

# 基于 Wi-Fi 子载波互信息的人体呼吸感知系统

刘影<sup>1</sup>, 胡梦圆<sup>1</sup>, 钱志鸿<sup>2</sup>

(1. 辽宁工程技术大学电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105;

2. 吉林大学通信工程学院, 吉林 长春 130012)

**摘要:** 不可预测环境变化使 Wi-Fi 信号存在较大的波动, 很难对子载波中的静态分量和行为感知的动态分量进行量化, 导致无法准确刻画出动态呼吸特征的波动形式。基于此, 提出了一种基于子载波互信息的呼吸感知 (SMIBP) 系统。首先, 提出了动态分量信息 (DCI) 的刻画形式, 利用互信息理论提取子载波中代表呼吸的动态分量信息。然后, 利用层次分析法组合各子载波以最大化呼吸信号的动态特征, 得到重构的 DCI 感知基信号, 最后联合小波变换和峰值检测法得到呼吸速率, 揭示了代表人体呼吸动态分量的理论途径。仿真结果表明, 所提系统能较好地刻画每个子载波中动态呼吸分量, 且在不同场景下可显著提高 Wi-Fi 对于小尺度动作的感知精度与范围。

**关键词:** 动态分量信息; 信道状态信息; 无接触呼吸监测; 层次分析法

**中图分类号:** TN911.6

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2024009

## Human breathing perception system based on Wi-Fi subcarrier mutual information

LIU Ying<sup>1</sup>, HU Mengyuan<sup>1</sup>, QIAN Zhihong<sup>2</sup>

1. School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China

2. School of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China

**Abstract:** The unpredictable environmental changes cause large fluctuations in Wi-Fi signals, and it is difficult to quantify the static and behaviorally-aware dynamic components in the subcarriers, so it is not possible to accurately portray the fluctuating form of dynamic breathing characteristics. Based on this, a subcarrier mutual information breathing perception (SMIBP) system was proposed. Firstly, a form of inscribing dynamic component information (DCI) was proposed, and mutual information theory was utilized to extract the dynamic component information representing respiration in subcarriers. Then, analytic hierarchy process (AHP) was used to combine the subcarriers to maximize the dynamic characteristics of the respiratory signals to obtain the reconstructed DCI sensory base signals. Finally, the respiration rate was obtained by combining the wavelet transform and peak detection method, which revealed of a theoretical pathway representing the dynamic component of human respiration. Simulation results show that the proposed system can better characterize the dynamic breathing component in each subcarrier, and can significantly improve the sensing accuracy and range of Wi-Fi for small-scale actions in different scenarios.

**Keywords:** dynamic component information, CSI, contactless respiratory monitoring, analytic hierarchy process

收稿日期: 2023-08-08; 修回日期: 2023-12-05

通信作者: 刘影, lycommunication@126.com

基金项目: 辽宁省教育厅基础科学研究基金资助项目 (No.LJKMZ20220676, No.LJKZ0349)

**Foundation Items:** The Basic Scientific Research Program of Liaoning Provincial Education Department (No.LJKMZ20220676, No.LJKZ0349)

## 0 引言

人体呼吸速率是衡量生命基本健康状态的核心生理指标之一,它在监测心肺功能、睡眠质量<sup>[1]</sup>、情绪等诸多生理健康领域具有重要参考意义。近年来随着无线通信技术的快速发展,基于 RF (radio frequency) 设备的生命体征感知技术<sup>[2-3]</sup>已成为一种新的研究趋势,其主要有基于雷达和 Wi-Fi 的感知系统。目前,基于雷达的呼吸监测方法已有许多尝试,主流的技术有调频连续波<sup>[4]</sup>、超宽带<sup>[5]</sup>和多普勒雷达<sup>[6]</sup>。虽然这些方法实现了对呼吸频率的准确监测,但由于需要特殊的硬件设备和具有高昂的价格,很难在日常生活中得到普及。

Wi-Fi 信号作为常见的无线通信媒介已广泛存在于人们的日常生活环境中,如家庭、办公室、商场等。复用这些无处不在的 Wi-Fi 信号,以无接触的方式在自然状态下感知人或环境的情境信息已成为一个新兴而极具潜力的研究方向,也因此催生了一系列智能感知应用,从小尺度的呼吸监测<sup>[7-8]</sup>、手势识别<sup>[9-10]</sup>、键盘输入<sup>[11]</sup>,到大尺度的跌倒检测<sup>[12-13]</sup>、入侵检测<sup>[14-15]</sup>、动作识别<sup>[16]</sup>以及定位<sup>[17]</sup>等。对于呼吸这种小尺度活动,其动作幅度往往是厘米或毫米级的,在各子载波的波动很容易被环境中的噪声信号淹没。因此,针对子载波资源中呼吸动态分量的建模研究对提高呼吸感知精度与范围具有重要意义。

迄今为止,研究人员提出了一系列基于信道状态信息 (CSI, channel state information) 的人体呼吸速率监测方法。文献[18]使用递归图法选择 CSI 幅度周期性最强的子载波提取不同睡眠姿势下的呼吸速率,仰睡场景下错误率低于 5%,侧睡场景下错误率为 27%。文献[19]利用相邻天线之间 CSI 的相位差信息提取呼吸速率,在复杂室内环境下最大估计误差为 0.85 beat/min。文献[20]利用 CSI 幅度和相位的互补性,有效消除了感知“盲点”问题。虽然上述方法实现了人体呼吸速率的监测,但这些方法只专注于来自一个子载波的信号,忽略了 Wi-Fi 设备的信号多样性。

正交频分复用 (OFDM, orthogonal frequency division multiplexing)<sup>[21]</sup>作为一种多载波传输技术是无线局域网协议 (IEEE802.11.a/g/n/ac) 的物理层标准,它为 Wi-Fi 信号提供了丰富的子载波资源。不同子载波的多径效应和频率选择性衰落各不相同,当遇到同种性质和大小的障碍物

时会发生不同的反射、折射、散射和衍射现象。如何复用这些具有不同感知维度的载波资源来提高 Wi-Fi 感知能力成为学术界关注的重点。

文献[22]利用方差法选择幅度变化较大的子载波,对所有选定的子载波进行呼吸周期估计,然后对每个子载波的估计周期加权平均来获得准确的呼吸速率,在不同视线线路 (LOS) 下的平均估计误差为 0.4 beat/min。由于方差并不是选择载波的有效度量,方差大的载波通常不能很好地表征呼吸信号。文献[23]利用时域自相关函数 (ACF, autocorrelation function) 估计呼吸速率,具体来说,以呼吸信噪比为判别载波优劣的指标,利用最大比合并 (MRC, maximal ratio combining) 法组合多个子载波的自相关函数获得最佳呼吸信号,当采样频率为 30 Hz 时,呼吸速率估计的中值误差为 0.47 beat/min,在预测睡眠阶段方面总体准确率为 88.4%。类似于文献[23],文献[24]提出了有效衡量 Wi-Fi 感知能力的度量——感知信噪比 (SSNR, sensing-signal-to-noise ratio),但无论是呼吸信噪比还是感知信噪比,它们都以信号和噪声的功率关系作为评判信号的标准,当环境中某些活动大于呼吸活动时,使用该类方法组合不同载波将严重影响人体呼吸感知性能。

因此,如何从本质上探究每个子载波中动态呼吸分量的表示模型,进而提高感知系统识别精度是本文的主要研究内容。通过探索有呼吸和无呼吸时每个子载波 CSI 的平均互信息变化,本文从通信系统信息量角度分析了人体呼吸运动对 CSI 产生的影响,并构造了一种能够加强动态呼吸信号特征的感知基信号。本文的主要贡献如下。

1) 本文以通信系统模型为参考,构建了基于 Wi-Fi 信道状态信息的感知系统模型,为基于 Wi-Fi 的感知技术应用与发展提供了新的视角与思考。

2) 本文从信息熵的角度出发,揭示了 Wi-Fi 感知中不同子载波对小尺度动作的敏感度,提出了一种能够在复杂室内环境下定量刻画人体呼吸对不同子载波影响程度的标准,即动态分量信息 (DCI, dynamic component information)。DCI 作为一种动态信息的量化形式,对子载波波动的不确定性具有更强的抵抗能力。

3) 本文以互信息理论为切入点,揭示了 Wi-Fi 信道状态信息中不同成分,即动态分量和静态分量

信息量之间的相关性，扩展了该理论的应用范围。

4) 本文在理论上证明所提方法的可行性，且在实验上验证了该方法的有效性。仿真结果表明，与目前该领域其他方法相比，本文提出的基于子载波互信息的呼吸感知 (SMIBP, subcarrier mutual information breathing perception) 系统在不同场景下能实现高精度的呼吸监测。

## 1 相关理论

### 1.1 信道状态信息

信道状态信息是一种表示通信链路传播特性的细粒度信息，能较好地反映信号在收发天线对之间传输时，各子载波上多条路径的时延、幅度衰减、相移等信息。

当人体在室内运动时，会使无线信号传播受到影响，导致传输信道产生变化，频率为  $f$  的信道频率响应 (CFR, channel frequency response) [24] 可表示为

$$H(f, t) = e^{-i2\pi\Delta f} \sum_j^N a_j(f, t) e^{-i2\pi f \tau_j(t)} \quad (1)$$

其中， $N$  是传播路径的数量， $f$  是子载波频率， $a_j(f, t)$  是第  $j$  条路径的振幅衰减和初始相位， $\tau_j(t)$  是第  $j$  条路径的传播时延， $e^{-i2\pi f \tau_j(t)}$  是第  $j$  条路径相移， $e^{-i2\pi\Delta f}$  是由收发天线之间的子载波频率差  $\Delta f$  引起的相移。

由文献[25]知，CFR 可以分解为静态 CFR 和动态 CFR，其中，静态 CFR 为直射信号与反射信号的叠加信息，用  $H_s(f, t)$  表示；动态 CFR 为运动人体反射的信号，用  $H_d(f, t)$  表示。考虑到环境噪声，式(1)可以看成是静态分量、动态分量和噪声的叠加，转换为

$$H(f, t) = H_s(f, t) + H_d(f, t) + \varepsilon(f, t) = \underbrace{a(f, t) e^{-i2\pi \frac{d(t)}{\lambda}}}_{\text{①}} + \underbrace{H_s(f, t) + \varepsilon(f, t)}_{\text{②}} \quad (2)$$

其中， $H_s(f, t)$  表示静态路径分量， $H_d(f, t)$  表示动态路径分量， $\varepsilon(f, t)$  表示热噪声， $a(f, t)$  表示振幅衰减和初始相位的复数系数， $d(t)$  表示  $t$  时刻的动态反射路径的长度， $\lambda$  表示子载波的波长。

人体呼吸时的肺部起伏会导致式(2)中  $a(f, t)$  和  $d(t)$  变化，因此对叠加在 CSI 信号中的动态分量  $H_d(f, t)$  进行适当建模，能够有效提升 CSI 感知的精度。本文将重点研究人体呼吸时 CSI 的变化机理，在此基础上探索适于人体呼吸的 CSI 动态分量模型。

### 1.2 CSI 变化原理

理想环境下当人体活动时，CSI 由动态分量与静态分量组成，这两部分共同决定了 CSI 的时变趋势。经典场景下 CSI 人体感知示意如图 1 所示。其中，图 1(a)为多径传播现象，表示 Wi-Fi 信号通过多条路径反射到达接收端，如果将动态和静态路径的信号表示为空间向量，则由人体运动引起的动态路径向量在复平面相对于叠加的静态路径向量旋转，复平面向量变化如图 1(b)所示。

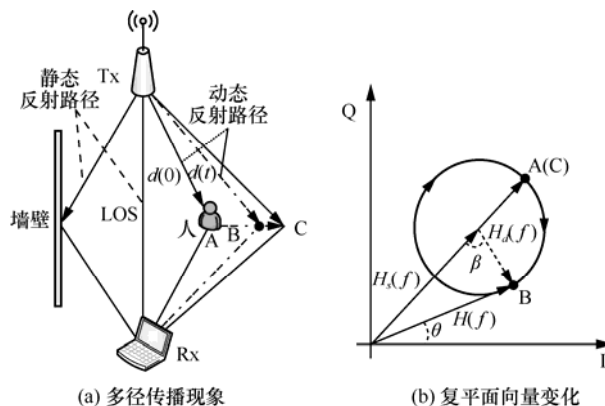


图 1 CSI 人体感知示意

图 1 中，接收信号  $H(f, t)$  在复平面的时变幅度 [26] 为

$$|H(f, \beta)|^2 = |H_s(f)|^2 + |H_d(f)|^2 + 2|H_s(f)||H_d(f)|\cos\beta \quad (3)$$

其中， $|H_s(f)|$  是静态矢量的幅度， $|H_d(f)|$  是动态矢量的幅度， $\beta$  是静态矢量和动态矢量之间的相位差。当人体由 A 点移动到 B 点时，动态路径的长度由  $d(0)$  变为  $d(t)$ ，对应于图 1(b)复平面，静态矢量  $H_s$  与动态矢量  $H_d$  之和  $H(f)$  沿着顺时针方向划过相应的轨迹，相位  $\theta$  随动态矢量的旋转而周期性变化。不同尺度的动作在复平面产生的变化轨迹不同，当人体运动距离为信号波长的整数倍时，CSI 矢量  $H(f)$  的轨迹为圆周长的整数倍，如图 1(b)由 A 点到 C 点，即回到起始点。

由式(3)可知，当环境中静态分量  $H_s(f)$  不变时，CSI 的幅度主要取决于动态分量  $H_d(f)$  和角度  $\beta$ 。而由式(2)可知， $H_d(f)$  的值与子载波的频率、波长、感知距离密切相关。对于同一动作，不同频率子载波的振幅和相位时变特点不尽相同，因此分析各子载波的波动特点具有重要意义。

### 1.3 互信息

1948 年，香农 [27] 提出信息熵。信息熵可以用来

衡量信息的不确定性，本文以信息熵理论为基础将平均互信息理论引入感知领域，用来分析人体呼吸对信道产生的影响。

互信息是 2 个变量间相互依赖的信息度量，它描述了某个变量中包含关于另一个变量的信息量。事件  $y_j$  发生时关于事件  $x_i$  的互信息量可表示为

$$I(x_i; y_j) = I(x_i) - I(x_i | y_j) \quad (4)$$

其中， $I(x_i)$  表示  $x_i$  的自信息量， $I(x_i | y_j)$  表示事件  $y_j$  已知时事件  $x_i$  的条件自信息， $I(x_i; y_j)$  表示已知事件  $y_j$  后关于事件  $x_i$  不确定性的减少量，即互信息量。

由于互信息只能定量描述输入随机变量发出的某个具体消息  $x_i$ 、输出变量出现某一具体消息  $y_j$  时流经信道的信息量，不能从整体上作为信道中信息的测度。因此，在通信系统中，通常用平均互信息作为衡量标准来描述信道的质量，所以它同样适于刻画人体呼吸对信道产生的影响。

$I(x_i; y_j)$  在联合概率空间  $P(XY)$  中的统计平均值  $I(X; Y)$  为  $Y$  对  $X$  的平均互信息。平均互信息  $I(X; Y)$  从总体上度量了随机变量  $X$  和  $Y$  之间相互提供信息量的多少，表示了 2 个变量之间的统计约束程度，其表达式为

$$I(X; Y) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(x_i, y_j) \frac{p(x_i | y_j)}{p(x_i)} \quad (5)$$

在接收端，式(5)还可表示为

$$I(X; Y) = H(X) - H(X | Y) \quad (6)$$

其中， $H(X)$  为  $X$  的先验不确定度；条件熵  $H(X | Y)$  为信道疑义度，又称损失熵，它是  $Y$  关于  $X$  的后验不确定度，代表了信道中损失的信息； $I(X; Y)$  表示收到  $Y$  后关于  $X$  的不确定度减少的量，即从  $Y$  获得的关于  $X$  的平均信息量。

## 2 系统设计

本文提出 SMIBP 系统，通过探索静态 CSI 和动态 CSI 之间的信息量关系，构建一种将平均互信息理论嵌入 CSI 中的感知模型。SMIBP 设计框架如图 2 所示，包括数据预处理、感知基信号构建和呼吸速率提取。

### 2.1 数据预处理

#### 2.1.1 相位矫正

由于商业 Wi-Fi 获取的原始 CSI 相位信号具有随机性，无法直接使用，因此本文使用线性拟合<sup>[28]</sup>的方式对原始相位进行矫正。

第  $i$  个子载波的测量相位  $\hat{\phi}_i$  可表示为

$$\hat{\phi}_i = \varphi_i - 2\pi \frac{s_i}{N} \tau + \beta + Z \quad (7)$$

其中， $\varphi_i$  表示真实相位， $s_i$  表示第  $i$  个子载波索引， $N$  表示快速傅里叶变换长度， $\tau$  表示接收端的定时偏移， $\beta$  表示未知相位偏移， $Z$  表示测量噪声。对式(7)进行线性变换后得到的矫正后的相位为

$$\tilde{\phi}_i = \hat{\phi}_i - a s_i - b \quad (8)$$

其中， $\tilde{\phi}_i$  为矫正后的相位， $a = \frac{|\hat{\phi}_{30} - \hat{\phi}_1|}{s_{30} - s_1}$ ，

$$b = \frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} \hat{\phi}_i。$$

上述线性变换可消除原始 CSI 相位随机噪声的影响。图 3 显示了当人体呼吸时，相位校正前后单个子载波的振幅和相位分布，其中每个灰色十字与圆心之间的距离表示振幅（单位为 dBV），角度表示相位，黑色圆圈为矫正后的相位。从图 3 可以看出，与原始随机分布的相位（灰色十字）相比，校正后的相位更加稳定。

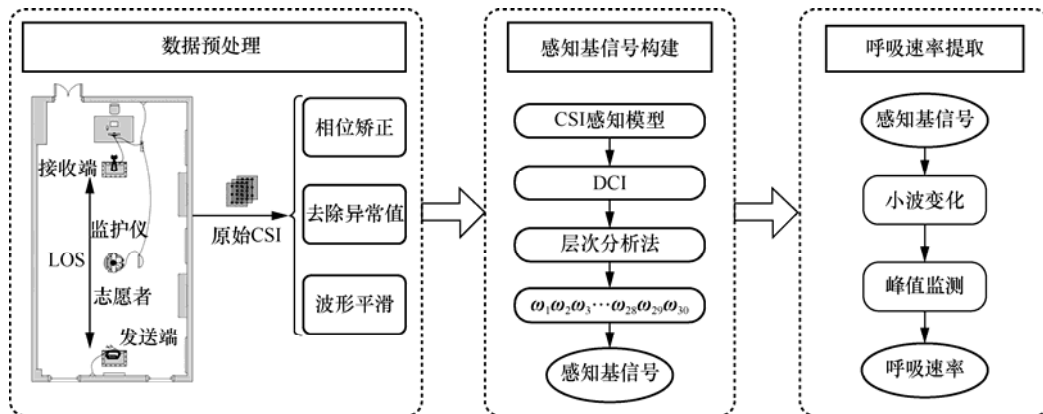


图 2 SMIBP 设计框架

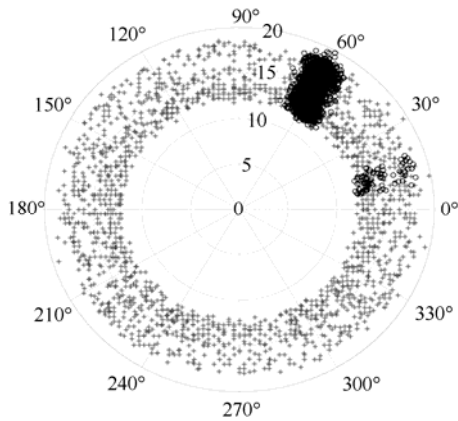


图3 相位校正前后单个子载波的振幅和相位分布

2.1.2 滤波

除相位偏移影响外,CSI信号还受环境噪声干扰,滤波前和滤波后的信号幅度对比如图4所示。从图4(a)可以看出,原始信号存在明显波动但噪声影响严重,本文首先采用Hampel滤波器对异常值进行去除,然后采用Savitzky-Golay滤波器对去除异常值之后的信号进行平滑处理,得到图4(b)。从图4(b)中可以看出,经过处理后的信号更加平滑且整体波动趋势与原始信号保持一致,这说明本文的处理方法能有效去除环境噪声在CSI振幅上的随机波动并保留原始信号的波动特征。

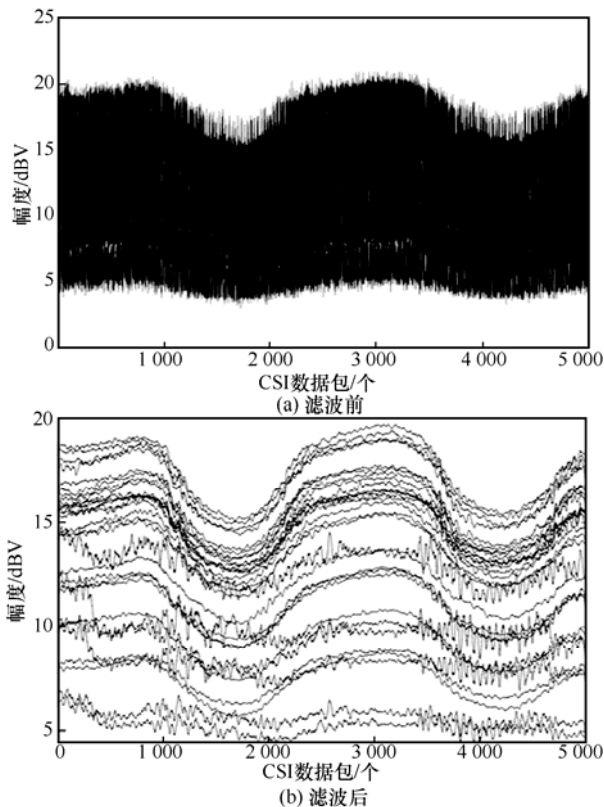


图4 滤波前和滤波后的信号幅度对比

2.2 感知基信号构建

2.2.1 感知模型定义

在通信信道的分析中,信息论提供了一种通过观察信道输出,来量化传输消息先验消息不确定性减少的方法。这种方法已经成功地应用于衡量通信信道的信息传输能力。受该方法启发,本文将以通信互信息理论为基础,构建适用于感知的CSI感知系统模型,并定义了可刻画CSI感知能力的标准,即DCI。

由式(2)可知,在现实环境下,信号在信道传输过程中受到噪声干扰,该噪声的类型通常为高斯白噪声<sup>[29]</sup>,服从高斯分布。由于目标反射信号与静态信号和噪声混合在一起,无法从接收到的CSI信号中直接获取动态分量。

同时,由文献[24]可知,当无人呼吸时,CSI反映了环境中静态物体的反射路径以及高斯白噪声的叠加,即式(2)中的第②部分。受通信系统模型启发,结合1.3节可知,本文将无人呼吸时的CSI信号,即式(2)中只包含第②部分的CSI信号视为“输入信号X”;有人体呼吸时的CSI波动信号,即式(2)中第①和第②部分叠加的CSI信号视为“输出信号Y”;人体呼吸视为信道“干扰源”,利用X、Y和干扰源构建CSI感知系统模型,如图5所示。

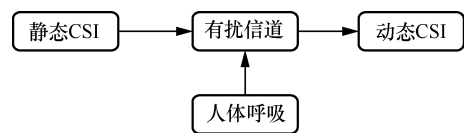


图5 CSI感知系统模型

在此基础上,利用平均互信息理论阐述静态CSI和动态CSI之间的信息量关系,本文将其定义为动态分量信息,由CSI感知系统模型和式(6)可得到子载波s的DCI<sub>s</sub>(X<sub>s</sub>;Y<sub>s</sub>)为

$$DCI_s(X_s;Y_s) = H(X_s) - H(X_s|Y_s) \quad (9)$$

其中,DCI(X<sub>s</sub>;Y<sub>s</sub>)为Y<sub>s</sub>与X<sub>s</sub>的平均互信息量;X<sub>s</sub>为静态时第s个子载波的CSI<sub>s</sub>;Y<sub>s</sub>为有人体呼吸时第s个子载波的CSI<sub>s</sub>;H(X<sub>s</sub>)为静态时第s个子载波的CSI<sub>s</sub>信息熵;H(X<sub>s</sub>|Y<sub>s</sub>)为损失熵表示接收到Y<sub>s</sub>后X<sub>s</sub>依然存在的不确定度。

本文采用Kraskov等<sup>[30]</sup>提出的k-近邻算法估计DCI值,其中信源熵计算式为

$$H(X) \approx \psi(N) - \psi(k) + \log(C_D) + \frac{D}{N} \sum_{i=1}^N \log(\epsilon_i) \quad (10)$$

其中,  $\psi$  是 Digamma 函数,  $N$  是变量  $X$  的样本数量,  $\varepsilon_i$  是  $x_i$  到它第  $k$  (本文取  $k=3$ , 此值选取具体见 4.2 节) 个邻居的欧氏距离,  $x_i$  是样本集  $X$  的第  $i$  个采样点。

$$C_D = \frac{\frac{D}{2}\pi}{\Gamma\left(1 + \frac{D}{2}\right)} \quad (11)$$

其中,  $\Gamma$  是 Gamma 函数,  $D$  是变量  $X$  的维度。

为了简化计算复杂度, 将式(6)的条件熵转化为联合熵的形式, 则感知系统中子载波  $s$  的 DCI 为

$$DCI_s = H(X_s) + H(Y_s) - H(X_s, Y_s) \quad (12)$$

### 2.2.2 DCI 的物理意义

由平均互信息量在通信中的意义可知, 式(9)中  $DCI_s(X_s; Y_s)$  是静态 CSI<sub>s</sub> 信号  $X_s$  的先验不确定度与接收到有人体呼吸时的动态 CSI<sub>s</sub> 信号  $Y_s$  后关于  $X_s$  的后验不确定度之差。它表明当感知系统信道中有人体呼吸时, 从接收端角度来看, 输入信号  $X_s$  不确定度的减少量。

图 6 为人体呼吸前后不同子载波 CSI 幅度变化, 其中, 图 6(a)为无人体和有人体呼吸时 30 号子载波 CSI 幅度, 可以看出, 该子载波的波动模式并不明显, 其幅度主要由噪声主导。与 30 号子载波相比, 图 6(b)为相同链路下 26 号子载波在无人体和有人体呼吸时 CSI 幅度的变化, 可以清楚地看到, 该子载波的幅度变化更明显地反映了人体呼吸动作, 从幅度的波动模式也说明了该子载波具有较好的感知能力。

通过仿真得到图 6 中 2 条子载波的 DCI 值分别为  $DCI_{30} = 0.11 \text{ bit}$  和  $DCI_{26} = 0.47 \text{ bit}$ , 结合图 5

感知系统模型分析, 当环境中有人体呼吸时 CSI 的波动越明显, 感知系统的 DCI 值越大, 系统的感知效果越好, 反之 DCI 值越小, 系统的感知效果越差。由 1.2 节可知, 对于感知系统来说, DCI 值与子载波中动态分量大小直接相关, 某个子载波的 DCI 值越大, 那么该子载波的 CSI 幅度或相位时变规律越能表征人体呼吸信号。

上述分析表明, 本文所设计的度量标准 DCI 能够定量刻画动态分量对不同子载波的影响, 反映各子载波感知人体呼吸的能力。

### 2.2.3 DCI 有效性验证

在通信领域中, 信噪比 (SNR, signal-to-noise ratio) 用于度量接收信号通信能力, 定义为信号功率和噪声功率之比<sup>[31]</sup>, 由式(2)可知, CSI 信号的 SNR 可表示为

$$SNR_{CSI} = \frac{E(|H_s(f, t) + H_d(f, t)|^2)}{E(|\varepsilon(f, t)|^2)} \quad (13)$$

由式(13)可知, 信噪比的值由动态分量功率、静态分量功率和噪声功率 3 个部分决定。当动态分量功率和噪声功率一定时, 静态分量功率会影响 CSI 信噪比的值, 换言之, 信噪比虽然能够测量通信信道的质量但不能体现 CSI 对人体动作的感知能力。同时, 动态分量的复系数  $a(f, t)$  和噪声的方差  $\sigma^2(f)$  未知, 所以 SNR 并不是衡量感知能力的有效手段。

文献[23]给出了可有效衡量 CSI 信号子载波感知能力的呼吸信噪比, 其表达式为

$$\gamma(f) = \frac{g^2(f)}{\sigma^2(f)} \quad (14)$$

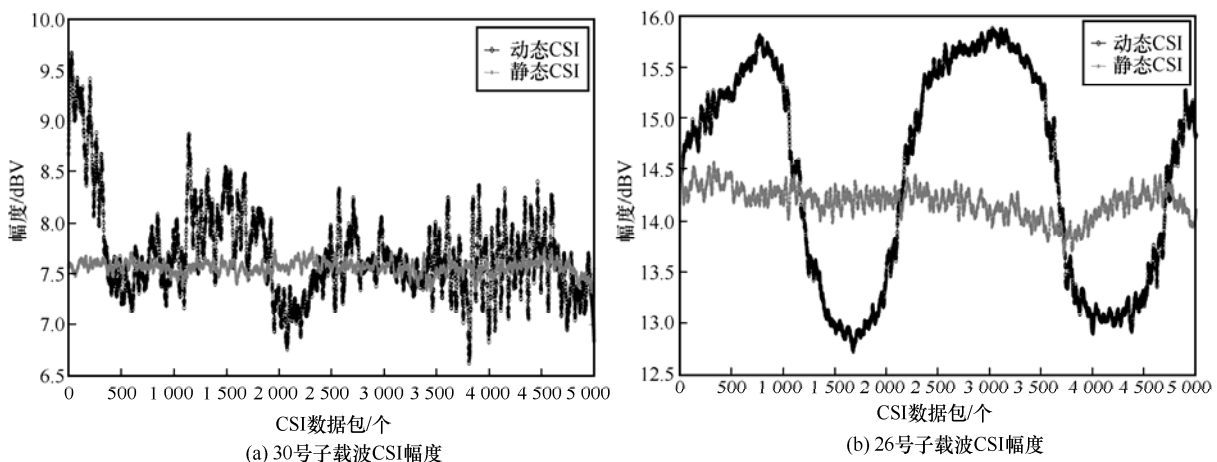


图 6 人体呼吸前后子载波 CSI 幅度变化

其中,  $g(f)$  是信道增益,  $\sigma^2(f)$  是加性白高斯噪声的方差。

由式(14)可知, 当环境中的噪声功率稳定时, 呼吸信号信噪比的大小取决于信道增益  $g(f)$ 。当人体活动时会引起 CSI 幅度增加, 增益  $g(f)$  变大, 呼吸信噪比就增大。因此, 利用呼吸信噪比可有效度量 CSI 波动能力。

人体呼吸时, 在相同环境下不同子载波的 DCI 和呼吸信噪比对比如图 7 所示。从图 7 可以看出, 2 种标准取值的相对趋势大致相同, 即呼吸信噪比大, DCI 值也大, 该结果证实了本文感知模型方法的有效性。

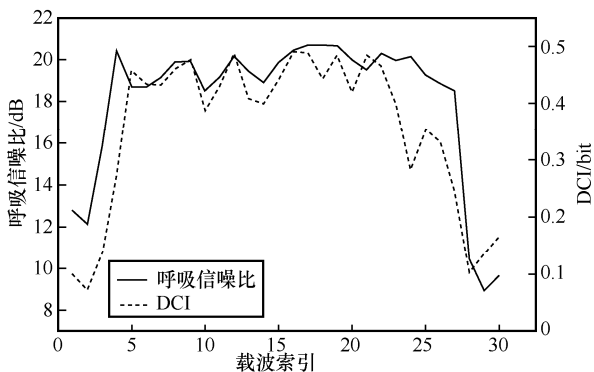


图 7 在相同环境下不同子载波的 DCI 和呼吸信噪比对比

但是, 在某些时刻 DCI 值会明显变小, 破坏这种相同变化趋势, 这是因为不同子载波频率和波长不同, 对呼吸信号的感知能力存在差异, 导致人体呼吸信号的周期性在各载波上的表现各不相同, 即周期性影响了 DCI 的取值。本文通过挥手实验说明信号周期性对 DCI 值的影响, 人体在呼吸时发生挥手动作的 CSI 信号幅度如图 8 所示。

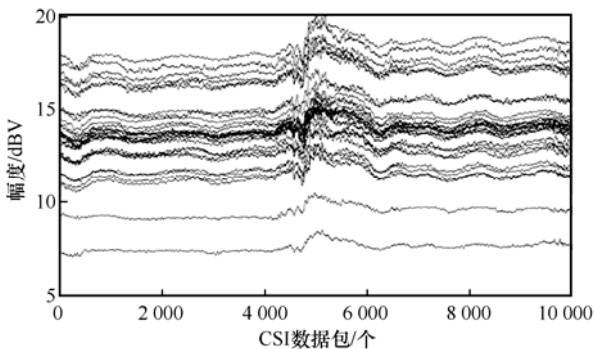


图 8 人体在呼吸时发生挥手动作的 CSI 信号幅度

从图 8 中可以看出, 挥手动作破坏了呼吸信号的周期性。挥手时各子载波 DCI 和呼吸信噪比如图 9 所示。

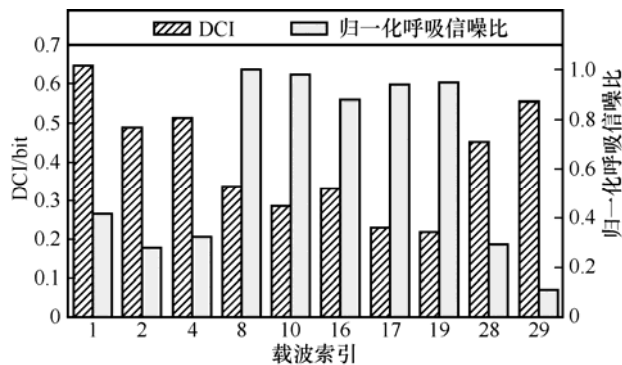


图 9 挥手时各载波 DCI 和呼吸信噪比对比

发生挥手动作时, 受到干扰越大的载波, 其周期性较弱, 呼吸信噪比较大, 而此时该载波的 DCI 值却相对较小; 呼吸信噪比小的载波, 其周期性相对较强, DCI 值相对较大。与呼吸信噪比不同, DCI 感知模型对呼吸信号产生的波动更敏感, 也就是说 DCI 更适合刻画具有周期性的动作。

DCI 对周期信号的友好性为本文以 DCI 为度量标准, 使用加权组合方式构建稳健的呼吸感知基信号奠定了基础。

### 2.2.4 基于 DCI 的高性能感知基信号构建

通过 2.2.3 节可知, DCI 对周期信号具有友好性, 对非周期的动作具有抑制作用。由此本文提出以每个子载波 DCI 值为基础, 利用层次分析法<sup>[32]</sup>赋予每个子载波最适权重, 得到最优的呼吸感知基信号。算法主要由两部分组成: 第一部分为 CSI 原始数据的预处理, 包含异常值去除和波形平滑(如果用相位作为感知信号, 需要进行相位矫正); 第二部分为利用层次分析法组合各载波得到感知基信号。具体如算法 1 所示。

#### 算法 1 高性能呼吸感知基信号构建算法

输入 30 s 内环境中无人体和有人体呼吸时的数据  $CSI_{1,2}: CSI_{N_f \times N_R \times 30} = \{csi(t_1), \dots, csi(t_{30})\}$

输出 基于幅度的呼吸感知基信号  $CSI'$

- 1) 提取原始信号  $CSI_{1,2}$  的幅度  $A_{1,2}, S=1, \dots, 30$ ;
- 2) 经 Hampel 滤波器去除异常值得到  $B_{1,2}$ ;
- 3) 使用 Savitzky-Golay 滤波器平滑后得  $C_{1,2}$ ;
- 4) 由式 (12) 可得各载波平均互信息  $DCI_s(C_1; C_2)$ , 其中  $k=3$ ;
- 5) 求各载波 DCI 的平均值  $\overline{DCI}_s$ ;
- 6) 由  $\overline{DCI}_s$  得判断矩  $P = (p_{ij})_{30 \times 30}, i, j \in S$ ;
- 7) 由  $\frac{\lambda_{\max} - n}{n-1}$  可得一致性指标 CI, 其中  $n=30$ ,

- $\lambda_{\max}$  为矩阵  $\mathbf{P}$  的最大特征值；
- 8) 由  $\frac{\lambda'_{\max} - n}{n - 1}$  可得平均随机一致性指标 RI，其中  $\lambda'_{\max}$  为随机样本矩阵最大特征值的平均值；
  - 9) 由  $\frac{CI}{RI}$  可得一致性比率 CR；
  - 10) if (CR  $\geq$  0.1)
  - 11) 一致性检验不通过，返回；
  - 12) else
  - 13) 一致性检验通过；
  - 14) 对矩阵  $\mathbf{P}$  归一化得到矩阵  $\mathbf{b}$ ；
  - 15) 对矩阵  $\mathbf{b}$  按列求和得到矩阵  $\mathbf{v}$ ；
  - 16) 对矩阵  $\mathbf{v}$  各元素求平均得到权重  $\omega$ ；
  - 17) 加权求和得感知基信号  $\mathbf{CSI}'$ ；
  - 18) end if

通过上述算法处理，具有较高 DCI 值的子载波将得到较大的权重，而 DCI 值小的即受其他动作干扰大的子载波将被赋予较小的权重。该方法增强了呼吸特征明显的子载波，减弱了其他动作波动特征大的子载波，这使加权组合后的 CSI 信号无论是从幅度还是从相位维度来说，呼吸信号特征都将被放大。

组合前后 CSI 信号幅度和相位对比如图 10 所示，其中，图 10(a)为预处理后的 30 个子载波的幅

度变化（即组合前 CSI 幅度），图 10(b)为算法 1 构建的基于各子载波幅度的感知基信号（即组合后 CSI 幅度），图 10(c)为矫正后的 30 个子载波的相位变化（即组合前 CSI 相位），图 10(d)为基于各子载波相位的感知基信号（即组合后 CSI 相位）。由图 10(a)和图 10(c)可以看出，其呼吸特征并不明显，但组合后的感知基信号（图 10(b)和图 10(d)）的呼吸特征有明显提升。

### 3 呼吸速率的提取

#### 3.1 小波变换

本文所提 SMIBP 系统使用峰值检测法提取呼吸速率。经过 2.2.4 节重组后的感知基信号虽然极大的表征了人体呼吸的波动与频率特征，但是由于噪声影响，感知基信号并不都呈现光滑的正弦函数形式，直接对感知基信号进行峰值检测求取呼吸速率并不合适，因此本文首先采用小波变换对重构的感知基信号做进一步处理。

小波变换可以将信号分解为不同频率的子信号，分解过程产生近似系数。对某子载波 CSI 幅度进行 10 层重构后的近似系数如图 11 所示。近似系数是信号的低频部分，包含了信号的大部分能量，表征了信号的基本趋势和周期性。

具体来说，本文使用名为‘db13’的多贝西小波

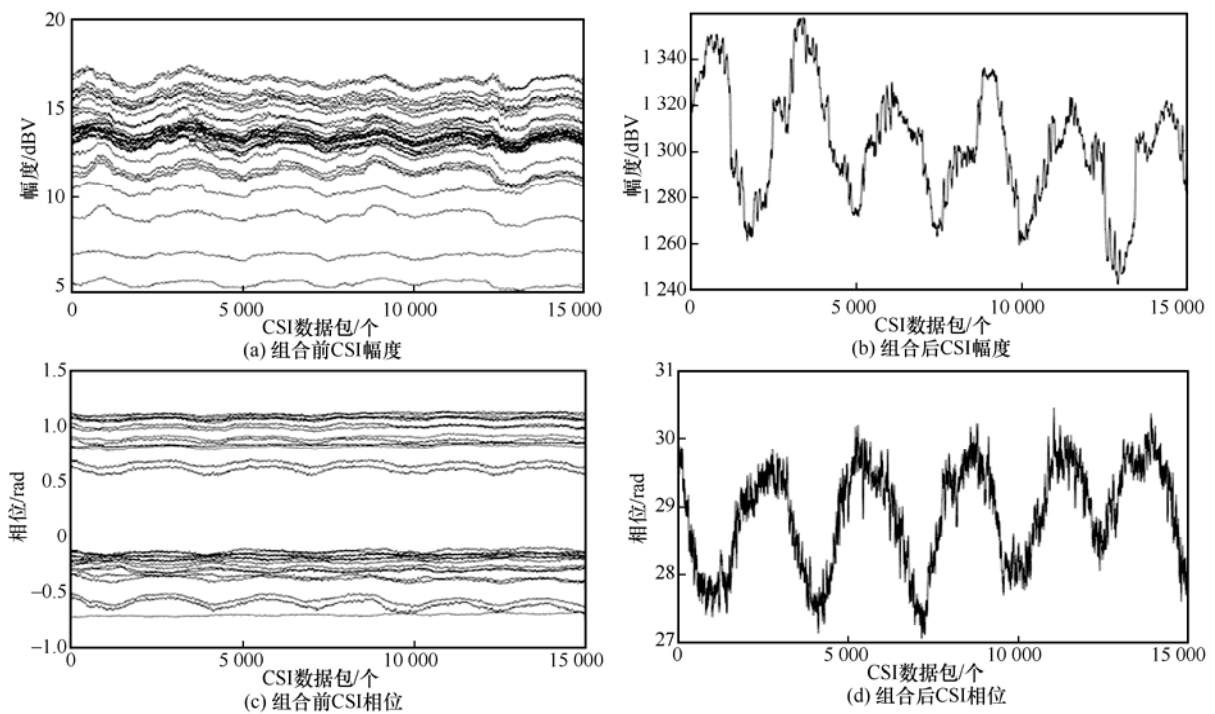


图 10 组合前后 CSI 信号幅度和相位对比

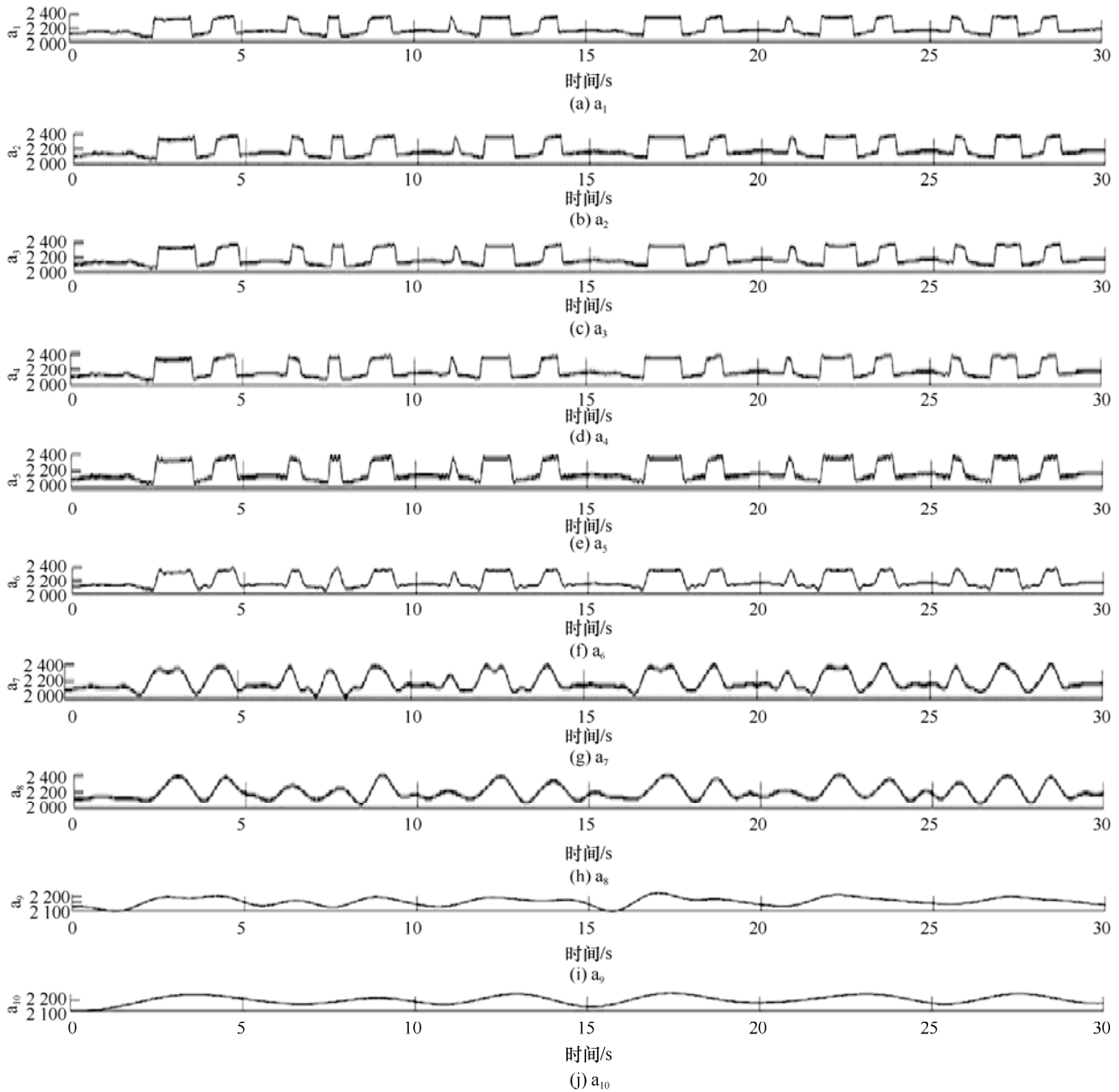


图 11 对某子载波 CSI 幅度进行 10 层重构后的近似系数

对感知基信号进行 10 层小波分解与重构。重构后的第 10 层近似系数即视为呼吸信号波形，且波形上已无噪声干扰，因此可直接对其进行峰值检测以估计人体呼吸速率。

### 3.2 峰值检测

峰值检测法<sup>[22]</sup>通过对波形峰值的检测得出信号的周期与频率等重要参数。经过 3.1 节得到的感知基信号已经消除噪声对波形的影响，但波峰和波谷的出现也有可能由人体其他动作造成，根据人体呼吸频率的经验值，本文在估计呼吸速率时对图 12 中峰值检测要素设置了限制条件。

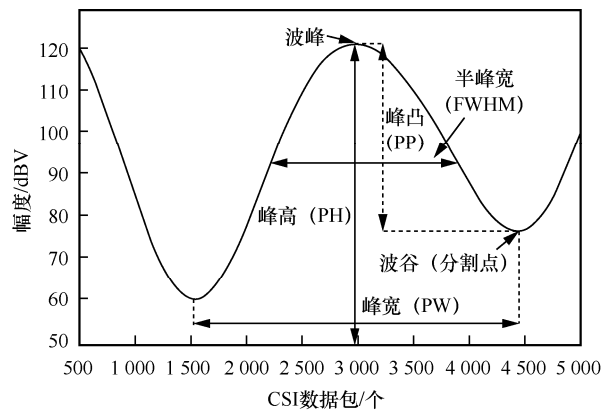


图 12 峰值检测要素

结合图 12 可知，当某个峰满足如下任一限制条件时，判定该峰为假峰。条件 1：第  $l$  个峰的半峰宽  $FWHM_l < 1.24 \text{ s}$  或  $FWHM_l > 1.76 \text{ s}$ 。条件 2：第  $l$  个峰的峰凸值  $pp_l < \overline{pp}$ 。条件 3：第  $l$  个峰的向后间隔  $locs(l) < d = \frac{30f}{37}$ 。

### 3.3 呼吸速率算法设计

本节在 2.2.4 节算法 1 的基础上，提出基于感知基信号的峰值检测法呼吸速率提取算法，算法主要由三部分组成：第一部分为小波变换；第二部分为假峰移除；第三部分为呼吸速率计算。具体如算法 2 所示。

#### 算法 2 峰值检测呼吸速率提取算法

输入 算法 1 得到加权组合后的呼吸感知基信号  $CSI'$

输出 呼吸速率  $V_R$

- 1) 使用‘db13’小波对  $CSI'$  进行 10 层分解
- 2) for  $i=1:10$
- 3) 使用‘db13’小波对  $CSI'$  进行  $i$  层重构
- 4) end for
- 5) 对第 10 层重构信号  $D(10,:)$  进行峰值检测得峰值集合  $P = \{p_1, \dots, p_L\}$
- 6) for  $l=1:L$
- 7) if  $1.24 \text{ s} > FWHM_l \parallel FWHM_l > 1.76 \text{ s}$
- 8) continue
- 9) else if  $pp_l < \overline{pp}$
- 10) continue
- 11) else if  $locs(l) < d = \frac{30f}{37}$
- 12) continue
- 13) else
- 14) 记  $p_l$  为真，同时更新集合  $P$
- 15) end if
- 16) end for
- 17) 求峰值间隔向量  $\mathit{diff}$
- 18) 由  $\frac{\mathit{diff}}{f}$  可得呼吸周期  $T$ ，其中  $f$  为采样率
- 19) 由  $T$  得平均呼吸周期  $\overline{T}$
- 20) 由  $\frac{30}{\overline{T}}$  提取呼吸速率  $V_R$

峰值检测法呼吸速率提取算法流程如图 13 所示。

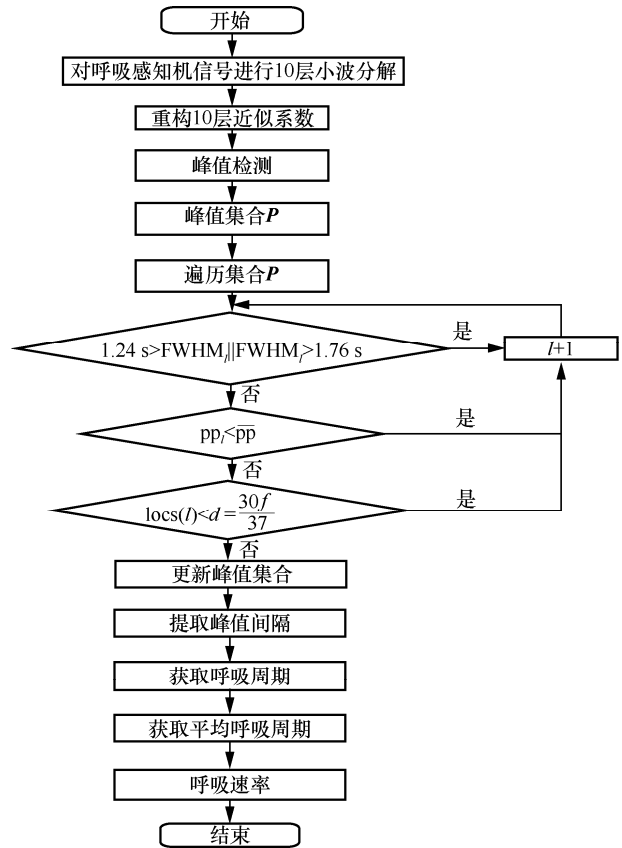


图 13 峰值检测法呼吸速率提取算法流程

## 4 仿真结果分析

### 4.1 实验平台搭建及数据采集

本文实验使用商用 TP-Link 无线路由器作为发射端，该路由器在 5 GHz 的 IEEE802.11n AP 的模式下工作，发包率设置为 500 packet/s，发包持续时间为 30 s 即 15 000 个 CSI 数据包。实验设备如图 2 的数据预处理部分所示，接收端为一台配备 Intel 5300 无线网卡和 Ubuntu12.04 操作系统的笔记本电脑，接收天线为 3 根增益 7 dB 的全向天线。人体的真实呼吸速率由捷瑞泰医疗器械有限公司型号为 GT6800-10 的病人多参数监护仪得到。实验利用 Linux CSI-Tool 解析 CSI 数值并用 MATLAB 软件做进一步处理。

### 4.2 参数选择

由参考文献[27]可知，信息量的大小取决于信号序列中不同值出现的频次，因此使用  $k$  最近邻算法计算 DCI 时，任意参数  $k$  的选取会影响 DCI 的值。当  $k$  值很大时，信号的不确定度会较低，信息量就较小。

由 1.2 节可知，人体呼吸会引起 CSI 幅度或相

位取值的周期性变化，这类信号对  $k$  的取值更为敏感，同一子载波在不同  $k$  值下的 DCI 如图 14 所示。从图 14 可以看出，随着  $k$  值增加，子载波的 DCI 呈下降趋势。

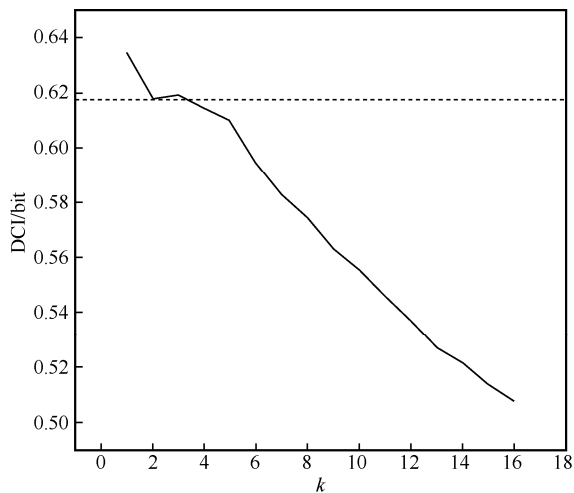


图 14 同一子载波在不同  $k$  值下的 DCI

为选定参数  $k$ ，实验收集了当人体只有呼吸行为而无其他动作时的 CSI 数据，对不同  $k$  值下 DCI 与归一化呼吸信噪比进行比较，结果如图 15 所示。从图 15 可以看出， $k=2$  和  $k=3$  时的 DCI 基本相同，能更好地刻画 CSI 中的动态分量。但随着  $k$  值的增加，DCI 逐渐变小，这意味着在具有相同周期变化特点的情况下，同一载波的 DCI 所代表的动态信息减少，这将影响 DCI 的有效性。所以  $k$  值的选取不应过大，但如果  $k$  值过小，统计误差会增大，同时参考文献[33]的建议，综合考虑本文选择参数  $k=3$  时的  $k$  最近邻算法计算感知系统模型 DCI。

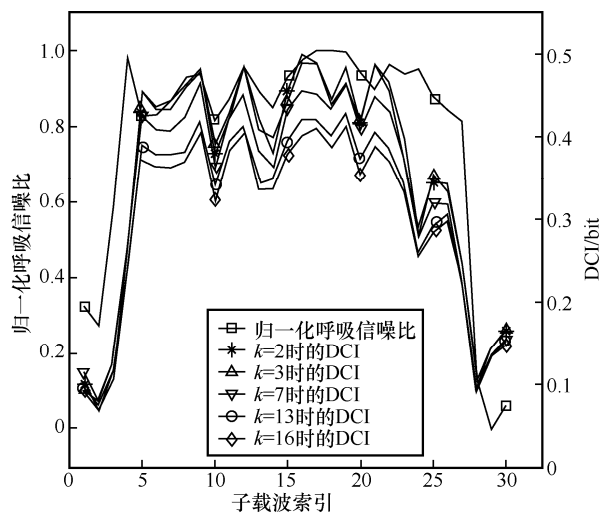


图 15 不同  $k$  值下 DCI 与呼吸信噪比对比

### 4.3 不同实验因素下系统性能分析

由文献[26]可知，人体呼吸监测的准确率受人体位置、朝向和肺部位移等多种因素影响。因此本文选取 LOS 路径和距离 LOS 路径分别为 1 m、2 m、3 m 的 NLOS，以及位置朝向分别为  $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$  这 3 个方位来评估 SMIBP 系统性能，具体实验场景如图 16 所示。准确率的计算式为

$$Accuracy = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{R_{a,i}}{R_{m,i}} \quad (15)$$

其中， $N$  为采样次数， $R_{a,i}$  为第  $i$  次采样时间段内测得的呼吸速率， $R_{m,i}$  为第  $i$  次采样时间段内的真实呼吸速率。

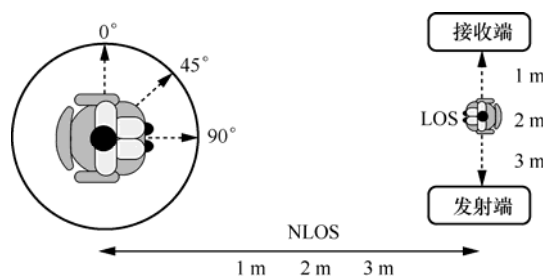


图 16 具体实验场景

场景 1。如图 16 所示，当收发天线间的距离为 1 m、2 m 和 3 m 时，进行呼吸监测。仿真结果如图 17 所示，基于幅度进行呼吸监测时 SMIBP 系统的准确率分别为 93%、93%和 86%，基于相位的准确率分别为 97%、93%和 91%。

场景 2。如图 16 所示，志愿者分别坐在垂直于 LOS 路径方向 1 m、2 m 和 3 m 的位置进行呼吸监测。仿真结果如图 17 所示，基于幅度的准确率为 93%、92%和 89%，基于相位的准确率为 98%、94%和 90%。

场景 3。如图 16 所示，志愿者坐在 NLOS 路径为 2 m 的位置，以 LOS 路径方向为参考依次将胸部方向调整为  $0^\circ$ 、 $45^\circ$  和  $90^\circ$ 。仿真结果如图 17 所示，基于幅度进行呼吸监测时 SMIBP 系统的准确率依次为 75%、82%和 92%，基于相位的准确率为 77%、78%和 94%。

实验结果表明，在 LOS 和 NLOS 路径下，SMIBP 系统准确率基本大于或等于 90%，且无论是幅度还是相位都随距离增加而准确率降低，如图 17 所示。从图 17 中可以看出，相位优于幅度，该实验结果与文献[20]类似，因为相位信息对方向和微小的速度变

化更敏感<sup>[34]</sup>。由于人体呼吸时，肺部运动在身体中外侧引起的位移仅为 1 mm 左右 (0.6~1.1 mm)<sup>[35]</sup>，所以当人体朝向偏离收发设备 LOS 垂直方向时，呼吸监测准确率必然会下降，如图 17 所示。结果显示，SMIBP 系统即使当人体朝向为 0°，即平行于 LOS 时，准确率依然不小于 75%，性能良好。

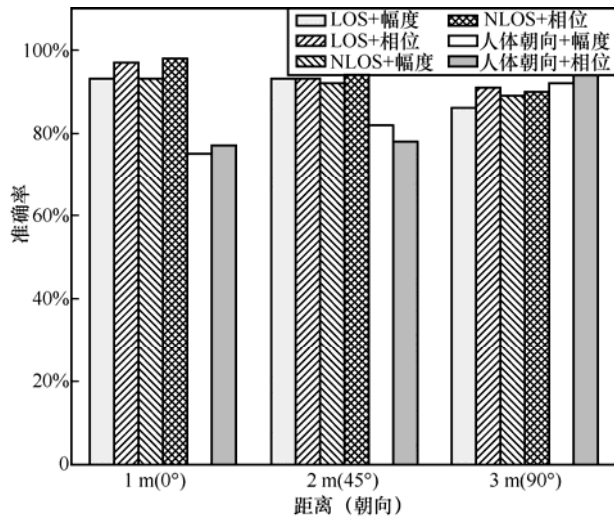


图 17 LOS 与 NLOS 路径下的准确率

#### 4.4 方法对比

为了充分验证本文方法的性能，本节将几种不同方法与 SMIBP 系统对比，实验的主要目的是展示本文 SMIBP 系统的比较优势。具体而言，本实验将以基于周期性强的单子载波<sup>[18]</sup>、基于方差的有限子载波<sup>[22]</sup>、基于变分模态分解 (VMD, variational modal decomposition)<sup>[36]</sup>和基于相位差<sup>[37]</sup>的方法与本文感知系统 SMIBP 进行对比，结果如表 1 和表 2 所示。

表 1 不同方法准确率对比 (幅度)

方法	LOS (3 m) 准确率	NLOS (3 m) 准确率	朝向 (0°) 准确率
单子载波 <sup>[18]</sup>	82%	82%	52%
有限子载波 <sup>[22]</sup>	80%	84%	65%
VMD <sup>[36]</sup>	84%	83%	69%
SMIBP	86%	89%	75%

从表 1 可以看出，相比于单子载波，基于方差的有限子载波具有明显优势，但其准确率仍不高 (不高于 84%)。基于 VMD 的呼吸信号提取方法虽然较前 2 种方法有所提升，但整体准确率仍不高于 84%。从表 2 可以看出，基于相位差的方法表现优

于前 3 种方法，在 LOS 和 NLOS 下实现了高精度呼吸速率估计。而本文所提 SMIBP 系统在 DCI 标准的基础上，对所有子载波加以利用，实验结果显示，当人体在距离 NLOS 路径 3 m 处时，准确率不小于 89%，即使当人体胸部方向处于不利于感知的情况下，准确率依然大于或等于 75%，优于表 2 中的 4 种方法，并且与文献[20]、文献[38]相比，单从幅度或相位出发，SMIBP 系统具有更好的性能。

表 2 不同方法准确率对比 (相位)

方法	LOS (3 m) 准确率	NLOS (3 m) 准确率	朝向 (0°) 准确率
单子载波 <sup>[18]</sup>	69%	80%	44%
有限子载波 <sup>[22]</sup>	75%	79%	65%
VMD <sup>[36]</sup>	84%	81%	68%
相位差 <sup>[37]</sup>	85%	89%	71%
SMIBP	91%	90%	77%

## 5 结束语

本文提出了一种基于 Wi-Fi 子载波互信息的人体呼吸检测系统，该系统可以准确识别子载波中表示呼吸行为的动态信号，不受其他动作信号干扰，尤其是对周期性信号更敏感。其主要思想是利用互信息理论定量分析了各子载波中的动态分量，结合层次分析法赋予各子载波最适权重，得到鲁棒的呼吸信号，结合小波变换与峰值检测法构成一个完整的非接触式人体呼吸速率监测系统。在不同场景下，本文系统均优于传统使用单子载波和有限子载波的方法，结果证实了本文系统的有效性。

### 参考文献:

- [1] ADIB F, MAO H Z, 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: ACM Press, 2015: 837-846.
- [2] ZHENG T Y, CHEN Z, ZHANG S J, et al. MoRe-fi: motion-robust and fine-grained respiration monitoring via deep-learning UWB radar[C]//Proceedings of the 19th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems. New York: ACM Press, 2021: 111-124.
- [3] ZHANG S J, ZHENG T Y, CHEN Z, et al. Can we obtain fine-grained heartbeat waveform via contact-free RF-sensing? [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1759-1768.
- [4] ANITORI L, JONG A D, NENNIE F. FMCW radar for life-sign detection[C]//Proceedings of 2009 IEEE Radar Conference. Piscataway:

- IEEE Press, 2009: 1-6.
- [5] STADERINI E M. UWB radars in medicine[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2002, 17(1): 13-18.
- [6] DROITCOUR A D, BORIC-LUBECKE O, KOVACS G T A. Signal-to-noise ratio in Doppler radar system for heart and respiratory rate measurements[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2009, 57(10): 2498-2507.
- [7] ZHANG D Q, WANG H, WU D. Toward centimeter-scale human activity sensing with Wi-Fi signals[J]. *Computer*, 2017, 50(1): 48-57.
- [8] ZENG Y W, WU D, XIONG J, et al. Boosting Wi-Fi sensing performance via CSI ratio[J]. *IEEE Pervasive Computing*, 2021, 20(1): 62-70.
- [9] GAO R Y, LI W W, XIE Y X, et al. Towards robust gesture recognition by characterizing the sensing quality of Wi-Fi signals[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2022, 6(1): 1-26.
- [10] NIU K, ZHANG F S, WANG X Z, et al. Understanding Wi-Fi signal frequency features for position-independent gesture sensing[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2022, 21(11): 4156-4171.
- [11] 陶志勇, 张洁, 刘影, 等. 基于 CSI 空间特征的增强型击键行为识别方法[J]. *传感技术学报*, 2022, 35(12): 1678-1685.
- TAO Z Y, ZHANG J, LIU Y, et al. Enhanced keystroke behavior recognition method based on CSI spatial characteristic[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2022, 35(12): 1678-1685.
- [12] WANG Y X, WU K S, NI L M. WiFall: device-free fall detection by wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2017, 16(2): 581-594.
- [13] CAO W C, LIU X H, LI F M. Robust device-free fall detection using fine-grained Wi-Fi signatures[C]//*Proceedings of 2017 IEEE 2nd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1404-1408.
- [14] SHAH S I, SHAH S Y, SHAH S A. Intrusion detection through leaky wave cable in conjunction with channel state information[C]//*Proceedings of 2019 UK/ China Emerging Technologies (UCET)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-4.
- [15] LI S J, LIU Z P, ZHANG Y, et al. A real-time and robust intrusion detection system with commodity Wi-Fi[C]//*Proceedings of the 2019 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2019 ACM International Symposium on Wearable Computers*. New York: ACM Press, 2019: 316-319.
- [16] 郝占军, 乔志强, 党小超, 等. Wi-Do: Wi-Fi 信号下的高鲁棒人员动作感知模型[J]. *计算机研究与发展*, 2022, 59(2): 463-477.
- HAO Z J, QIAO Z Q, DANG X C, et al. Wi-Do: highly robust human motion perception model under Wi-Fi signal[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2022, 59(2): 463-477.
- [17] LIU Y, LI G Q. Device-free indoor localization of CSI based on limited penetrable horizontal visibility graph[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 71120-71132.
- [18] LIU X F, CAO J N, TANG S J, et al. Wi-sleep: contactless sleep monitoring via Wi-Fi signals[C]//*Proceedings of 2014 IEEE Real-Time Systems Symposium*. Piscataway: IEEE Press, 2014: 346-355.
- [19] WANG X Y, YANG C, MAO S W. PhaseBeat: exploiting CSI phase data for vital sign monitoring with commodity Wi-Fi devices[C]//*Proceedings of 2017 IEEE 37th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS)*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1230-1239.
- [20] ZENG Y W, WU D, GAO R Y, et al. FullBreathe: full human respiration detection exploiting complementarity of CSI phase and amplitude of Wi-Fi signals[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 2(3): 1-19.
- [21] 马章勇, 赵春明, 尤肖虎. 无线信道中 OFDM 系统时频同步新算法[J]. *通信学报*, 2003, 24(12): 76-83.
- MA Z Y, ZHAO C M, YOU X H. A novel OFDM time and frequency synchronization algorithm in wireless channel[J]. *Journal of China Institute of Communications*, 2003, 24(12): 76-83.
- [22] LIU J, WANG Y, CHEN Y Y, et al. Tracking vital signs during sleep leveraging off-the-shelf Wi-Fi[C]//*Proceedings of the 16th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing*. New York: ACM Press, 2015: 267-276.
- [23] ZHANG F, WU C S, WANG B B, et al. SMARS: sleep monitoring via ambient radio signals[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2021, 20(1): 217-231.
- [24] ZENG Y W, LIU J Y, XIONG J, et al. Exploring multiple antennas for long-range Wi-Fi sensing[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2021, 5(4): 1-30.
- [25] NIU K, ZHANG F S, JIANG Y H, et al. WiMorse: a contactless morse code text input system using ambient Wi-Fi signals[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(6): 9993-10008.
- [26] WANG H, ZHANG D Q, MA J Y, et al. Human respiration detection with commodity Wi-Fi devices: do user location and body orientation matter? [C]//*Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*. New York: ACM Press, 2016: 25-36.
- [27] SHANNON C E. A mathematical theory of communication[J]. *Bell System Technical Journal*, 1948, 27(4): 623-656.
- [28] QIAN K, WU C S, YANG Z, et al. PADS: passive detection of moving targets with dynamic speed using PHY layer information[C]//*Proceedings of 2014 20th IEEE International Conference on Parallel and Distributed Systems (ICPADS)*. Piscataway: IEEE Press, 2014: 1-8.
- [29] WU C S, ZHANG F, HU Y Q, et al. GaitWay: monitoring and recognizing gait speed through the walls[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2021, 20(6): 2186-2199.
- [30] KRASKOV A, STÖGBAUER H, GRASSBERGER P. Estimating mutual information[J]. *Physical Review E - Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 2004, 69(6): 066138.
- [31] SHAFIK R A, RAHMAN M S, ISLAM A R. On the extended relationships among EVM, BER and SNR as performance met-

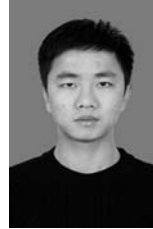
rics[C]//Proceedings of 2006 International Conference on Electrical and Computer Engineering. Piscataway: IEEE Press, 2006: 408-411.

- [32] SAATY T L. How to make a decision: the analytic hierarchy process[J]. European Journal of Operational Research, 1990, 48(1): 9-26.
- [33] KRASKOV A, STÖGBAUER H, GRASSBERGER P. Estimating mutual information[J]. Physical Review E, 2004, 69(6): 066138.
- [34] WANG Z J, JIANG K K, HOU Y S, et al. A survey on human behavior recognition using channel state information[J]. IEEE Access, 2019, 7: 155986-156024.
- [35] LOWANICHKIATTIKUL C, DHANACHAI M, SITATHANEE C, et al. Impact of chest wall motion caused by respiration in adjuvant radiotherapy for postoperative breast cancer patients[J]. SpringerPlus, 2016, 5: 144.
- [36] 安美晨, 王鹏, 蔡超, 等. 静息态下基于变分模态分解的生命体征检测[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(9): 288-293.
- AN M C, WANG P, CAI C, et al. Vital signs detection based on variational modal decomposition in resting state[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(9): 288-293.
- [37] WANG X Y, YANG C, MAO S W. On CSI-based vital sign monitoring using commodity Wi-Fi[J]. ACM Transactions on Computing for Healthcare, 2020, 1(3): 1-27.
- [38] WANG F Y, ZHANG F, WU C S, et al. Respiration tracking for people counting and recognition[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(6): 5233-5245.

#### [作者简介]



刘影 (1983- ), 女, 吉林大安人, 博士, 辽宁工程技术大学副教授, 主要研究方向为物联网、室内定位、无线感知等。



胡梦圆 (1997- ), 男, 陕西榆林人, 辽宁工程技术大学硕士生, 主要研究方向为基于 Wi-Fi 信道状态信息生命体征感知技术。



钱志鸿 (1957- ), 男, 吉林长春人, 博士, 吉林大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线网络与通信理论、WSN 和 IoT 的密集部署、基于 D2D 和异构网技术的未来移动通信网络的移动性和大规模接入。