

毫米波 WiFi 系统中多目标无源定位与 生命体征检测算法

李文, 陈志刚, 姬智

(西安交通大学电子与信息学部, 710049, 西安)

摘要: 为提高独居老人看护、地震及消防救援等场景下人体目标无源定位和感知精度, 基于空间交替广义期望最大化(SAGE)算法, 提出了一种室内多目标毫米波无源定位和生命体征检测算法。首先, 在毫米波 WiFi 系统中利用毫米波的高空间分辨率和人体目标固有的特征(即人体呼吸和心跳频率在一定范围内变化), 对采集的信道响应在时域上进行滤波预处理, 有效提取目标直接反射径; 然后, 将人体目标位置参数及呼吸心跳频率看作多径信号参数, 将多目标无源定位和生命体征检测建模为信道测量的多径信号参数估计问题; 最后, 利用 SAGE 算法实现多个静止目标的位置信息和生命体征参数的联合估计。所提算法利用了人体先验信息, 并同时有时域、频域和天线空间域的信息进行分析, 提高了估计精度, 降低了计算复杂度。实验和仿真结果表明, 所提算法在微波暗室环境下可以有效估计人体目标的呼吸和心跳频率, 其估计精度分别可达 97.1%、97.7%; 在多目标场景下, 与传统基于 WiFi 的无源定位和感知算法相比, 所提算法的定位误差降低约 70%, 呼吸频率估计精度提高约 19%。

关键词: 毫米波; 无源定位; 生命体征检测; 空间交替广义期望最大化

中图分类号: TN928 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202210015 **文章编号:** 0253-987X(2022)10-0151-09

Multi-target Passive Positioning and Vital Signs Detection Algorithm in Millimeter Wave WiFi System

LI Wen, CHEN Zhigang, JI Zhi

(Faculty of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: An indoor multi-target millimeter wave passive positioning and vital signs detection method is proposed based on spatial alternating generalized expectation maximization (SAGE) algorithm to improve the passive positioning and perception accuracy of human targets in such scenarios as nursing care for elderly people living alone, earthquake and fire rescue. Firstly, in a millimeter wave WiFi system, the high spatial resolution of the millimeter wave and the inherent characteristics of human target (namely, the human respiratory rate and heartbeat frequency change within a certain range) are utilized to filter and preprocess the collected channel response in the time domain, so the direct reflection path of the target can be extracted effectively. Then, the human target location parameters, respiratory rate and heartbeat frequency are regarded as multipath signal parameters, and the multi-target passive positioning and vital signs detection are modeled as multipath signal parameter estimation of channel measurement. Finally, the SAGE al-

收稿日期: 2022-05-09。 作者简介: 李文(1988—), 男, 硕士生; 陈志刚(通信作者), 男, 副教授。 基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目(2020JM-045)。

网络出版时间: 2022-06-23

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.t.20220621.1647.002.html>

gorithm is used for the joint estimation of location information and vital sign parameters of multiple stationary targets. The proposed algorithm utilizes the prior information of human body and analyzes the information in time domain, frequency domain and antenna space domain simultaneously, improving the estimation accuracy and reducing the computational complexity. The experimental and simulation results show that the proposed algorithm can effectively estimate the respiratory rate and heartbeat frequency of human targets in microwave anechoic environment, with an estimation accuracy of 97.1% and 97.7%, respectively. In addition, in multi-target scenarios, compared with the traditional passive positioning and sensing algorithm based on WiFi, the proposed algorithm has a positioning error reduced by about 70% and a respiratory rate estimation accuracy improved by about 19%.

Keywords: millimeter wave; passive positioning; vital signs monitoring; SAGE

无线通信技术的发展使室内无线无源定位和生命体征检测在老年人健康监测、大型施工场所的安全管理和抢险救灾等方面具有越来越重要的应用^[1-8]。WiFi网络由于部署广泛、成本低等优势,在室内无源定位和生命体征检测领域受到了关注并获得了大量的研究^[9-12]。

在无源定位方面,Adib等^[13]利用调频载波技术,将时延的差异映射载波频率的偏移,而后利用人体运动连续性及其速度的实际约束设计滤波器消除室内多径效应。然而,该系统每次只获取目标的一个位置参数,即到达角(angle of arrival, AOA)或飞行时间(time of flight, ToF),然后进行三角测量来估计人的位置,从而限制了应用。Qian等^[14]建立信号传播路径长度变化率与人体目标位置与速度的几何关系模型,通过估计速度跟踪目标位置。然而,由于该算法对信号功率预处理进行除噪和信号提取,会导致信号传播路径长度变化率信息缺失,进而影响后续的速度检测及位置跟踪,降低定位精度。

在生命体征检测方面,文献^[15]基于商用WiFi设备采集信道状态信息(channel state information, CSI),首先进行数据校准并选择对人体微小运动敏感的子载波,而后利用基于功率谱密度的 k 均值聚类方法,对睡眠状态下人体目标的呼吸和心跳频率进行估计,此外还对仪器位置与呼吸心跳频率估计准确度间的关系进行了研究探索,实验表明,由于CSI信息对细微动作引起的变化不敏感,导致上述系统对不同姿势下呼吸和心跳频率的检测鲁棒性差。Zhang等^[16]利用稀疏恢复法找出多径室内环境中的主导路径,推导出相应的复衰减系数,然后利用该复衰减系数的相位变化来提取详细的呼吸状态和呼吸率,然而由于WiFi资源有限,该系统在多人场景下同样失效。

综上所述,由于室内环境复杂,多径效应严重,基于WiFi的无源定位和检测技术受限于系统带宽以及天线阵列的物理尺寸,难以有效提取目标直接反射径,估计精度受到了严重制约。

近年来,毫米波以其带宽大、波长短、波束窄等优势引起了人们的关注。毫米波具有高空间分辨率,可以有效识别人体由于呼吸和心跳引起的胸腔起伏变化,而由于毫米波信号空间衰减大,反射信号更加微弱且难以提取。Zeng等^[17]使用毫米波芯片级收发模块、喇叭天线和旋转平台,通过穷举搜索构建室内无人、有人情况下的接收信号强度(received signal strength, RSS)数据库,而后比对两个数据库之间的RSS差异确定目标相对于收发端的角度,进而实现位置估计。该方法成本较高,且受限于空间环境,鲁棒性不强。Adib等^[18]利用调频连续波(frequency modulated continuous wave, FMCW)雷达,研究了距离雷达设备8 m处待检测人员在不同方向的呼吸心跳检测结果。但是复杂环境下,尤其在人体运动、设备抖动、呼吸谐波干扰等情况下,人体呼吸心跳检测准确性和实时性仍待提高^[19-22]。目前,国外及国内部分厂家已研制出毫米波雷达芯片用于室内无源检测,文献^[23-24]利用毫米波雷达芯片发送和接收线性调频脉冲信号,通过提取分析目标反射的线性调频信号的相位进行位置估计和生命体征检测。由于基于雷达的无源定位及感知需要额外部署雷达设备,因此不能长时间连续采集信号,且只能对特定区域的目标进行检测,而本文提出基于毫米波WiFi的无源定位和生命体征检测方法则能够利用已部署的WiFi设施,实现连续、全方位的检测,实施简捷方便,效率更高。

本文提出了一种基于空间交替广义期望最大化(space alternating generalized expectation maxi-

zation, SAGE) 的多目标毫米波无源定位和生命体征检测方法。该方法利用毫米波 WiFi 系统, 首先根据人体目标本身的生命体征特点, 对采集信号进行滤波预处理, 有效提取多目标直接反射径成分, 进而将多目标定位和生命体征检测转化为多目标直接反射径成分的角度、时延和频率等参数估计问题, 并采用 SAGE 算法联合估计多信号成分参数, 基于估计的目标直接反射径参数实现无源目标定位和生命体征检测。该算法利用毫米波系统具有更高空间域角度分辨率和更高时延分辨率, 采用 SAGE 算法对信号进行空时频域联合处理, 迭代地实现多目标直接反射径参数估计, 有效克服无源多目标直接反射径相互干扰且难以有效地分离和提取的问题, 降低了运算复杂度, 提高了参数估计精度。不同于其他算法只能对目标进行位置或者生命体征的单一估计, 所提算法将人体目标的生命体征(即呼吸和心跳频率)看作多径信号参数, 将室内定位和生命体征检测建模为多径信号参数估计问题, 利用 SAGE 算法实现多目标位置参数和生命体征的联合估计, 能够同时估计人体目标的位置和生命体征信息, 所以在智慧养老、大型施工场所安全管理和紧急救援等场景下具有更广泛的应用。

1 系统模型

本模型中, 发射端使用全向天线, 接收端假设使用间隔为 $\lambda/2$ 的均匀线性阵列, 其中 λ 为波长。假设发射信号模型是窄带的, 则信道响应可以表示为

$$h(v, \tau, \phi) = \sum_{l=1}^L \alpha_l(v) \delta(v - v_l) \delta(\tau - \tau_l) \delta(\phi - \phi_l) \quad (1)$$

式中: α_l 、 τ_l 、 ϕ_l 和 v_l 分别表示第 l 条径的复增益、到达时间(TOA)、到达角和多普勒频率; L 为多径的个数。对某个有限的时间间隔, 第 l 条路径的幅度、TOA 和 AOA 是时间不变的。假设信道是准静态的, 可以忽略多普勒频率。因此, 第 m 个天线单元的信道传递函数可表示为

$$H_m(n) = \sum_{l=1}^L \alpha_l \exp(-j2\pi f_n \tau_l) \cdot \exp\left(-j2\pi(m-1) \frac{d}{\lambda} \sin\phi_l\right), 1 \leq n \leq N \quad (2)$$

式中: d 为天线阵列阵元间距; f_n 为第 n 个载波; N 为载波总数。则阵列的信道响应 $\mathbf{H}(n) = [H_1(n), \dots, H_M(n)]^T$, $m=1, \dots, M$ 可以表示为

$$\mathbf{H}(n) = \sum_{l=1}^L \boldsymbol{\alpha}(\phi_l) \alpha_l \exp(-j2\pi f_n \tau_l) \quad (3)$$

式中 $\boldsymbol{\alpha}(\phi_l) = \left[1, \exp\left(-j2\pi \frac{d}{\lambda} \sin\phi_l\right), \dots, \exp\left(-j2\pi \frac{d}{\lambda} \sin\phi_l\right)\right]^T$ 为天线阵列的导向矢量。

在目标直接反射径中, 人体目标呼吸心跳会引起胸腔周期性的起伏会导致目标直接反射径的时延也会发生变化。假设发射端通过人体目标到达接收端的距离可表示为

$$r(t) = r_0 + \Delta r(t) \quad (4)$$

式中: r_0 为信号从发射端通过人体目标到达接收端的平均距离; $\Delta r(t)$ 为人体目标由于呼吸和心跳而引起的胸腔的起伏位移变化。由于人的呼吸和心跳具有规律性, 则 $\Delta r(t)$ 可以用正弦信号近似表示为

$$\Delta r(t) = A_H \sin(2\pi f_H t + \varphi_H) + A_B \sin(2\pi f_B t + \varphi_B) \quad (5)$$

式中: A_H 、 f_H 、 φ_H 、 A_B 、 f_B 、 φ_B 分别为人体心跳和呼吸的幅度、频率和初相位。信号由发射端直接经过目标反射到达接收端的时延则为

$$\begin{aligned} \tau(t) = r(t)/c &= (r_0 + A_H \sin(2\pi f_H t + \varphi_H) + \\ &A_B \sin(2\pi f_B t + \varphi_B))/c = \\ &r_0/c + (A_H \sin(2\pi f_H t + \varphi_H) + \\ &A_B \sin(2\pi f_B t + \varphi_B))/c = \tau_0 + \tau'(t) \end{aligned}$$

式中: c 为光速; τ_0 为信号从发射端通过人体目标到达接收端的平均时延; $\tau'(t)$ 为心跳、呼吸引起的时变时延。目标在 t 时刻、第 n 个子载波上的信道响应可以表示为

$$\mathbf{H}(n, t) = \sum_{l=1}^L \boldsymbol{\alpha}(\phi_l) \alpha_l \exp(-j2\pi f_n \tau_l(t)) + \mathbf{N}(n) \quad (6)$$

式中 $\mathbf{N}(n) = [N_1(n), \dots, N_M(n)]^T$ 为加性高斯白噪声。式(6)可简化为

$$\mathbf{H}(n, t) = \sum_{l=1}^L \mathbf{S}(n, t; \theta_l) + \mathbf{N}(n) \quad (7)$$

式中: $\mathbf{S}(n, t; \theta_l) = \boldsymbol{\alpha}(\phi_l) \alpha_l \exp(-j2\pi f_n \tau_l(t))$ 为第 l 条径的响应。对于第 l 条径, 所要估计的参数有 α_l 、 ϕ_l 、 $\tau_{0,l}$ 、 $A_{H,l}$ 、 $A_{B,l}$ 、 $f_{B,l}$, 令待估计向量 $\boldsymbol{\theta}_l = [\alpha_l, \phi_l, \tau_{0,l}, A_{H,l}, f_{H,l}, A_{B,l}, f_{B,l}]^T$, 由于有 L 条多径, 参数向量可以表示为 $\boldsymbol{\Theta} = [\boldsymbol{\theta}_1, \dots, \boldsymbol{\theta}_L]^T$ 。

由式(7)可知, 室内环境无线信道响应中同时包含了静态环境中的多径成分和无源目标直接反射的多径成分。传统有源无线定位通常基于直射径参数的几何解算实现, 毫米波无源定位、感知问题的本质是实现目标直接反射径成分的分离和提取, 以及多径信号成分的参数估计。由于直射径具有时延最短

特征易于分辨和提取,而毫米波目标直接反射径成分没有明显的几何特征且信号强度较弱,易受到其他多径的干扰,难以有效地提取和估计。因此,目标直接反射径难以有效分辨、提取和估计成为制约毫米波无源定位和感知精度提升的瓶颈。此外,由于人体呼吸心跳频率及幅度都在很小的范围内变化(呼吸、心跳频率为 0.2~2.0 Hz;呼吸、心跳幅度为 0.1~12 mm),在无源条件下,呼吸和心跳所引起的信道响应变化更容易被其他径淹没,使定位和生命体征检测难度更大。

2 基于 SAGE 的无源定位和感知

针对毫米波无源定位与感知技术难点,根据人体呼吸和心跳频率范围对采集信号进行滤波预处理,有效提取多目标直接反射径成分;进一步采用 SAGE 算法实现多目标直接反射径的参数估计,最后基于估计的时延和出发角度实现的几何无源定位和生命体征检测。

2.1 目标直接反射径的提取

室内环境的多径效应是制约定位和生命体征检测精度的重要因素,如何克服多径效应,有效提取目标直接反射径是室内定位和生命体征检测的重点。首先利用毫米波带宽大、波长短、波束窄的特点,能够更清晰地观察目标的细节,减少多径干扰并充分利用多径信息,提高空间多径参数的分辨率,进而提高定位和检测精度。其次,利用人体目标固有的呼吸和心跳频率在一定范围内变化(成人呼吸频率为 0.2~0.6 Hz,心跳频率为 0.8~2.0 Hz)的特性对获得的信号在 0.2~2.0 Hz 范围内进行滤波,将其其他范围的频率分量衰减到极低水平,将人体目标之外的多径以及噪声的影响降低。

基于此,提取的目标直接反射径成分在 t 时刻、第 n 个子载波上的信道响应可以表示为

$$\mathbf{H}'(n, t) = \alpha(\phi_l) \alpha_l \exp(-j2\pi f_n \tau_l(t)) \quad (8)$$

式中 L' 为目标直接反射径数。

2.2 基于 SAGE 算法的多径信号参数估计

将联合多参数估计问题表述为最大似然估计(maximum likelihood estimate, MLE)问题,对于在 t 时刻、第 n 个子载波上的目标直接反射径的信道响应 $\mathbf{H}'(n, t) = \sum_{l=1}^{L'} \alpha(\phi_l) \alpha_l \exp(-j2\pi f_n \tau_l(t))$, 目标是获得 $\Theta = [\theta_1, \dots, \theta_{L'}]^T$ 的多维多径信号参数的 MLE。 Θ 的对数似然函数为

$$\Lambda(\Theta; h) = - \sum_m \left| \mathbf{H}'(n, t) - \sum_{l=1}^{L'} \mathbf{S}_l(n, t; \theta_l) \right|^2 \quad (9)$$

则 $\Theta = [\theta_1, \dots, \theta_{L'}]^T$ 的最大似然估计即为 $\hat{\Theta}_{ML} = \arg \max \{\Lambda(\Theta; h)\}$, 考虑到该方程并不是线性的,没有闭式解,且其计算复杂度也非常高。为解决该问题,利用 SAGE 算法进行处理。SAGE 算法是期望最大化(expectation maximization, EM)算法的衍伸算法,其共同点在于都是基于最大似然估计的原理对信道参数进行估计,不同之处在于 EM 算法在迭代的时候同时更新待估计参数,而 SAGE 算法则将待估计参数矩阵划分为对应的参数子集,每次迭代仅重新估计 Θ 分量的子集,对其他分量的估计保持不变,这样就减少了迭代次数,提高了算法运行的效率。算法分为期望步骤(E-step)和最大化步骤(M-step),重复这两个主要步骤,直到参数估计值达到收敛。E 步骤中,不完整的数据可以表示为

$$\mathbf{H}'(n, t) = \sum_{l=1}^{L'} \mathbf{X}_l(n, t) \quad (10)$$

假如 $\{\mathbf{X}_l(n, t), l=1, \dots, L'\}$ 是已知的,可以通过最大化最大似然函数得到每条径的参数。然而,实际上 $\mathbf{X}_l(n, t)$ 并不是已知的,则可通过从不完整数据中减去除第 l 条路径之外的所有 $L-1$ 条路径的估计响应得到,即

$$\hat{\mathbf{X}}_l(n, t; \hat{\theta}'_{l'}) = E[\mathbf{X}_l(n, t) | \mathbf{H}'(n, t), \theta'_{l'}] = \mathbf{H}'(n, t) - \sum_{l'=1, l' \neq l}^{L'} \mathbf{S}(n, t; \hat{\theta}'_{l'}) \quad (11)$$

式中 $\hat{\theta}'_{l'}$ 为第 l' 条路径的初始假设或先前估计。

在 M 步骤中, SAGE 算法将信道参数矩阵分割成更小空间维数,即将 θ_l 划分为相对应的参数子集 $\{A_{B,l}, f_{B,l}, \alpha_l\}$ 、 $\{A_{H,l}, f_{H,l}, \alpha_l\}$ 、 $\{\tau_{0,l}, \alpha_l\}$ 和 $\{\phi_l, \alpha_l\}$, 对每个子集执行对数似然函数的最大化,同时保持其他参数固定。人体呼吸幅度和频率是同时影响响应的相位,应该搜索幅度和频率所组成二维平面上的峰值以确定其使目标函数最大的组合,心跳幅度和频率的估计也是如此,即最大化步骤可以表示为

$$(\hat{A}_{B,l}''', \hat{f}_{B,l}''') = \arg \max_{(A_B, f_B)} \{ |z((A_B, f_B), (A'_{H,l}, f'_{H,l}), \tau'_{0,l}, \hat{\phi}'_l; \hat{\mathbf{X}}_l(n, t; \hat{\Theta}'))| \} \quad (12)$$

$$(\hat{A}_{H,l}''', \hat{f}_{H,l}''') = \arg \max_{(A_H, f_H)} \{ |z((\hat{A}_{B,l}''', \hat{f}_{B,l}'''), (A_H, f_H), \tau'_{0,l}, \hat{\phi}'_l; \hat{\mathbf{X}}_l(n, t; \hat{\Theta}'))| \} \quad (13)$$

$$\hat{\tau}_{0,l}'' = \arg \max_{\tau_0} \{ |z((\hat{A}_{B,l}''', \hat{f}_{B,l}'''), (\hat{A}_{H,l}''', \hat{f}_{H,l}'''), \tau_0, \hat{\phi}'_l; \hat{\mathbf{X}}_l(n, t; \hat{\Theta}'))| \} \quad (14)$$

$$\hat{\phi}_l'' = \arg \max_{\phi} \{ |z((\hat{A}_{B,l}''', \hat{f}_{B,l}'''), (\hat{A}_{H,l}''', \hat{f}_{H,l}'''), \hat{\tau}_{0,l}'', \phi; \hat{\mathbf{X}}_l(n, t; \hat{\Theta}'))| \} \quad (15)$$

$$\hat{\alpha}_l'' = \frac{Z((\hat{A}_{B,l}'', \hat{f}_{B,l}''), (\hat{A}_{H,l}'', \hat{f}_{G,l}''), \hat{\tau}_{0,l}'', \hat{\phi}_l'; \hat{\mathbf{X}}_l(n, t; \hat{\boldsymbol{\Theta}}'))}{MN} \quad (16)$$

式中: $\hat{\boldsymbol{\Theta}}$ 为多径信号参数估计值; μ 为迭代次数;

$z_l((A_B, f_B), (A_H, f_H), \tau_0, \phi; \mathbf{X}_l) =$

$$\sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M \left\{ \exp \left(j2\pi \left[(m-1) \frac{d}{\lambda} \sin \phi_t + f_n (\tau_0 + \frac{A_{B,l} \sin(2\pi f_{B,l} t) + A_{H,l} \sin(2\pi f_{H,l} t)}{c}) \right] \right) \hat{\mathbf{X}}_l(n, t, m) \right\}.$$

式(12)~(16)被称为最大化(M)步骤,迭代执行E、M步骤,当 $\hat{\boldsymbol{\Theta}}(\mu+1) = \hat{\boldsymbol{\Theta}}(\mu)$ 时,结束迭代。值得注意的是,SAGE 算法进行迭代之前,必须事先设定 θ_i 初始估计值,才能进行迭代运算,而对于人体目标,其呼吸和心跳频率在一定范围内变化,可根据该特性合理设置呼吸和心跳频率初始值,以便更快达到收敛。

SAGE 算法基于最大似然估计的原理进行多参数联合估计,能够同时估计多个静止人体目标的位置信息和生命体征参数。所提算法根据人体目标的特征合理设置初始值,基于信道空-时-频域响应,交替地迭代估计各目标直接反射径参数,因而能够获得较低的计算复杂度和较高的参数估计精度。

2.3 基于时延和到达角的几何定位

根据估计出的目标直接反射径时延,可以得到信号经过目标反射到达接收端的距离,由于信号发射端即无线接入点(access point, AP)、信号接收端(monitored point, MP)坐标已知,结合估计出的到达角,利用几何关系可唯一地确定目标位置。

将室内场景建模为二维平面,假定已知发射端 AP 的坐标是 (x_{AP}, y_{AP}) , 天线阵列的中心坐标为 (x_{MP}, y_{MP}) , 目标位置坐标为 (x, y) , 如图 1 所示。

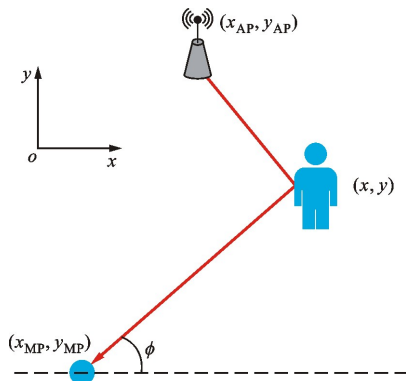


图 1 基于时延和到达角的几何定位

Fig. 1 The geometric location based on TOA and AOA

因此,目标的位置 (x, y) 可以通过联立式(17)、(18)得到二元二次方程组求出,即

$$\tan \phi = \frac{y - y_{MP}}{x - x_{MP}} \quad (17)$$

$$\tau = \frac{\sqrt{(x - x_{AP})^2 + (y - y_{AP})^2} + \sqrt{(x - x_{AP})^2 + (y - y_{AP})^2}}{c} \quad (18)$$

在系统中由于收发端之间没有经过时钟同步,式(18)中的 τ 可以通过已知的真实直射径与估计直射径之间的时延偏差进行校正。

3 实验与仿真结果

本节对所提算法进行实验验证并仿真:实验验证毫米波 WiFi 系统检测无源人体心跳和呼吸频率方案的可行性;为方便计,通过仿真评估所提算法在复杂多径和多人目标场景下的无源定位和体征检测性能。

3.1 实验结果

为验证毫米波 WiFi 系统检测无源人体心跳和呼吸频率的可行性,在微波暗室环境下进行实验。收发端分别使用两个 30 GHz 频段的喇叭天线,利用矢量网络分析仪测试室内环境的信道频率响应(channel frequency response, CFR),测量 1 个目标在 2 个不同位置的信道响应,结合本算法对目标直接反射径时延、人体目标的呼吸和心跳频率进行估计。

实验场景设置如下:以 MP 为原点,经过 MP 的水平线为 x 轴,AP 与 MP 的连线为 y 轴建立坐标轴,其中 MP 坐标为 $(0, 0)$, AP 坐标为 $(0, 2)$ m,位置 1 坐标为 $(-1.2, 1)$ m,位置 2 坐标为 $(-0.75, 0.5)$ m。实验框图如图 2 所示。

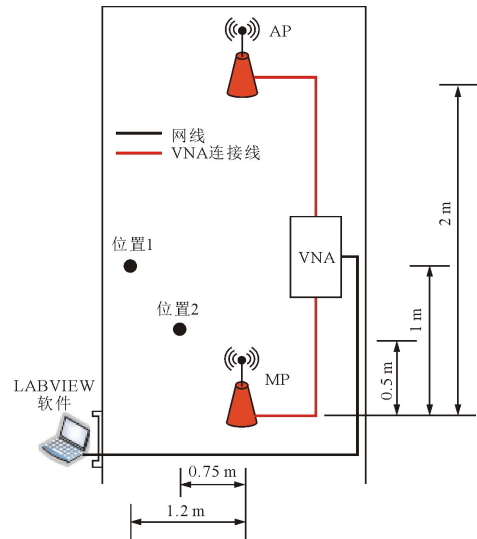


图 2 验证实验系统框图

Fig. 2 System block diagram of verification experiment

为自动连续采集信号数据,利用 LabVIEW 软件远程控制矢量网络分析仪(vector network analyzer, VNA)。实验中,将 LabVIEW 安装在笔记本电脑上,VNA 和笔记本电脑之间用网线连接,其中,VNA 的频率范围为 30 ~32 GHz,子载波间隔为 5 MHz,则扫描点数为 401,结合 LABVIEW 软件实际采样效果,每 200 ms 采集一次信道响应,即每秒采集信道响应次数为 5 次,连续采集 30 s 数据。为将估计结果与实际结果进行对比,在实验过程中,利用华为手环记录实验期间目标的心率,呼吸频率由人工计数完成。

验证实验估计结果如表 1 所示。从表 1 可以看出,在两个不同位置目标直接反射径的时延和呼吸心跳频率的估计值和理论值都非常接近,其中,人体目标的呼吸、心跳频率估计精度分别可达 97.1%、97.7%。因此,所提算法能够在微波暗室环境下获得较高定位和生命体征检测精度。

表 1 不同位置人体目标时延和生命体征参数估计结果

Table 1 Estimation results of time delay and vital signs parameters of human targets at different positions

位置	数据类型	呼吸 频率/Hz	心跳 频率/Hz	时延/ns
位置 1	理论值	0.237	1.167	10.4
	估计值	0.230	1.140	10.0
	误差	0.007	0.027	0.4
位置 2	理论值	0.417	1.233	8.6
	估计值	0.420	1.320	8.5
	误差	0.030	0.087	0.1

3.2 仿真结果

基于雷达的无源定位和感知与基于 WiFi 的无源定位和感知适用于不同的系统,技术原理不同,考虑到算法仿真时的公平性,本小节将本文所提方法与已有的同样基于 WiFi 系统的各类算法进行对比。

结合验证实验环境的设置,考虑后续实地实验的进一步开展,将仿真环境进行如下设置:收发端距离为 5 m,采用天线个数为 20 的均匀线阵,方向图个数为 20,信噪比为 0,载波频率为 30~32 GHz,子载波间隔为 5 MHz,每 200 ms 采集一次信道响应,即每秒采集信道响应次数为 5 次,连续采集 30 s 数据。在此仿真环境中对所提算法在复杂多径和多人目标场景下的无源定位和体征检测性能进行分析,并在相同仿真环境下与已有无源定位和感知方法进行对比。

3.2.1 无源定位性能

本小节分别在单目标、2 个目标和 3 个目标场景下分析算法的定位性能,并在毫米波环境下对基于相控阵的无源目标定位算法(Polar)^[25]、基于 WiFi 的分米级无源跟踪及速度检测算法(Widar)^[14]进行仿真,将其定位性能进行对比。不同数量目标场景下算法累积误差分布曲线如图 3 所示,仿真结果表明,在不同目标场景下本文所提方法定位误差在 0.1 m 以内,说明目标个数对定位精度影响不大。这是由于所提算法能够充分利用毫米波的高空间一时延分辨率,对不同目标的区分更加有效,其次利用人体固有特征进行滤波,保证了目标直接反射径信道响应的准确性,同时充分利用时域、频域和天线空间域的信息,使基于 SAGE 算法的多参数估计更加精确。

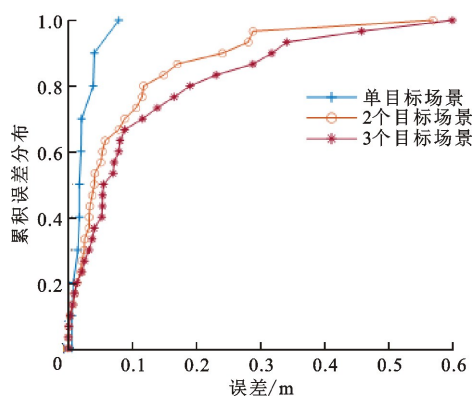


图 3 不同数量目标场景下算法累积误差分布曲线

Fig. 3 Cumulative error distribution curve under scenarios with different target number

图 4 展示了所提算法与 Polar、Widar 算法在定位性能上的对比,由于 Polar 算法中,角度估计只依赖于方向图,且在估计时延时并没有考虑环境不稳定带来的影响,导致时延估计没有所提算法精度高。Widar 算法则是在对数据预处理时,信号传播路径长度变化率信息会有缺失,进而会影响目标速度检测及位置跟踪,导致定位精度下降。所提算法充分利用时延、频率和角度信息,将多目标定位转化为多参数估计问题,同时结合人体特征提取目标直接反射径,使得定位精度更高,且在多目标场景下依然保持较高的定位精度。

3.2.2 生命体征检测性能

本小节分析所提算法在单目标、多目标场景下呼吸和心跳频率检测的性能,并将基于 WiFi 的室内人体呼吸状态检测算法(Breathtrack)^[16]推广至毫米波环境下仿真,与所提算法进行比较。

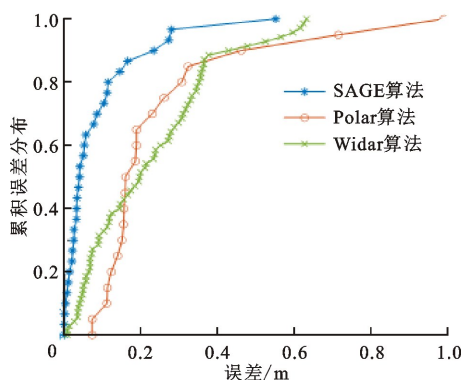


图 4 不同算法累积误差分布曲线

Fig. 4 Cumulative error distribution curves of different algorithms

图 5 展示了本文所提方法在单个目标、2 个目标和 3 个目标场景下呼吸和心跳频率估计精度,其平均估计精度分别为 98.77%、96.83%,总体来看,生命体征检测精度受目标个数影响不大,这是由于所提算法利用了毫米波传播信号,具有更高的空间分辨率,同时对时频空三维的数据信息进行分析,使测量的信道更接近真实值。从图 5 可以看出,随着目标个数的增加,呼吸、心跳频率估计精度会有所降低,这是因为无源目标个数的增加导致信道响应更加复杂,一定程度上降低所提算法的参数估计性能。

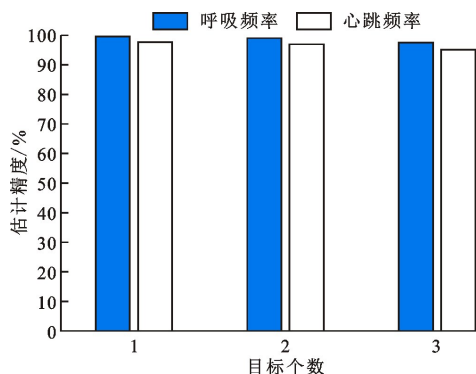


图 5 不同目标个数场景下呼吸和心跳检测精度

Fig. 5 Accuracy of respiratory and heartbeat monitoring under scenarios with different target number

图 6 对本算法和对比算法在单个目标、两个目标情况下的呼吸频率检测精度进行了比较。可知单个目标场景下所提算法和对比算法的呼吸频率估计精度都比较高,但是在增加目标数后,对比算法呼吸频率估计精度急剧下降,而所提算法性能依然较好。这是由于 Breathtrack 算法的前提是目标直接反射径需要满足块相干条件(即多径时延-到达角向量之间的相关性较小)才能有效识别,而路径之间在空间上需要分离的很好,通常要求两条路径角度相差

60° ,或者路径长度相差 8 m,这在室内环境中很难达到,所以当室内只有 1 个目标存在时,呼吸频率估计精度较高,当有 2 个目标存在时,其块相干性不能满足,导致目标呼吸频率估计精度急剧下降。所提算法充分利用信道响应的时域、频域和空域信息,有效提取目标直接反射径,并通过多参数联合估计,通过反复迭代逐步逼近真实值,多个目标对参数估计精度影响较小。

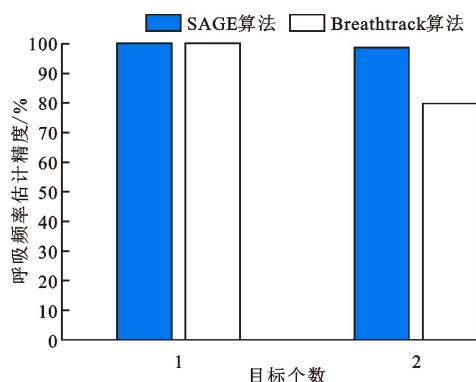


图 6 不同算法呼吸检测精度

Fig. 6 Accuracy of respiration monitoring of different algorithms

4 结 论

本文提出了一种基于 SAGE 算法的多目标毫米波无源定位和生命体征检测方法,该方法利用毫米波提供的大带宽和目标本身特征先验信息,对采集信号进行滤波提取多目标直接反射径成分,进一步采用 SAGE 算法联合估计多目标直接反射径信号成分参数,最后基于估计的目标直接反射径参数实现无源目标定位和生命体征检测。该方法采用 SAGE 算法对信号进行空时频域联合处理,交替地迭代实现多目标直接反射径参数估计,有效克服了无源多目标直接反射径相互干扰且难以有效地分离和提取的问题,降低了运算复杂度,提高了参数估计精度。实验、仿真结果验证了所提算法的可行性和有效性。

参考文献:

- [1] 陈沛宇,袁勤政,戴鹏飞,等. 多技术融合的室内无线定位方法发展综述 [J]. 导航定位学报, 2022, 10(3): 9-13.
- CHEN Peiyu, YUAN Qinzhen, DAI Pengfei, et al. Overview of the development of indoor wireless positioning methods based on multi-technology integration [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2022, 10(3): 9-13.

- [2] HSU C Y, LIU Yuchen, KABELAC Z, et al. Extracting gait velocity and stride length from surrounding radio signals [C]//Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. New York, NY, USA: ACM, 2017: 2116-2126.
- [3] HSU C Y, HRISTOV R, LEE G H, et al. Enabling identification and behavioral sensing in homes using radio reflections [C]//Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. New York, NY, USA: ACM, 2019: 1-13.
- [4] 党小超, 司雄, 郝占军, 等. 一种基于信道状态信息的无源室内指纹定位算法 [J]. 计算机工程, 2018, 44(7): 114-120.
DANG Xiaochao, SI Xiong, HAO Zhanjun, et al. A passive indoor fingerprint localization algorithm based on channel state information [J]. Computer Engineering, 2018, 44(7): 114-120.
- [5] SILVA B M C, RODRIGUES J J P C, DE LA TORRE DÍEZ I, et al. Mobile-health: a review of current state in 2015 [J]. Journal of Biomedical Informatics, 2015, 56: 265-272.
- [6] MAHMUD M S, WANG Honggang, ESFAE-ALAM A M, et al. A wireless health monitoring system using mobile phone accessories [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2017, 4(6): 2009-2018.
- [7] WANG Beibei, XU Qinyi, CHEN Chen, et al. The promise of Radio analytics: a future paradigm of wireless positioning, tracking, and sensing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2018, 35(3): 59-80.
- [8] ZHANG Feng, WU Chenshu, WANG Beibei, et al. SMARS: sleep monitoring via ambient radio signals [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2021, 20(1): 217-231.
- [9] 鲁勇, 吕绍和, 王晓东, 等. 基于 WiFi 信号的人体行为感知技术研究综述 [J]. 计算机学报, 2019, 42(2): 231-251.
LU Yong, LV Shaohe, WANG Xiaodong, et al. A survey on WiFi based human behavior analysis technology [J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(2): 231-251.
- [10] YANG Zhiyong, HUANG Kaide, GUO Xuemei, et al. A real-time device-free localization system using correlated RSS measurements [J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2013, 2013(1): 186.
- [11] 余鑫, 杨小龙, 周牧, 等. 基于神经网络的 WiFi 睡眠呼吸暂停智能监测技术 [J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2020, 32(5): 788-797.
YU Xin, YANG Xiaolong, ZHOU Mu, et al. WiFi sleep apnea intelligent monitoring technology based on neural network [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2020, 32(5): 788-797.
- [12] 刘文奎, 马骏骁, 傅海鹏. 生命体征探测雷达系统的仿真研究 [J]. 电波科学学报, 2021, 36(1): 156-162.
LIU Wenkui, MA Junxiao, FU Haipeng. Simulation research on vital sign detection radar system [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2021, 36(1): 156-162.
- [13] ADIB F, KABELAC Z, KATABI D, et al. 3D tracking via body radio reflections [C]//Proceedings of the 11th USENIX Conference on Networked Systems Design and Implementation. New York, NY, USA: ACM, 2014: 317-329.
- [14] QIAN Kun, WU Chenshu, YANG Zheng, et al. Wi-dar: Decimeter-level passive tracking via velocity monitoring with commodity Wi-Fi [C]//Proceedings of the 18th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. New York, NY, USA: ACM, 2017: 6.
- [15] LIU Jian, WANG Yan, CHEN Yingying, et al. Tracking vital signs during sleep leveraging off-the-shelf WiFi [C]//Proceedings of the 16th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. New York, NY, USA: ACM, 2015: 267-276.
- [16] ZHANG Dongheng, HU Yang, CHEN Yan, et al. Breath Track: tracking indoor human breath status via commodity WiFi [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(2): 3899-3911.
- [17] ZENG Yunze, PATHAK P H, YANG Zhicheng, et al. Poster abstract: human tracking and activity monitoring using 60 GHz mmWave [C]//2016 15th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 1-2.
- [18] ADIB F, MAO Hongzi, KABELAC Z, et al. Smart homes that monitor breathing and heart rate [C]//Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems. New York, NY, USA: ACM, 2015: 837-846.
- [19] CHANG H Y, LIN C H, LIN Y C, et al. DL-aided NOMP: a deep learning-based vital sign estimating scheme using FMCW radar [C]//2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 1-7.
- [20] 党相卫, 秦斐, 卜祥玺, 等. 一种面向智能驾驶的毫

- 米波雷达与激光雷达融合的鲁棒感知算法 [J]. 雷达学报, 2021, 10(4): 622-631.
- DANG Xiangwei, QIN Fei, BU Xiangxi, et al. A robust perception algorithm based on a radar and LiDAR for intelligent driving [J]. Journal of Radars, 2021, 10(4): 622-631.
- [21] DAI T K V, OLEKSAK K, KVELASHVILI T, et al. Enhancement of remote vital sign monitoring detection accuracy using multiple-input multiple-output 77 GHz FMCW radar [J]. IEEE Journal of Electromagnetics, RF and Microwaves in Medicine and Biology, 2022, 6(1): 111-122.
- [22] YANG Xingyu, ZHANG Zijian, LI Xinhua, et al. Remote radar-camera vital sign monitoring system using a graph-based extraction algorithm [C]//2021 46th International Conference on Infrared, Millimeter and Terahertz Waves. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 1-2.
- [23] 任伟, 侯凯悦, 王刚, 等. FMCW 毫米波雷达多人呼吸检测方法 [J]. 信号处理, 2021, 37(9): 1581-1588.
- REN Wei, HOU Kaiyue, WANG Gang, et al. Multi-target respiration detection using FMCW mmWave radar [J]. Journal of Signal Processing, 2021, 37(9): 1581-1588.
- [24] 王宁, 赵科, 周安福, 等. 基于毫米波感知的小型无源物体定位追踪 [J]. 物联网学报, 2020, 4(2): 105-112.
- WANG Ning, ZHAO Ke, ZHOU Anfu, et al. Small passive object location tracking based on millimeter-wave sensing [J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2020, 4(2): 105-112.
- [25] GARCIA D, LACRUZ J O, JIMÉNEZ MATEO P, et al. Polar: passive object localization with IEEE 802.11ad using phased antenna arrays [C]//IEEE INFOCOM 2020-IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 1838-1847.
- (编辑 赵炜 刘杨)