

## 基于盲源分离的多人呼吸信号检测方法

杨轩<sup>①</sup> 王子颖<sup>①</sup> 张力<sup>②</sup> 赵恒<sup>\*①</sup> 洪弘<sup>\*①</sup>

<sup>①</sup>(南京理工大学 南京 210000)

<sup>②</sup>(上海航天电子技术研究所 上海 201109)

**摘要:** 近年来,人们越来越关注多人环境下的呼吸监测,以及如何同时监测多人的健康状态。在多人呼吸检测的算法中,盲源分离算法因其无需先验信息并且对硬件性能依赖性较小而备受研究者关注。然而,在多人呼吸监测场景中,目前的盲源分离算法通常将相位信号作为源信号进行分离,该文引入FMCW雷达下距离维信号和相位信号的对比,推导出相位信号作为源信号存在近似误差,并通过仿真验证距离维信号作为源信号时分离效果更好。另外,该文提出了基于非圆复数独立成分分析的多人呼吸信号分离算法,分析了不同呼吸信号参数对分离效果的影响,仿真和实测实验表明,所提出的方法适用于天线个数不小于目标个数时多人呼吸信号的检测,并且在目标角度差为 $9.46^\circ$ 时,也能够准确分离呼吸信号。

**关键词:** 非接触呼吸检测; FMCW雷达; 多人呼吸; 盲源分离; 复数独立成分分析

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2024)x-0001-18

DOI: 10.12000/JR24115

**引用格式:** 杨轩,王子颖,张力,等. 基于盲源分离的多人呼吸信号检测方法[J]. 雷达学报(中英文),待出版. doi: 10.12000/JR24115.

**Reference format:** YANG Xuan, WANG Ziyang, ZHANG Li, *et al.* Noncontact multiperson respiratory detection method based on blind source separation[J]. *Journal of Radars*, in press. doi: 10.12000/JR24115.

## Noncontact Multiperson Respiratory Detection Method Based on Blind Source Separation

YANG Xuan<sup>①</sup> WANG Ziyang<sup>①</sup> ZHANG Li<sup>②</sup> ZHAO Heng<sup>\*①</sup> HONG Hong<sup>\*①</sup>

<sup>①</sup>(Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210000, China)

<sup>②</sup>(Shanghai Aerospace Electronic Technology Institute, Shanghai 201109, China)

**Abstract:** In recent years, there has been an increasing interest in respiratory monitoring in multiperson environments and simultaneous monitoring of the health status of multiple people. Among the algorithms developed for multiperson respiratory detection, blind source separation algorithms have attracted the attention of researchers because they do not require prior information and are less dependent on hardware performance. However, in the context of multiperson respiratory monitoring, the current blind source separation algorithm usually separates phase signals as the source signal. This article compares the distance dimension and phase signals under Frequency-modulated continuous-wave radar, calculates the approximate error associated with using the phase signal as the source signal, and verifies the separation effect through simulations. The distance

收稿日期: 2024-06-05; 改回日期: 2024-08-21; 网络出版: 2024-xx-xx

\*通信作者: 洪弘 hongnju@njust.edu.cn; 赵恒 soniczhao@live.com

\*Corresponding Authors: HONG Hong, hongnju@njust.edu.cn; ZHAO Heng, soniczhao@live.com

基金项目: 国家自然科学基金(62301255, 62201259), 江苏省自然科学基金(BK20220942, BK20220940), 中央高校基本科研业务费专项资金(30923011026, 30923011006)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62301255, 62201259), Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK20220942, BK20220940), Fundamental Research Funds for the Central Universities (30923011026, 30923011006)

责任编辑: 方震 Corresponding Editor: FANG Zhen

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

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

dimension signal is better to use as the source signal. In addition, this article proposes a multiperson respiratory signal separation algorithm based on noncircular complex independent component analysis and analyzes the impact of different respiratory signal parameters on the separation effect. Simulation and experimental measurements show that the proposed method is suitable for detecting multiperson respiratory signals under controlled conditions and can accurately separate respiratory signals when the angle of the two targets to the radar is  $9.46^\circ$ .

**Key words:** Noncontact respiration detection; FMCW radar; Multitarget respiration detection; Blind Source Separation (BSS); Complex independent component analysis

## 1 引言

人体的呼吸特征直接反映了身体及各器官的健康状况,呼吸特征的异常是身体或精神压力的征兆,可能造成突发的疾病,因此对于呼吸特征的长期、实时监测可用于早期检测和及时干预<sup>[1-5]</sup>。目前呼吸特征的测量主要依靠呼吸带及口鼻气流,这些方法都需要佩戴相应的设备,限制了应用范围,同时也存在舒适性的问题。与呼吸带及口鼻气流相比,无线传感的方式更容易让人接受,可以在没有任何接触的情况下监测人体呼吸。FMCW雷达由于其抗干扰能力和距离分辨能力,同时具有体积小、成本低的特点,在健康监测领域具有巨大的前景<sup>[6-10]</sup>。FMCW雷达回波信号的相位信息会受心肺运动引起的胸部表面微小运动的调制,从而实现对呼吸信号的准确探测,可广泛应用于日常呼吸监测、睡眠质量监测、睡眠呼吸暂停跟踪等<sup>[11-14]</sup>。

随着人们对健康的关注不断增加,同时监测多人的呼吸变得日益重要<sup>[15,16]</sup>。在多人环境下,如何实现有效的多人呼吸监测是当前重要的研究问题。研究者正在努力克服多目标探测带来的挑战。目前完成多人呼吸监测的算法主要基于以下几种原则:距离不同、呼吸频率不同、空间角度不同、呼吸信号的独立性。

第1类方法是基于FMCW雷达的距离分辨能力。文献<sup>[17]</sup>中,Phan等人使用步进频率连续波雷达成功检测出处在0.9 m和1.6 m的两个人的呼吸信号;文献<sup>[18]</sup>中,Mercuri等人使用载频为7.4 GHz的FMCW雷达,也检测出分别位于1 m和1.5 m的两人的呼吸信号。FMCW雷达的距离分辨率和带宽有关,不能无限提高,当多个个体相距越来越远时则无法区分。

第2类方法是基于个体的呼吸频率的差异。文献<sup>[19]</sup>中利用基于变分模式分解算法可以将不同个体的呼吸信号分解成不同的子信号,从而实现相同距离的多人呼吸信号的检测;文献<sup>[20]</sup>中使用单发单收FMCW雷达利用呼吸信号的稀疏性,通过在稀疏字典的高分辨率网格上搜索不同个体的呼吸信

号,能够在复杂的场景中完成多个个体的定位以及呼吸信号的提取。然而这类方法需要不同个体具有不同的呼吸频率,但在实际场景下,不同个体具有相近的呼吸频率是很常见的。

第3类方法基于FMCW雷达的角度分辨能力。文献<sup>[21]</sup>中,Xiong等人设计了1发8收的SIMO雷达使用自适应波束形成,在干扰所在角度范围生成置零区间最大限度抑制干扰信号,能够区分3个目标的呼吸信号。文献<sup>[22]</sup>中,Koda等人提出了一种自适应数字波束成形技术,基于线性约束最小方差原则,自动找到相同距离内不同个体的角度;文献<sup>[23]</sup>中,Sakamoto等人使用3发4收的MIMO雷达提出了一种呼吸空间聚类的方法,用于定位和测量多人的呼吸信号。随着个体间越来越远,这对合成的波束提出了更高的要求,即需要更多的天线阵列,这将不可避免地增加系统的复杂性、体积和成本。

第4类方法基于个体呼吸信号的独立性。文献<sup>[24]</sup>中,Islam等人利用特征矩阵联合对角化算法成功从混合信号中分离出两个个体的呼吸信号,并在文献<sup>[25]</sup>中将盲源分离和数字波束形成方法结合,在个体距离较近时使用ICA-JADE方法提取呼吸,而在距离较远时使用DOA提取呼吸;文献<sup>[26]</sup>中,Zhang等人将多个个体呼吸信号分离建模为欠定盲源分离问题,使用稀疏成分分析完成欠定情况下多个个体的呼吸信号检测。

基于盲源分离的方法都是提取每个接收天线在目标距离门下的相位信号,将相位信号作为盲源分离模型的输入信号,然后进行呼吸信号的恢复。事实上,我们可以选择不同的输入信号。一般来说,FMCW雷达回波的中频信号经过傅里叶变换可以得到距离维信号,然后对距离维信号进行解调即得到相位信号,其中距离维信号和相位信号均可以作为盲源分离模型的输入。但目前尚未有研究不同的输入信号在多人呼吸场景下的区别以及呼吸信号参数对分离效果的影响。本文的主要工作和创新点主要体现在以下3个方面:

(1) 针对盲源分离在多人呼吸场景下的应用,

分析了FMCW雷达距离维信号和相位信号作为盲源分离模型输入的区别, 指出距离维信号作为输入优于相位信号;

(2) 在将距离维信号作为输入时, 提出非圆复数快速独立成分分析(NC-Fast ICA)算法完成多人呼吸信号的分离, 并分析了不同呼吸参数对分离效果的影响;

(3) 针对非圆复数快速独立成分分析固有的相位模糊问题, 提出了相位模糊矫正方法, 利用导向矢量矩阵解决相位模糊问题。

## 2 多人呼吸信号模型

### 2.1 FMCW雷达相位提取原理

在介绍多人呼吸信号模型之前, 本文首先介绍对于单人场景下的呼吸检测原理, FMCW雷达发射信号可表示为

$$s_t(t_{\text{chirp}}) = \exp \left[ j \left( 2\pi f_c t_{\text{chirp}} + \pi k t_{\text{chirp}}^2 + \theta \right) \right], \quad (1)$$

$$t_{\text{chirp}} \in (-T/2, T/2)$$

其中,  $f_c$ 是中心频率,  $T$ 是啁啾信号的间隔,  $t_{\text{chirp}}$ 是快时间,  $k$ 是调频斜率,  $k = B/T$ ,  $B$ 是带宽,  $\theta$ 为初相, 雷达接收到的回波信号 $s_r(t)$ 是发射信号经过一定时间的延迟, 利用去斜处理回波信号, 得到目标的中频信号为

$$s_b(t_{\text{chirp}}, \tau) = \sigma \exp \left( j \left( \frac{4\pi k R(\tau)}{c_0} t_{\text{chirp}} + \frac{4\pi R(\tau)}{\lambda} + \Delta\theta \right) \right) \quad (2)$$

其中,  $\sigma$ 是信号幅度衰减因子,  $c_0$ 是光速,  $\tau$ 是慢时间,  $\lambda = c_0/f_c$ 是波长,  $R(\tau)$ 是从雷达到目标人体的绝对距离,  $\Delta\theta$ 是残差相位, 一般可忽略不计。对式(2)进行快时间维傅里叶变换可得出:

$$S_b(f, \tau) = \sigma T \exp \left( j \frac{4\pi R(\tau)}{\lambda} \right) \text{sinc}(T(f - f_0)) \quad (3)$$

其中,  $f_0 = \frac{2kR(\tau)}{c_0}$ 为拍频, 和目标所在的距离成正比。选择合适的 $f'$ , 使得 $f'$ 最接近 $f_0$ , 则得到距离维信号:

$$s(\tau) = \eta \exp \left( j \frac{4\pi R(\tau)}{\lambda} \right) \quad (4)$$

其中,  $\eta = \sigma T \text{sinc}(T(f' - f_0))$ 是一个固定的常数,  $s(\tau)$ 的相位信息包含了目标的呼吸运动信息。考虑到实际场景中, 雷达还会接收到其他静止目标的反射信号, 会对上述信号产生固定的直流项<sup>[27]</sup>, 即

$$s(\tau) = \eta \exp \left( j \frac{4\pi R(\tau)}{\lambda} \right) + d \quad (5)$$

其中,  $d$ 是复数, 表示直流偏置, 将式(5)写为I/Q信号的形式为

$$s_I(\tau) = \eta \cos \left( \frac{4\pi R(\tau)}{\lambda} \right) + d_I$$

$$s_Q(\tau) = \eta \sin \left( \frac{4\pi R(\tau)}{\lambda} \right) + d_Q \quad (6)$$

可以看出 $s(\tau)$ 在复平面上是一个圆, 其相位信息包含了呼吸信号。由于直流的存在会导致相位恢复的失败, 需要先进行直流的去除, 一般使用Levenberg-Marquardt方法<sup>[28]</sup>来完成直流分量的估计, 通过反正切解调得到相位信号为

$$R(\tau) = \frac{\lambda}{4\pi} \arctan \left( \frac{s_I(\tau) - d_I}{s_Q(\tau) - d_Q} \right) \quad (7)$$

其中,  $d_I$ 和 $d_Q$ 表示估计的直流偏置。

这样便得到了单人场景下的呼吸信号, 当存在多个目标时, 每个天线的接收信号都是多个目标呼吸信号的叠加, 下面将具体介绍多人呼吸模型。

### 2.2 基于相位和距离维信号盲源分离模型对比

本文主要研究正定盲源分离下的多人呼吸检测, 即天线数量等于目标数量。假设有 $N$ 个目标位于同一距离门, 接收天线个数为 $N$ , 使用均匀线阵对阵列天线进行建模, 如图1, 其中,  $\theta_i$ 表示第 $i$ 个目标相对于雷达天线的角度。

本文考虑距离分辨能力无法区分的情况, 即多个目标位于同一距离门, 此时每个天线的距离维信号都是多个目标的线性叠加, 则 $N$ 个天线的距离维信号可表示为

$$\begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_N(t) \end{bmatrix} = [\mathbf{a}(\theta_1) \quad \mathbf{a}(\theta_2) \quad \cdots \quad \mathbf{a}(\theta_N)] \begin{bmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ \vdots \\ s_N(t) \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中,  $x_i(t)$ 表示第 $i$ 个天线接收到的信号,  $\mathbf{a}(\theta_i)$ 为第 $i$ 个目标的导向矢量, 具体为

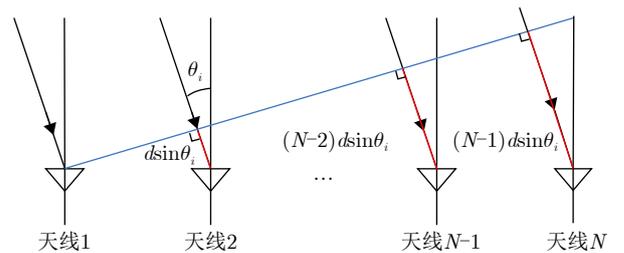


图1 均匀线阵示意图

Fig. 1 Schematic diagram of uniform linear array

$$\mathbf{a}(\theta_i) = \left[ 1 \exp\left(-j\frac{2\pi d \sin \theta_i}{\lambda}\right) \cdots \exp\left(-j(N-1)\frac{2\pi d \sin \theta_i}{\lambda}\right) \right]^T, i \in [1, N] \quad (9)$$

$d$ 为相邻天线之间的距离,  $s_i(t)$ 表示第*i*个目标的距离维信号, 根据式(5)可以写为

$$s_i(t) = \eta_i \exp\left(j\frac{4\pi R_i(t)}{\lambda}\right) + d_i \quad (10)$$

$\eta_i$ 表示第*i*个目标的幅度衰减因子,  $R_i(t)$ 表示第*i*个目标的运动波形,  $d_i$ 表示第*i*个目标的直流信息。

为了简化处理, 将式(8)转换成矩阵相乘形式:

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S} \quad (11)$$

其中,  $\mathbf{X} = [x_1(t) \ x_2(t) \ \cdots \ x_N(t)]^T$ ,  $\mathbf{S} = [s_1(t) \ s_2(t) \ \cdots \ s_N(t)]^T$ ,  $\mathbf{A}$ 为天线导向矢量矩阵:

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1) \ \mathbf{a}(\theta_2) \ \cdots \ \mathbf{a}(\theta_N)] \quad (12)$$

如前面所述, 呼吸信号存在于 $\mathbf{X}$ 的相位信息中, 从中提取相位信号 $\Phi$ , 此时可以将相位信号看作呼吸信号的线性叠加, 即

$$\Phi = \bar{\mathbf{A}}\mathbf{R} \quad (13)$$

其中,  $\Phi = [\varphi_1(t) \ \varphi_2(t) \ \cdots \ \varphi_N(t)]^T$ ,  $\mathbf{R} = [r_1(t) \ r_2(t) \ \cdots \ r_N(t)]^T$ ,  $\varphi_i(t) = \arg(x_i(t))$ 表示第*i*个天线的相位信号,  $r_i(t) = \frac{4\pi R_i(t)}{\lambda}$ 表示第*i*个天线的相位信号(即为实际的呼吸信号),  $\bar{\mathbf{A}}$ 为混合矩阵。

将式(13)看作盲源分离模型,  $\Phi$ 是已知的相位信号, 可以使用盲源分离算法恢复多人的呼吸信号 $\mathbf{R}$ , 将该方式称作基于相位信号的盲源分离模型。

但基于相位信号的盲源分离模型存在以下问题: 其一, 式(13)认为相位信号是多个呼吸信号的

$$\begin{aligned} |x_1| &= \sqrt{\eta_1^2 + \eta_2^2 + 2\eta_1\eta_2 \cos\left(\frac{4\pi(r_1 - r_2)}{\lambda}\right)} \\ |x_2| &= \sqrt{\eta_1^2 + \eta_2^2 + 2\eta_1\eta_2 \cos\left(\frac{4\pi(r_1 - r_2)}{\lambda} - \pi(\sin \theta_1 - \theta_2)\right)} \end{aligned} \quad (17)$$

由式(17)可以看出,  $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 的幅度受到目标呼吸信号的调制, 从而在星座图上不再是一个圆, 此时直接提取出相位信息存在一定的误差, 同时该情况下也无法推导出式(13)中 $\bar{\mathbf{A}}$ 的实际物理意义。

因此, 对比两种模型, 基于相位信号的盲源分离模型可以直接得到多人的呼吸信号, 但缺乏严格

线性叠加, 尽管相关研究已表明该方式可以完成多人呼吸信号的分离<sup>[19,20]</sup>, 但这是一种近似模型, 其数学表示并不充分, 由于相位信号的非线性, 无法直接从式(11)推导出式(13), 同时 $\bar{\mathbf{A}}$ 也不一定代表导向矢量矩阵; 其二, 式(11)为多个目标距离维信号的叠加, 这容易导致 $\Phi$ 的计算失败。

由于基于相位信号的盲源分离模型的缺点, 本文研究基于距离维信号的盲源分离模型, 即将式(11)当作盲源分离模型。此时并不直接分离出不同个体的呼吸信号, 而是先分离出包含呼吸信号的距离维信号, 再通过相位解调提取呼吸信号。该模型的优点是, 式(11)不存在任何的近似, 有严格的理论推导;  $\mathbf{A}$ 代表盲源分离模型中的混合矩阵, 由于不同目标的角度不同,  $\mathbf{A}$ 中的列向量互不相关。这使得盲源分离算法在该情况下的分离效果更好。

下面以两个天线和双人的场景为例, 假设两个人的呼吸波形分别为 $r_1(t)$ 和 $r_2(t)$ , 两人位于不同的角度 $[\theta_1, \theta_2]$ ,  $[\eta_1, \eta_2]$ 表示幅度衰减因子,  $[d_1, d_2]$ 表示各自的直流偏置, 为化简方便假设相邻两个天线之间的距离为 $\lambda/2$ , 则两个天线的接收信号可表示为

$$\begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ \exp(-j\pi \sin \theta_1) & \exp(-j\pi \sin \theta_2) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$s_1(t) = \eta_1 \exp\left(j\frac{4\pi r_1(t)}{\lambda}\right) + d_1$$

$$s_2(t) = \eta_2 \exp\left(j\frac{4\pi r_2(t)}{\lambda}\right) + d_2 \quad (15)$$

即

$$\begin{cases} x_1 = s_1 + s_2 \\ x_2 = \exp(-j\pi \sin \theta_1) s_1 + \exp(-j\pi \sin \theta_2) s_2 \end{cases} \quad (16)$$

不失一般性, 令 $d_1 = d_2 = 0$ , 可得

的理论推导和物理意义, 提取相位时容易产生误差; 基于距离维信号的盲源分离模型不能直接到多人的呼吸信号, 需要先分离出距离维信号再提取呼吸信号, 但该方式有严格的理论推导及物理意义。所以基于距离维信号的盲源分离模型优于基于相位信号的模型, 能够以更高的精度恢复呼吸信号。

和传统盲源分离模型不同的是, 基于距离维信

号的盲源分离模型中的源信号、混合矩阵、混合信号均为复数信号, 所以盲源分离算法需要支持复数的运算, 下面将介绍非圆复数独立成分分析算法, 该算法能够有效地完成距离维信号的分离。

### 3 多人呼吸分离算法

对于复数随机信号来说, 一个重要的特征是非圆特性<sup>[29]</sup>, 按照这个特征可将复数随机信号分为圆信号与非圆信号。非圆信号的定义为伪协方差阵为非零矩阵, 也等价于复数随机信号在任意角度下的概率密度函数相同。对于生命体征信号, 其相位信息为目标的呼吸运动, 和呼吸幅度、呼吸速度等有关, 是非圆信号, 所以在使用复数盲源分离算法时需要能够分离非圆信号, 每个人的呼吸都会受到呼吸幅度、呼吸速度、呼吸面积等多种因素的影响, 文献<sup>[30]</sup>经过实验分析, 不同个体的呼吸信号满足独立性、非高斯性要求, 且随着时间的增加个体呼吸信号的相关性越来越低, 满足统计独立的要求。

复数盲源分离的一个重要问题是如何选择成本函数<sup>[31,32]</sup>, 由于复数函数一般是非解析的, 因此通常有两种优化方法: 第1种方法分别对实部和虚部计算导数, 因为复数的实部与虚部是实数, 所以计算仍然采用实值非线性函数, 而不是复值非线性函数。这种方法可以保证有界性, 但是不能满足解析性。第2种方法采取复值非线性函数作为代价函数<sup>[33-35]</sup>直接在复数域内优化来提取复独立成分。以下要说明的非圆复数快速独立成分分析(NC-Fast ICA)算法<sup>[36]</sup>即为第2类算法, 可以分离具有非圆特性的源信号。

#### 3.1 NC-Fast ICA算法

对于一个复数随机变量 $z$ 来说, 协方差矩阵定义为 $\text{cov}(z) = \text{E}\{(z - \text{E}\{z\})(z - \text{E}\{z\})^H\}$ ,  $\text{E}$ 表示期望, 伪协方差矩阵定义为 $\text{pcov}(z) = \text{E}\{(z - \text{E}\{z\}) \cdot (z - \text{E}\{z\})^T\}$ , 其中 $H$ 表示共轭转置,  $T$ 表示转置。

在复数盲源分离中, 源信号的真实幅度一般是不可知的, 可以假设未知的源信号都是方差为1的随机变量, 源信号之间相互统计独立, 即 $\text{E}\{SS^H\} = I$ , 但伪协方差矩阵 $\text{E}\{S^T S\} \neq I$ 。

在进行ICA处理之前需要对复数混合信号 $X$ 进行白化预处理, 即使用白化矩阵 $V$ 和 $X$ 相乘:

$$Z = VX = VAS \quad (18)$$

使得变换后的 $Z$ 满足:

$$\text{E}\{ZZ^H\} = VAE\{SS^H\}(VA)^H = I \quad (19)$$

预白化的目的是去除信号各个分量之间的相关性, 使得白化信号的分量之间二阶统计独立。

复数ICA的目的就是求解一个复数解混矩阵 $W$ 使得

$$Y = W^H Z = W^H V A S \quad (20)$$

若要完成每个源信号的估计 $y_k$ , 即要找一个向量 $w_k$ , 使得

$$y_k = w_k^H Z \quad (21)$$

其中,  $y_k$ 表示恢复的第 $k$ 个源信号,  $w_k$ 表示 $W$ 的第 $k$ 列。可以构造如下代价函数:

$$J(w) = \text{E}\left\{G\left(|w^H Z|^2\right)\right\} \\ \|w\|^2 = 1 \quad (22)$$

其中,  $w \in \mathbb{C}^N$ , 表示 $W$ 中的某一列向量。 $G$ 为非线性函数, 根据不同 $G$ 的定义, 可以选择最大或最小化代价函数来完成 $w$ 的计算。这里选取 $G(y) = (1/2)y^2$ , 这是参考了峭度公式, 复高斯随机变量的峭度均为零, 所以可以通过最大化各个成分的峭度完成源信号的分离, 即

$$\max_{w_k} \sum_{k=1}^N |J(w_k)| \quad (23)$$

为了最大化所有成分峭度绝对值的最大化, 可以从其中一个向量 $w$ 开始计算。文献<sup>[35]</sup>提出复数快速独立成分分析(C-Fast ICA)算法, 其中 $w$ 的迭代方程为

$$w_{n+1} = -\text{E}\{g(|y|^2) y^* Z\} + \text{E}\{g'(|y|^2) |y|^2 \\ + g(|y|^2)\} w_n \\ w_{n+1} = \frac{w_{n+1}}{\|w_{n+1}\|} \quad (24)$$

其中,  $w_n$ 表示第 $n$ 次迭代的结果,  $g$ 和 $g'$ 分别表示 $G$ 的一阶导数和二阶导数。但C-Fast ICA算法只能用来分离相互独立的圆信号, 无法完成非圆信号的分离, 为了完成非圆信号的求解, 文献<sup>[36]</sup>在C-Fast ICA的基础上提出NC-Fast ICA算法, 此时 $w$ 的迭代方程为

$$w_{n+1} = -\text{E}\{g(|y|^2) y^* Z\} + \text{E}\{g'(|y|^2) |y|^2 \\ + g(|y|^2)\} w_n \\ + \text{E}\{ZZ^T\} \text{E}\{g'(|y|^2) y^{*2}\} w_n^* \\ w_{n+1} = \frac{w_{n+1}}{\|w_{n+1}\|} \quad (25)$$

NC-Fast ICA算法与C-Fast ICA更新步骤较为相似, 只是增加了第3项, 该项包含了二阶非圆信息, 即伪协方差矩阵 $\text{E}\{ZZ^T\}$ , 如果源信号是圆

信号, 则该矩阵为零, 所以NC-Fast ICA可以解决非圆信号的分离。

上述过程仅仅估计了一个独立分量  $w_k$ , 如果要完整估计  $\mathbf{W}$ , 则需要  $\mathbf{W}$  的  $N$  个列向量进行  $N$  次估计。另外为了防止  $\mathbf{W}$  中不同的列向量收敛到同一极值, 需要迭代完成后对  $\mathbf{W}$  去相关, 可以通过以下正交变换完成去相关化:

$$\mathbf{W} = \mathbf{W}(\mathbf{W}\mathbf{W}^H)^{-\frac{1}{2}} \quad (26)$$

### 3.2 相位模糊校准及目标角度估计

设  $\mathbf{P}$  是一个排列矩阵,  $\mathbf{D}$  表示幅度缩放的复数对角阵, 其中  $\mathbf{D} = [b_1 \exp\{j\psi_1\} \ b_2 \exp\{j\psi_2\} \ \dots \ b_N \exp\{j\psi_N\}]$ ,  $b_1, b_2, \dots, b_N$  表示幅度缩放系数, 角度  $\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N$  未知。那么  $\mathbf{PDS}$  相当于对  $\mathbf{S}$  经过顺序排列、幅度缩放以及相位偏移<sup>[37]</sup>。在盲源分离过程中, 可能找到一个  $\mathbf{W}$  使得估计的源信号为  $\mathbf{PDS}$ :

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}^H \mathbf{Z} = \mathbf{W}^H \mathbf{V} \mathbf{A} \mathbf{S} = \mathbf{PDS} \quad (27)$$

其中,  $\mathbf{W}^H \mathbf{V} \mathbf{A} = \mathbf{PD}$ , 因此复数ICA的恢复信号和源信号相比, 除了具有顺序、幅度的差异外, 还存在一个未知的附加相移。

盲源分离算法存在排列顺序模糊的问题, 所以在多人生命体征探测场景中, 除了需要有效分离出多人的呼吸信号, 将分离出的各个信号与实际个体的对应关系问题也至关重要。假设估计的混合矩阵为  $\tilde{\mathbf{A}}$ , 根据式(12), 实际的混合矩阵是天线导向矢量矩阵, 而对于天线导向矢量矩阵的每一列都可以表示为式(9)的形式, 因此对恢复出的混合矩阵重新进行归一化处理,  $\tilde{\mathbf{a}}'_k = \tilde{\mathbf{a}}_k / \tilde{a}_{1k}$ ,  $\tilde{\mathbf{a}}_k$  表示  $\tilde{\mathbf{A}}$  的第  $k$  列,  $\tilde{a}_{1k}$  表示  $\tilde{\mathbf{A}}$  中第  $k$  列第 1 个元素, 则经过相位校准后的混合矩阵  $\tilde{\mathbf{A}}'$  和源信号  $\tilde{\mathbf{S}}'$  如下:

$$\tilde{\mathbf{A}}' = \tilde{\mathbf{A}} \odot \mathbf{U} \quad (28)$$

$$\tilde{\mathbf{S}}' = (\tilde{\mathbf{A}}')^{-1} \mathbf{X} \quad (29)$$

其中,  $\odot$  表示阿达马乘积,  $\mathbf{U}$  为

$$\mathbf{U} = \begin{pmatrix} 1/\tilde{a}_{11} & 1/\tilde{a}_{12} & \dots & 1/\tilde{a}_{1N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1/\tilde{a}_{11} & 1/\tilde{a}_{12} & \dots & 1/\tilde{a}_{1N} \end{pmatrix} \quad (30)$$

复数盲源分离的模型是根据均匀线阵进行建模, 混合矩阵的列向量即为目标的导向矢量, 所以可以根据恢复的混合矩阵估计各个目标的角度。混合矩阵  $\tilde{\mathbf{A}}$  中第  $k$  列表示为  $\tilde{\mathbf{a}}'_k = [\tilde{a}'_{1k} \ \tilde{a}'_{2k} \ \dots \ \tilde{a}'_{Nk}]^T$ , 其相位可以表示为  $\boldsymbol{\psi}_k = [\psi_{1k} \ \psi_{2k} \ \dots \ \psi_{Nk}]^T$ , 由于已经经过相位模糊校准,  $\psi_{1k}$  为 0, 可以通过最小二乘拟合完成第  $k$  个目标角度的估计。

$$\hat{\theta}_k = \arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^N \left| (i-1) \frac{2\pi d \sin \theta}{\lambda} - \psi_{ik} \right|^2 \quad (31)$$

通过对每个目标的角度估计可以避免由于盲源分离算法的排列模糊引起的个体对应问题。

### 3.3 目标个数计算

确定目标的数量是多人呼吸检测在实际场景应用中关键问题之一。根据接收天线个数与目标个数的关系, 可以分为超定、正定与欠定 3 种情况。当接收天线个数大于目标个数, 即为超定情况; 当接收天线个数等于目标个数, 为正定情况; 当接收天线个数小于目标个数, 为欠定情况。3.1 节中的非圆复数快速独立成分分析算法适用于正定情况下求解方式, 对于超定情况通常可以转换为正定情况, 而对于欠定情况一般采用稀疏成分分析的方法。本文主要研究超定和正定情况下的多人呼吸分离问题, 即接收天线个数不小于目标个数。

式(23)中, 使用各个成分的峭度之和作为代价函数。峭度是非高斯性的度量, 可以衡量信号的独立性。独立信号的峭度总是非零, 峭度越大说明独立性越强。可以通过峭度之和作为目标个数的判断依据。

假设存在  $M$  个目标,  $M \leq N$ , 其中  $N$  为接收天线个数, 由于  $N$  个天线为均匀线阵排列, 非圆复数快速独立成分分析算法只需要前  $M$  个天线即可完成  $M$  个目标的分离。由于  $M$  未知, 可以遍历目标的个数  $m$ , 其中  $1 \leq m \leq N$ , 分别计算分离后各个成分峭度之和  $J_m$ , 表达式如下:

$$J_m = \max_{\mathbf{w}'_k} \sum_{k=1}^m \left| \mathbb{E} \left\{ G \left( \left| \mathbf{w}'_k{}^H \mathbf{Z}' \right|^2 \right) \right\} \right| \quad (32)$$

其中,  $\mathbf{w}'_k$  表示  $\mathbf{w}_k$  的前  $m$  个元素,  $\mathbf{Z}'$  表示  $\mathbf{Z}$  的前  $m$  行。根据峭度之和的特性可知, 只有当正常分离出各个成分时, 峭度之和最大, 所以  $M$  可以通过式(33)进行估计:

$$M = \arg \max_m J_m, \quad m \in [1, N] \quad (33)$$

即峭度之和最大时的  $m$  为目标个数  $M$ 。需要注意的是, 当  $m \geq M$  时, 非圆复数快速独立成分分析算法也可能正确分离出  $M$  个目标成分, 剩余的  $m - M$  个成分为 0, 则存在多个最大值, 此时目标个数  $M$  为满足条件的最小个数, 同时可以使用前  $M$  个天线进行目标呼吸信号的分离, 即将超定问题转化为正定问题求解。

本文所提出的多人呼吸分离总体原理图如图2, 主要包含 3 个部分: (1) 首先进行快速傅里叶变换得

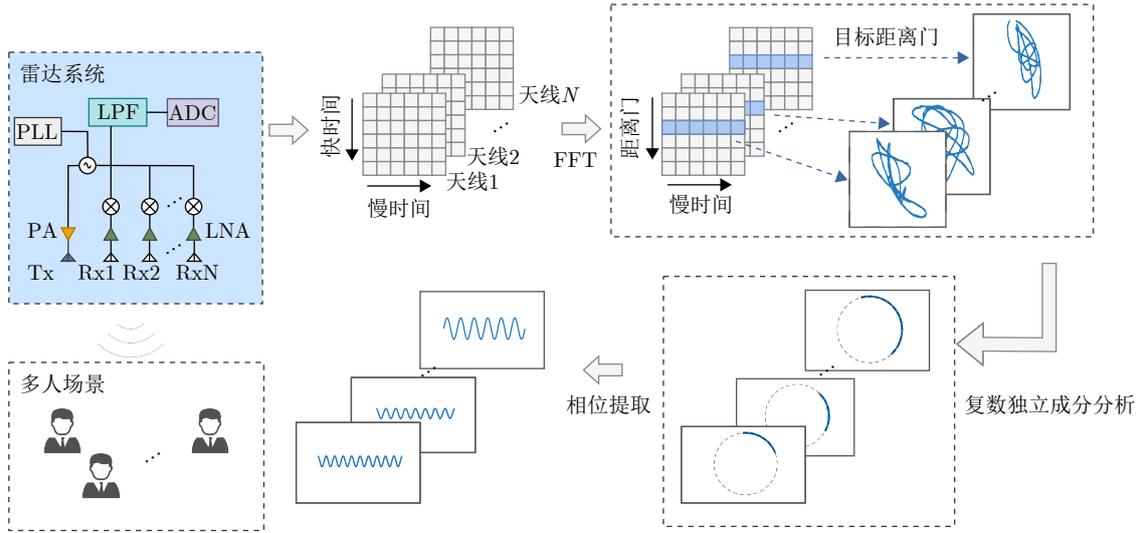


图 2 多人呼吸分离的总体原理图

Fig. 2 Overall schematic diagram for multi-person respiration detection

到时间距离图，接着去除静态杂波并计算目标所在距离门，然后提取目标所在距离门的距离维信号；(2)利用非圆复数独立成分分析算法计算该距离门信号中的人数，并完成多人距离维信号的分离；(3)对分离出的每个人的距离维信号进行相位恢复，得到每个人的呼吸信号并估计每个人的角度，其中非圆复数独立成分分析算法流程如算法1所示。

## 4 仿真数据实验结果

### 4.1 评价指标

为了评估多人呼吸分离算法的性能，引入两种性能评价指标：F范数误差和相位波形均方根误差，其中F范数误差用来评估混合矩阵的恢复误差，相位波形均方根误差用来评估估计源信号的波形误差。

F范数误差定义为

$$\|\tilde{\mathbf{A}} - \mathbf{A}\|_F \equiv \sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |\tilde{a}_{ij} - a_{ij}|^2} \quad (34)$$

其中， $\tilde{\mathbf{A}}$ 和 $\mathbf{A}$ 分别表示估计的混合矩阵和真实的混合矩阵， $N$ 为 $\mathbf{A}$ 的维度， $\tilde{a}_{ij}$ 和 $a_{ij}$ 分别表示估计的混合矩阵和真实的混合矩阵的第 $i$ 行第 $j$ 列元素。由于盲源分离排列的模糊性，通过比较列向量之间的相关性重新排列估计的混合矩阵保证和真实混合矩阵顺序的一致性。

每个源信号的相位波形均方根误差定义为

$$\text{RMSE} \equiv \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M |\tilde{r}_{ij} - r_{ij}|^2} \quad (35)$$

其中， $M$ 表示源信号采样点个数， $\tilde{r}_{ij}$ 和 $r_{ij}$ 分别

表示第 $i$ 个估计源信号和真实源信号的第 $j$ 个采样点数据。

### 4.2 仿真结果

本节实验利用仿真多人呼吸信号来验证所提算法的性能。使用正弦信号作为目标呼吸信号，仿真实验参数如表1。

#### 4.2.1 距离维和相位信号呼吸分离效果对比

以两人场景为例，相关的仿真参数设置如表1。

算法 1 多人呼吸分离算法流程

Alg. 1 Steps of complex multi-person blind source separation algorithm

输入： $N$ 个天线的距离维信号 $\mathbf{X}$

输出：分离后的 $N$ 个目标的距离维信号

初始化：初始化解混矩阵 $\mathbf{W}^H = [\mathbf{w}_1 \mathbf{w}_2 \cdots \mathbf{w}_N] = \mathbf{I}$

1 通过式(18)对观测数据 $\mathbf{X}$ 进行白化，得到 $\mathbf{Z}$

2 令 $k = 1$

3 使用式(25)对 $\mathbf{w}_i$ 进行更新，直到满足收敛条件

4  $k = k + 1$ ，使用步骤3完成下一个列向量的估计

5 完成所有分量分离，并使用式(26)进行正交变换

6 得到混合矩阵的估计 $\tilde{\mathbf{A}} = \mathbf{V}^{-1} \mathbf{W}$ ，以及源信号的估计 $\mathbf{Y} = \mathbf{W}^H \mathbf{Z}$

7 按照式(28)和式(29)去除相位模糊

表 1 仿真实验参数

Tab. 1 Simulation experiment parameters for two antennas and two targets

参数	数值
载频	24 GHz
天线阵元个数	2
天线间距	$\lambda/2$

设置幅度衰减因子都为1,同时添加不同的直流成分(3, 4)和(-1, -3),信噪比为20 dB,两人相对于雷达的角度分别为 $50^\circ$ 和 $80^\circ$ ,呼吸频率分别为0.45 Hz和0.25 Hz,呼吸幅度分别为4 mm和5 mm.仿真结果如图3所示,图3(a)和图3(b)是两个源信号的星座图,图3(c)和图3(d)是两个天线接收到的混合信号的星座图,图3(e)和图3(f)是使用NC-Fast ICA进行分离以及相位校准后的星座图,对分离后的信号进行直流去除以及相位解调,可得最终恢复的呼吸波形,如图4所示,同时估计的角度分别为 $50.07^\circ$ 和 $80.16^\circ$ (按照角度从低到高排序).

在将相位信号作为盲源分离的输入时,首先对图3(c)和图3(d)两个天线的距离维信号进行相位解调,经过反正切解调后的相位信号如图5(a)和图5(b)所示,然后使用独立成分分析算法进行分离,分离出的两个目标的呼吸波形如图5(c)和图5(d),其对应的频谱为图5(e)和图5(f),可以看出,在该仿真设置下,使用相位信号作为盲源分离的输入并没有成功区分出两个目标的呼吸信号.

4.2.2 多目标时呼吸分离仿真

本文提出的方法适用于正定情况,即当检测的

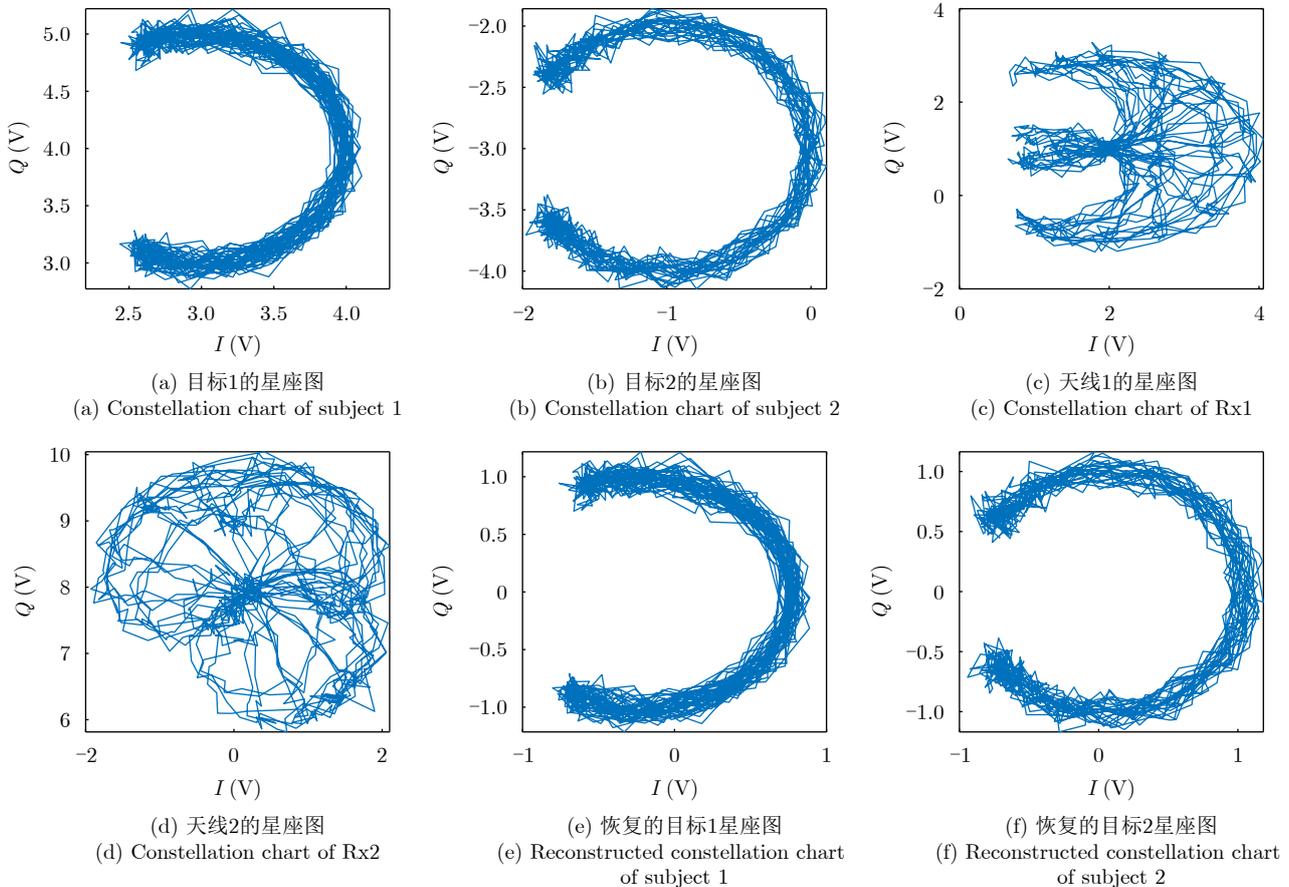
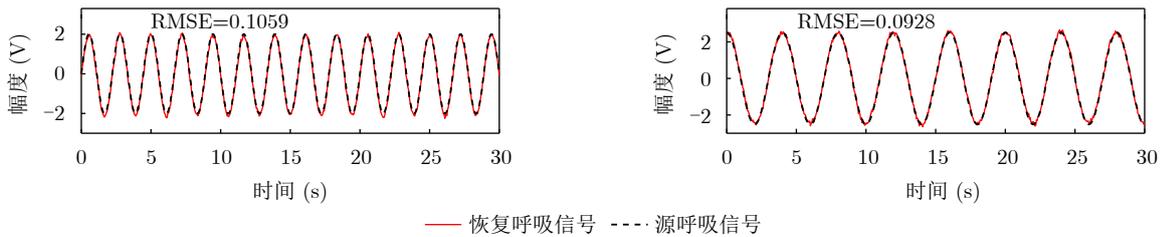


图3 两天线两目标复数盲源分离效果图

Fig. 3 Effect diagram of complex blind source separation with two antennas



(a) Subject 1's reconstructed and source respiratory signals (b) Subject 2's reconstructed and source respiratory signals

图4 呼吸信号及呼吸参考信号对比

Fig. 4 Comparison of the respiratory signals and respiratory reference signals

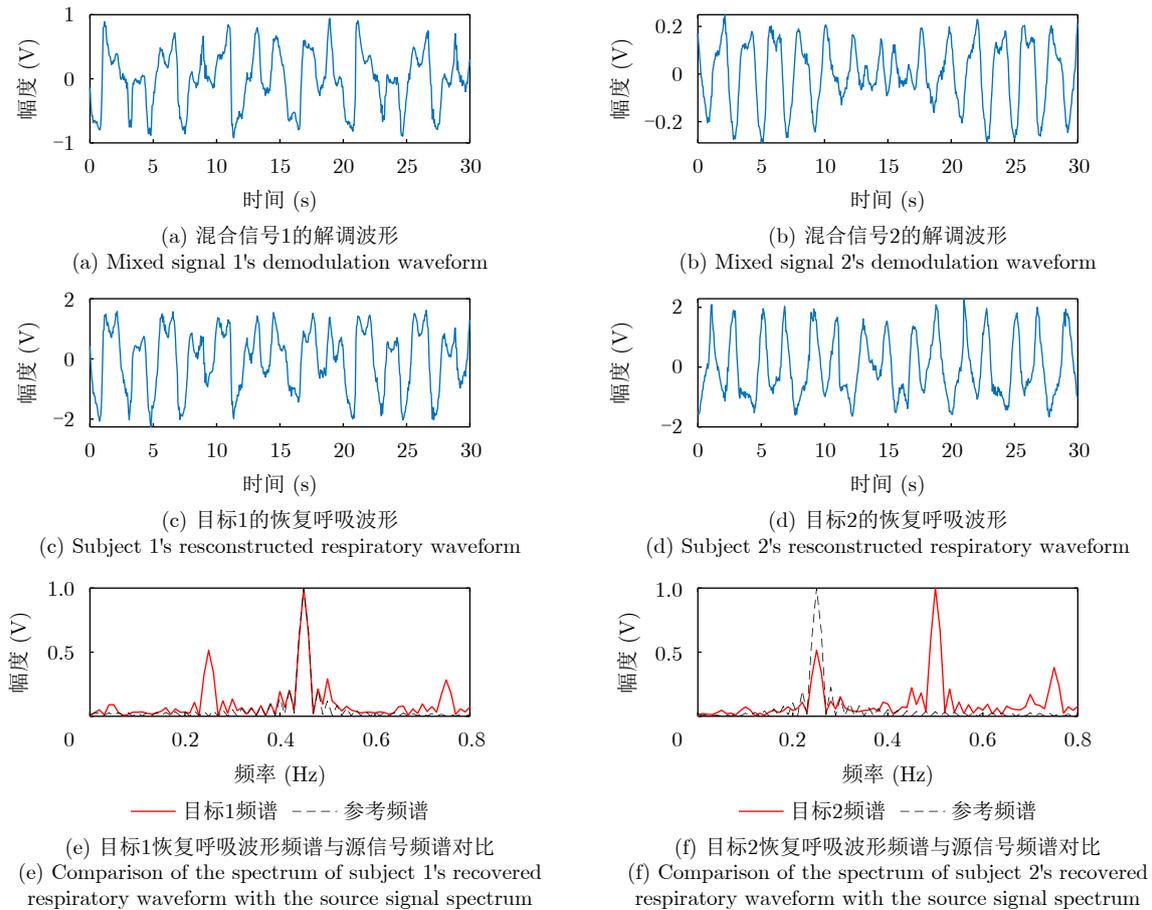


图 5 基于相位信号恢复的呼吸信号及呼吸参考信号对比

Fig. 5 Respiratory signal based on phase signal recovery

目标个数不超过天线数量，这里进行3个目标的呼吸分离仿真实验，同时验证不同目标的角度差低于角度分辨率时的呼吸分离效果。实验设置为：信噪比为20 dB，3个目标呼吸频率分别为0.45 Hz, 0.35 Hz和0.25 Hz，呼吸幅度分别为3.8 mm, 4.5 mm和5.0 mm，且添加随机初相，相对天线的角度分别为 $10^\circ$ ,  $15^\circ$ 和 $20^\circ$ ，图6为3个天线检测3个目标的分离结果图，估计的角度分别为 $9.88^\circ$ ,  $15.04^\circ$ 和 $20.04^\circ$  (按照角度从低到高排序)。

同时通过仿真验证了目标个数的判断，假设有3个接收天线，分别对实际目标个数为1, 2和3时进行验证，每种情况都计算不同天线个数下的峭度和，从表2可以看出，当天线数量等于目标个数时，峭度和最大，当天线数量大于目标个数时，峭度和也等于最大值。所以可以通过最大峭度和判断目标的个数。

#### 4.2.3 不同信噪比下呼吸分离仿真

为了验证本文方法在不同信噪比情况下的结果，对比了信噪比从15 dB到50 dB下的重构误差，相位波形均方误差以及F范数误差曲线如图7，其中

相位波形均方误差用所有源信号的相位波形均方误差的均值代替。

#### 4.2.4 不同呼吸信号参数下呼吸分离仿真

盲源分离能够成功分离多人呼吸信号的一个前提条件是多个个体的呼吸信号存在独立性，尽管不同个体的呼吸习惯存在差别，但尚未有人研究不同呼吸参数对盲源分离效果的影响。本文将距离维信号建模为  $s_i(t) = \eta_i \exp(j(p_i \cos(2\pi f_i t) + \theta_i))$ ，其中  $\eta_i$ ,  $\theta_i$ ,  $p_i$ ,  $f_i$  分别表示第  $i$  个目标的复平面圆弧半径 (幅度衰减因子)、复平面圆弧初相、呼吸信号的幅度、呼吸频率。这里用余弦信号表征呼吸信号，呼吸信号比正弦信号复杂得多，这也意味着呼吸信号相比正弦信号更容易满足独立性，所以使用正弦信号进行分析也可以反映实际情况。

以两人场景为例分析不同呼吸参数的影响，图8(a)表示两个目标其他参数一致，不同呼吸频率下的误差，从中可以看出大部分情况下均能恢复出较好的呼吸 (波形均方误差小于0.1 mm)，但当两者的呼吸频率完全相同时无法正确分离，即图中对角线所示，此时两个源信号完全相同，不满足盲源分

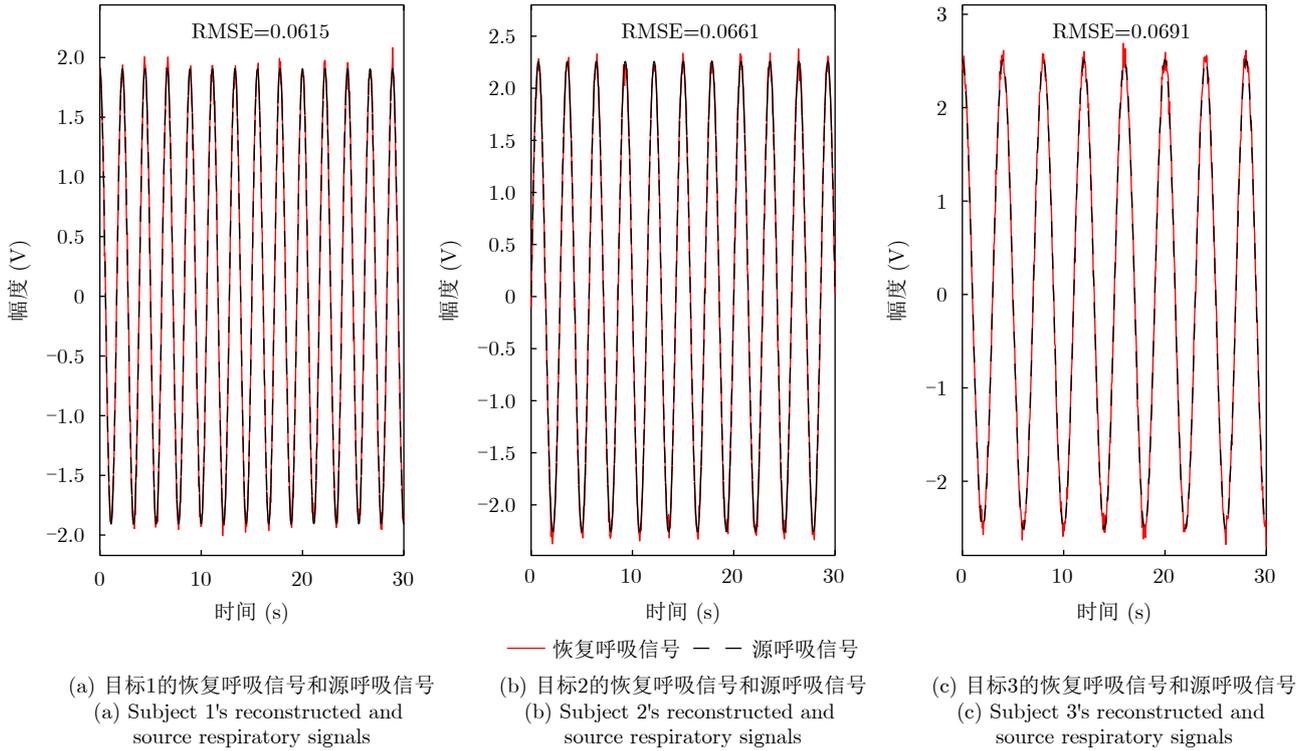


图 6 3天线3目标恢复的呼吸信号及呼吸参考信号对比

Fig. 6 Comparison of the respiratory signals and respiratory reference signals recovered from three antennas and three subjects

离的假设条件, 同时当两者的呼吸频率存在倍数关系时, 恢复的误差变大, 但在允许的误差范围内。在实际场景中两人的呼吸频率可能一致, 但信号波

形不可能保证完全一致, 在4.3.4节会通过实测数据进行验证。由于在仿真条件下呼吸频率一致无法分离, 图8(b)—图8(d)中分别设置两者的呼吸频率为0.20 Hz和0.21 Hz, 然后观察其他参数变化的情况。图8(b)展示了不同圆弧半径的影响, 圆弧半径的大小即目标回波信号的强弱, 可以看出当两个目标半径相差过大时, 误差也会随着增大, 如图中的左上角和右下角部分, 但波形均方误差均未超过0.1 mm。图8(c)是不同呼吸幅度(1~10 mm)的影响, 随着两个目标呼吸幅度的变大, 误差逐渐变小, 这是由于

表 2 不同目标个数、不同天线数量时峭度和

Tab. 2 Sum of kurtosis for different number of targets, different number of antennas

天线个数	1个目标	2个目标	3个目标
1	1.00	1.50	1.75
2	1.00	2.35	2.77
3	1.00	2.35	3.48

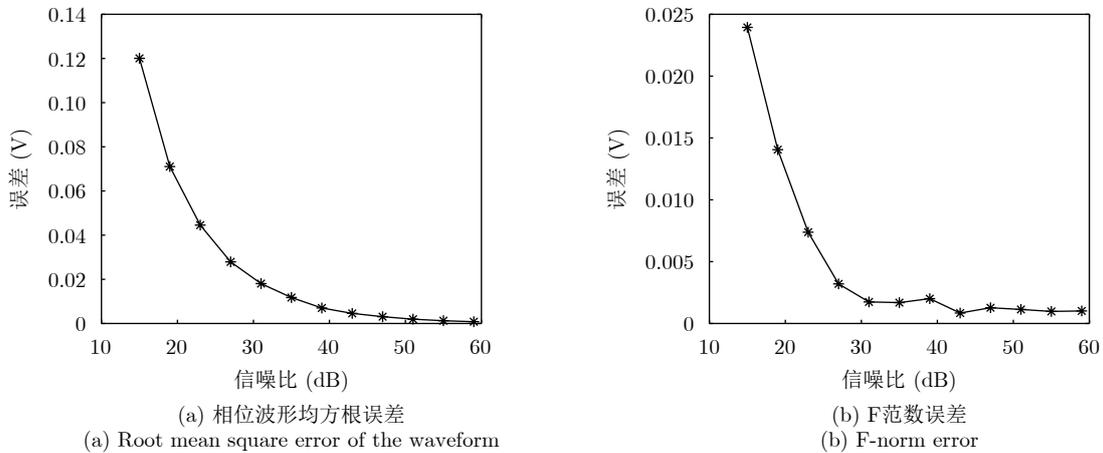


图 7 不同信噪比下信号重构的误差

Fig. 7 Error of signal reconstruction under different signal-to-noise ratios

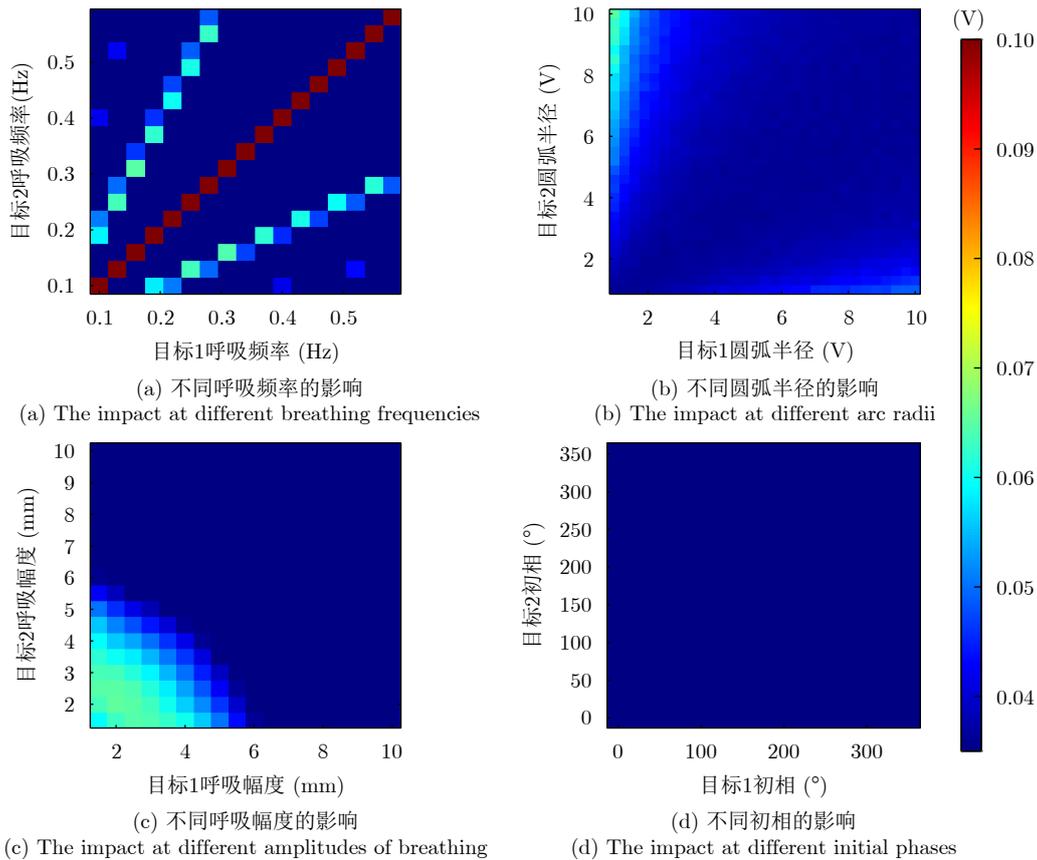


图 8 不同呼吸参数下的波形重构误差

Fig. 8 Error of signal reconstruction under different respiratory parameters

呼吸幅度小于5mm时，信号在复平面上并不是一个完整的圆，会降低直流估计的准确性，从而影响波形的精度，尽管如此当呼吸幅度低至1~2 mm时误差也未超过0.1 mm。图8(d)是不同初相的影响，从图中可以发现初相并不影响分离效果。

### 4.3 实测数据实验结果

#### 4.3.1 实验设置及场景

为了评估所提出的方法在真实场景中的多人呼吸分离算法的性能，在实验室场景下进行了双人呼吸实验，实验使用的雷达硬件为矽典微24 G毫米波雷达，其雷达芯片为S5KM312CL，包含一个发射通道和两个接收通道，系统如图9所示。

雷达配置为FMCW模式，具体参数如表3。

由于本文使用的雷达只有2个接收天线，所以以2人呼吸分离实验验证所提算法的优势。实验场景如图10所示。两个人距离雷达传感器1 m，静坐于座椅上，位于相同距离门。在实验中，要求两名受试者分别佩戴呼吸带(型号为HKH-11C，采样频率为50 Hz，采样精度为8位，通信波特率为9600)作为参考信号以验证算法的分离结果。

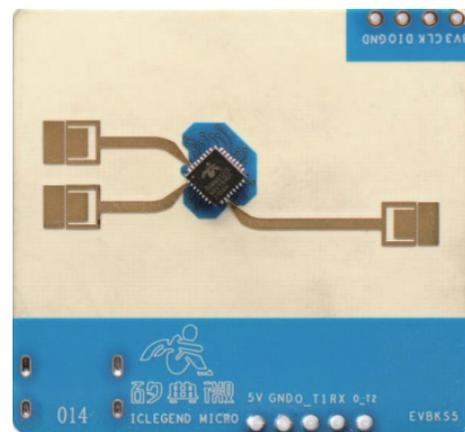


图 9 矽典微24 G雷达实物图

Fig. 9 Physical image of the 24 G radar from Iclegend Micro

表 3 FMCW雷达硬件参数设置

Tab. 3 Hardware parameters setting for FMCW radar

参数	数值
起始频率	24 GHz
带宽	1 GHz
Chirp采样点数	1024
ADC采样速率	2.5 MHz
Chirp重复周期	10 ms

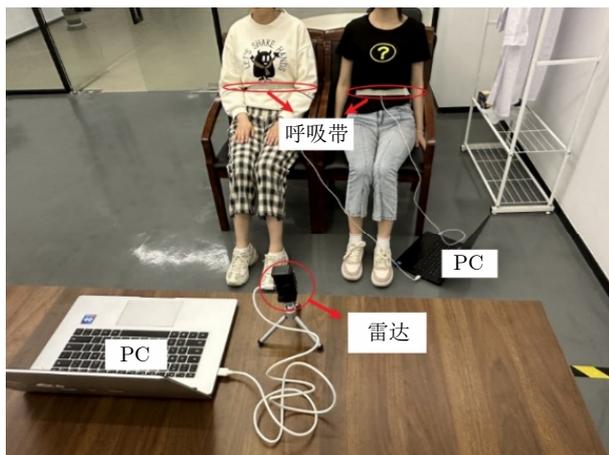


图 10 实际测试场景

Fig. 10 Actual testing scene

### 4.3.2 呼吸信号恢复波形对比

对于两人场景, 经过静态杂波去除得到目标距离门的距离维信号后, 首先判断该距离门内目标的个数, 根据式(32)计算目标个数分别为1和2时分离结果的峭度和, 目标个数为1时即为对两个天线的距离维数据直接计算峭度, 经过计算分别为0.73和1.01, 而当目标个数为2时, 计算的峭度和为1.75, 目标个数为2时的峭度和大于目标个数为1时的峭度和, 所以可以确定该距离门内存在2个目标。图11为两人正对雷达传感器时, 本文所提方法恢复的呼吸波形与呼吸参考信号的对比, 其中蓝色虚线为文献[25]中提出的传统盲源分离算法恢复的波形, 为了方便对比, 所有波形均作了幅度归一化处理。可以看出两种方法均能较好地恢复呼吸信号。图12是两个天线分离前后的星座图, 经过本文所提方法恢复的星座图能够看出明显的圆弧状, 而原星座图则相对紊乱。

接下来研究不同姿势对本文算法的影响。对于两人侧对雷达传感器场景, 根据式(32)计算目标个数分别为1和2时分离结果的峭度和, 目标个数为

1时即为对两个天线的距离维数据直接计算峭度, 经过计算分别为0.88和0.48, 而当目标个数为2时, 计算的峭度和为1.37, 目标个数为2时的峭度和大于目标个数为1时的峭度和, 所以可以确定该距离门内存在2个目标。图13为两人均侧对雷达传感器时两种方法恢复出的呼吸波形, 从图中可以看出, 在测试者2前5 s的呼吸波形中, 传统盲源分离算法存在略微的失真。

对于两人背对雷达传感器场景, 根据式(32)计算目标个数分别为1和2时分离结果的峭度和, 目标个数为1时即为对两个天线的距离维数据直接计算峭度, 经过计算分别为1.59和0.97, 而当目标个数为2时, 计算的峭度和为2.57, 目标个数为2时的峭度和大于目标个数为1时的峭度和, 所以可以确定该距离门内存在2个目标。图14为两人均背对雷达传感器时两种方法恢复出的呼吸波形, 从图中可以看出, 传统盲源分离恢复出测试者2的呼吸波形在10~15 s处也存在失真。

以上考虑了3种不同姿势下的双人呼吸信号恢复, 本文的方法和传统盲源分离算法均能够分离出呼吸信号。在实际应用过程中, 呼吸异常是常见的一种事件, 接下来设置呼吸异常实验, 要求一个测试者在实验过程中进行憋气, 模拟呼吸异常中的呼吸暂停事件, 另一个测试者保持正常呼吸。根据式(32)计算目标个数分别为1和2时分离结果的峭度和, 目标个数为1时即为对两个天线的距离维数据直接计算峭度, 经过计算分别为2.07和1.60, 而当目标个数为2时, 计算的峭度和为3.67, 目标个数为2时的峭度和大于目标个数为1时的峭度和, 所以可以确定该距离门内存在2个目标。恢复波形如图15, 20~35 s和100~115 s是憋气段, 本文提出的方法非常准确地恢复出憋气段的波形, 而传统盲源分离算法则未能检测出憋气段。另外呼吸的长时间连续监测也是实际应用中非常重要的一个问题, 本文通过设置时长为10 min的实验, 观察双人呼吸率的稳

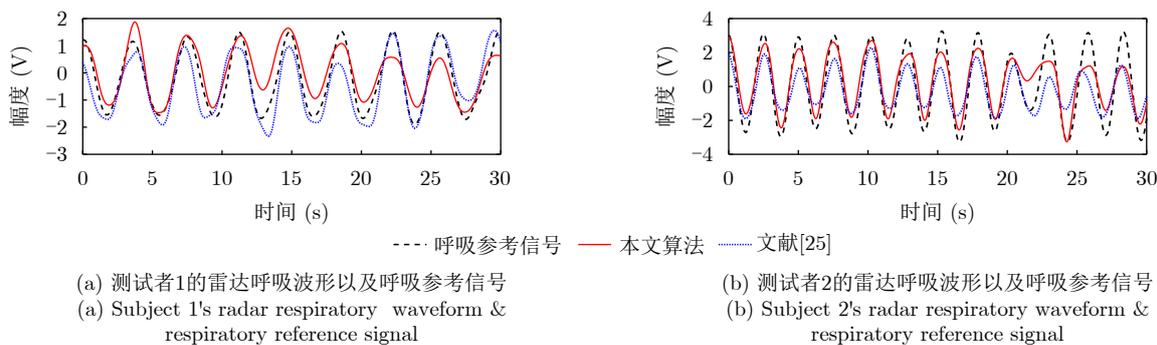


图 11 1 m处双人正对雷达时分离出的呼吸波形以及参考波形

Fig. 11 Respiratory waveforms and reference waveforms separated at 1 m when two individuals face the radar directly

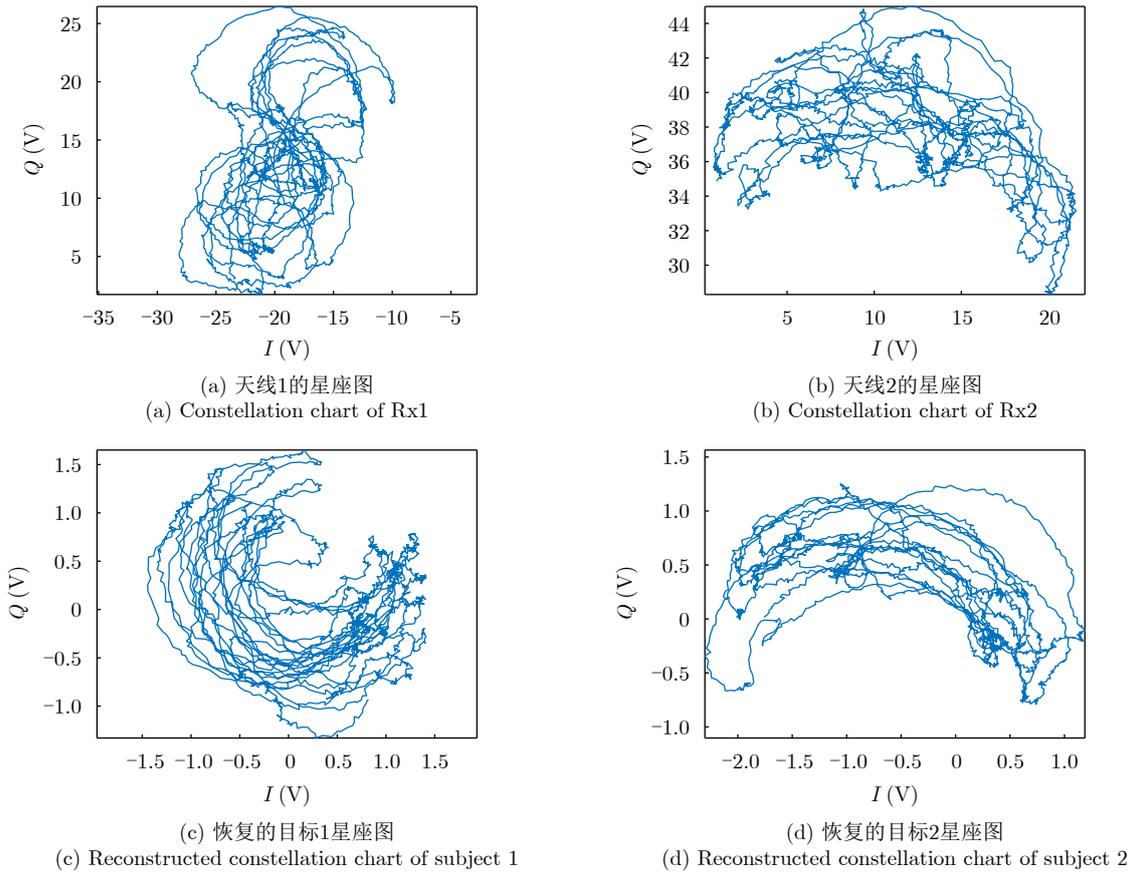
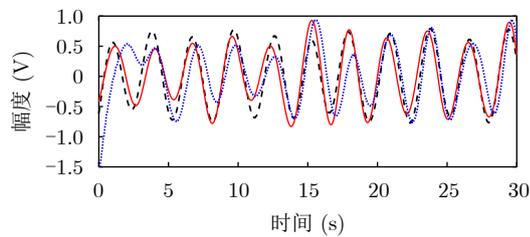
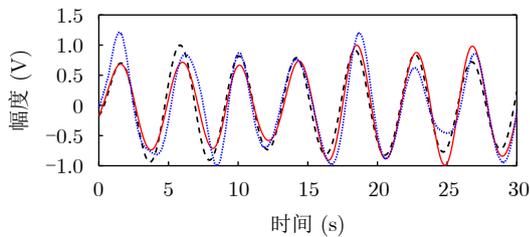


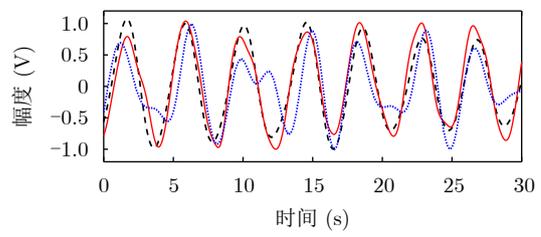
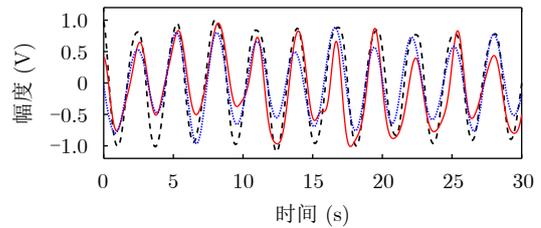
图 12 1 m处双人正对雷达时分离前后的星座图

Fig. 12 Constellation diagrams before and after separation when two individuals face the radar directly at 1 m



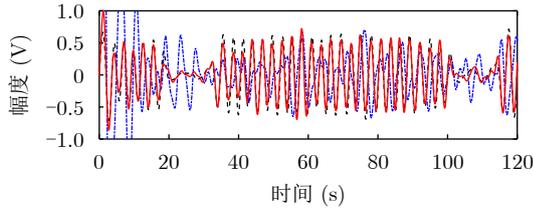
--- 呼吸参考信号 — 本文算法 — 文献[25]

图 13 1m处双人侧对雷达时分离出的呼吸波形以及参考波形  
Fig. 13 Respiratory waveforms and reference waveforms separated at 1m when two individuals face the radar sideways

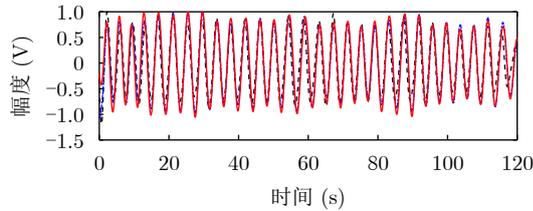


--- 呼吸参考信号 — 本文算法 — 文献[25]

图 14 1m处双人背对雷达时分离出的呼吸波形以及参考波形  
Fig. 14 Respiratory waveforms and reference waveforms separated at 1m when two individuals face away from the radar



(a) 测试者1的雷达呼吸波形以及呼吸参考信号  
(a) Subject 1's radar respiratory waveform & respiratory reference signal



(b) 测试者2的雷达呼吸波形以及呼吸参考信号  
(b) Subject 2's radar respiratory waveform & respiratory reference signal

--- 呼吸参考信号 ——— 本文算法 ——— 文献[25]

图 15 呼吸异常时雷达分离出的呼吸波形以及参考波形

Fig. 15 Respiratory waveforms and reference waveforms separated by radar during abnormal respiration

定性。根据式(32)计算目标个数分别为1和2时分离结果的峭度和, 目标个数为1时即为对两个天线的距离维数据直接计算峭度, 经过计算分别为1.17和1.18, 而当目标个数为2时, 计算的峭度和为2.36, 目标个数为2时的峭度和大于目标个数为1时的峭度和, 所以可以确定该距离门内存在2个目标。呼吸率的计算使用30 s的窗长, 步长为2 s, 结果如图16。本文提出的方法在10 min内能够稳定地追踪呼吸率, 而传统盲源分离方法其中一个测试者的呼吸率会受到干扰。

根据不同的实验可以说明, 传统盲源分离算法在一些场景下可以有效分离出多人的呼吸波形, 但当星座图紊乱严重时(如图3(c)和图3(d))则会出现恢复失败的情况, 而本文提出的方法在各个场景下均有效地恢复出多人的呼吸波形。

### 4.3.3 低于雷达角度分辨率条件下的呼吸分离实验

波束形成的方法要求硬件系统的最低角度分辨率, 在较少的天线情况下无法区分角度相近的目标, 为了验证本文所提算法的优势, 让两个测试者相距雷达为1.8 m, 肩并肩坐在一起, 一般人体胸腔宽度为0.3 m, 则两个待测人员角度相差 $9.46^\circ$ , 场景示意图如图17所示。该角度小于雷达系统角度分辨力, 使用本文方法恢复出的两人呼吸波形如图18所示。

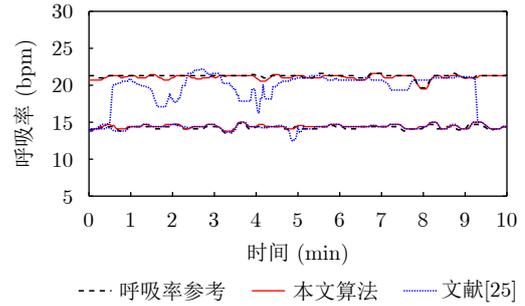


图 16 10 min内雷达成得到的两个测试者的呼吸率以及参考呼吸率  
Fig. 16 The respiratory rates of two testers obtained by radar within 10 minutes, along with the reference respiratory rate

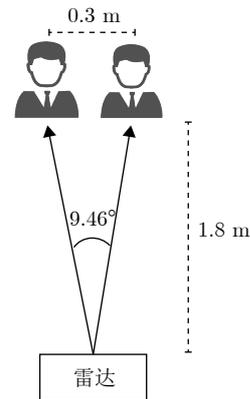
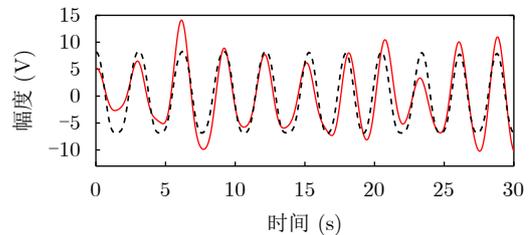
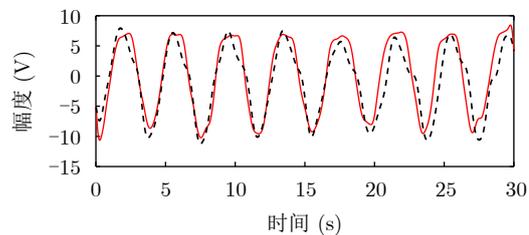


图 17 两人距离雷达1.8 m场景示意图

Fig. 17 Illustration of two people at a distance of 1.8 meters from the radar



(a) 测试者1的雷达呼吸波形以及呼吸参考信号  
(a) Subject 1's radar respiratory waveform & respiratory reference signal



(b) 测试者2的雷达呼吸波形以及呼吸参考信号  
(b) Subject 2's radar respiratory waveform & respiratory reference signal

——— 恢复呼吸信号 ——— 源呼吸信号

图 18 两人距离雷达1.8 m时分离出两人的雷达呼吸信号以及呼吸参考信号

Fig. 18 Radar respiratory signals of two persons separated when the distance to the radar is 1.8 m, and the reference respiratory signal

### 4.3.4 呼吸频率一致时呼吸分离实验

多人生命体征探测下，不同人的呼吸频率可能出现相同的情况，这增加了呼吸信号分离的难度，为了验证本文所提算法的优越性，我们要求两个测试者按相同的频率呼吸，为了便于区分，让两人呼气和吸气运动相反，即两人呼吸信号存在一定的相位差，该情况下恢复的两人雷达呼吸信号如图19。可以看到两个人的呼吸频率一致但相位不同，本文提出的算法成功分离了两个测试者的呼吸信息，同时也说明了实际呼吸信号比余弦信号要复杂，尽管频率一致，但依旧可以通过盲源分离算法分离。

### 4.3.5 多人目标角度估计及识别实验

实际应用过程中将分离出来的呼吸信号和个体对应是一个很重要的研究问题。对于传统盲源分离算法进行多人呼吸识别时，一般都需要对呼吸波形的特征进行分析从而判断属于哪一个个体。但由于本文复数盲源分离模型的混合矩阵建模为导向矢量矩阵，可以估算出目标的角度信息，从而将不同的呼吸信号对应于不同的个体。

首先验证本算法角度估计的可行性，进行低于系统角度分辨率的实验。让两个测试者相距雷达为1.8 m，两人胸腔距离为0.6 m，则两人角度相差

18.9°；然后让两个受试者向后移动0.2 m，此时两人角度相差17°，场景示意图如图20所示。

根据3.2节的角度估计方法，两人在1.8 m处估计出的角度分别为-5.38°和9.52°，计算两者的角度差为14.9°，和理论偏差4°。两人在2 m处估计出的角度分别为8.47°和-5.24°，角度差为13.71°，和理论偏差3.29°。这说明本文方法可以在低于系统角度分辨率的情况下估计目标的角度。

由于盲源分离排列模糊性，无法确定分离出目标的顺序，图21和图22分别是1.8 m处和2 m处分离出的两人呼吸信号，实验时两人均保持稳定的呼

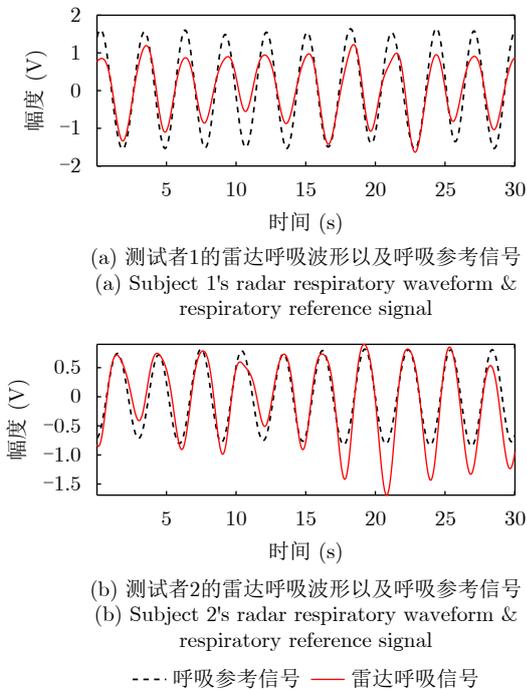


图 19 两人呼吸频率一致时分离出两人的雷达呼吸信号以及呼吸参考信号

Fig. 19 Radar respiratory signals of two persons separated when their respiratory frequencies are consistent, and the reference respiratory signal

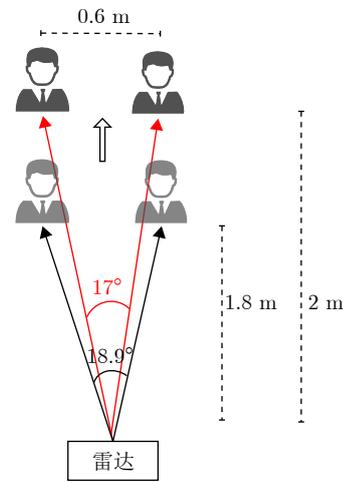


图 20 两人距离雷达1.8 m和2 m场景示意图

Fig. 20 Illustration of two people at a distance of 1.8 meters and 2 meters from the radar

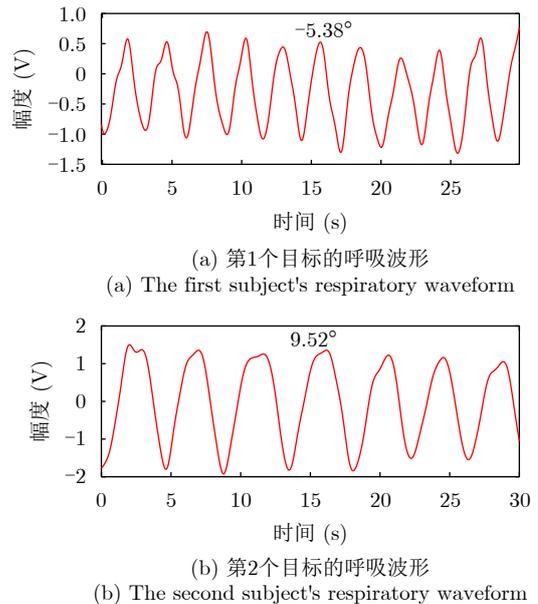


图 21 1.8 m处两个目标的呼吸波形及角度

Fig. 21 Respiratory waveforms and angles of two subjects at 1.8 m

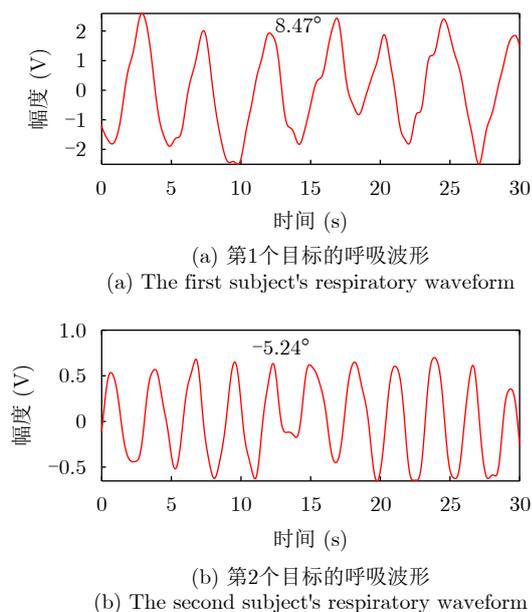


图 22 2 m 处两个目标的呼吸波形及角度

Fig. 22 Respiratory waveforms and angles of two subjects at 2 m

吸, 可以看出两次分离呼吸信号的排列并不相同, 图21(b)和图22(a)为同一个体的呼吸信号, 其呼吸频率和呼吸幅度相同, 图21(a)和图22(b)为另一个体的呼吸信号, 其呼吸频率和呼吸幅度相同。所以尽管每次分离出的呼吸信号顺序并不相同, 但可以根据本文方法估计的角度确定是否为同一目标, 从而将分离出的呼吸波形与具体的个体相对应。

## 5 结语

在多人呼吸检测的场景中, 盲源分离算法无需知道目标的先验信息, 而且对天线的角度分辨率要求不高。本文分析了相位信号作为盲源分离的源信号存在近似误差, 而距离维信号效果更好, 并提出了一种基于非圆复数独立成分分析的多人呼吸信号分离算法同时分析了不同的呼吸信号参数的影响。实验表明该方法可以稳健地恢复多人呼吸信号, 在目标角度差为 $9.46^\circ$ 和目标呼吸频率相同时能够准确完成多人呼吸的检测。然而, 本文所提的方法只适用于正定/超定情况下(天线数量不小于目标个数)的多人呼吸检测, 随着目标个数的增加, 也需要同步增加天线阵列的个数。后续的工作将研究欠定情况下(天线数量少于目标个数)的多人呼吸检测问题, 将基于距离维信号的盲源分离模型推广到欠定情况。

**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] CROSSLEY G H, BOYLE A, VITENSE H, *et al.* The CONNECT (Clinical Evaluation of Remote Notification to Reduce Time to Clinical Decision) trial: The value of wireless remote monitoring with automatic clinician alerts[J]. *Journal of the American College of Cardiology*, 2011, 57(10): 1181–1189. doi: [10.1016/j.jacc.2010.12.012](https://doi.org/10.1016/j.jacc.2010.12.012).
- [2] NANGALIA V, PRYTHERCH D R, and SMITH G B. Health technology assessment review: Remote monitoring of vital signs-current status and future challenges[J]. *Critical Care*, 2010, 14(5): 233. doi: [10.1186/cc9208](https://doi.org/10.1186/cc9208).
- [3] FIORANELLI F, LE KERNEC J, and SHAH S A. Radar for health care: Recognizing human activities and monitoring vital signs[J]. *IEEE Potentials*, 2019, 38(4): 16–23. doi: [10.1109/MPOT.2019.2906977](https://doi.org/10.1109/MPOT.2019.2906977).
- [4] DONG Shuqin, WEN Li, YE Yangtao, *et al.* A review on recent advancements of biomedical radar for clinical applications[J]. *IEEE Open Journal of Engineering in Medicine and Biology*, 2024, 5: 707–724. doi: [10.1109/OJEMB.2024.3401105](https://doi.org/10.1109/OJEMB.2024.3401105).
- [5] ISHRAK M S, CAI Fulin, ISLAM S M M, *et al.* Doppler radar remote sensing of respiratory function[J]. *Frontiers in Physiology*, 2023, 14: 1130478. doi: [10.3389/fphys.2023.1130478](https://doi.org/10.3389/fphys.2023.1130478).
- [6] ANTOLINOS E, GARCÍA-RIAL F, HERNÁNDEZ C, *et al.* Cardiopulmonary activity monitoring using millimeter wave radars[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(14): 2265. doi: [10.3390/rs12142265](https://doi.org/10.3390/rs12142265).
- [7] ADIB F, MAO Hongzi, KABELAC Z, *et al.* Smart homes that monitor breathing and heart rate[C]. The 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, Seoul, Republic of Korea, 2015: 837–846. doi: [10.1145/2702123.2702200](https://doi.org/10.1145/2702123.2702200).
- [8] ZHAO Heng, HONG Hong, MIAO Dongyu, *et al.* A noncontact breathing disorder recognition system using 2.4-GHz digital-IF Doppler radar[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2019, 23(1): 208–217. doi: [10.1109/JBHI.2018.2817258](https://doi.org/10.1109/JBHI.2018.2817258).
- [9] PARK B K, BORIC-LUBECKE O, and LUBECKE V M. Arctangent demodulation with DC offset compensation in quadrature Doppler radar receiver systems[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2007, 55(5): 1073–1079. doi: [10.1109/TMTT.2007.895653](https://doi.org/10.1109/TMTT.2007.895653).
- [10] XIAO Yanming, LIN J, BORIC-LUBECKE O, *et al.* A Ka-band low power Doppler radar system for remote detection of cardiopulmonary motion[C]. 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference, Shanghai, China, 2006: 7151–7154. doi: [10.1109/IEMBS.2005.1616156](https://doi.org/10.1109/IEMBS.2005.1616156).
- [11] LI Changzhi, LUBECKE V M, BORIC-LUBECKE O, *et al.*

- A review on recent advances in Doppler radar sensors for noncontact healthcare monitoring[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2013, 61(5): 2046–2060. doi: [10.1109/TMTT.2013.2256924](https://doi.org/10.1109/TMTT.2013.2256924).
- [12] PATERNIANI G, SGRECCIA D, DAVOLI A, *et al.* Radar-based monitoring of vital signs: A tutorial overview[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2023, 111(3): 277–317. doi: [10.1109/JPROC.2023.3244362](https://doi.org/10.1109/JPROC.2023.3244362).
- [13] BORIC-LUBEKE O and LUBECKE V M. Wireless house calls: Using communications technology for health care and monitoring[J]. *IEEE Microwave Magazine*, 2002, 3(3): 43–48. doi: [10.1109/MMW.2002.1028361](https://doi.org/10.1109/MMW.2002.1028361).
- [14] DONG Shuqin, WEN Li, LI Yuchen, *et al.* Remote respiratory variables tracking with biomedical radar-based IoT system during sleep[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(11): 19937–19948. doi: [10.1109/JIOT.2024.3367932](https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3367932).
- [15] GUAN Lei, WU Tong, YANG Xiaodong, *et al.* Multiperson respiratory monitoring using single-channel continuous-wave radar with time modulated array[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 4008111. doi: [10.1109/TIM.2023.3287258](https://doi.org/10.1109/TIM.2023.3287258).
- [16] WANG Shuxuan, HAN Chong, GUO Jian, *et al.* MM-FGRM: Fine-grained respiratory monitoring using MIMO millimeter wave radar[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 4000913. doi: [10.1109/TIM.2023.3334353](https://doi.org/10.1109/TIM.2023.3334353).
- [17] PHAN T, KILIC O, NAHAR S, *et al.* Accuracy investigation of SFCW radar in human vital signs detection for subject's relative position[C]. 2017 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation & USNC/URSI National Radio Science Meeting, San Diego, USA, 2017: 577–578. doi: [10.1109/APUSNCURSINRSM.2017.8072331](https://doi.org/10.1109/APUSNCURSINRSM.2017.8072331).
- [18] MERCURI M, LIU Yaohong, SHEELAVANT S, *et al.* Digital linear discrete FMCW radar for healthcare applications[C]. 2019 IEEE MTT-S International Microwave Symposium (IMS), Boston, USA, 2019: 144–147. doi: [10.1109/MWSYM.2019.8701012](https://doi.org/10.1109/MWSYM.2019.8701012).
- [19] YAN Jiaming, HONG Hong, ZHAO Heng, *et al.* Through-wall multiple targets vital signs tracking based on VMD algorithm[J]. *Sensors*, 2016, 16(8): 1293. doi: [10.3390/s16081293](https://doi.org/10.3390/s16081293).
- [20] EDER Y and EL DAR Y C. Sparsity-based multi-person non-contact vital signs monitoring via FMCW radar[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2023, 27(6): 2806–2817. doi: [10.1109/JBHI.2023.3255740](https://doi.org/10.1109/JBHI.2023.3255740).
- [21] XIONG Junjun, HONG Hong, ZHANG Hongqiang, *et al.* Multitarget respiration detection with adaptive digital beamforming technique based on SIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2020, 68(11): 4814–4824. doi: [10.1109/TMTT.2020.3020082](https://doi.org/10.1109/TMTT.2020.3020082).
- [22] KODA T, SAKAMOTO T, OKUMURA S, *et al.* Noncontact respiratory measurement for multiple people at arbitrary locations using array radar and respiratory-space clustering[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 106895–106906. doi: [10.1109/ACCESS.2021.3099821](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3099821).
- [23] SAKAMOTO T and YAMASHITA K. Noncontact measurement of autonomic nervous system activities based on heart rate variability using ultra-wideband array radar[J]. *IEEE Journal of Electromagnetics, RF and Microwaves in Medicine and Biology*, 2020, 4(3): 208–215. doi: [10.1109/JERM.2019.2948827](https://doi.org/10.1109/JERM.2019.2948827).
- [24] ISLAM S M M, YAVARI E, RAHMAN A, *et al.* Separation of respiratory signatures for multiple subjects using independent component analysis with the JADE algorithm[C]. 2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Honolulu, USA, 2018: 1234–1237. doi: [10.1109/EMBC.2018.8512583](https://doi.org/10.1109/EMBC.2018.8512583).
- [25] ISLAM S M M, BORIC-LUBECKE O, and LUBECKE V M. Concurrent respiration monitoring of multiple subjects by phase-comparison monopulse radar using independent component analysis (ICA) with JADE algorithm and direction of arrival (DOA)[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 73558–73569. doi: [10.1109/ACCESS.2020.2988038](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2988038).
- [26] ZHANG Li, LIU Yuan, HONG Hong, *et al.* Noncontact multi-target respiration sensing using SIMO radar with UBSS method[J]. *IEEE Microwave and Wireless Components Letters*, 2022, 32(3): 210–213. doi: [10.1109/LMWC.2021.3138767](https://doi.org/10.1109/LMWC.2021.3138767).
- [27] LIU Jingtao, LI Yuchen, LI Changzhi, *et al.* Accurate measurement of human vital signs with linear FMCW radars under proximity stationary clutters[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, 2021, 15(6): 1393–1404. doi: [10.1109/TBCAS.2021.3123830](https://doi.org/10.1109/TBCAS.2021.3123830).
- [28] ZAKRZEWSKI M, RAITTINEN H, and VANHALA J. Comparison of center estimation algorithms for heart and respiration monitoring with microwave Doppler radar[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2012, 12(3): 627–634. doi: [10.1109/JSEN.2011.2119299](https://doi.org/10.1109/JSEN.2011.2119299).
- [29] PICINBONO B. On circularity[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1994, 42(12): 3473–3482. doi: [10.1109/78.340781](https://doi.org/10.1109/78.340781).
- [30] YUE Shichao, HE Hao, WANG Hao, *et al.* Extracting multi-person respiration from entangled RF signals[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 2(2): 86. doi: [10.1145/3214289](https://doi.org/10.1145/3214289).

- [31] ERIKSSON J and KOIVUNEN V. Complex-valued ICA using second order statistics[C]. The 2004 14th IEEE Signal Processing Society Workshop Machine Learning for Signal Processing, 2004, Sao Luis, Brazil, 2004: 183–192. doi: [10.1109/MLSP.2004.1422973](https://doi.org/10.1109/MLSP.2004.1422973).
- [32] ERIKSSON J and KOIVUNEN V. Complex random vectors and ICA models: Identifiability, uniqueness, and separability[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(3): 1017–1029. doi: [10.1109/TIT.2005.864440](https://doi.org/10.1109/TIT.2005.864440).
- [33] BRANDWOOD D H. A complex gradient operator and its application in adaptive array theory[J]. *IEE Proceedings F (Communications, Radar and Signal Processing)*, 1983, 130(1): 11–16. doi: [10.1049/ip-f-1.1983.0003](https://doi.org/10.1049/ip-f-1.1983.0003).
- [34] CARDOSO J F and SOULOUMIAC A. Blind beamforming for non-Gaussian signals[C]. *IEE Proceedings F (Radar and Signal Processing)*, 1993, 140(6): 362–370. doi: [10.1049/ip-f-2.1993.0054](https://doi.org/10.1049/ip-f-2.1993.0054).
- [35] NOVEY M and ADALI T. Complex fixed-point ICA algorithm for separation of QAM sources using Gaussian mixture model[C]. 2007 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing-ICASSP'07, Honolulu, USA, 2007: II-445-II-448. doi: [10.1109/ICASSP.2007.366268](https://doi.org/10.1109/ICASSP.2007.366268).
- [36] NOVEY M and ADALI T. On extending the complex FastICA algorithm to noncircular sources[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(5): 2148–2154. doi: [10.1109/TSP.2007.911278](https://doi.org/10.1109/TSP.2007.911278).
- [37] RODRIGUEZ P A, CALHOUN V D, and ADALI T. Denoising, phase ambiguity correction and visualization techniques for complex-valued ICA of group fMRI data[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(6): 2050–2063. doi: [10.1016/j.patcog.2011.04.033](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2011.04.033).

### 作者简介

杨 轩, 博士生, 主要研究方向为非接触式生命体征探测、雷达信号处理等。

王子颖, 硕士生, 主要研究方向为生物医学传感和雷达信号处理等。

张 力, 博士, 工程师, 主要研究方向为基于雷达信号处理的杂波抑制、非接触式生命体征探测以及人体动作识别和目标识别。

赵 恒, 博士, 讲师, 主要研究方向为生物医学传感、非接触式生命体征探测以及雷达信号处理等。

洪 弘, 博士, 教授, 主要研究方向为生物医学传感、语音信号处理以及雷达信号处理等。

(责任编辑: 于青)