

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311352

# 基于毫米波深度传感的抗伴生干扰的眨眼检测\*

荆楠<sup>1,2</sup>, 刘冠男<sup>1,2</sup>, 张楠<sup>1,2</sup>, 王林<sup>1</sup>

(1. 燕山大学信息科学与工程学院 秦皇岛 066004; 2. 河北省信息传输与信号处理重点实验室 秦皇岛 066004)

**摘要:** 眨眼检测在多种实际应用场景中起着关键作用,如眼病检测、人机交互、疲劳驾驶预防等。针对来自人体的伴生干扰会严重影响眨眼信号的特征提取问题,本文提出一种非线性独立分量分析框架的自监督深度对比学习方法来分离眨眼和伴生干扰。本文设计一个基于时间相关性的分离网络 ES-Net1,该网络将具有时间相关和时间不相关的两个正负样本序列作为网络的输入,通过 ES-Net1 内部的特征提取器恢复眨眼和伴生干扰信号的时间结构,从而实现非线性混合信号的分离。本文基于 TI 公司的 AWR1642 毫米波雷达平台实现 mmBlinkSEN 原型系统,通过 14 000 组数据验证 mmBlinkSEN 的有效性。实验结果表明,在存在人体伴生干扰情况下,mmBlinkSEN 对眨眼频率的检测精度高达 88%。

**关键词:** 眨眼检测;伴生干扰;深度对比学习;毫米波雷达;非线性独立分析

**中图分类号:** TH89 TN958 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510. 70

## Anti-accompanying interference blink detection using deep millimeter wave sensing

Jing Nan<sup>1,2</sup>, Liu Guannan<sup>1,2</sup>, Zhang Nan<sup>1,2</sup>, Wang Lin<sup>1</sup>

(1. School of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China;  
2. Hebei Key Laboratory of Information Transmission and Signal Processing, Qinhuangdao 066004, China)

**Abstract:** Blink detection is crucial in various practical application scenarios, such as eye disease detection, human-computer interaction, fatigued driving prevention, etc. To address the serious effect on the extraction of blink signal from the accompanying interference induced of the human body's micro-scale movement, we propose a blink detection system, mmBlinkSEN, which can overcome the effects of accompanying interference and recover the blink waveform effectively. Inspired by the fact that blink and accompanying interference are mixed in a non-linear manner, a self-supervised deep contrastive learning method with a non-linear independent component analysis framework is proposed to separate blink and accompanying interference. A separation network ES-Net1 is designed, which is based on temporal correlation. The network takes two positive and negative sample sequences with temporal correlation and temporal uncorrelation as input to the network. The internal feature extractor inside the ES-Net1 is utilized to recover the temporal structure of the blink and the accompanying interference signal. Thus, the separation of the non-linear mixed signal is achieved. This article implements the mmBlinkSEN prototype system based on TI's AWR1642 millimeter wave radar platform and validates the effectiveness of mmBlinkSEN with 14,000 sets of data. Experimental results show that mmBlinkSEN detects blink frequency with up to 88% accuracy in the presence of accompanying human interference.

**Keywords:** blink detection; accompanying interference; deep contrastive learning; millimeter wave radar; nonlinear independent component analysis

收稿日期:2023-04-25 Received Date: 2023-04-25

\* 基金项目:河北省自然科学基金(F2022203045)、河北省科技厅中央引导地方科技发展资金项目(236Z0801G)、河北省重点实验室项目(202250701010046,22567637H)资助

## 0 引言

眨眼是人类的一种无意识的生理特征,反映生理或心理方面的基本信息,例如,眨眼频率降低被认为是帕金森病的一个特征<sup>[1]</sup>。自发眨眼频率作为多巴胺相关认知功能的预测因子<sup>[2]</sup>。因此,准确的眨眼动作识别可用于眼疾早期预防、人机交互、疲劳驾驶预防、情绪感知<sup>[3]</sup>等应用场景,是辅助医疗<sup>[4]</sup>、行为认知、危险预警等领域不可或缺的技术支撑。

现有的眨眼检测系统分为两类:接触式和非接触式。接触式方法通常依靠被测对象佩戴可穿戴传感器来检测人的眨眼动作<sup>[5]</sup>。例如,把外接设备当载体,将眼电图传感器集成到眼罩<sup>[6]</sup>、头盔<sup>[7]</sup>和眼镜<sup>[8-9]</sup>中。最新的一项研究是名为 SmartLens<sup>[10]</sup>的系统,一种定制的轻量级的隐形眼镜,内置一块小型无电池 RFID 标签,实现对眼睛活动的检测。虽然这些方法可以达到较高的精度和稳定的检测结果,但接触造成的不便(甚至是侵入性)是显而易见的。

为了克服接触式方法的缺点,无接触传感以其非侵入性的特点引起学术界和工业界越来越多的关注。无接触式方法是指被测对象借助外来感知信号,无需佩戴任何接触式传感器,利用感知信号的特征变化来检测目标的动态信息。现有的非接触式眨眼检测技术分为三类:视频、声学 and 雷达信号。基于视觉的方法<sup>[11-14]</sup>虽然精度高、技术成熟,但其性能在低光照条件下会下降,并且某些场合下将引起隐私问题。

声学 and 雷达信号不受光线和隐私的影响。声学信号以其固有的低传播速度(340 m/s)在细粒度传感方面表现出独特的优势<sup>[15-19]</sup>。然而低传播速率使其很容易受到背景噪声污染造成应用场景极为受限。与声音信号相比,雷达信号带宽大,频率高,其抗噪性能高于声信号,因而逐渐成为无接触感知的主流技术。文献[20]使用定制的超宽带雷达在驾驶情况下进行细粒度的眨眼监测。文献[21]基于 24 GHz 的多普勒传感器,通过分析频谱图上眼睑闭合与张开的行为来估计眨眼持续时间。文献[22]使用一种调频连续波毫米波雷达在静态场景下对静态目标进行眨眼检测。

然而,上述眨眼检测方法均假设被测目标处于静止状态,这种严格的前提假设不符合实际场景。在办公、驾驶、看书等场景中,人体的肢体或躯干因个人习惯等原因会产生幅度较小的头部偏移运动,这些头部的偏移运动以非线性的方式与眨眼动作共存,致使眨眼检测准确性严重降低,本文将上述头部的偏移运动定义为眨眼的伴生干扰(accompanying interference, ACI)。本文针对被测

目标存在 ACI 时的眨眼检测问题展开研究。

呼吸和心跳与眼睛眨动具有相似的微弱特征,因此呼吸和心跳检测对眨眼检测具有重要的指导意义<sup>[23-27]</sup>。受运动鲁棒的呼吸和心跳检测方法的启发<sup>[26,28]</sup>,本文设计一个抗 ACI 的眨眼检测系统 mmBlinkSEN。mmBlinkSEN 的创新在于基于非线性独立分量分析(independent component analysis, ICA)框架提出一种自监督深度对比学习网络 ES-Net1,以解决 ACI 与眨眼信号的分离。首先,mmBlinkSEN 利用射频雷达数据的时间相关性,构建正样本数据集(positive sample datasets, PSD)和负样本数据集(negative sample datasets, NSD)。然后,本文定制逻辑回归模型(logistic regression, LR)学习区分正样本对(positive sample pairs, PSP)和负样本对(negative sample pairs, NSP)的时间结构,从而恢复眨眼和 ACI 信号的时间结构,实现两者的分离。相比于传统监督学习方法,自监督对比学习无需对训练集做标记且正负样本对构造简单易实施。

为了实现 mmBlinkSEN,本文将面临如下挑战:1)毫米波雷达需感知约 0.5 mm 的眼睑厚度等效位移,该位移引起的眨眼反射信号非常微弱,很难被毫米波雷达捕捉。此外,毫米波雷达感知性能也与反射区的大小密切相关。与胸部相比,眼睛的反射区要小得多(仅为胸部的 1%),这也是导致眨眼反射信号微弱的另外一个因素。上述两种因素使毫米波雷达检测眨眼能力严重下降。2)由硬件和实际场景中的背景干扰引起的脉冲噪声也将淹没眨眼信号,导致检测失败。3)现有的眨眼检测方法均没有考虑 ACI 的影响。虽然 BlinkListener<sup>[15]</sup>描述类似的嵌入式干扰,然而嵌入式干扰被严格约束仅为 1 mm 位移,本文研究的 ACI 变化尺度远大于 1 mm,更符合实际场景。针对上述挑战,本文给出解决方案,最终实现 mmBlinkSEN,本文贡献如下:

1) mmBlinkSEN 是第一个基于毫米波雷达实现抗 ACI 的眨眼检测系统,该系统可以在 ACI 存在情况下恢复出微弱的、稀疏的眨眼信号。

2) 本文提出一个基于非线性 ICA 框架的自监督深度对比学习神经网络,以解决分离眨眼信号和 ACI 的问题。与传统的监督学习方法相比,自监督的对比学习不需要对训练集进行标记,而且正负样本对的构建简单易实施。

3) 本文基于 TI 公司的 AWR1642Boost 单芯片 76~81 GHz 汽车毫米波雷达传感器评估板实现 mmBlinkSEN 原型系统。利用原型系统本文对所提出网络的性能进行详尽评估,实验结果表明,mmBlinkSEN 可以在 ACI 存在的情况下实现准确的眨眼检测。

## 1 理论分析

### 1.1 毫米波雷达捕捉眨眼的可行性

#### 1) 通过毫米波相位感知眨眼位移

在眨眼的过程中,眼睑打开闭合会产生大小约眼睑厚度的微小位移变化,如图1红色实线 $\Delta d$ 所指示( $d_0$ 表示眼睑闭合时眼睛到毫米波雷达的距离)。现有毫米波雷达的距离分辨率为3.75 cm,而 $\Delta d$ 仅为0.5 mm,显然眨眼引起的位移变化远远小于毫米波雷达的距离分辨率。因此,传统毫米波雷达通过对中频信号进行距离-FFT获取中频频率成分进行测距的方法无法满足眨眼检测的需求。

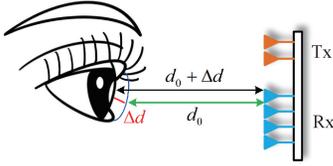


图1 眨眼产生的位移变化

Fig. 1 Displacement changes produced by blinking

幸运的是,本文发现毫米波雷达回波中频信号(intermediate frequency, IF)的相位变化与被测目标的位移变化具有如下线性关系:

$$\Delta d = \frac{\lambda \Delta \phi}{4\pi} \quad (1)$$

其中, $\lambda$ 表示毫米波波长, $\Delta d$ 是被测目标的位移变化量, $\Delta \phi$ 是被测目标相应的IF相位变化量。从式(1)中可以看出,毫米波的短波长使得IF的相位对被测目标位移变化非常敏感。若被测目标位移发生1 mm变化,IF的相位变化达到 $\pi$ ,这使得亚毫米级的运动检测分辨率得以实现。这一特性也促使本文利用毫米波雷达IF的相位变化进行眨眼检测。

#### 2) 建立相位变化与眨眼位移的模型

根据式(1),本文在此给出眨眼位移与毫米波雷达IF信号相位变化之间的数学模型。毫米波雷达的发送和接收的回波信号可表示为:

$$s_T(t) = e^{j\left\{2\pi\left(f_c t + \frac{1}{2}Kt^2\right) + \theta(t)\right\}} \quad (2)$$

$$s_R(t) = \alpha s_T(t - \tau) = \alpha e^{j\left\{2\pi\left(f_c(t-\tau) + \frac{1}{2}K(t-\tau)^2\right) + \theta(t-\tau)\right\}} \quad (3)$$

式中: $f_c$ 和 $K$ 分别为Chirp的初始频率和斜率。其中, $K = B/T_c$ , $B$ 表示带宽, $T_c$ 为一个Chirp的持续时间, $\alpha$ 表示路径损耗, $\tau$ 为回波的延迟时间。 $\theta(t)$ 表示相位噪声。

若毫米波雷达探测范围内存在 $L$ 个被测目标,则雷

达的接收信号为所有被测目标反射路径的叠加:

$$s_R(t) = \sum_{i=1}^L \alpha_i s_T(t - \tau_i) = \sum_{i=1}^L \alpha_i e^{j\left\{2\pi\left(f_c(t-\tau_i) + \frac{1}{2}K(t-\tau_i)^2\right) + \theta(t-\tau_i)\right\}} \quad (4)$$

其中, $\alpha_i$ 为第 $i$ 条反射路径的衰减, $\tau_i$ 为第 $i$ 条反射路径的回波延迟。发射信号与接收信号混频后的IF信号可表示为:

$$s_{IF}(t) = s_T^*(t) \cdot s_R(t) = \sum_{i=1}^L \alpha_i e^{j\left\{2\pi K\tau_i t + 2\pi f_c \tau_i - \pi K\tau_i^2 + \Delta\theta\right\}} \quad (5)$$

$\tau_i = 2d_i/c$ ,其中 $d_i$ 为雷达与目标或背景目标之间的距离。在短距离雷达中,残留的相位差噪声 $\Delta\theta = \theta(t) - \theta(t - 2d_i/c)$ 可以忽略不计。光速 $c$ 为 $3 \times 10^8$  m/s,因此 $1/c^2$ 项非常小, $\tau_i^2$ 项即可忽略。因此,可以将 $s_{IF}(t)$ 重写为:

$$s_{IF}(t) = \sum_{i=1}^L \alpha_i e^{j2\pi\left(f_c\left(\frac{2d_i}{c}\right) + K\left(\frac{2d_i}{c}\right)\right)} = \sum_{i=1}^L \alpha_i e^{j\left\{2\pi\left(\frac{2Bd_i}{c}t + \frac{4\pi f_c d_i}{c}\right)\right\}} \quad (6)$$

式(6)中指数部分就是的相位, $s_{IF}(t)$ 其包含所有被测目标的IF信号频率和相位信息,即:

$$f_{IF} = \sum_{i=1}^L f_i = \sum_{i=1}^L \frac{2Bd_i}{cT_c} \quad (7)$$

$$\varphi_{IF} = \sum_{i=1}^L \varphi_i = \sum_{i=1}^L \frac{4\pi f_c d_i}{c} = \sum_{i=1}^L \frac{4\pi d_i}{\lambda} \quad (8)$$

根据式(7)可知,若Chirp信号的带宽和持续时间被设定为常数,则通过IF信号频率成分 $f_i$ 便可计算得出第 $l$ 个被测目标与雷达之间的距离 $d_l$ 。然而,眨眼产生的位移 $\Delta d$ 远远小于 $d_l$ ,受限于毫米波雷达距离分辨率,由IF信号的频率差值无法直接计算得出眨眼的位移。针对毫米波雷达测量眨眼位移分辨率不足问题,根据式(8),本文提出采用被测目标对应的IF信号的相位变化来计算眨眼所产生的位移。

令式(7)中的IF频率 $f_i$ 是对应的眨眼测量目标,其余 $L-1$ 项均为背景环境中的静态干扰和动态干扰。若眼睛无眨动时,根据式(8)可知IF信号相位可表示为 $\varphi_1(t) = \frac{4\pi}{\lambda}d_1$ ,其中, $d_1$ 为眨眼测量目标与雷达之间的距离。若考虑眨眼,则眨眼测量目标与雷达间的距离重新定义为:

$$d_1(t) = s(t) + d_1 \quad (9)$$

其中,用一个时间函数 $s(t)$ 描述眨眼引起测量距离的变化, $s(t)$ 定义为

$$s(t) = \begin{cases} \Delta d, & t \in \text{眼睑闭合} \\ 0, & t \in \text{眼睑张开} \end{cases} \quad (10)$$

由式(10)可知,  $s(t)$  表现为一个脉冲波形序列,  $\Delta d$  是眼睛眨动引起的约眼睑厚度 1 mm 左右的位移变化量。因此,  $\varphi_1(t)$  被修改为:

$$\varphi_1(t) = \frac{4\pi}{\lambda} [s(t) + d_1] \quad (11)$$

由式(11)可以看出, 在不存在 ACI 时,  $d_1$  是一个常量, 眨眼位移  $s(t)$  与  $\varphi_1(t)$  可以认为是一种线性关系。相应的, 眨眼测量目标中频信号的相位分量可表示为

$$s_{\phi,1}(t) = \alpha_1 e^{-j\frac{4\pi[s(t)+d_1]}{\lambda}} \quad (12)$$

式(12)指出眨眼检测的两个步骤: 第1步是计算眨眼测量目标的距离单元箱, 用以计算  $d_1$ 。第2步, 根据  $\varphi_1(t)$  获取眨眼位移函数  $s(t)$ 。

### 1.2 ACI 对眨眼检测的影响

ACI 指的是由被测眨眼目标肢体的小幅度运动引起的头部的随机运动 (动作幅度  $\pm 10$  cm, 角度  $\pm 15^\circ$  左右), 或头部的自发或非自发的小规模运动。文献 BlinkListener<sup>[15]</sup> 也提到由呼吸和心跳引起的胸腔振动引入的头部微尺度运动, 它被称为嵌入式干扰。然而, BlinkListener 假设嵌入干扰的运动幅度只有 1 mm, 而且它与呼吸和心跳的周期一致, 这种严格的假设不符合实际场景。较之嵌入式干扰, 本文定义的 ACI 更符合实际场景。由于 ACI 具有随机性、稀疏性和共生性, 因此 ACI 的消除面临巨大挑战。此外, 它的振幅比眨眼的位移大得多, 这使得眨眼完全淹没在 ACI 中。本文从 I/Q 域的角度深入分析 ACI 对眨眼信号提取的影响。

首先考虑被测目标处于完全静止状态, 其  $s_{\phi,1}(t)$  的 I/Q 图如图 2(a) 所示。如果被测目标是静态的, 那么  $d_1$  和  $\alpha_1$  将是固定的常量, 本文用绿色矢量  $\vec{S}$  来表示这个静态成分。根据式(10)对眨眼产生位移的定义, 有眨眼动作发生时,  $s(t) = \Delta d$ , 没有眨眼动作发生时,  $s(t) = 0$ ,  $s(t)$  是引起  $s_{\phi,1}(t)$  发生变化的动态分量, 本文用蓝色矢量  $\vec{S}_b$  来表示。对于同一测量目标,  $\vec{S}_b$  是一个等幅矢量, 眨眼只改变其相位, 这意味着  $\vec{S}_b$  的轨迹是一个圆, 如图 2(a) 所示的黑色虚线。此外,  $s_{\phi,1}(t)$  是  $\vec{S}_b$  和  $\vec{S}$  的矢量和, 本文用  $\vec{S}_s$  表示。实际上, 眨眼极为微弱,  $\Delta\varphi$  被限制在一个小范围内, 这导致  $\vec{S}_s$  的相位也在一个小范围内变化。因此,  $\vec{S}_s$  的轨迹是黑色虚线上的一个小弧, 在图 2(a) 中被描绘成一个蓝色的弧。简而言之, 在完全静止状态下, 由  $s(t)$  触发的  $s_{\phi,1}(t)$  可以在 I/Q 矢量图上表现为一个较为理想的圆弧。

然而在实际情况下, ACI 以非线性的方式与眨眼相混合, 将对眨眼信号的特征提取产生严重影响。令  $\zeta(t)$  为 ACI 产生的位移,  $d_1(t)$  需重新修改为:

$$\tilde{d}_1(t) = \chi[s(t), \zeta(t)] + d_1 \quad (13)$$

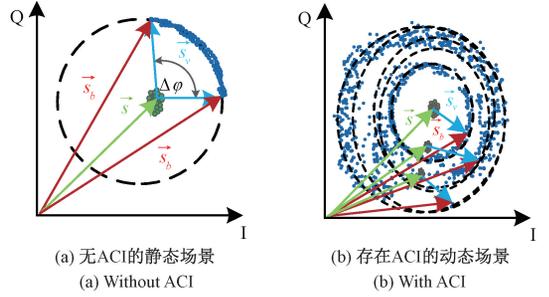


图2 星座图

Fig. 2 Constellation diagrams

其中,  $\chi$  为一个非线性函数, 表示  $\zeta(t)$  和  $s(t)$  以一种未知的非线性方式相混合。相应地, 眨眼测量目标中频信号的相位分量表达式修改为

$$\tilde{s}_{\phi,1}(t) = \alpha(t) e^{-j\frac{4\pi[\chi[s(t), \zeta(t)] + d_1]}{\lambda}} \quad (14)$$

其中,  $\alpha(t)$  表示该相位分量的幅值, 受 ACI 影响, 该幅值与式(12)中幅值不同, 是一个随时间变化的函数。

将  $\tilde{s}_{\phi,1}(t)$  进行 I/Q 分解, 其矢量图如图 2(b) 所示。从图中可以看出, ACI 阻止  $\tilde{s}_{\phi,1}(t)$  的轨迹落到一个规则的圆弧上, 轨迹以相当任意的方式分散在 I/Q 平面上。主要原因是 ACI 引起的相位变化要比眨眼动作大很多, 眨眼引起的相位变化被 ACI 淹没。此外, ACI 导致回波信号强度也动态发生变化,  $\tilde{s}_{\phi,1}(t)$  的信号衰减从一个常数  $\alpha_1$  变为一个随时间变化的函数  $\alpha(t)$ , 这使得静态矢量  $\vec{S}$  和动态矢量  $\vec{S}_b$  的幅值不再固定不变, 而随着  $\alpha(t)$  发生动态改变。从图 2(b) 可以看出,  $\vec{S}_b$  的圆心和半径均发生随机变化。综上所述, 在存在 ACI 时, 传统几何方法不能从  $\tilde{s}_{\phi,1}(t)$  中提取有关眨眼的有效信息。

为了验证上述理论分析的正确性, 本文给出有无 ACI 情况下  $s_{\phi,1}(t)$  的距离-FFT 幅度谱, 如图 3 所示。图 3(a) 为无 ACI 静态场景下的距离-FFT 幅度谱快慢时间图, 图 3(b) 为存在 ACI 的动态场景下的相应实验结果。当无 ACI 影响时, 提取目标距离-FFT 箱及其附近的几个距离箱内的幅度谱, 可以观察到 c, d, e 三个距离箱, 具有显著的眨眼动作变化特征, 在采集时间内发生 5 次眨眼, 图 3(a) 中标注所示。然而, 当存在 ACI 时, ACI 严重影响目标距离-FFT 箱及其附近的几个距离箱内的中频信号, 眨眼动作被淹没, 无法准确找出目标距离箱的确切位置, a, b, c, d, e 五个距离 FFT 箱内的幅度谱, 均呈现随机变化状态。

现有工作一般采用一维信号的线性处理方法来提取眨眼信号, 如变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD)、经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD)、集成经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 和带有自适应噪声

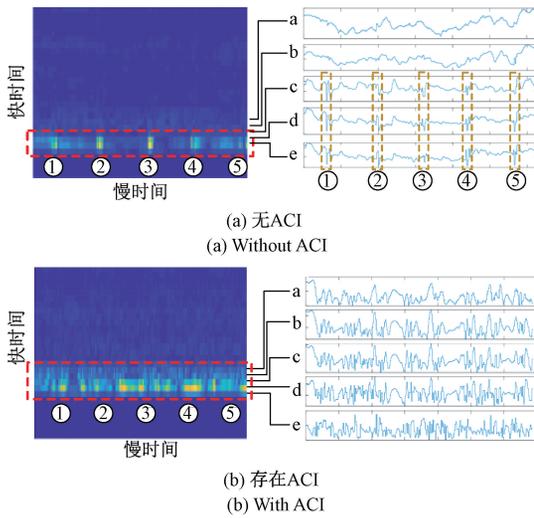


图3 ACI对眨眼检测对象中频信号 $s_1(t)$ 的影响  
Fig. 3 Effect of ACI on the  $s_1(t)$  of blink detection objects

的完全 EEMD (complete EEMD with adaptive noise, CEEMDAN)。图4展示上述方法的眨眼检测结果。当ACI的影响出现时,可以看到上述方法检测到的波形非常粗糙,无法有效提取眨眼信号。

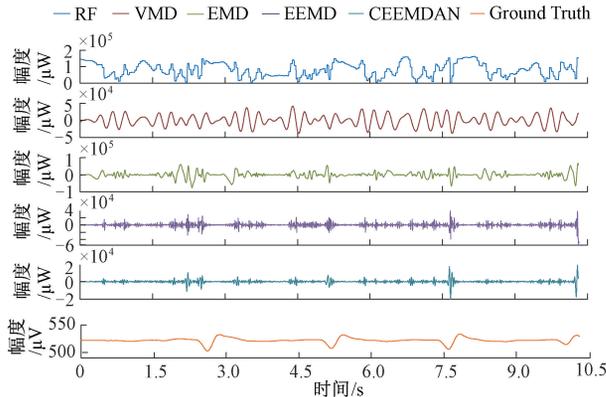


图4 现有方法获得眨眼检测波形的结果  
Fig. 4 Results of existing methods for obtaining blink waveforms

综上所述,要恢复ACI影响下的眨眼波形,必须充分利用L/Q信号并通过多个快速时间指标跟踪其变化。由于ACI与眨眼信号是以一种复杂的非线性方式混合在一起,相位信号表现为各种信号成分的非线性叠加,这使得传统方法不再有效。针对上述问题,基于ACI与眨眼信号非线性混合这一本质,本文将ACI与眨眼信号分离这一过程看成是一种非线性盲源分离问题。为此,本文提出一种基于非线性ICA框架的自监督深度对比学习神经网络,以解决ACI与眨眼信号分离问题。

## 2 系统设计

### 2.1 系统框图

mmBlinkSEN系统概述如图5所示。该工作流程包括信号预处理、信号分离和波形恢复3个步骤。

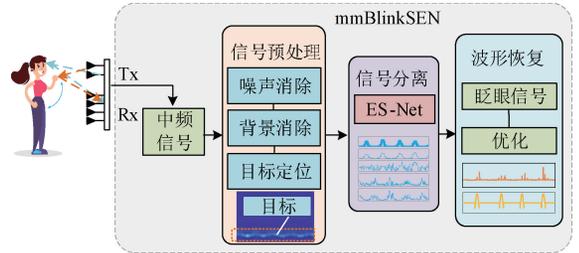


图5 系统框图  
Fig. 5 System overview

1) 信号预处理包括噪声消除、背景减法和目标箱选择。噪声消除和背景减除的目的是为了提取目标箱和有限数量的包含眨眼中频信号的距离-FFT箱。

2) 设计一个基于非线性ICA框架的深度对比学习网络ES-Net1。ES-Net1利用毫米波雷达数据之间的时间相关性,通过构建PSD和NSD来分离ACI和眨眼信号。

3) ES-Net1的分离结果显示出多种信号的随机排列组合。为了区分哪一个是眨眼信号,还需设计峰值检测和平滑滤波器来优化ES-Net1的输出信号波形,然后根据Ground-truth获得眨眼信号的波形。

毫米波雷达发送端以啾啾(chirp)为单位连续发送多个chirp, chirp遇到被测目标后被反射回毫米波雷达。毫米波雷达将回波信号与发送信号混频得到IF信号, IF信号经ADC进入数字基带执行距离-FFT完成距离测算。上述过程是毫米波雷达测距的基本过程, IF信号数字化后将形成一个 $N \times M$ 数据矩阵。其中, $M$ 指的是接收端一共接收 $M$ 个chirp,  $N$ 表示每个chirp的采样点数。本文用符号 $S_{IF}$ 来表示IF信号数字化数据矩阵,通常称 $M$ 列为 $S_{IF}$ 慢时间维度,  $N$ 行为 $S_{IF}$ 的快时间维度。将 $S_{IF}$ 沿快时间维度做 $N$ 点距离-FFT得到IF信号的时间-距离矩阵 $R, R \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 。mmBlinkSEN提出的信号预处理、信号分离和波形恢复均是对 $R$ 展开分析。

### 2.2 信号预处理

除ACI外, IF还与硬件噪声和环境干扰相混合,致使无法确定测量目标所在的距离-FFT箱。在预处理阶段应消除这些硬件噪声和环境干扰,包括:1)降噪,2)静态背景目标减法,3)目标定位。

#### 1) 噪声消除

由于毫米波雷达回波信号中的眨眼信号极其微弱,

易受到各种来源的杂波影响,因此,必须去除回波信号中的杂波干扰,以增强眨眼信号信噪比。雷达回波信号反映的是时间维度和距离维度上的信息,因此,本文采用基于 Savitzky-Golay 滤波器的方法来增强距离维度上的信号,使眨眼信号更加平滑。

### 2) 背景干扰消除

背景干扰消除是为了消除环境中被测目标距离之外的静态反射物干扰。静态背景干扰位置固定,其与毫米波雷达间的距离不随时间发生变化,反映在矩阵  $\mathbf{R}$  的固定行中。利用这一特性,本文计算矩阵  $\mathbf{R}$  每一行的平均值,然后从矩阵  $\mathbf{R}$  的每一行数据中减去平均值。上述操作将大大减少矩阵  $\mathbf{R}$  中的静态背景干扰。为了进一步消除背景杂波,本文采用优化的均值相位消除法——指数加权对消法来消除信号中的背景噪声。

### 3) 目标箱的选择

眨眼信号与 ACI 以非线性方式相混合,且微弱的眨眼信号淹没于 ACI 之中,其表现为被测目标不再是  $\mathbf{R}$  中唯一固定的距离-FFT 箱,而是从目标距离-FFT 箱向周围有限个距离箱弥散。这使得传统测距方法无法准确找出目标距离-FFT 箱,如图 6(a) 所示, a, b, c, d, e 五个距离-FFT 箱内的幅度谱,均呈现随机变化状态,无法判定哪一个是眨眼信号所在距离-FFT 箱。虽然无法准确获知目标距离-FFT 箱,但是本文通过信号预处理实验结果图 6(b) 发现,由于静态背景和噪声干扰消除被消除,  $\mathbf{R}$  中留存的相邻几个能量最强的距离-FFT 箱一定包含 ACI 和眨眼的混合信号。基于上述实验观察, mmBlinkSEN 选定预处理后  $\mathbf{R}$  中  $Q$  个相邻的能量最强的距离-FFT 箱,构成一个新的时间-距离矩阵  $\mathbf{R}'$ , 其中  $\mathbf{R}' \in \mathbb{C}^{Q \times M}$ 。然后,计算  $\mathbf{R}'$  每一行的幅度谱得到一个幅度谱矩阵  $\mathbf{Y}$ ,  $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{Q \times M}$ 。

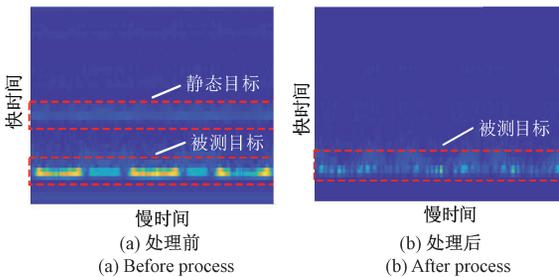


图6 背景去除和定位目标前后的结果

Fig. 6 Results before and after background removal and positioning targets

$\mathbf{Y}$  中保存的是 ACI 与眨眼的非线性混合信号,从图 4 给出的实验结果可知,传统方法很难将两者分离。本文基于射频雷达数据的时间相关性,利用  $\mathbf{Y}$  构造构建 PSD 和 NSD,然后设计一个基于非线性 ICA 框架的深度

对比学习网络 ES-Net1 学习 PSP 和 NSP 的时间结构,从而将眨眼和 ACI 分离。

## 2.3 信号分离

### 1) 非线性 ICA 框架

尽管非线性 ICA 是解决非线性盲源分离问题的有效方法之一<sup>[29-30]</sup>,但其闭式解难以求取。幸运的是有研究表明<sup>[26,31]</sup>,如果非线性混合源是时间相关的、非高斯的和静止的,则非线性混合信号是可以被分离。ACI 和眨眼的非线性混合信号恰好满足上述特性,因此本文采用非线性 ICA 分离眨眼和 ACI 信号具有合理性。为了实现上述目标,本文尝试在神经网络中开发一个基于逻辑回归的分离模型,该模型可以学习辨别非线性混合数据之间的时间相关性。本文将 ACI 和眨眼的非线性混合矩阵  $\mathbf{Y}$  与分解矩阵  $\mathbf{W}$  相乘,并输入未知非线性函数  $\vartheta$ 。利用神经网络,得到表征 ACI 和眨眼分离程度的特征向量  $h(\cdot) = \vartheta(\mathbf{W}\mathbf{Y})$ 。然后,  $h(\cdot)$  被不断迭代更新,直至  $\mathbf{W}$  和  $\vartheta$  收敛,  $h(\cdot)$  的最优解就代表 ACI 和眨眼的最佳分离。

### 2) ES-Net1

本文设计了一个深度对比学习网络 ES-Net1 来估计  $\mathbf{W}$  和  $\vartheta$ ,以获得  $h(\cdot)$  的最优解。首先,本文构建两个对比数据集,即 PSP 和 NSP。然后,通过最大化 PSP 和 NSP 之间的差异,提取毫米波雷达数据的时间相关性来重构可逆函数。显然,对比学习的关键是构建 PSP 和 NSP。

#### (1) 构建 PSP 和 NSP

本文根据矩阵  $\mathbf{Y}$ ,  $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{Q \times M}$  构造正负样本对,其中正样本为  $P(m) = (y_q(m), y_q(m - \tau))$  表示,负样本为  $N^*(m) = (y_q(m), y_q(m^*))$ 。  $y_q(m)$  表示  $\mathbf{Y}$  中的第  $q$  行第  $m$  列元素,  $q \in [1, \dots, Q]$ ,  $m \in [1, \dots, M]$ 。  $y_q(m - \tau)$  是  $y_q(m)$  在慢时间维度上的延迟,  $y_q(m^*)$  是  $y_q(m)$  在慢时间维度上的随机排列。由于负样本具有时间随机性,破坏原有数据之间在时间维度上的依赖,因此,由  $P(m)$  和  $N^*(m)$  生成的 PSP 和 NSP 的统计特征具有非一致特性。  $P(m)$  的上部和下部高度相关,而  $N^*(m)$  的上部和下部不相关,从而突出时间关系的对比(前者是有序的,后者是无序的)。本文将由  $P(m)$  生成的时间相关的 PSP 和由  $N^*(m)$  生成的不相关的 NSP 送入 ES-Net1,通过 ES-Net1 内的特征提取器学习眨眼和 ACI 的时间结构,从而实现眨眼和 ACI 的分离。

#### (2) ES-Net 的架构

图 7 展示 ES-Net1 网络结构,定义  $\mathbf{P}$  和  $\mathbf{N}^*$  为两个带有自然标签的 PSP 和 NSP。本文采用多层感知器模型 (multi-layer perceptron, MLP) 作为 ES-Net1 的特征提取器。由于 MLP 网络对平滑和连续的映射具有全局的近似特性,对强和弱的非线性映射都有很好的适应性。此外,MLP 网络可以为观察到的数据提供不同复杂程度的

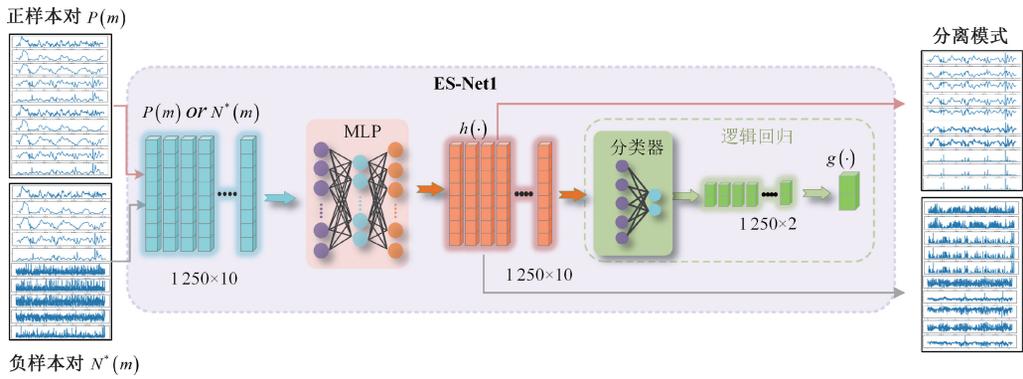


图7 ES-Net1 网络结构

Fig. 7 Architecture of ES-Net1

多种解释。这也是本文选择 MLP 作为特征提取器的主要原因。

非线性源到隐藏空间向量  $h(\cdot)$  的映射是通过 MLP 特征提取实现的。正样本的隐藏空间向量被定义为  $h_p(\cdot)$ ，而负样本被表示  $h_n(\cdot)$ 。随后，通过使用分类器可以对  $h_p(\cdot)$  和  $h_n(\cdot)$  进行区分。本文采用逻辑回归来区分正负样本，即二元分类器  $g(\cdot)$  来识别随机样本来自哪个数据集。鉴于正样本数据的高相关性和负样本数据的低相关性，MLP 通过学习两类样本的不同特征来实现分类。可以推断出，MLP 对源信号的分离程度与  $g(\cdot)$  的分类和识别性能密切相关。因此，ES-Net1 通过训练 MLP 和二元分类器模型来区分随机样本来自于哪个数据集。

对于 MLP 分离模块， $h(\cdot)$  的层数为 3。每层后面都有一个泄漏的 ReLU 作为激活函数，以增加非线性度。分类器  $g(\cdot)$  有两层。本文将训练的批次大小设置为 8，并使用随机梯度下降优化器，其学习率、动量、衰减步骤和衰减因子分别为 0.000 1、0.9、5e5 和 0.999。所有权重都由 Xavier 统一初始化器初始化。

本文提出的 ES-Net1 是完全自监督的对比学习网络，无需真实眨眼信号波形作为参考波形送入网络训练。此外，虽然送入 ES-Net1 的数据单元是尺寸为  $2Q * M$  的正负样本对，但是 ES-Net1 在实际执行过程是以多维时间序列完成的，因此，与传统处理图像信息的对比学习方法相比，训练数据量显著降低。在对模型  $h(\cdot) \circ g(\cdot)$  进行充分训练后，可以让  $h(\cdot)$  直接输出分离后的眨眼信号和 ACI。

#### 2.4 波形恢复

尽管 ES-Net1 实现眨眼信号与 ACI 的有效分离，然而，分离网络的输出序列是随机排列的，ES-Net1 不能指出哪一个是眨眼序列。此外，由于眨眼信号的非周期性和稀疏性，ES-Net1 只能完成眨眼信号和 ACI 信号的粗粒度分离，提供如眨眼发生的时刻和眨眼的频率。ES-Net1 仍然无法获取细粒度的眨眼波形。

本文采用峰值检测对分离网络输出结果进行判别处理，筛选出被测目标的眨眼序列，同时计算出眨眼频率，其中眨眼序列用 ES-Blink 表示。此外，为了获得眨眼信号波形，本文设计一个平滑滤波器来优化 ES-Blink 信号，得到系统最终输出眨眼检测信号，用 mm-Blink 来表述。为了证实 mmBlinkSEN 的有效性，图 8 中给出 ES-Blink、mm-Blink 和 G-Blink 的实验对比结果。与 ES-Blink 相比，mm-Blink 除了能够准确捕捉到眨眼发生的时刻和频率，还能更为直观地描绘出眨眼的波形曲线，从而更好地描述眨眼过程。

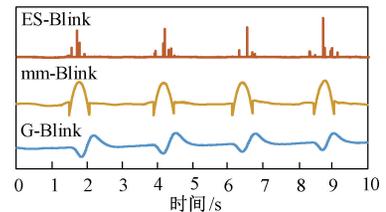


图8 ES-Blink、mm-Blink 与 G-Blink 的对比

Fig. 8 Comparison of ES-Blink, mm-Blink, and G-Blink

### 3 实验验证

#### 3.1 实验设置

本文以毫米波雷达传感器评估板 AWR1642 实现 mmBlinkSEN 原型系统。它工作在 77 GHz 波段 (77 ~ 81 GHz)，能够传输最大理想带宽为 4 GHz 的 FMCW 信号。AWR1642 所提供的高时空分辨率能够确保在目标身体微弱运动引起的位移变化小于 1 mm 的情况下，IF 信号产生高达  $\pi$  的相位变化。采集原始数据时雷达参数设置如表 1 所示。

实验场景如图 9 所示，实验是在一个 3.3 m × 6 m 的实验室和一个 4.5 m × 12 m 的会议室进行的，有不同的家具和设施（如书架、桌子和椅子）。本文将毫米波雷达放

表 1 AWR1642 采集数据参数设置

Table 1 AWR1642 parameter settings for the collected data

名称	参数
扫频频率斜率	61.170 MHz·μs
采样点数	256
采样率	4 500 ksps
带宽	3 976.05 MHz
脉冲时间	65 μs
帧内脉冲数	5
帧周期	40 ms

置在志愿者正前方,并与之保持一定距离。为了对 mmBlinkSEN 系统的有效性进行评估,本文使用 EOG 设备作为测量基准。通过 EOG 传感器模块同步采集眨眼信号,以此作为基准信号(ground-truth),与 mmBlinkSEN 输出的眨眼检测数据进行对比,来评估系统的检测精度。

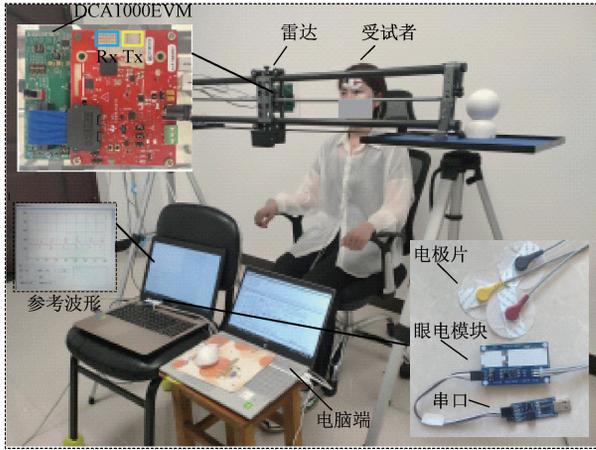


图 9 实验场景图

Fig. 9 Experimental scenarios

在实验过程中,本文招募了 12 名 22~28 岁的志愿者(5 名女性和 7 名男性)。所有志愿者都很健康,没有眼疾,均在自然状态下进行眨眼收集。志愿者被要求进行五项日常活动作为 ACI:玩手机(PP)、左右摇摆(LR)、前后摇摆(BF)、随机摇摆(RS)和前肢伸展(SW)。每个志愿者都被监测 3.5 h。本文总共收集约 60 h 的毫米波雷达数据和地面真实记录,这些数据集包括大约 50 000 次眨眼,每个受试者的数据量大致相同。所收集的数据的 2/3 被用来训练 ES-Net1,其余 1/3 被用来测试眨眼检测系统的性能。在收集之后,原始数据和地面真实数据被分割成 10 s 的样本,以计算每个样本的眨眼率。

3.2 衡量标准

为了证明本文提出的 mmBlinkSEN 系统对运动鲁棒下的眨眼检测的可靠性,本文从以下几个方面评估系统

的性能:

1) 余弦相似度(cosine similarity):利用 mmBlinkSEN 恢复波形  $y_m$  和地面真实值  $y_g$  之间的余弦相似度  $s(y_m, y_g)$  来衡量 mmBlinkSEN 的恢复能力。具体来说,余弦相似度是由两个向量  $y_{mm-Blink}(m)$  和  $y_{G-Blink}(m)$  之间的夹角的余弦来衡量的,其定义如下:

$$s(y_m, y_g) = \frac{y_m \cdot y_g}{\|y_m\| \|y_g\|} = \frac{\sum_{i=1}^M y_m(i) y_g(i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^M y_m^2(i)} \sqrt{\sum_{i=1}^M y_g^2(i)}} \quad (15)$$

2) 检测精度:检测准确率是评估系统正确检测眨眼频次的指标。

3) 分类精确度:逻辑回归的平均分类精度

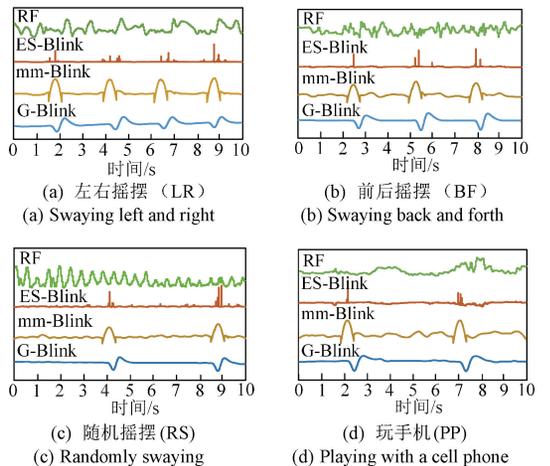
4) 眨眼频次的估计误差(error in blink rate, EBR): EBR 表示通过雷达分离信号得到的眨眼频次  $R_m$  和 Ground-truth 眨眼频次  $R_g$  之间的误差,其定义如下:

$$EBR = \frac{|R_m - R_g|}{R_g} \quad (16)$$

3.3 性能评估

1) 信号恢复能力

本文评估 5 种 ACI 下 ES-Net1 恢复眨眼波形能力。图 10 显示 mmBlinkSEN 在 10 s 内 mmWave 雷达采集的原始信号 RF、分离网络 ES-Net1 分离出的眨眼信号 ES-Blink、波形重建后的 mm-Blink 信号和 EOG 参考信号 G-Blink 之间的比较。可以观察到在 ACI 的影响下,mmWave 雷达采集的原始信号 RF 确实无法得到眨眼的有效特征。经过 ES-Net1 网络分离之后,眨眼信号 ES-Blink 被很好的分离出来。从图 10 中还可以看出,虽然眨眼频次能够得到比较好的刻画,但与参考波形 G-Blink 相比,眨眼发生的时刻会有一定偏移,原因是眨眼的持续时间太短以及非周期的特性,毫米波雷达对于眨眼起始时刻的捕捉能力较差,只能粗略的估计出眨眼发生的大致时刻。



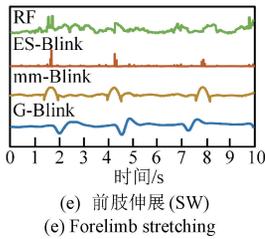


图 10 定性结果表明 mmBlinkSEN 恢复的眨眼波形  
Fig. 10 Qualitative results show that mmBlinkSEN's blink waveforms recovered from noisy radar signals

为了进一步探索 ACI 存在情况下 ES-Net1 恢复眨眼信号的能力,本文使用 G-Blink 与 mm-Blink 的余弦相似度对本文所提方法进行评估。如图 11 所示,可以观察到 PP 对 mmBlinkSEN 性能的影响最小,因为参与运动的身体部位远离受试者的头部。RS 和 SW 导致 mmBlinkSEN 的恢复性能最差,因为两者都会引起头部较大尺度的运动,严重干扰眨眼信号。总体而言,mm-Blink 与 G-Blink 之间的余弦相似度平均值为 0.857 5,表明本文所提方法对上述 5 种 ACI 具有较好的鲁棒性。

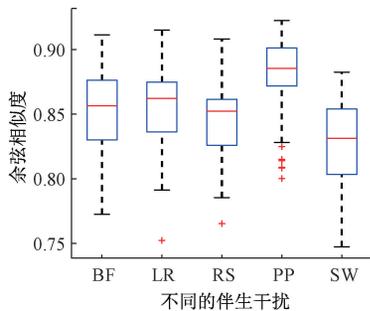


图 11 恢复的波形与地面实况之间的余弦相似度  
Fig. 11 Cosine similarity between the recovered waveform and the ground truth

2) 网络在不同 ACI 下的眨眼误差

图 12 展示 mmBlinkSEN 的 EBR 性能。本文邀请志愿者坐在雷达前 30 cm 处,RS 显示出最高的平均 EBR,高达 12.5%。这是因为 RS 引入的相对大幅度和随机的头部运动使眨眼信号被破坏。其他 4 种情况的 EBR 都在 9% 以下,这表明远离眼睛的 ACI 与靠近眼睛 ACI 相比,有更小的 EBR。

本文还给出五个 ACI 案例的 EBR 的累积分布函数 (CDF),如图 13 所示。可以看到,不同 ACI 的 CDF 中位数 EBR 在 0.04~0.12 之间分布。尽管较差的 RS 的中位数 EBR 等于 12%,但是其第 90 个百分位数的误差小于 20%,这表明最差 ACI 情况下,mmBlinkSEN 也能实现眨眼检测。

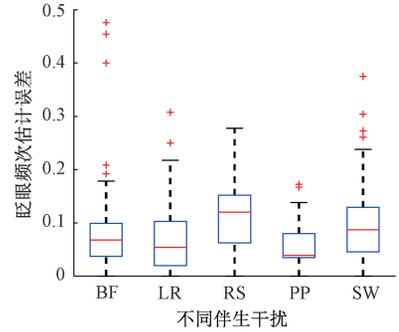


图 12 不同 ACI 下的频率误差  
Fig. 12 BER under five ACI

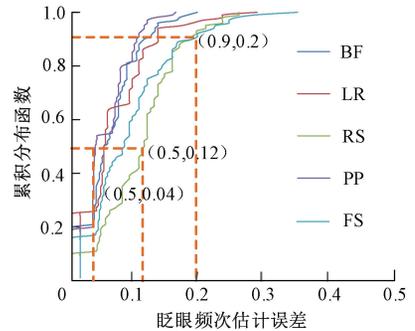


图 13 不同 ACI 下眨眼检测 EBR 的 CDF  
Fig. 13 CDF of blink EBR under five different ACI

3.4 参数研究

1) 网络结构影响

(1) MLP 层

图 14 中展示了使用 ES-Net1 进行分类的结果。MLP 模块的主要作用是学习时间相关性的数据表示。在模型构建过程中,增加层数意味着信号之间的混合非线性变得更加强烈,从而难以训练 MLP 和逻辑回归模型。此外,当数据点数量不足时,网络就容易出现过拟合问题,虽然对训练数据的分类效果看起来很好,但实际上并不能泛化到测试数据上。为了找到最佳的模型结构,本文设计了不同层数的 MLP ( $L=2,3,4,5$ ),并进行了比较。经实验评估,本文选择 3 层作为最终的层数方案。

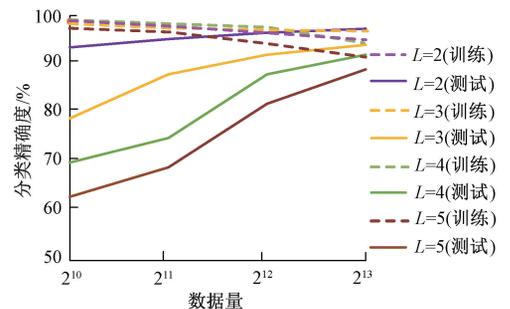


图 14 网络复杂度对训练结果的影响  
Fig. 14 The influence of network complexity on training results

### (2) 训练集大小

数据数量不足会使网络产生过度拟合,并导致更差的分类。本文从受试者那里收集约 14 000 个数据样本。数据样本的比例为 8 : 2,用于进一步划分训练集和测试集。图 15 给出训练集大小对 mmBlinkSEN 和 G-Blink 的波形余弦相似度的影响。随着训练集大小的增加,余弦相似度提高,当训练样本超过 9 000 时,余弦相似度高于 0.8。余弦相似度在 13 000 个训练样本时达到 0.85。从图 15 实验结果可以得出结论,增加训练集的大小可以提高余弦相似度。

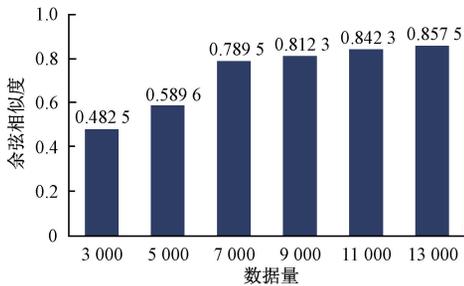


图 15 数据量对训练结果的影响

Fig. 15 The influence of data volume on training results

### 2) 距离的影响

图 16 研究雷达与被测目标之间不同距离的 EBR 性能。为了评估 mmBlinkSEN 的波形恢复能力,本文分别评估五个测量距离。本文令雷达和志愿者的脸保持在同一水平方向。从图 16 可以看到,当测试距离在 30 cm 以内时,可以获得 5.3% 甚至更低的 EBR。然而,随着测试距离增加,EBR 性能降低,其平均值达到 15%。其原因是眨眼信号的反射强度随着距离的遭受更多路径衰减,弱的眨眼回波淹没于 ACI 中。因此,本文建议将设备保持在 30 cm 范围内。

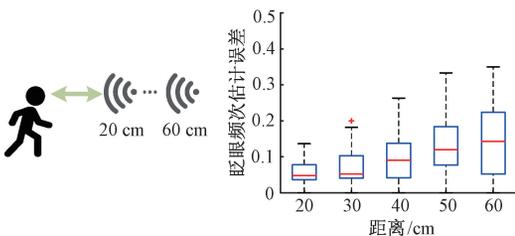


图 16 距离 vs 频率误差

Fig. 16 Distances vs. EBR

### 3) 高度的影响

图 17 验证不同高度的毫米波雷达的 EBR 性能。本文保持雷达和被测目标之间的距离为 30 cm,令雷达和志愿者的脸保持在同一正水平方向。然后沿垂直于地面的方向改变毫米波雷达的高度。从图 17 可以看

出,在 10 cm 的高度范围内,mmBlinkSEN 的平均 EBR 最高仅有 9.8%。然而,EBR 随着高度的增加而恶化,当高度为 20 cm 时,EBR 达到 18.6%。原因是毫米波雷达的笔状波束具有显著的方向特性。当雷达高度远离水平位置,致使毫米波雷达波束偏离对准被测目标的位置,眼睛的反射强度和面积变小,导致感应性能变差。

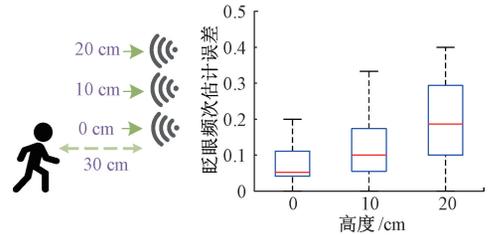


图 17 高度 vs 频率误差

Fig. 17 Height vs. EBR

### 4) 角度的影响

毫米波雷达的笔状波束也是造成不同方位角感知性能变差的主要原因。本文邀请受试者坐在雷达前面 30 cm 处,将志愿者与雷达的角度从 0°到 60°变化,步进角度 15°。如图 18 所示,EBR 随着角度的增加而明显提高,从±0°时的 5% 提高到±60°时的 23.6%。在 30°以内 mmBlinkSEN 可以达到 14.2% 的 EBR,表明 30°以下的角度对性能的影响相对较小。因此,为了获得更好的眨眼检测性能,本文将毫米波雷达部署在正对被测目标±30°的区域内。

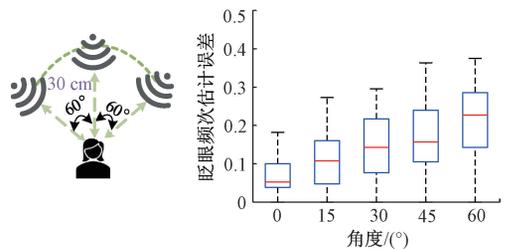


图 18 角度 vs 频率误差

Fig. 18 Angles vs. EBR

### 5) 用户多样性的影响

图 19 中探讨用户多样性对 mmBlinkSEN 检测性能的影响。从图 19 可以观察到,10 名受试者平均检测误差为 90.8%,不同受试者 mmBlinkSEN 检测性能差异与眼睛大小和坐姿有关。具体来说,参与者 9 的眨眼准确率较低,这是因为她的眼睛较小,导致反射区域较小,相应的眨眼反射强度较小。此外,参与者 5 在收集数据时总是下意识地转头,这种习惯性动作导致毫米波雷达的波束方向无法与眼睛对齐。

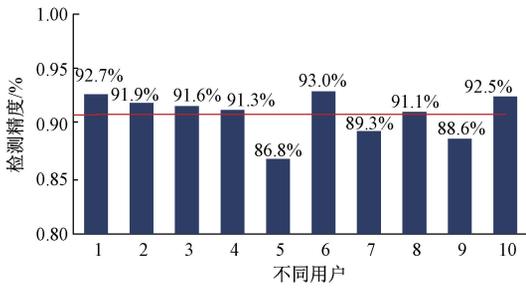


图 19 不同用户的影响

Fig. 19 Impact of user diversity

高度、方位角和用户多样性的结果表明, mmBlinkSEN 在特定的感应区域内可以实现准确的眨眼检测。

#### 6) 戴眼镜的影响

本文还对佩戴眼镜的影响给予实验评估,如图 20 所示。本文评估两种不同类型的眼镜,分别是近视眼镜和太阳镜。从图 20 可以看出,近视眼镜佩戴者眨眼检测的准确率为 87.75%,太阳镜佩戴者眨眼检测的准确率为 88.03%,略低于不戴眼镜时的准确率。实验结果表明,佩戴眼镜不影响 mmBlinkSEN 的眨眼检测性能。

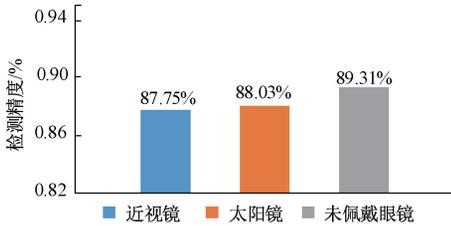


图 20 不同眼镜的影响

Fig. 20 Impact of different glasses

## 4 结 论

本文针对 ACI 对眨眼测量产生影响问题展开研究,基于毫米波雷达数据具有时间相关特性,利用非线性独立成分分析框架设计并实现一个深度对比学习网络。该网络在雷达与被测目标相距 40 cm、高度相差 10 cm、角度偏移 $\pm 15^\circ$ 区域内,在人体存在较大幅度运动干扰场景下,眨眼频率估计可控制在 10% 以内,检测精度最低 88%。这些结果为进一步深入研究毫米波眨眼检测提供有价值的参考。

### 参考文献

[ 1 ] FITZPATRICK E, HOHL N, SILBURN P, et al. Case-control study of blink rate in Parkinson's disease under different conditions [ J ]. Journal of neurology, 2012,

259: 739-744.

- [ 2 ] JONGKEES B J, COLZATO L S. Spontaneous eye blink rate as predictor of dopamine-related cognitive function—A review [ J ]. Neuroscience & Biobehavioral Reviews, 2016, 71: 58-82.
- [ 3 ] ZHANG H, ZHANG J, DONG B, et al. In the blink of an eye: Event-based emotion recognition [ C ]. ACM SIGGRAPH 2023 Conference Proceedings, 2023: 1-11.
- [ 4 ] 胡佳辉,陆永华,张进海,等.基于机器学习的头部自由视线追踪方法及其在电动病床端的应用[J].仪器仪表学报,2021(12):042.
- HU J H, LU Y H, ZHANG J H, et al. Machine learning-based free-head gaze tracking method and its application on the electric sickbed [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021(12):042.
- [ 5 ] LIU M, BIAN S, LUKOWICZ P. Non-contact, real-time eye blink detection with capacitive sensing [ C ]. Proceedings of the 2022 ACM International Symposium on Wearable Computers, 2022: 49-53.
- [ 6 ] HOMAYOUNFAR S Z, ROSTAMINIA S, KIAGHADI A, et al. Multimodal smart eyewear for longitudinal eye movement tracking [ J ]. Matter, 2020, 3 ( 4 ): 1275-1293.
- [ 7 ] LI M, QIU Q, ZHU J, et al. An eye tracking based aircraft helmet mounted display aiming system [ J ]. 2022.
- [ 8 ] KOSMYNA N, MORRIS C, NGUYEN T, et al. AttentivU: Designing EEG and EOG compatible glasses for physiological sensing and feedback in the car [ C ]. Proceedings of the 11th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications, 2019: 355-368.
- [ 9 ] TAG B, SHIMIZU J, ZHANG C, et al. Eye blink as an input modality for a responsive adaptable video system [ C ]. Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct, 2016: 205-208.
- [ 10 ] LI L, XIE Y, XIONG J, et al. SmartLens: Sensing eye activities using zero-power contact lens [ C ]. Proceedings of the 28th Annual International Conference on Mobile Computing And Networking, 2022: 473-486.
- [ 11 ] DIVJAK M, BISCHOF H. Eye blink based fatigue

- detection for prevention of computer vision syndrome[C]. MVA, 2009: 350-353.
- [12] KRÓLAK A, STRUMIŁŁO P. Eye-blink detection system for human-computer interaction [J]. *Universal Access in the Information Society*, 2012, 11: 409-419.
- [13] MILUZZO E, WANG T, CAMPBELL A T. EyePhone: activating mobile phones with your eyes[C]. *Proceedings of the second ACM SIGCOMM workshop on Networking, systems, and applications on mobile handhelds*, 2010: 15-20.
- [14] KASSNER M, PATERA W, BULLING A. Pupil: An open source platform for pervasive eye tracking and mobile gaze-based interaction [C]. *Proceedings of the 2014 ACM international joint conference on pervasive and ubiquitous computing: Adjunct publication*, 2014: 1151-1160.
- [15] LIU J, LI D, WANG L. BlinkListener: "Listen" to your eye blink using your smartphone[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2021, 5(2): 1-27.
- [16] LI D, LIU J, LEE S I, et al. Lasense: Pushing the limits of fine-grained activity sensing using acoustic signals[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2022, 6(1): 1-27.
- [17] WANG A, SUNSHINE J E, Gollakota S. Contactless infant monitoring using white noise[C]. *The 25th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, 2019: 1-16.
- [18] WANG W, LIU A X, SUN K. Device-free gesture tracking using acoustic signals [C]. *Proceedings of the 22nd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, 2016: 82-94.
- [19] CHENG H, LOU W, YANG Y, et al. TwinkleTwinkle: Interacting with your smart devices by eye blink [J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2023, 7(2): 1-30.
- [20] HU J, JIANG H, LIU D, et al. BlinkRadar: Non-intrusive driver eye-blink detection with UWB radar[C]. *2022 IEEE 42nd International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS)*. IEEE, 2022: 1040-1050.
- [21] YAMAMOTO K, TOYODA K, OHTSUKI T. Doppler sensor-based blink duration estimation by analysis of eyelids closing and opening behavior on spectrogram[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 42726-42734.
- [22] SHU Y, WANG Y, YANG X, et al. An improved denoising method for eye blink detection using automotive millimeter wave radar [J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2022(1): 1-18.
- [23] GONG J, ZHANG X, LIN K, et al. RF vital sign sensing under free body movement [J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2021, 5(3): 1-22.
- [24] DZ A, YZ A, FZ A, et al. WiFi CSI-based vital signs monitoring-ScienceDirect [J]. *Contactless Vital Signs Monitoring*, 2022:231-255.
- [25] ZHENG T, CHEN Z, CAI C, et al. V2iFi: In-vehicle vital sign monitoring via compact RF sensing [J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2020, 4(2): 1-27.
- [26] CHEN Z, ZHENG T, CAI C, et al. MoVi-Fi: motion-robust vital signs waveform recovery via deep interpreted RF sensing [C]. *Proceedings of the 27th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, 2021: 392-405.
- [27] ZHENG T, CHEN Z, ZHANG S, 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*, 2021: 111-124.
- [28] 吴耿俊,周金海,雷雯,等.一种基于呼吸样本空间的超宽带雷达身份识别方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(1):8.
- WU G J, ZHOU J H, LEI W, et al. UWB radar identification based on breathing sample space [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(1):8.
- [29] BELOUHRANI A, ABED-MERAIM K, CARDOSO J F, et al. A blind source separation technique using second-order statistics [J]. *IEEE Transactions on signal processing*, 1997, 45(2): 434-444.

- [30] HYVÄRINEN A, PAJUNEN P. Nonlinear independent component analysis: Existence and uniqueness results [J]. *Neural networks*, 1999, 12(3): 429-439.
- [31] HYVARINEN A, MORIOKA H. Nonlinear ICA of temporally dependent stationary sources [C]. *Artificial Intelligence and Statistics*. PMLR, 2017: 460-469.

## 作者简介



荆楠, 分别于 2001 年, 2004 年, 2015 年于燕山大学获得学士, 硕士和博士学位, 现为燕山大学副教授, 主要研究方向为智能感知, 射频计算。

E-mail: jingnan@ysu.edu.cn

**Jing Nan** received her B. Sc., M. Sc., and Ph. D. degrees all from Yanshan University in 2001, 2004, and 2015, respectively. She is currently an associate professor at Yanshan University. Her main research interests include smart sensing and radio frequency computing.



刘冠男, 分别于 2015, 2023 年获得山西师范大学学士学位, 燕山大学硕士学位。主要研究方向为毫米波雷达射频感知。

E-mail: 17835060730@163.com

**Liu Guannan**, received her B. Sc. and

M. Sc. degrees from Shanxi Normal University and Yanshan University in 2015 and 2023, respectively. She is currently an associate professor at Yanshan University. Her main research interest is smart sensing with millimeter wave radar.



张楠, 于 2020 年获得江南大学学士学位, 目前正在燕山大学攻读硕士学位。主要研究方向为毫米波雷达射频感知。

E-mail: zhangnan071@stumail.ysu.edu.cn

**Zhang Nan** received her B. Sc. degree from Jiangnan University in 2020. She is currently a master student at Yanshan University. Her main research interest is smart sensing with millimeter wave radar.



王林, 于 2003 年获得西北师范大学学士学位, 2009 年, 2015 年获得燕山大学硕士和博士学位, 现为燕山大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能物联网。

E-mail: wlin@ysu.edu.cn

**Wang Lin** received his B. Sc. degree from Norwest Normal University in 2003, and received his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Yanshan University in 2009 and 2015, respectively. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at Yanshan University. His main research interest is smart IoT network.