雷达,利用目标散射信号的最大振幅值及其对应的时间、脉冲信号的波形等信息估计墙体参数,然而,这对于多普勒雷达来说难以实现。轨迹相交法利用不同位置的雷达系统所提供的目标位置信息估计墙体参数与目标真实位置,这对基于多普勒雷达的墙后目标定位具有启发性。但是该方法必须预先定义墙体参数的遍历范围,在实际参数超出该范围的情况下,曲线可能无法相交。当曲线相交时,也可能获取错误的墙体参数与准确的目标位置。因此,基于目标位置信息精准获取墙体参数十分困难。

现有研究表明,墙体厚度和介电常数的误差可以相互抵消,不同墙体参数组合可以得到几乎相同的定位结果^[5,13]。即与实际墙体参数相比,较大的墙体厚度与较低的介电常数能够对目标定位造成同样的影响。多普勒雷达通过获取目标瞬时频率从而实现目标定位,很难实现精确获取墙体厚度与介电常数。因此可以基于现有研究的结论,通过固定墙

体介电常数,估算墙体厚度实现估计墙体对目标定位造成的影响。即使真实的介电常数与预设介电常数值相差较大,仍能够通过估计墙体厚度来获取墙体对定位造成的偏差。这种方法可以在墙体参数无法准确获取的情况下为减小墙体造成的影响提供信息。

支持向量回归^[20](Support Vector Regression, SVR)是支持向量机算法的拓展,其使用非线性映射将数据映射到高维特征空间中。当高维特征空间中的自变量与因变量具有良好线性关系后,在该特征空间进行线性拟合并返回原始空间。支持向量回归能够处理复杂的非线性回归问题,因此本文使用SVR计算墙体厚度。

利用所提出的目标探测模型对墙后目标进行定位,首先需要利用3.1节所设计的算法估计目标瞬时频率,然后对3组接收机接收到回波信号的瞬时频率分别使用式(7)处理,得到不同参考点下的目标位置。由于式(7)是基于传统多普勒雷达探测模型在自由空间假设下所推导的,因此获得的目标位置并未考虑墙体所造成的影响,定位结果存在较大误差。

将补偿前的目标位置作为SVR的输入可以估算出墙体厚度。输入具体包括 $(X_1, X_2, X_3, Y_1, Y_2, Y_3, DOA_1, DOA_2, DOA_3, R_1, R_2, R_3, \Delta p_1, \Delta p_2, \Delta p_3)$ 。其中 X_i, Y_i, DOA_i, R_i 分别是某个时刻笛卡儿坐标系下目标的 X 轴坐标、 Y 轴坐标、DOA和目标与第 i 组接收机的距离, Δp_i 为两组接收机定位结果之间的距离,是计算壁厚的重要参数。

假设目标在运动期间进行了 T_n 次采样,则最终得到的目标轨迹由 T_n 个时刻的坐标组成。这些数据经整理后输入SVR模型,能够得到由 T_n 个墙体厚度预测值所组成的集合。在实际探测中,墙体往往是非均匀的,其厚度在较小范围内变化。此外,定位结果可能受到外界噪声等因素的干扰,因此集合中某些墙体厚度预测值与真实墙体厚度存在较大差异。为了减少噪声因素与墙体厚度非均匀所带来的影响,本文采用了对集合内的墙体厚度预测值进行平均处理的方法。在假设墙体参数是均匀的情况下,将集合内的所有预测墙体厚度值取平均,将得到的平均值作为最终的墙体厚度估计结果。通过平均处理,可以避免误差较大的墙体厚度对墙后目标定位造成较大影响。

由于构造SVR需要在存在不同种类的墙体场景中采集数据,而实际中难以做到这一点,因此本文选择构建存在不同墙体的模拟环境,采用仿真数据作为训练样本训练SVR。

3.3 运动轨迹补偿

在估计得到的墙体厚度基础上, 可以通过补偿目标运动轨迹获取墙后目标的准确位置。初步预测的位置和目标的实际位置关系可以表示为

$$R_0 = \sqrt{\varepsilon}l_{01} + l_{02} \quad (23)$$

其中, R_0 为目标与参考点之间的预测距离, 补偿后的目标位置可由式(23)与图2中的几何关系得到。

为了获取补偿后的位置信息, 需要求解 r_0, θ_{01}, x, y 等参数。求解这类多元非线性方程组通常采用牛顿迭代法, 然而其易陷入局部最优解和全局最优解的矛盾中。当某些参数与理想值存在差异时, 求解更加困难, 这导致求解需要大量的时间且无法保证准确性。

BP神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)因其对任意复杂模式的分类能力和对多维函数的映射能力而被广泛应用于各个领域^[21]。它不需要事先确定输入和输出之间映射关系的数学方程, 只需要通过训练学习规则, 在给定的输入值下得到最接近期望输出值的结果。这种特性使得BP神经网络能够有效地避免牛顿迭代法中所面临的局部最优解和全局最优解矛盾的问题。BP神经网络的应用能够有效应对复杂的优化问题, 并在实践中取得了广泛的成功应用。

在获取墙体厚度估计值后, 利用BPNN基于补偿前的目标位置信息和墙体参数计算目标实际位置。基于与SVR相同的预设介电常数, 本文搭建的用于运动轨迹补偿的BPNN由1个输入层、3个隐藏层和1个输出层组成。输入层由16个神经元构成, 分别为补偿前的目标位置信息和墙体厚度的估计值, 即在SVR输入的基础上增加了墙体厚度的估计值; 3个隐藏层的神经元数量分别为6, 8, 16; 输出

层包含两个神经元, 分别输出补偿后的目标X坐标与Y坐标。其结构如图4所示。由于BPNN的输入同样是某个时刻目标的位置信息, 因此其输出对应时刻补偿后的目标位置。

同样的, 构造BPNN也需要在存在不同类型的墙体场景中采集数据, 因此选择构建模拟实验场景并使用仿真数据训练BPNN。

为了更加清晰地展示提出的墙后目标定位算法, 图5展示了所提出算法的流程。

4 实验结果

4.1 数据集获取

为了构建提出算法所需的机器学习模型, 需要采集人体目标在不同墙体后的运动数据。然而实际中由于墙体往往按照一定标准设计, 且在不同场景下采集数据难度较大, 因此选择在模拟环境中生成数据集。根据现有建筑标准, 墙体有4种常见规格: 0.115 m, 0.240 m, 0.365 m, 0.490 m, 因此考虑的墙体厚度估计范围在0.5 m以内。在模拟环境中, 以 $\varepsilon=9$ 作为已知条件来构建机器学习模型, 在该介电常数条件下, 设置墙体厚度为 $(0.05+0.05a)$ m, $a=0, 1, \dots, 9$ 。

训练数据的准备基于经典的Boulic模型^[22], 该模型同时考虑了人体不同部位的微动和RCS变化。在模拟环境中假设一个人类目标以特定的速度沿着预定的轨迹运动, 利用提出的目标检测模型和经典的Boulic模型构建了微多普勒信号。利用峰值法提取目标的多普勒频率, 进而计算出目标的运动轨迹。这些数据集构成了SVR和BPNN训练集的一部分, 所有数据处理都在Matlab平台上进行。

在模拟环境中, 雷达系统的探测区域设置为 $7 \text{ m} \times 7 \text{ m}$ 的正方形, 信号采样频率设置为200 Hz。

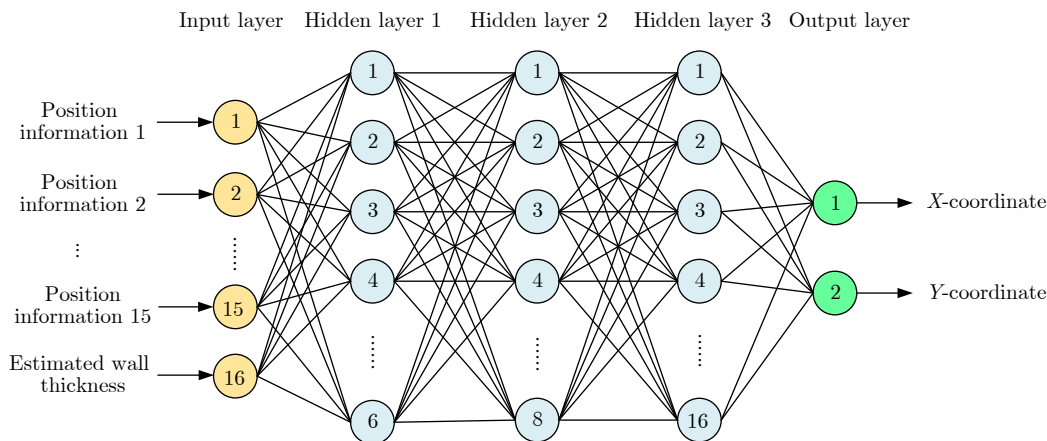


图 4 BPNN结构图

Fig. 4 BPNN structure diagram

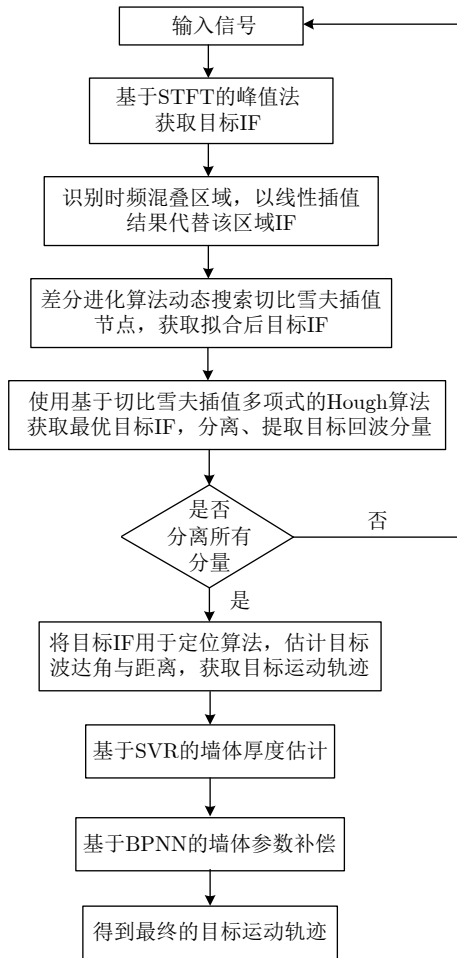


图5 基于切比雪夫插值多项式的Hough变换瞬时频率估计算法与基于SVR-BPNN的墙体厚度估计与运动轨迹补偿算法流程图

Fig. 5 Flowchart of Hough transform instantaneous frequency estimation algorithm based on Chebyshev's multi-interpolation term formulation and SVR-BPNN based wall thickness estimation and motion trajectory compensation algorithm

用于测试的雷达系统结构如图3所示。其中接收机 R_{x2} 位于原点处, x_{t1} 和 x_{t2} 均为0.75 m。不同接收机

之间或发射机 T_x 与接收机 R_{x1} 之间的距离 d 为0.06 m。在所有的实验中, 假设壁厚是均匀的。

以18条轨迹的位置信息作为训练集, 如图6(a)所示。人体目标分别沿着平行于X轴和Y轴的轨迹以恒定速度向右和向上移动。这些轨迹将检测区域细分为多个网格, 从而确保设计的训练数据基本上覆盖了检测区域内的大多数位置。在模拟中, 人体目标在不同壁厚的情況下按照这些轨迹运动。目标每次移动大约需要4.6s。为了避免数据集过于庞大, 同一条轨迹在同一墙体厚度下每5个数据选取一个加入训练集。

4.2 实验结果分析

为了评估本文算法的实际定位精度, 根据图2构建多普勒雷达系统, 如图7(a)所示。随后, 在图7(b)所示的实验场景下进行测试。用于测试的墙壁为0.24 m的砖墙和0.27 m的混凝土墙。一般而言, 不同材料的墙体介电常数差别很大。砖墙的介电常数约为5, 混凝土墙的介电常数约为9。多普勒雷达系统参数如表1所示。

目标运动实验轨迹如图6(b)所示。墙后运动目标1从坐标(4.8 m, 3.2 m)移动到坐标(1.6 m, 4.3 m), X轴方向上速度为0.7 m/s, Y轴方向上初始速度为1 m/s, 加速度为0.3 m/s², 方向与初始速度相反。墙后目标2从(3.0 m, 6.8 m)移动到(6.5 m, 3.1 m), X轴方向上初始速度为0 m/s, 加速度为0.3 m/s², Y轴方向上速度为0.8 m/s。

(1) 墙体厚度估计

由于实际墙体参数很难在现场测试中获得和调整, 因此构建了模拟场景, 使用仿真数据估计SVR在墙体厚度估计上的性能。为了更好地模拟实际环境条件, 在雷达回波信号中加入高斯白噪声以

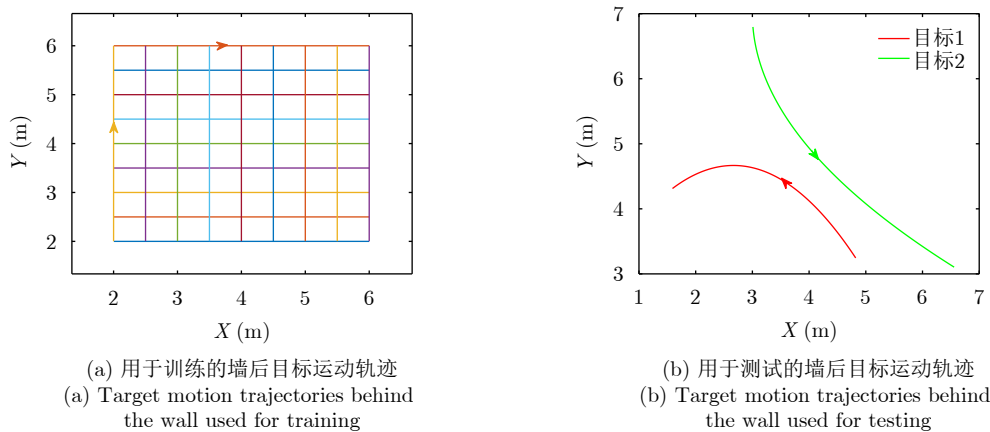


图6 训练与测试所用的目标运动轨迹

Fig. 6 The target motion trajectories used for training and testing

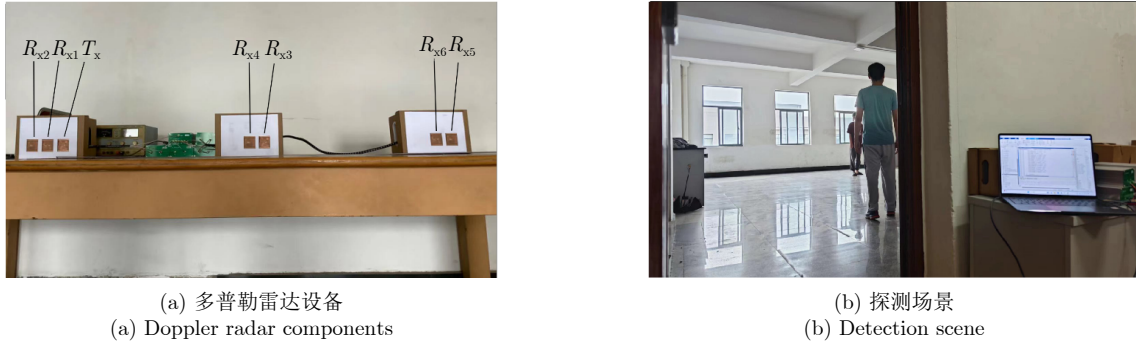


图 7 实验设备与场景

Fig. 7 The experimental equipment and scenarios

表 1 雷达系统参数设置

Tab. 1 Radar system parameters settings

参数	数值
载波频率 f_{c1}, f_{c2} (GHz)	2.40, 2.39
最大/最小发射功率 P_{max}, P_{min} (dBm)	30, 15
天线增益 G (dBi)	3.5
天线带宽 B (MHz)	40
天线间隔 d (m)	0.06
采样频率 (Hz)	200
最大方位角 θ_m ($^\circ$)	75

模拟环境对探测的影响。信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)可以表示为

$$SNR = 10 \cdot \lg(P_S/P_N) \quad (24)$$

其中, P_S 与 P_N 分为表示目标回波和噪声的信号功率。

本节安排了两组模拟：第1组模拟实验，墙体介电常数不变，高斯白噪声信噪比变化；第2组模拟实验，墙体介电常数变化，高斯白噪声的信噪比保持不变。两组模拟实验中所用的墙体厚度为

$(0.05+0.05a)$ m, $a=0, 1, \dots, 9$, 第1组模拟实验中固定墙体介电常数为9；第2组模拟实验中固定SNR为20 dB。用100次蒙特卡罗模拟结果的平均值作为估计厚度。实验结果如图8所示。

从图8(a)可知，当墙体介电常数保持不变时，SVR获得的墙体厚度估计值的误差随着信噪比的降低而增加。这种现象可以归因于噪声影响了从时频分布中提取的目标瞬时频率精度，即当噪声信号强度较高时，根据回波信号提取出的瞬时频率出现误差，导致获得的位置与理想位置存在偏差，因而影响了墙体厚度估计精度。但当墙体介电常数与预设介电常数相同时，墙体厚度的估计精度整体上较高，能够有效反映出墙体对目标定位的影响。

图8(b)反映了在20 dB的固定信噪比下介电常数变化时的墙体厚度估计误差。可以看出当墙体介电常数在预设介电常数附近时，墙体厚度的估计仍然具有较高的准确性。而根据实验室测试结果，接收到的回波信号信噪比通常在20 dB以上，这意味着探测环境中如果没有较强的噪声，设计的SVR模型在实际应用中将表现良好。

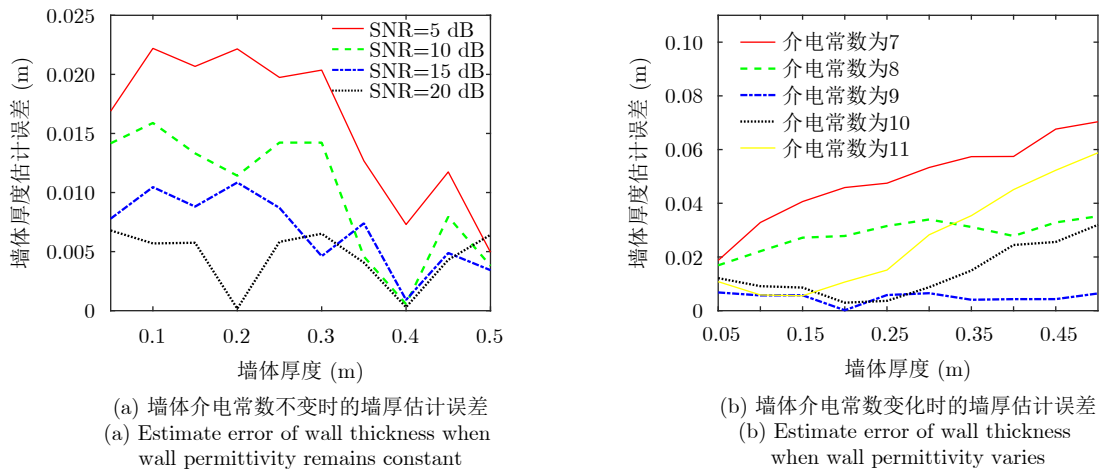


图 8 模拟实验中的墙体厚度估计结果

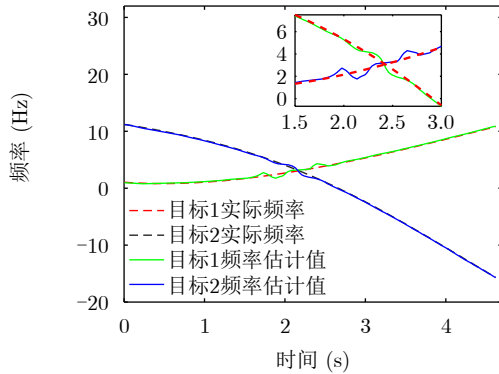
Fig. 8 The estimated results of wall thickness in the simulated experiments

(2) 无墙双目标场景

为了测试基于切比雪夫插值多项式的Hough变换瞬时频率估计算法, 首先在无墙条件下对两个目标进行测试。本节中, 提出算法的结果分别与STFT算法、基于二次贝塞尔^[16]的Hough变换定位算法进行对比, 结果如图9所示。图9(a1), 图9(b1), 图9(c1)分别表示频率估计的结果, 图9(a2), 图9(b2), 图9(c2)分别表示目标定位算法得到的运动轨迹结

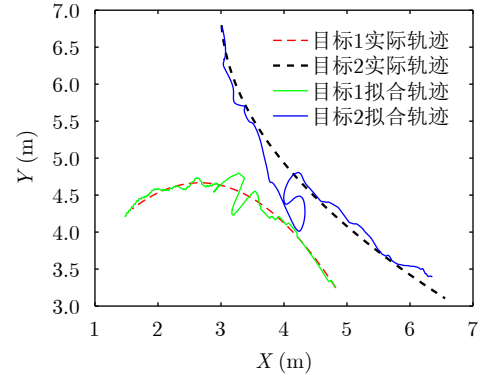
果。用于目标定位的人体多普勒频率主要来自躯干, IF变化较为缓慢, 无需使用太过复杂的多项式进行表征, 因此选用四阶切比雪夫插值多项式拟合目标IF。差分进化算法的种群大小和进化代数均为50, 缩放比例因子和交叉概率分别为0.5和0.3。

为了评价各算法的性能, 采用均方根误差来判断目标估计轨迹和实际轨迹的差别。目标运动轨迹的均方根误差可表示为



(a1) 基于STFT的频率估计结果

(a1) Frequency estimation results based on STFT



(a2) 基于STFT的定位结果

(a2) Localization results based on STFT

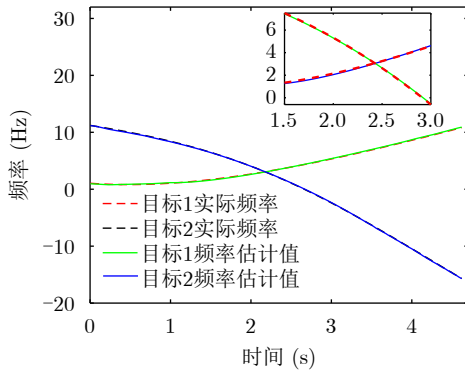
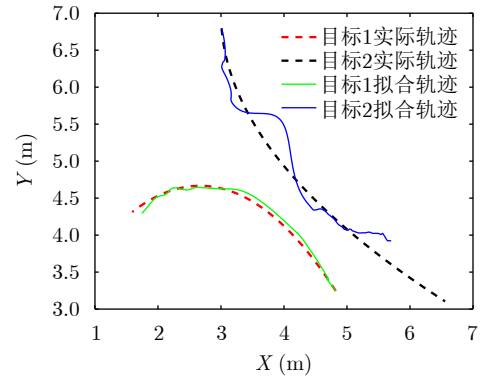
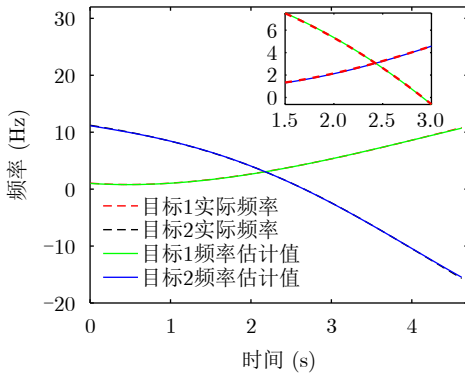
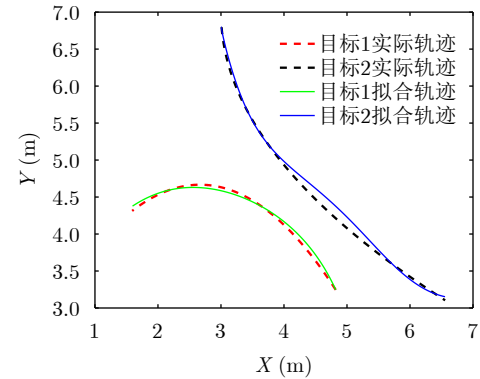
(b1) 基于二次贝塞尔模型的Hough变换频率估计结果
(b1) Frequency estimation results of Hough transform based on quadratic Bezier model(b2) 基于二次贝塞尔模型的Hough变换的定位结果
(b2) Localization results of Hough transform based on quadratic Bezier model(c1) 基于切比雪夫插值多项式的Hough变换频率估计结果
(c1) Frequency estimation results of Hough transform based on Chebyshev interpolation polynomials(c2) 基于切比雪夫插值多项式的Hough变换的定位结果
(c2) Localization results of Hough transform based on Chebyshev interpolation polynomials

图9 无墙场景下的目标频率估计与定位结果

Fig. 9 Target frequency estimation and localization results in no wall scenes

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{T_n} [(x_i - x'_i)^2 + (y_i - y'_i)^2]}{T_n}} \quad (25)$$

其中, T_n 表示目标运动期间总的采样点数, x_i 和 y_i 分别是目标在第*i*个采样时刻估计得到的目标X轴和Y轴坐标, x'_i 和 y'_i 分别是标在第*i*个采样时刻目标实际的X轴和Y轴坐标。

实验结果表明, STFT算法估计得到的目标IF在频率混叠区域存在较大误差, 得到的目标运动轨迹与真实轨迹差异较大。与STFT算法相比, 两种拟合模型均能有效获取混叠区域目标IF。基于二次贝塞尔的Hough变换定位算法使用二次贝塞尔函数拟合目标混叠区域瞬时频率, 通过网格搜索法确定贝塞尔函数的最佳参数。由于二次贝塞尔函数阶数较低, 其复杂性不高, 虽在频率混叠区域有不错的表现, 但难以作用于目标运动全过程。而四阶切比雪夫插值多项式复杂性较二次贝塞尔模型更高, 且作用于整条目标IF曲线, 因此估计得到的IF更加精确与平滑, 不仅精准获取了混叠区域瞬时频率, 也提高了非混叠区域的瞬时频率精度。这在图9中也得到了论证, 在目标运动轨迹的两端, 基于切比雪夫插值多项式的轨迹更加贴合真实轨迹。3种定位算法的结果误差对比见表2。基于切比雪夫插值多项式的Hough变换的频率估计精准度最高, 其定位结果更加精准, 基于二次贝塞尔模型的Hough变换对目标1定位表现较好, 但由于误差累积, 在目标2

的定位上表现较差。因此, 在无墙条件下, 基于切比雪夫插值多项式的Hough变换目标定位算法拥有较强的定位性能。

(3) 墙后双目标场景

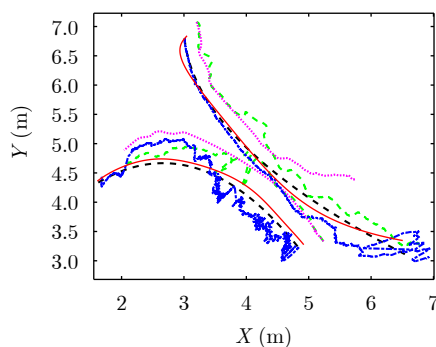
为了测试本文算法的估计精度, 本节在砖墙场景和混凝土墙体场景中对墙后双目标进行定位。测试轨迹与无墙双目标场景一致。本节中, 补偿后的结果分别与STFT算法、基于二次贝塞尔的Hough变换定位算法与轨迹相交法进行对比, 结果如图10所示。

本文提出的算法首先对目标整体瞬时频率进行拟合并初步定位, 然后对墙体厚度进行估计。图10(a)—图10(c)展示了砖墙场景下的定位结果。可以看到, 基于二次贝塞尔的Hough变换定位算法能在一定程度上抑制目标频率混叠, 但其与STFT算法与并不能消除墙体对目标定位的影响, 因此合成的轨迹与目标真实轨迹偏离很远。轨迹相交法使用牛顿迭代法求解多元非线性方程组, 在一定程度上减小了墙体的影响, 但由于提供的位置信息与理想位置信息存在偏差, 因此并不能获得十分理想的目标轨迹。根据SVR的计算结果, 对砖墙厚度估计为0.13 m。厚度估计存在较大差异的原因在于砖墙的介电常数小于模型中预设的介电常数。但从最终的补偿结果可知, 提出算法的均方根误差控制在0.15 m以内, 这在实际探测中是可以接受的。同时该结果也印证了文献[5]和文献[13]中的结论, 即不同墙体参数组

表 2 STFT、二次贝塞尔模型、四阶切比雪夫插值多项式模型误差对比(无墙双目标场景)

Tab. 2 Algorithm errors comparison of STFT, quadratic Bezier model and 4th order Chebyshev interpolating polynomial model (Scene of dual target without walls)

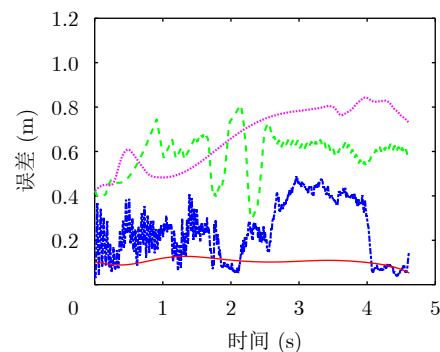
算法	目标1频率(Hz)	目标1定位(m)	目标2频率(Hz)	目标2定位(m)
STFT	0.17	0.16	0.16	0.31
基于二次贝塞尔模型的Hough变换	0.07	0.13	0.10	0.57
基于四阶切比雪夫插值多项式的Hough变换	0.04	0.07	0.07	0.09



--- 真实轨迹
 --- STFT拟合轨迹
 二次贝塞尔拟合轨迹
 轨迹相交法拟合轨迹
 —— 提出算法拟合轨迹

(a) 砖墙场景双目标定位结果

(a) Dual-target localization results in the brick wall scenario



--- STFT轨迹误差
 二次贝塞尔轨迹误差
 轨迹相交法轨迹误差
 —— 提出算法轨迹误差

(b) 砖墙场景目标1定位误差

(b) Target 1 localization error in the brick wall scenario

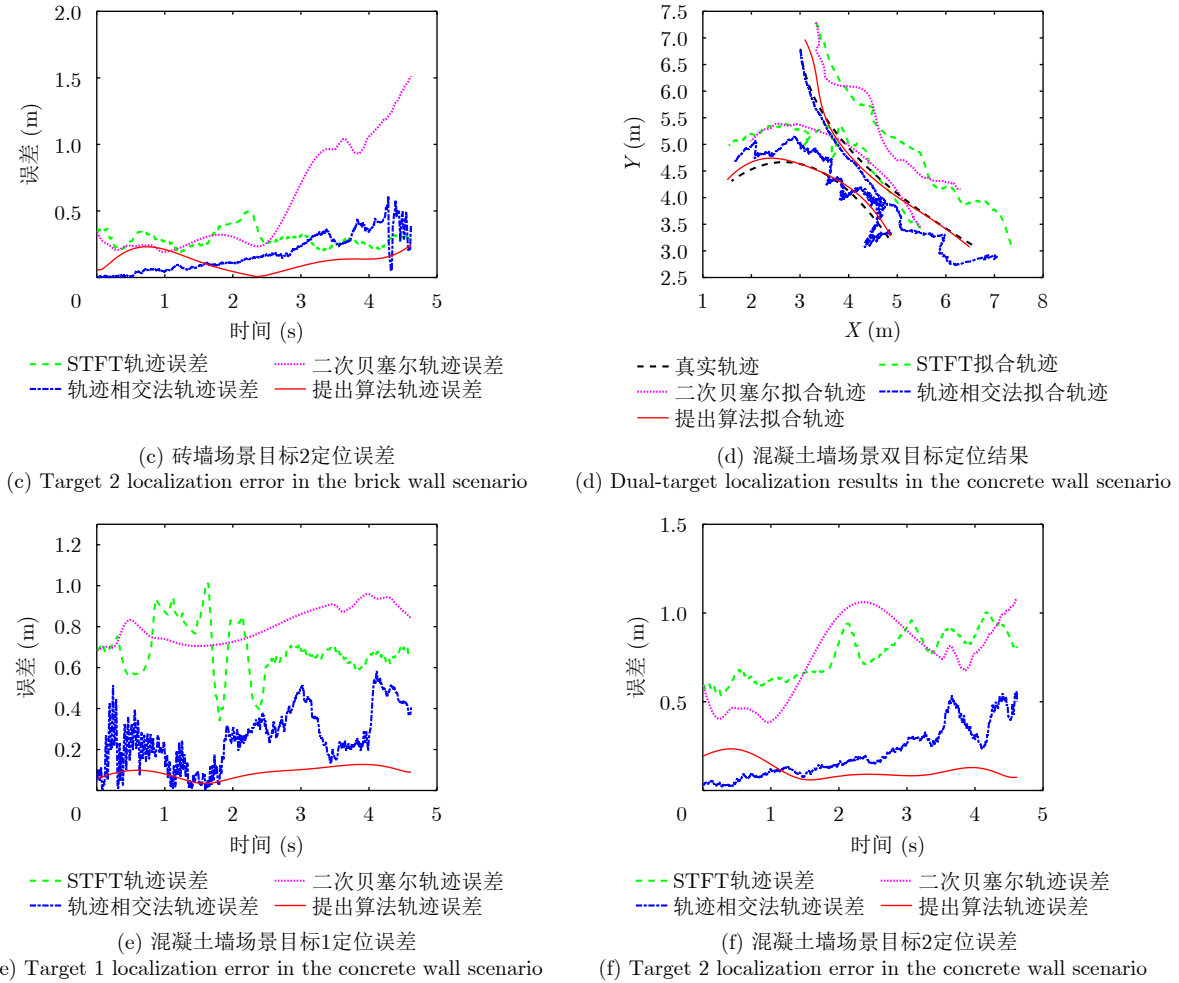


图 10 墙后目标定位结果

Fig. 10 The localization results of targets behind the wall

合造成的影响可能几乎相同。相较于其他对比算法，提出算法获得的目标轨迹十分贴合目标的实际运动轨迹，较好地弥补了墙体对定位带来的影响。

图10(d)—图10(f)展示了混凝土墙场景下的定位结果。根据SVR的计算结果，对混凝土墙厚度估计为0.25 m，与实际的墙体厚度相差较小，证明当墙体介电常数与预设介电常数相近时，设计的SVR模型能够较好地获得墙体厚度。在图10的误差曲线中，提出算法在两种场景中的某些时刻仍存在约

0.2 m左右的误差，这主要是由两个原因造成的：(1)存在外界噪声等因素干扰，使定位结果偏离理想值；(2)构建的机器学习模型与实际情况仍然存在一定的差异。然而，从整体上看，提出算法依然拥有较好的性能。

4种定位算法的均方根误差如表3所示。提出的算法将目标定位精度控制在0.15 m以内，相较于STFT算法平均精度提升了85%以上。与轨迹相交法相比，平均定位精度提升约60%。可以看出，基于切

表 3 STFT、二次贝塞尔模型、轨迹相交法、4阶切比雪夫插值多项式模型误差对比(墙后双目标场景)

Tab. 3 Algorithm errors comparison of STFT, quadratic Bezier model, trajectory intersection method and 4th order Chebyshev interpolating polynomial model (Scene of dual target behind a wall)

算法	砖墙场景		混凝土墙场景	
	目标1定位(m)	目标2定位(m)	目标1定位(m)	目标2定位(m)
STFT	0.59	0.33	0.70	0.77
基于二次贝塞尔模型的Hough变换	0.68	0.66	0.81	0.79
轨迹相交法	0.27	0.22	0.29	0.25
基于四阶切比雪夫插值多项式的Hough变换	0.10	0.14	0.09	0.13

比雪夫插值多项式的Hough变换瞬时频率估计算法与基于SVR-BPNN的墙体厚度估计与运动轨迹补偿算法在墙后目标定位中具有优异的定位性能。

5 结语

本文提出了一种多角度探测模式下结合Hough变换与SVR的墙后目标定位算法。该算法通过差分进化算法来动态搜索切比雪夫插值节点,并结合Hough变换获取最优目标瞬时频率曲线。同时,基于支持向量回归方法估计墙体厚度,并通过BP神经网络补偿目标运动轨迹。实验结果表明,该算法不仅有效估计了多普勒穿墙雷达墙后多目标的频率混叠区域的目标瞬时频率,在频率估计精度上高于二次贝塞尔模型,同时减小了墙体对目标定位的影响,实现了墙后多目标的精确定位,在实际应用中具有重要价值。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

Conflict of Interests The authors declare that there is no conflict of interests

参 考 文 献

- [1] 刘振, 魏玺章, 黎湘. 一种新的随机PRI脉冲多普勒雷达无模糊MTD算法[J]. 雷达学报, 2012, 1(1): 28–35. doi: [10.3724/SP.J.1300.2012.10063](https://doi.org/10.3724/SP.J.1300.2012.10063).
LIU Zhen, WEI Xizhang, and LI Xiang. Novel method of unambiguous moving target detection in pulse-Doppler radar with random pulse repetition interval[J]. *Journal of Radars*, 2012, 1(1): 28–35. doi: [10.3724/SP.J.1300.2012.10063](https://doi.org/10.3724/SP.J.1300.2012.10063).
- [2] 胡程, 廖鑫, 向寅, 等. 一种生命探测雷达微多普勒测量灵敏度分析新方法[J]. 雷达学报, 2016, 5(5): 455–461. doi: [10.12000/JR16090](https://doi.org/10.12000/JR16090).
HU Cheng, LIAO Xin, XIANG Yin, *et al.* Novel analytic method for determining micro-Doppler measurement sensitivity in life-detection radar[J]. *Journal of Radars*, 2016, 5(5): 455–461. doi: [10.12000/JR16090](https://doi.org/10.12000/JR16090).
- [3] PENG Yiqun, DING Yipeng, ZHANG Jiawei, *et al.* Target trajectory estimation algorithm based on time-frequency enhancement[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 8500807. doi: [10.1109/TIM.2022.3227997](https://doi.org/10.1109/TIM.2022.3227997).
- [4] DING Minhao, DING Yipeng, PENG Yiqun, *et al.* CNN-based time-frequency image enhancement algorithm for target tracking using Doppler through-wall radar[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letter*, 2023, 20: 3505305. doi: [10.1109/LGRS.2023.3282700](https://doi.org/10.1109/LGRS.2023.3282700).
- [5] WANG Genyuan and AMIN M G. Imaging through unknown walls using different standoff distances[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(10): 4015–4025. doi: [10.1109/TSP.2006.879325](https://doi.org/10.1109/TSP.2006.879325).
- [6] 丁一鹏, 庠彦龙. 穿墙雷达人体动作识别技术的研究现状与展望[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(4): 1156–1175. doi: [10.11999/JEIT211051](https://doi.org/10.11999/JEIT211051).
DING Yipeng and SHE Yanlong. Research status and prospect of human movement recognition technique using through-wall radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(4): 1156–1175. doi: [10.11999/JEIT211051](https://doi.org/10.11999/JEIT211051).
- [7] ABDOSH Y, POJANI G, and CORAZZA G E. Adaptive instantaneous frequency estimation of multicomponent signals based on linear time-frequency transforms[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2019, 67(12): 3100–3112. doi: [10.1109/TSP.2019.2912132](https://doi.org/10.1109/TSP.2019.2912132).
- [8] HUANG N E, SHEN Zheng, LONG S R, *et al.* The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903–995. doi: [10.1098/rspa.1998.0193](https://doi.org/10.1098/rspa.1998.0193).
- [9] LI Po and ZHANG Qinghai. An improved Viterbi algorithm for IF extraction of multicomponent signals[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2018, 12(1): 171–179. doi: [10.1007/s11760-017-1143-2](https://doi.org/10.1007/s11760-017-1143-2).
- [10] 金添, 宋勇平, 崔国龙, 等. 低频电磁波建筑物内部结构透视技术研究进展[J]. 雷达学报, 2021, 10(3): 342–359. doi: [10.12000/JR20119](https://doi.org/10.12000/JR20119).
JIN Tian, SONG Yongping, CUI Guolong, *et al.* Advances on penetrating imaging of building layout technique using low frequency radio waves[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(3): 342–359. doi: [10.12000/JR20119](https://doi.org/10.12000/JR20119).
- [11] JIN Tian, CHEN Bo, and ZHOU Zhimin. Image-domain estimation of wall parameters for autofocusing of through-the-wall SAR imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(3): 1836–1843. doi: [10.1109/TGRS.2012.2206395](https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2206395).
- [12] PROTIVA P, MRKVICA J, and MACHAC J. Estimation of wall parameters from time-delay-only through-wall radar measurements[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2011, 59(11): 4268–4278. doi: [10.1109/TAP.2011.2164206](https://doi.org/10.1109/TAP.2011.2164206).
- [13] WANG Genyuan, AMIN M G, and ZHANG Yimin. New approach for target locations in the presence of wall ambiguities[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 42(1): 301–315. doi: [10.1109/TAES.2006.1603424](https://doi.org/10.1109/TAES.2006.1603424).
- [14] ZHANG Huamei, ZHANG Yerong, WANG Fangfang, *et al.* Application of support vector machines for estimating wall parameters in through-wall radar imaging[J]. *International Journal of Antennas and Propagation*, 2015, 2015: 456123.

- doi: [10.1155/2015/456123](https://doi.org/10.1155/2015/456123).
- [15] DING Yipeng, SUN Yinhua, HUANG Guowei, *et al.* Human target localization using Doppler through-wall radar based on micro-Doppler frequency estimation[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(15): 8778–8788. doi: [10.1109/JSEN.2020.2983104](https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.2983104).
- [16] DING Yipeng, SUN Yinhua, YU Xiali, *et al.* Bezier-based Hough transforms for Doppler localization of human targets[J]. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 2020, 19(1): 173–177. doi: [10.1109/lawp.2019.2956842](https://doi.org/10.1109/lawp.2019.2956842).
- [17] CHEN Gang, CHEN Jin, DONG Guangming, *et al.* An adaptive non-parametric short-time Fourier transform: Application to echolocation[J]. *Applied Acoustics*, 2015, 87: 131–141. doi: [10.1016/j.apacoust.2014.06.018](https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2014.06.018).
- [18] DING Yipeng, YU Xiali, LEI Chengxi, *et al.* A novel real-time human heart rate estimation method for noncontact vital sign radar detection[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 88689–88699. doi: [10.1109/ACCESS.2020.2993503](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2993503).
- [19] LIN Xiaoyi, DING Yipeng, XU Xuemei, *et al.* A multi-target detection algorithm using high-order differential equation[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(13): 5062–5069. doi: [10.1109/JSEN.2019.2901923](https://doi.org/10.1109/JSEN.2019.2901923).
- [20] ZHOU Can, YU Wentao, HUANG Keke, *et al.* A New model transfer strategy among spectrometers based on SVR parameter calibrating[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 1010413. doi: [10.1109/TIM.2021.3119129](https://doi.org/10.1109/TIM.2021.3119129).
- [21] XIE Yaqin, WANG Kailiang, and HUANG Hai. BPNN based indoor fingerprinting localization algorithm against environmental fluctuations[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(12): 12002–12016. doi: [10.1109/JSEN.2022.3172860](https://doi.org/10.1109/JSEN.2022.3172860).
- [22] BOULIC R, THALMANN N M, and THALMANN D. A global human walking model with real-time kinematic personification[J]. *The Visual Computer*, 1990, 6(6): 344–358. doi: [10.1007/BF01901021](https://doi.org/10.1007/BF01901021).

作者简介

欧阳方平, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为低维量子材料与器件物理、计算凝聚态物理和纳米电子学。

曹家璇, 硕士生, 主要研究方向为墙体参数估计、时频分析技术和机器学习。

丁一鹏, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为雷达信号处理。

(责任编辑: 于青)