



研究与开发

基于毫米波雷达的非接触式心电重构算法

罗景雪, 张远辉, 戴潇, 付铎, 刘康
(中国计量大学机电工程学院, 浙江 杭州 310018)

摘要: 近年来, 毫米波雷达信号在医疗监测领域的应用日益广泛, 实现雷达信号到心电信号的精准映射已成为满足日常持续性非接触心电监测需求的关键挑战。详细介绍了毫米波雷达信号处理流程, 探索了雷达信号与心电信号的细粒度映射关系, 引入基于卷积块注意力机制模块 (convolutional block attention module, CBAM) 的卷积自编码器 (convolutional autoencoder, CAE) 与双向长短期记忆 (bidirectional long short-term memory, BiLSTM) 组合的 CAE-BiLSTM 深度学习网络, 实现了雷达信号到心电图的非线性转换。实验结果表明, 所提方法在形态学精度上的中位数为 0.92, 特征峰预测误差低于 50 ms, 显著增强了雷达信号与心电信号的映射关系, 为非接触式心电信号的生成提供了新思路。

关键词: 毫米波雷达; 非接触式; ECG; 生命体征监测

中图分类号: TN958

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2024238

Non-contact ECG reconstruction algorithm based on millimeter wave radar

LUO Jingxue, ZHANG Yuanhui, DAI Xiao, FU Duo, LIU Kang
College of Mechanical and Electrical Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China

Abstract: With the wide application of millimeter-wave radar signals in medical monitoring, accurately mapping these signals to ECG signals has become a key challenge in meeting the needs for daily continuous non-contact ECG monitoring. The signal processing flow of millimeter-wave radar was introduced in detail, the fine-grained mapping relationship between radar signals and ECG signals was explored, and the nonlinear transformation from radar signals to electrocardiograms was achieved through the introduction of the CAE-BiLSTM deep learning network, which was a hybrid of a convolutional autoencoder (CAE) and bi-directional long short-term memory (BiLSTM), incorporating the convolutional block attention module (CBAM). The results show that the median morphological accuracy of the proposed method is 0.92, and the feature peak prediction error is less than 50 ms. The proposed approach significantly enhances the mapping relationship between radar and ECG signals and offers a new idea for generating non-contact ECG signals.

Key words: millimeter wave radar, non-contact, ECG, vital sign monitoring

收稿日期: 2024-08-16; 修回日期: 2024-10-09

通信作者: 张远辉, zyh@cjl.u.edu.cn

基金项目: 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LY19F010007)

Foundation Item: The Natural Science Foundation of Zhejiang Province of China (No.LY19F010007)

0 引言

随着全球人口老龄化的加剧,健康问题引起了各界的广泛关注。心脏作为人体复杂且至关重要的器官之一,其健康状况备受瞩目。因此,心血管疾病的预防和心脏的日常持续监测成为众多学者研究的热点之一^[1]。目前,心脏监测主要依赖于接触式设备,如传感器和电极等。这些设备虽然具备高精度,但也存在由直接接触生命体所带来的局限性:长时接触可能导致人体不适,且不适用于烧伤患者、婴幼儿等特殊群体,也不适用于需要长时间连续监测以捕捉偶然事件的心血管疾病患者。因此,研发一种高效、无负担、可长期工作的非接触式生命体征监测系统,成为迫切的需求和研究的热点。

近年来,学术界已经开展了大量相关研究。文献[2]开发了一种基于 Wi-Fi 设备的实时生命体征监测系统,用于心率估计;文献[3]利用红外热成像对前额区域的血管段进行监测来实现心率估计;文献[4]应用了脉冲无线电超宽带(impulse radio ultra-wideband, IR-UWB)雷达来处理呼吸谐波等混合信号,从中提取心跳相位信号以实现心率估计;文献[5]进行了基于毫米波雷达(AWR1642+DCA1000)的生命体征检测研究,并取得了较好的鲁棒性。

尽管近年来在利用无线电传感信号实现心率和心动周期等监测方面取得了显著进展,但所提供的信息仍较为有限,尚无法为医学专家提供足够详细的数据支持。为了解决这一问题,一些研究者开始尝试利用深度学习技术来深入探索非接触式心脏生命体征检测。例如,文献[6]结合雷达信号和深度学习实现了非接触式心震图(seismocardiogram, SCG)的描绘;文献[7]开发了 PhysNet 模型,该模型通过远程光体积变化描记图法(remote photoplethysmography, rPPG)来测量心率变异性。然而,这些方法在信息的详

细程度上仍无法与心电图(electrocardiogram, ECG)信号相媲美。

ECG 信号可以详细描述整个心动周期的电信号变化,是临床中常用的诊断工具之一,也是预判多种心脏疾病前兆的黄金标准。ECG 信号由窦房结周期性地产生电信号,这些信号经心房、心室等部位传导,驱动心脏兴奋和收缩,以有节律的方式将血液泵送至全身,从而产生心脏在各阶段的电活动^[8]。因此,实现非接触式心电监测在临床应用和日常健康监测领域具有巨大的潜力。

毫米波雷达近年来被广泛应用于非接触监测中。本文采用了 60.5 GHz 的毫米波雷达,其波长较小、精度较高,距离分辨率可以达到亚毫米级别,具有穿透衣物的能力,相较于 Wi-Fi 信号其对人体的辐射更小,不易受温度等环境干扰,稳定可靠且寿命较长,适用于非接触式探测,这为本文的研究提供了理论硬件支持。关于毫米波雷达到 ECG 信号之间的非线性映射,其本质问题是建模心脏的机械运动与电活动之间的复杂非线性关系,近年来已有多项研究提供了理论支持,文献[9]的研究表明,雷达可以捕捉胸部因心脏收缩和舒张引发的机械运动信号,如多普勒心动图(Doppler cardiogram, DCG),其时序信息与 ECG 信号中的 P 波、QRS 波和 T 波具有一定相关性,尽管两者来源于不同的物理过程,但通过该研究中的数学模型可以建立两者的非线性映射关系;文献[10]通过维纳滤波器构建了雷达心脏模型,使雷达信号接近同时期获取的 ECG 信号,验证了机械运动与心电信号之间非线性转换的可能性。以上研究为本文奠定了理论基础。

如今,雷达信号到心电信号的转换成为一项新兴的研究热点,并且越来越多的研究者使用深度学习工具展开了探索。文献[11]首次完整展示了雷达射频信号重建 ECG 信号方面的潜力,他们所用的网络基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和 Transformer 架构。文献[12]基



于雷达信号的频域特性设计了RSSRnet,成功重构了ECG信号。此外,文献[13]基于CNN与长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络的基础混合模型实现了雷达到ECG信号的构建,但其信噪比较低,限制了该方法的广泛应用。

基于此背景,本文面向心电信号日常持续性非接触监测的需求,提出了一整套基于毫米波雷达的心电重构预测方案。由于雷达检测到的人体相位信号混合了呼吸、身体随机运动等杂波,从中仅提取由心脏机械运动引起的微动成分成为一大挑战。本文针对此问题进行了细致的信号分析与对比实验,提出了以离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)为主的雷达信号处理方法,有效优化了数据集并加强了雷达信号与心电信号的映射关系。在此基础上,本文进一步提出了基于卷积块注意力机制模块(convolutional block attention module, CBAM)的卷积自编码器(convolutional autoencoder, CAE)与双向长短期记忆(bi-directional long short-term memory, BiLSTM)组合模型,探索处理后的雷达信号与时间同步的心电信号之间的复杂非线性对应关系,最

终实现了雷达信号到心电信号的细粒度重构。该方案为非接触式心电信号的生成提供了新思路,同时实验验证了该方案的有效性。

1 雷达检测原理及处理流程

1.1 毫米波雷达检测原理

毫米波雷达发射的是一种线性调频连续波(frequency modulated continuous wave, FMCW)信号。FMCW振幅-时间和频率-时间以及中频信号生成示意图如图1所示。

一般会假设线性调频脉冲为锯齿形正弦波,如图1(a)所示,图1(b)展示了其频率随时间而线性增加,图1(c)图展示了毫米波雷达的发射信号、回波信号以及经混频器混合后生成的中频信号,其中 S_r 为中频信号的频率。中频信号经过模数转换器(analog-to-digital converter, ADC)转换为数字信号,再送入数字处理单元进行处理,最后生成可用于后续分析的数字信号。本文通过以太网接口传输雷达采集的ADC信号,再由解码器解码以获取包含雷达各项信息的日志文件,为后续的信号分析做准备。下面进一步介绍

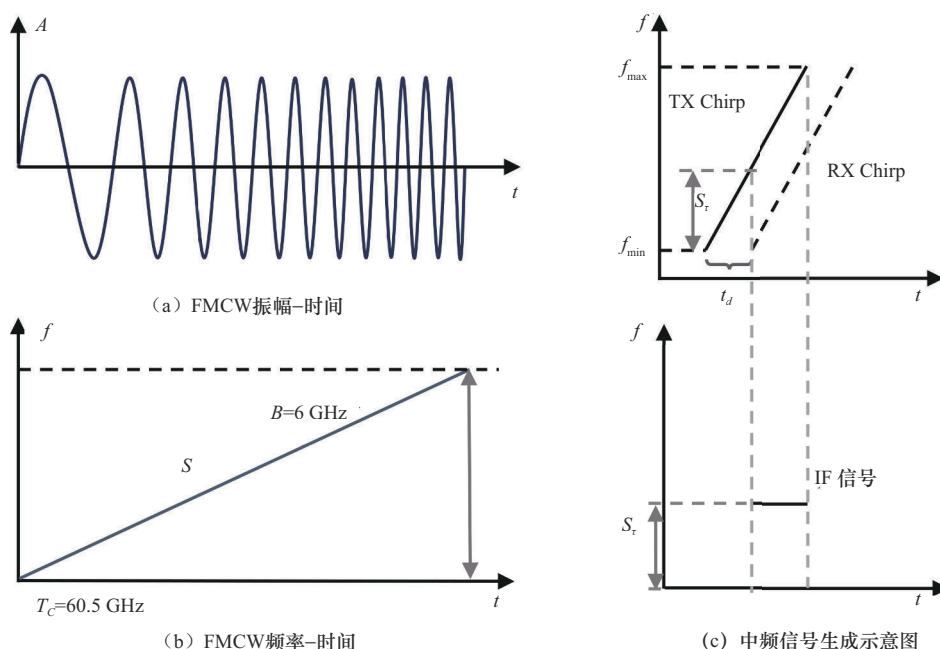


图1 FMCW振幅-时间、频率-时间和中频信号生成示意图

毫米波雷达检测的原理。

在生命活动（如呼吸和心跳）的过程中，人体的胸腔和腹腔会产生有规律的周期性微小振动。虽然这些振动幅度较小，但它们足以影响毫米波雷达信号的特性，如信号的强度、幅度和相位。因此，本文针对人体准静态（如静坐）下的心脏微动进行了检测。

假设检测对象在测量期间基本保持在相同的位置（同一距离门下），进而可以提取目标所在距离门的 FMCW 信号相位变化。提取的相位信号主要包含在准静态正常呼吸状态下，由呼吸和心跳引起的胸腔微动信息。皮肤微动距离用 ΔR 表示，雷达波长用 λ 表示，则对应的相位变化 $\Delta\phi$ 的表达式为：

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

FMCW 毫米波雷达发射信号 $S_T(t)$ 的数学模型表达式为：

$$S_T(t) = A_T e^{j(2\pi f_c t + \pi \frac{B}{T_c} t^2)} \quad (2)$$

其中， T 表示发射天线， A_T 、 f_c 分别为发射信号的振幅、起始频率， c 表示啁啾（Chirp）信号， B 、 T_c 为发射信号带宽、扫频时间， S 为调频斜率，雷达发射信号一般用复数信号表示， j 表示虚数单位。经目标反射的信号再由雷达接收形成回波信号 $S_R(t)$ ，表达式为：

$$S_R(t) = \alpha S_T(t)(t - t_d) = \alpha A_T e^{j(2\pi f_c(t - t_d) + \pi \frac{B}{T_c}(t - t_d)^2)} \quad (3)$$

其中， R 表示接收天线， α 为目标反射系数， d 为雷达与目标的径向距离， c 为光速，回波时延 t_d 的表达式为：

$$t_d = \frac{2d}{c} \quad (4)$$

通过发射信号与回波信号混频后可得到中频信号 S_{IF} ，这里用复数格式表示，以便关注它们的相位变化，设 ϕ 为初始相位，* 为混频符号，则表达式为：

$$\begin{aligned} S_{IF}(t) &= S_T(t) * S_R(t) = \\ &\alpha A_T^2 e^{j\left(2\pi \frac{B}{T} t_d t + 2\pi f_c t_d + \pi \frac{B}{T} t_d^2\right)} = \\ &\alpha A_T^2 e^{j\left(4\pi \frac{Bd}{cT} t + \frac{4\pi d}{\lambda} + o\left(\frac{2d}{c}\right)\right)} \approx \\ &\alpha A_T^2 e^{j(2\pi f_{IF} t + \phi)} \end{aligned} \quad (5)$$

通过在 nT_S 时间内连续提取距离门为 m 处的相位变化 $\Delta\phi(nT_S)$ 来获取微动信号，其中 n 为每帧的索引， T_S 为一个帧周期，微动信号的表达式为：

$$\Delta R(m, nT_S) = \frac{\lambda}{4\pi} \Delta\phi(m, nT_S) \quad (6)$$

其中， m 为人体所在距离门，由转换关系可知， $\Delta\phi(m, nT_S)$ 的相位变化基本可以代表人体胸腔皮肤的微动信息。

1.2 雷达信号处理流程

1.2.1 雷达信号预处理

预处理的步骤包括获取毫米波雷达 ADC 数据并构建快慢时间维矩阵，再进行傅里叶变换，具体过程如下。在串口端对雷达板进行配置后，射频端开始工作。为避免用户数据报协议（user datagram protocol, UDP）传输的丢包现象，本文采用传输控制协议（transmission control protocol, TCP）进行雷达数据采集。计算机端接收到无线信号后，会通过解码将其转换为包含帧、采样点、接收时间等信息的日志文件。本文采用单发单收模式，不需要考虑天线维，因此解析日志文件后可构建雷达信号的二维矩阵。其中矩阵的快时间维对应采样点，代表距离单元；慢时间维由每帧的第一个 Chirp 堆叠而成，代表时间信息。然后对矩阵进行距离维快速傅里叶变换（range fast Fourier transform, Range-FFT）操作，即可获得雷达回波信号内所有目标的距离维图谱。

1.2.2 静态杂波滤除

在日常监测环境中，雷达视野内不可避免地会有静态杂物的干扰，因此，为准确提取目标相位，需要进行静态杂波的滤除，通常会采取以下两种方法。



一种是均值相消算法：利用静止目标所在距离门下信号时延不变的特性，用每一帧信号减去对应距离门下平均回波信号，表达式为：

$$Y[m, n] = R[m, n] - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N R[m, n] \quad (7)$$

其中， m 为距离维采样点， n 为慢时间维帧数索引， N 为总帧数。静止目标的反射信号在慢时间维度几乎不随时间而波动，因此在减去均值后几乎等于零，而运动目标减去均值后其幅值在全局中显得更为突出。

另一种是动目标显示（moving target indicator, MTI）法：利用杂波抑制滤波器来抑制杂波，其时域表达式如式（8）所示。核心原理是利用运动目标与静止目标在雷达回波中的相位变化差异来实现静态杂波抑制，通过计算相邻两个雷达脉冲的差值来消除静态目标的信号，而保留运动目标的信号。

$$y(n) = x(n) - x(n-1) \quad (8)$$

其中，输入信号为 $x(n)$ ，表示第 n 次脉冲的回波信号，输出信号为 $y(n)$ ，表示相邻脉冲信号之差，用于抑制静止目标的回波信号。MTI的差分处理能有效抑制静态杂波，但也会导致背景噪声在输出中显得更为杂乱，对于微动目标不友好；均值相消算法则可以在大幅改善微动目标信噪比的同时抑制静态杂波，更适用于本文准静态的应用场景。

总静态杂波方案对比如图2所示，幅值越高代表回波信号能量越强，且无论能量强弱，静态

杂波均呈现直流分量的形式，而动态目标所在距离门信号波动较大。经过对比得出，均值相消算法的背景噪声更为干净，保留目标信息也更为完整，因此选择采用该方法。

1.2.3 相位信号提取

对于目标距离门下点序列 S ， m' 表示被锁定的距离门， n 为帧数索引， Im 、 Re 分别表示雷达复信号的虚部和实部，通过式（9）来确定初始相位 θ_n 。

$$\theta_n = \arctan \left[\frac{\text{Im}(S[m', n])}{\text{Re}(S[m', n])} \right] \quad (9)$$

计算机在对复数数据执行式（9）时，相位会在 $\pm\pi$ 处发生跳变，跳变的相位幅度为 2π 。为了得到真实的位移曲线，需要进行相位解缠绕，因此当连续值之间相位差大于或者小于 π 时，通过从相位中减去或者加上 2π 来展开相位。

为增强心跳等细节信号，从序列 θ_n 中取相邻离散相位点的差值，得到一个新的相位差序列，并对该序列进一步处理以去除脉冲噪声，这一步有益于制作高质量的数据集。

2 理论分析

2.1 时间对齐

为确保毫米波雷达与ECG心电数据采集设备的数据精准对齐，两台设备需要连接到同一台计算机上进行同步采集。心电数据的采样频率大于雷达信号，因此以心电数据为基准进行时间戳对

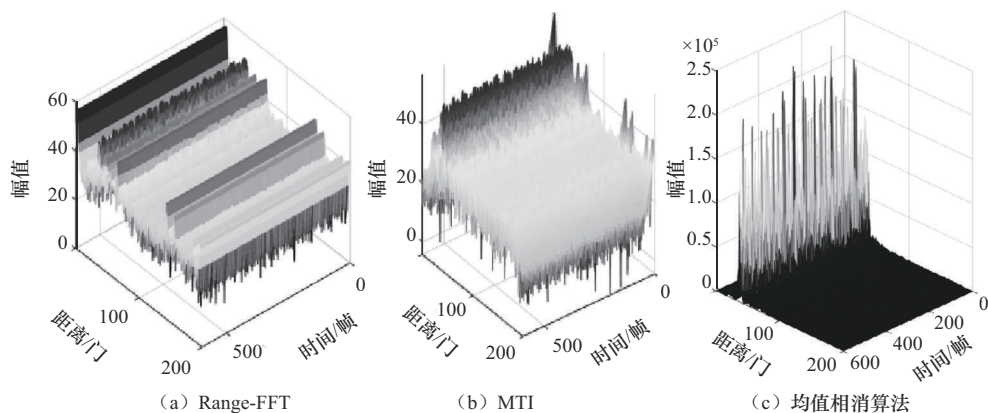


图2 总静态杂波方案对比

齐。首先确定心电数据起始和终止采样点，并找到其时间戳与雷达数据对应时间戳最接近的部分，控制时间误差 Δt 在毫秒级。截取与心电数据时间对齐的雷达数据后，进行线性插值处理，以匹配心电数据的采样点数。同时，考虑网络传输数据会导致毫秒级时延，设置补偿值进行及时调整，从而实现两台设备时间戳的对齐，确保数据点对点的对应关系准确。时间对齐原理如图3所示。

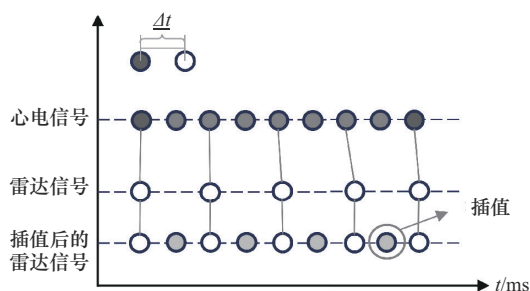


图3 时间对齐原理

2.2 屏息对齐实验

为避免如呼吸和身体等动作的干扰，要求受试者屏住呼吸并保持准静态。由于人屏住呼吸的时间有限，因此每人采集屏住呼吸状态下约 10 s 的数据进行分析。雷达放置在受试者心前区上方约 50 cm 处，经过一系列雷达信号处理后，沿雷达径向方向选择反射能量最大的信号，作为体表反射信号，相位差分后将其与心电信号对齐，雷达信号与心电信号同源性检测如图4所示。

时间戳对齐后，可以看到其中心电基础特征

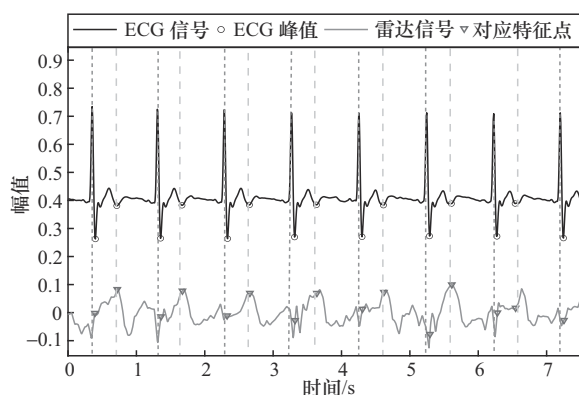


图4 雷达信号与心电信号同源性检测

点均与雷达信号有着非线性的对应关系。该实验验证了在没有呼吸干扰情况下，心电信号与同步的雷达回波信号具有相关性和同源性。

2.3 DWT分解分析

雷达在面对日常中的准静态活动（如看电视、睡觉等）时，仍需要克服呼吸谐波与身体随机运动的干扰，以从整体的人体胸腔皮肤微动信号中提取出仅由心脏机械运动引起的皮肤微动信号。为解决这一挑战性任务，文献[14]使用局部投影自适应信号分离（locally projective adaptive signal separation, LoPASS）设计了专门针对心脏机械波动信号的滤波器组，可以有效保留受试者心脏信号形态，但这种滤波器组较为复杂且复现难度高；简单的频域滤波则会导致相位信号细节丢失，不利于心脏微动信号的抓取，如文献[15]用此方法对雷达信号分析以估计呼吸率与心率，基于此，本文采用DWT离散小波变换进行信号分解分析，它既能保留信号中的心脏微动细节，又能避免过于复杂难以实现，更符合实际需求。依照DWT分解原理^[16]，实验将人体所在距离门的相位信号进行提取后进行DWT分解，雷达信号DWT分解如图5所示。

图5展示了对原始信号分解后的每层细节信号，需要进一步分析排除干扰信号，从而重构出有效的心跳信号。在分解过程中本文选用了具有良好局部化特性的Daubechies4小波基函数，文献[16]证明其在信号分解和重构方面的高效性，可达到降噪和特征提取的目的。然后设定适当的尺度因子，以确保信号分解的深度，最终基于Daubechies4分解为11个固有模态函数（intrinsic mode function, IMF）。每次会分解1个近似函数和1个细节信号，把最后分解的近似信号与之前所有细节信号相加，则可重构原始信号，即离散小波逆变换（inverse discrete wavelet transform, IDWT）。

图5心跳基频范围内的信号有IMF2~IMF5，为保证有效信号不丢失，将IMF2~IMF5进行IDWT重构，IDWT重构心电对比如图6所示。

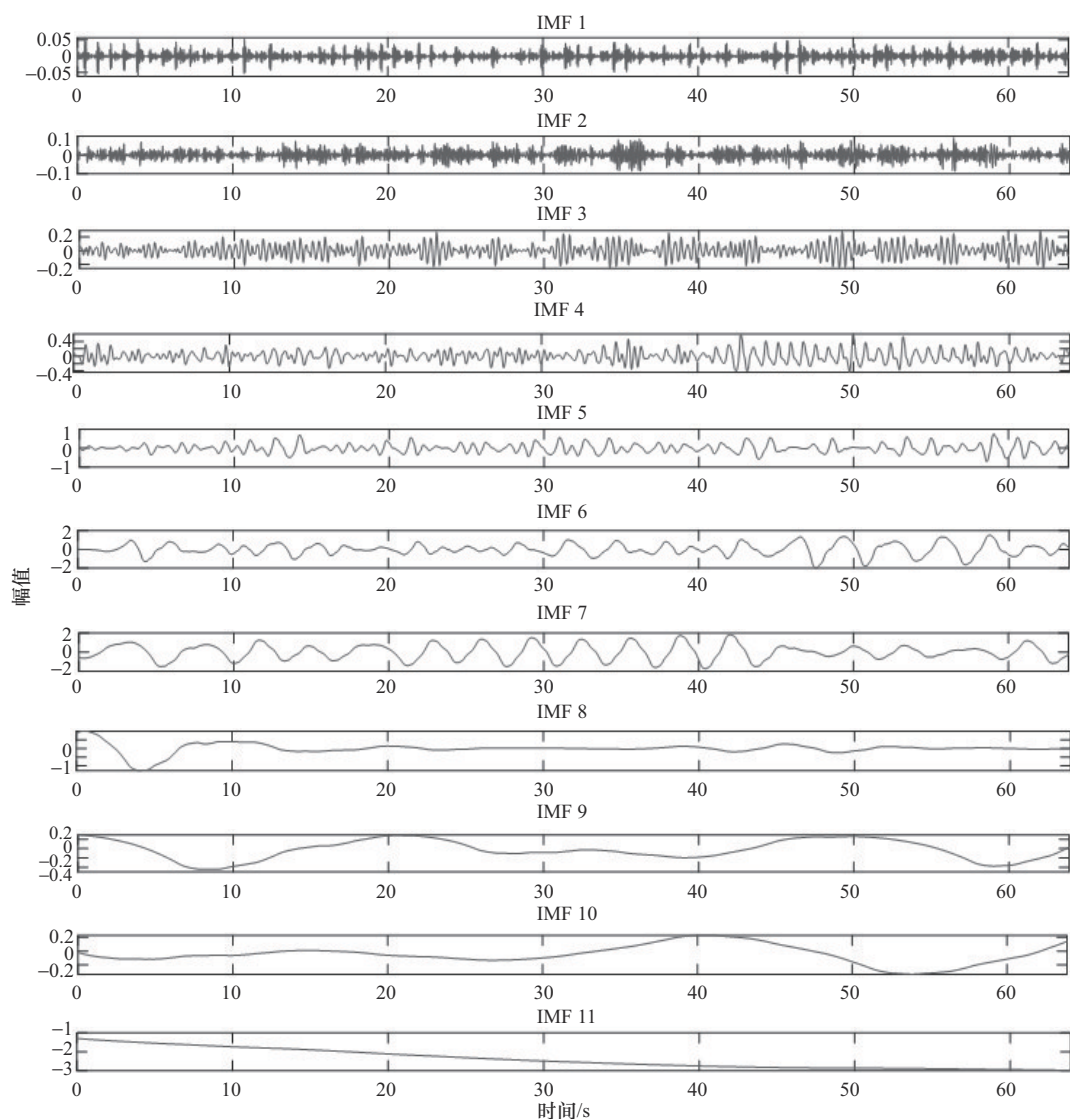


图5 雷达信号DWT分解

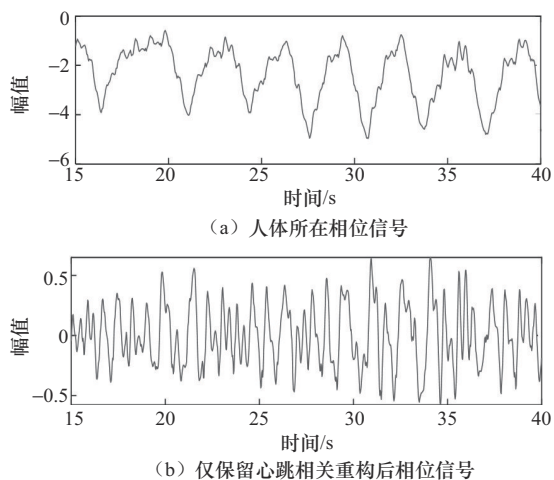


图6 IDWT重构心电对比

为确保过滤掉的信号均与心脏运动无关，对不同频段的IMF进行分析。呼吸信号对比如图7所示，首先IMF6~IMF7与经过带通滤波器（0.17~0.7 Hz，约10~42次/min）过滤的呼吸波形基本重合，说明其为呼吸信号，需要去除；IMF8~IMF11均小于呼吸频率，与心跳信号一定无关，推测其为身体随机运动导致的无效信号；IMF1则不在心跳基频范围内，且波形杂乱，频率较高，故推测其为工频干扰的高频细节噪声，也需要去除。

为评估差分操作对数据集制作的帮助，进行

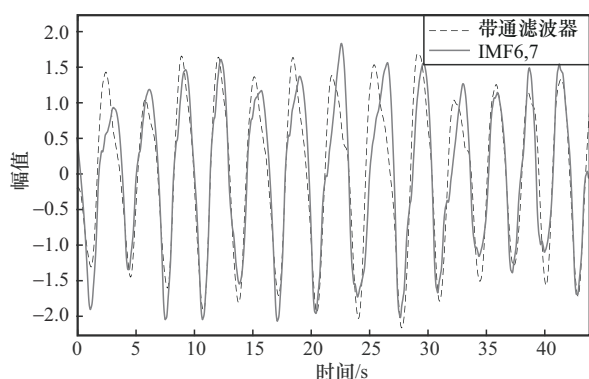


图7 呼吸信号对比

了多种雷达信号与心电信号对比实验。多种雷达信号与心电信号对比如图8所示, 其中包含毫米波雷达原始人体胸腔相位信号 (radar raw data, RRD)、DWT 小波重构后信号 (processed radar data, PRD)、重构信号再进行差分的信号 (processed diff radar data, PDRD)。对比这3种信号与同步后的ECG信号发现, PDRD信号与心电信号之间的对应关系最为明显。因此, 选取PDRD信号与同步的心电数据来构建数据集。

前文图4验证了在屏息状态下雷达信号与同步心电信号之间存在非线性对应规律。图8进一步展示了在正常呼吸干扰情况下, 经过DWT处理后的PDRD信号与同步心电信号之间仍然有一定的非线性对应规律, 有效验证了经DWT信号处理可以加强雷达信号与心电信号的映射关系。

此外, 数据集的制作也需要对心电信号进行基础处理。本文采用低通滤波及变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 算法进行处理, 以去除脉冲噪声和基线漂移。心电信号处理如图9所示, 图9对比了处理前和处理后的心电信号, 验证了处理方法进一步改善了心电信号的质量, 因此, 其更适用于数据集的构建。

在上述理论验证的基础上, 进行数据集制作与划分。这里保证每个样本约5个ECG信号, 即512个采样点为一组, 约为3.36 s; 平均单个完整

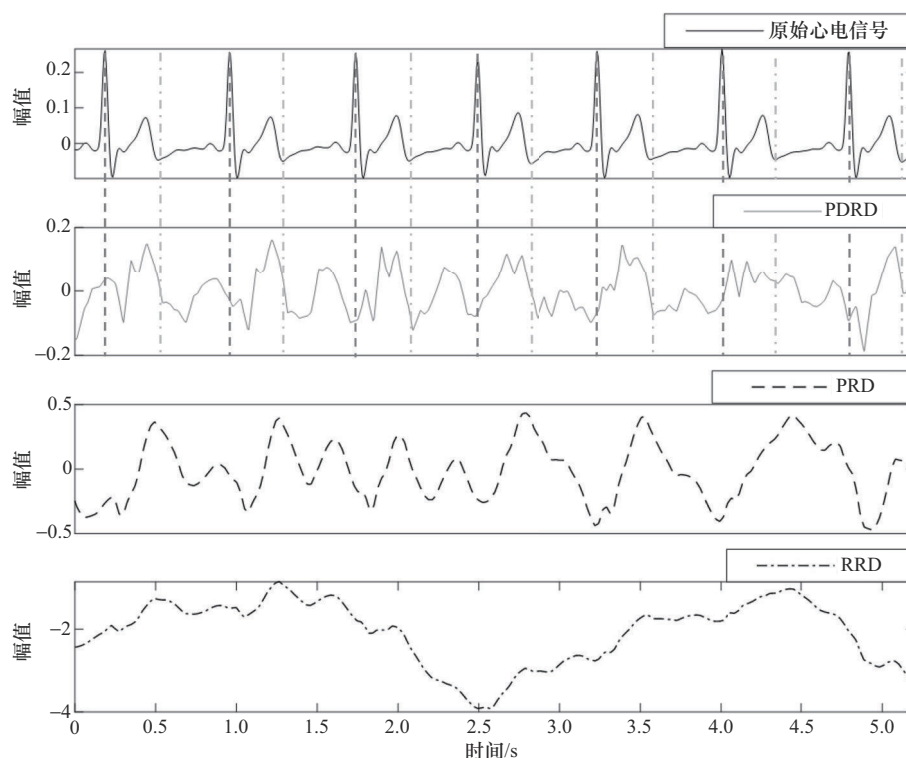


图8 多种雷达信号与心电信号对比



ECG 约为 103 个采样点, 每人采集约 20 min 的数据, 采集 14 个人的数据作为总数据集, 共 5 006 个片段数据。其中, 前 80% 作为训练集, 中间 10% 作为测试集, 最后 10% 作为验证集。

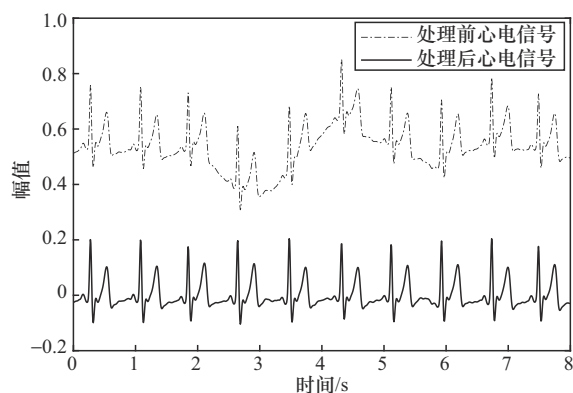


图9 心电图信号处理

2.4 模型设计与验证

2.4.1 网络架构与超参数设置

本文所用模型主要由 3 个模块组成, 其中一维卷积自编码器为主要框架, 用于捕捉雷达信号中与 ECG 相关的隐形特征; CBAM 注意力模块加入作为补充注意力机制; 最后通过 BiLSTM 模块加强时间特征的捕捉生成特征向量, 全连接层实现重构, 深度学习网络架构细节如图 10 所示。

编码器	解码器+BiLSTM
1D-Conv Layer(3,4)	Transposed-Conv Layer(8,32)
1D-Conv Layer(8,64)	Activation:tanh
BatchNorm1d Layer	Transposed-Conv Layer(8,64)
1-D Maxpooling Layer(2)	BiLSTM(8)
1D-Conv Layer(8,32)	Fully Connected Layer(8)
BatchNorm1d Layer	drop out(0.2)
Activation:tanh	Fully Connected Layer(4)
1-D Maxpooling Layer(2)	drop out(0.3)
CBAM	Fully Connected Layer(1)

图10 深度学习网络架构细节

具体而言, 编码器如图 10 所示的左栏部分, 首先执行 3 个内核大小为 4×4 的卷积滤波器用于降维, 提高模型推理速度; 再执行 8 个 64×64 大

小的卷积滤波器进行特征提取; 然后进行内核大小为 1×2 的最大池化运算用于降低输入数据维数; 后一层卷积采用不同大小的卷积核, 用于提取不同尺度的特征。同时结合批量归一化层来加速收敛并提高训练稳定性, tanh 层作为激活函数增加非线性能力并捕获更多复杂的特征。

轻量级的卷积注意力模块 CBAM 融合了通道注意力 (channel attention, CA) 和空间注意力 (spatial attention, SA), 能够结合二者进行自适应特征优化, 有效增强了网络对信号的表征能力。

如图 10 所示的右栏部分, 解码器由两组一维转置卷积层构成, 呈现几乎与编码器对称的架构, 以根据编码的特征向量尝试重构 ECG 数据。解码后的特征被传递给 BiLSTM, 针对序列的时间依赖性进行建模, 充分考虑输入信号时间特征, 从而增强信号的时序相关性建模。最后将得到的特征数据转换为投影矩阵, 编码向量通过 3 层全连接层映射到潜在分布中并指定输出大小, 加上正则化处理防止过拟合, 实现最终重建效果。

超参数的设定: 选用 Adam 优化器, 增强训练效率, 为解决初始学习率过大导致的训练不稳定问题, 采用 warm-up 策略使学习率在前 10 个 epoch 内逐渐增加, 以避免训练开始时的震荡。训练共进行约 300 轮, 批量大小设置为 32, 并在每轮训练后对数据进行一次洗牌, 提高模型泛化能力。选用均方误差 (mean square error, MSE) 作为损失函数, 随着小批量梯度下降不断更新模型的参数。设置早停机制, 当验证集损失在连续 10 个 epoch 内无改善时, 训练即终止, 用于防止训练次数过多导致的过拟合问题。CAE-CBAM-BiLSTM 模型架构如图 11 所示, 展示了模型组合关系和数据流动路径。

2.4.2 消融试验

为有效评估模型, 引入以下指标: 皮尔逊相关系数 (Pearson correlation coefficient, PCC)、

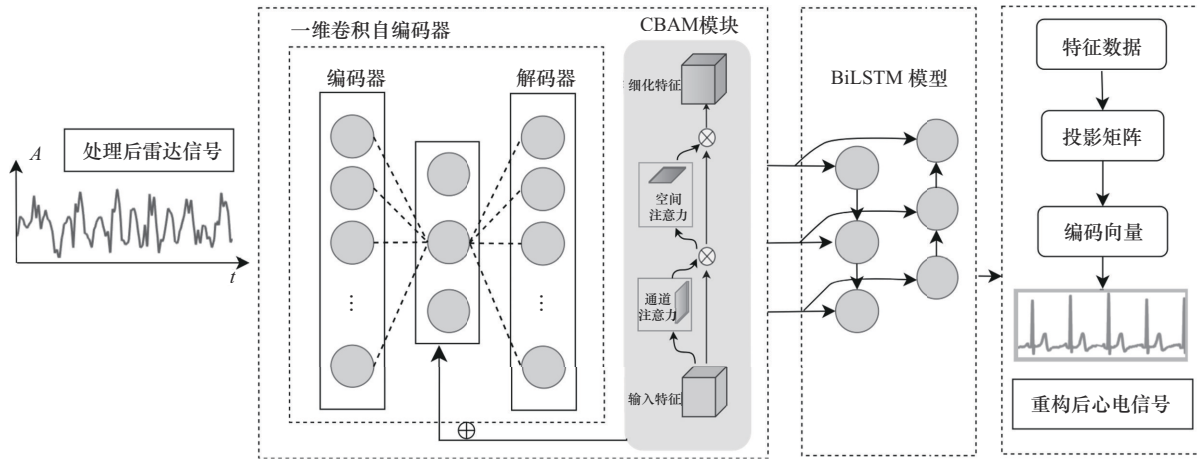


图11 CAE-CBAM-BiLSTM模型架构

信噪比（signal-to-noise ratio, SNR）、归一化均方根误差（normalized root mean squared error, NRMSE），各个指标对应的表达式如下。

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{PCC} = \text{cov}(x, x') = \frac{(x_i' - \bar{x}_i')^T (x_i - \bar{x}_i)}{\sqrt{(x_i' - \bar{x}_i')^2} \sqrt{(x_i - \bar{x}_i)^2}} \\ \text{SNR} = 10 \lg \left(\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - x_i')^2} \right) \\ \text{NRMSE} = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - x_i'|}}{x_{\max} - x_{\min}} \end{array} \right. \quad (10)$$

其中， x_i 表示原始信号， x_i' 表示预测信号， N 表示信号总片段数。指标中，PCC用于评估重建信号与其参考传感器真实值之间的协方差程度，越靠近1则表示线性相关度越高，这里为均值。NRMSE用于衡量重构信号与真实信号之间的差异，式（10）使用归一化可确保其值与数据规模无关，值越小表示预测值和实际值之间的一致性越好。从SNR角度评价重建信号的保真度，其值越高信号复现程度越好，噪声理解为 x_i 与 x_i' 的差异。

为从多角度分析不同模块对整体信号重构性能的贡献度，根据以上指标进行消融实验。消融实验结果见表1。

表1 消融实验结果

模型	PCC	SNR/dB	NRMSE
CAE	0.841	4.23	0.104
BiLSTM	0.620	2.43	0.247
CAE-BiLSTM	0.903	5.56	0.065
CAE-BiLSTM-CBAM	0.916	6.93	0.058

消融实验表明，CAE作为信号重构的关键模块，对整体性能贡献度最大，在捕获信号关键特征方面发挥着重要作用。虽然BiLSTM单独使用时性能较低，但与自编码器结合后能更精细地塑造信号时序特性，进一步提升各项指标。此外，CBAM注意力模块能在保留关键信息的同时抑制无关信息，相比原模型，PCC提升1.44%，SNR提升1.37 dB，NRMSE降低0.016。完整模型的SNR相比BiLSTM提高了4.5 dB，验证了该模型重构的ECG信号具有较高保真度。表1中各项数据证明了CAE-CBAM-BiLSTM模型网络为最佳组合。

2.4.3 模型对比试验

对于信号分离重构的序列到序列问题，一般通过构建端到端的编码-解码架构来解决^[17]，编码器将时域信号转化为高维特征向量，解码器则根据这些特征重建信号。因此，这里选用了近年主流的编码解码架构模型进行性能对比，如Transformer^[18]、Unet^[19]，同时与一个基础CNN模型作比较。模型对比试验见表2。



表2 模型对比试验

模型	PCC	MAE	NRMSE	时间/s
CNN	0.221	0.102	0.227	5.3
Unet	0.873	0.054	0.069	8.7
Transformer	0.452	0.088	0.163	9.3
Proposed	0.916	0.031	0.058	6.3

Proposed表示本文所提模型，Time指标表示模型处理相同批量数据集的推理时间，平均绝对误差（mean absolute error, MAE）如式（11）所示，用于更直观地评估重构与真实信号之间的误差。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - \hat{x}_i| \quad (11)$$

由表2可知，本文所提模型相较于其他表现出较强的重构精度和计算效率，相较于Transformer在PCC、MAE、NRMSE和Time分别优化了0.464、0.057、0.105和3 s。其中Unet重构精度也很高，本文所提模型与其相比较，差异较小但仍然显著，且在推理时间上缩短了2.4 s。此外，所有编码-解码架构模型各项指标均优于基础卷积网络，进一步验证了编码-解码架构在重构任务中的有效性。

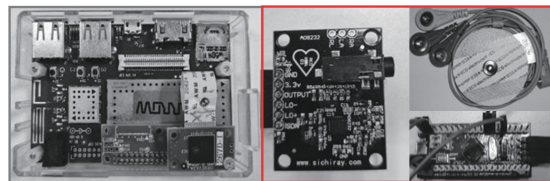
总体来说，选择CAE-CBAM-BiLSTM混合模型的原因在于3个模块各司其职、相互配合。自编码器架构相比单一深度学习模型展现了更好的特征提取性能，BiLSTM模块对信号的时序周期性敏感，确保了输出与输入信号时间上的一致性，CBAM模块则进一步加强了网络特征提取能力。三者结合有效捕捉了非线性且复杂的雷达信号时空特征，实现了高保真度心电信号的细粒度重构。

3 实验验证与分析

3.1 硬件搭建

本文涉及的总硬件设备如图12所示。图12（a）为日本SOCI1221AR3型号雷达，单发单收，通过以太网通信传输雷达数据。图12（b）为

AD8232型号的心电采集模块，以及需要配合使用的STM32套件与氯化银电极贴。



（a）SOCI1221AR3型号雷达 （b）AD8232型号心电采集模块

图12 总硬件设备

针对本文需求，配置雷达各项硬件参数见表3，其中设定距离分辨率为2.5 cm（距离门长度），以确保对人体胸腔表面皮肤相位信号的精确捕捉。

表3 配置雷达各项硬件参数

参数	值
起始频率	60.5 GHz
扫频时间	1 100 ms
帧率	40 Hz
带宽	6 GHz
分辨率	2.5 cm
采样点	512

3.2 实验环境搭建

在数据采集中，人体正面朝向雷达，确保胸前没有佩戴任何金属挂件，处于静坐状态，避免因体位变化及金属引起的信号干扰。数据采集过程示意图如图13所示。

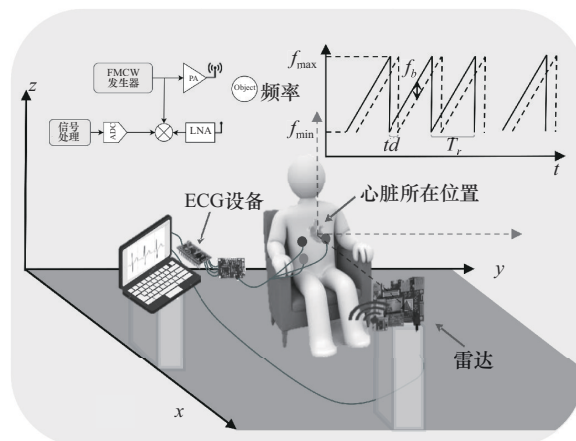


图13 数据采集过程示意图

3.3 不同信号处理对比实验

为验证第2.3节提出的信号处理方法的有效性,在同等实验环境下,设置几组不同处理方式的雷达信号以及与它们同步的心电信号作为数据集。除了PDRD信号,另外复现了两种处理雷达信号的方式:一种是设置通带频率范围为 $0.85\sim 1.7\text{ Hz}^{[20]}$ ($51\sim 102$ 次/min,陡峭度为0.99)的带通滤波器(band-pass filter, BPF)1对原始雷达信号直接进行滤波,该方法使用频域估计直接估算心率,可以获得较小的误差;另一种是设置通带频率范围为 $18\sim 35\text{ Hz}^{[21]}$ 的四阶IIR巴特沃斯带通滤波器BPF2,用于SCG信号能够表示与ECG信号相关的内在心脏机械操作类心音反应,而机械振动由电信号引起,因此该范围可作为对比对象。在对规定范围内的信号进行带通滤波后,使用多分辨率离散小波变换(multiresolution discrete wavelet transform, MODWT)算法滤除无关噪声。数据对齐后展示了它们均与心室收缩引起机械活动有着一定的非线性对应关系。不同雷达信号的处理方案与同步心电信号对比如图14所示。

将以上信号制作不同数据集分别输入第2.4节所述的网络进行训练,并保存训练好的网络。使用未参与训练的数据评估这些网络的预测性能。用PCC、NRMSE、 R^2 指标评估重构信号与原始心电信号的相关性,数据集对比预测效果见表4。

表4 数据集对比预测效果

指标	PDRD	BPF1	BPF2
PCC	0.916	0.017	0.231
R^2	0.879	0.014	0.272
NRMSE	0.049	0.235	0.184

由表4可知,PDRD数据集训练网络的各项指标远超于其他数据集训练的网络。其中,新增指标 R^2 是评估模型拟合优度的关键指标,可通过残差平方和(residual square summary, RSS)与总离差平方和(total of summary square, TSS)计算得出。RSS表示预测值与真实值之间的偏差,TSS反映数据相对于均值的总波动,其表达式如式(12)所示, R^2 越接近1,表示模型拟合效果越好。另外两项指标在式(10)中进行了描述。

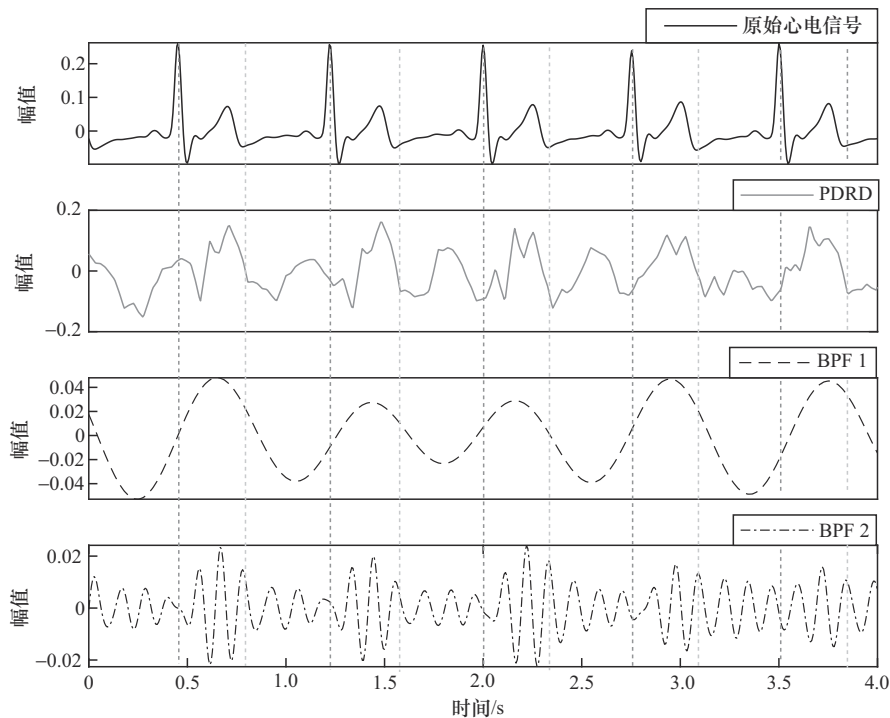


图14 不同雷达信号的处理方案与同步心电信号对比

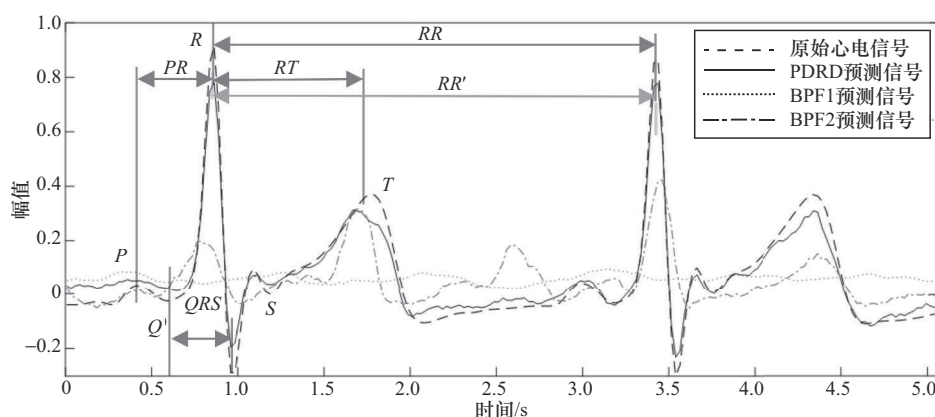


图15 不同网络模型预测效果对比

$$R^2 = 1 - \frac{RSS}{TSS} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - x_i')^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (12)$$

不同网络模型预测效果对比如图15所示。为了更清晰地展示信号处理优化数据集的有效性，图15直观展示了表4对应的预测效果。由图15可知，PDRD的重构效果几乎与真实心电图完全吻合，BPF1与BPF2则重构效果不佳。此外，图15中ECG最重要的几个特征区间基本预测准确，为设置重构信号准确性试验做了一定铺垫。

BPF1信号预测效果很差，推测原因为滤波器引起的失真导致过滤后的类正弦信号与心动周期为非恒等对应，导致网络找不到合适对应关系。BPF2有一定的预测效果，但形态拟合效果太差以致无法应用，推测原因为数据不稳定且波形频率较高，现有的线性处理方法无法保证其信号一致性，需要进一步进行信号分析。该对比试验结果验证了本文信号处理流程有效优化了数据集，且更适用于第2.4节所提出的深度学习网络架构。

3.4 重构信号准确性试验

为验证重构心电图的准确度以及其捕捉心跳各个特征点的能力，现从以下两方面对其设定指标进行评估。首先从应用层面考虑，为帮助专家诊断，重构后心电信号的形态学精度需要尽可能高。

皮尔逊线性相关度箱形图如图16所示。图16展示了14个受试者的形态学表达性能，受试者包含8男6女，年龄范围为18~45岁。

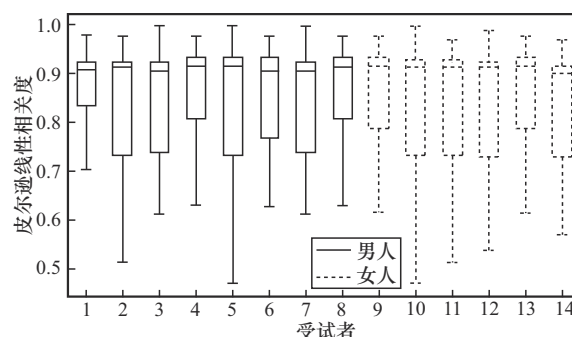


图16 皮尔逊线性相关度箱形图

14个受试者的皮尔逊线性相关度的中位数基本都在0.9以上，箱型图的下四分位到上四分位基本在0.75~0.94波动，说明重构的心电有着较好的拟合效果，接近真实心电图，也同时验证了该算法在不同性别、不同实验者身上有着良好的泛化性能。

除了形态学精度，还通过判断各个特征点的预测是否有延迟来评估重构心电图的准确性。其中心电图的3个特征峰（P峰、R峰、T峰）是帮助临床诊断的重要指标。因此，使用neurokit2库^[22]绘制总数据的预测与原始心电图特征峰（P峰、R峰、T峰）绝对值误差累积分布函数（cumulative distribution function, CDF）

以及箱型图。心脏特征峰绝对误差累积分布函数及箱型图如图 17 所示。

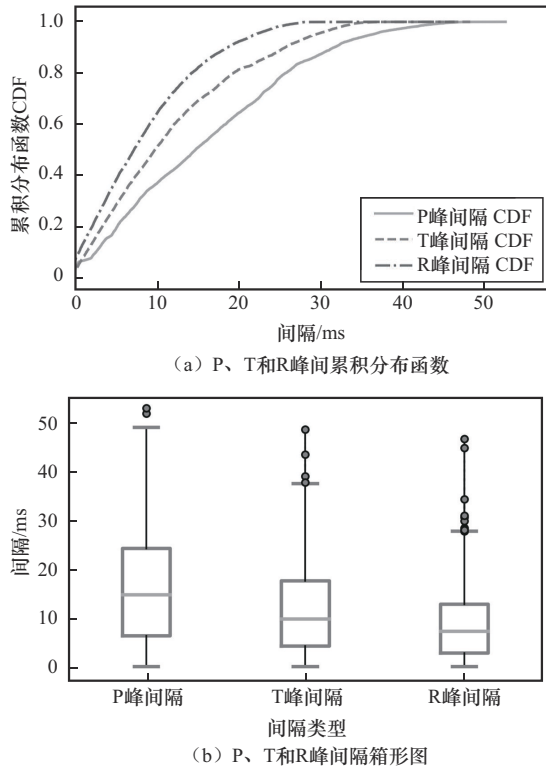


图 17 心脏特征峰绝对误差累积分布函数及箱型图

由图 17 分析可得，CDF 图中，90% 以上误差都在 40 ms 以下，箱型图中，R 波、T 波的预测误差基本可以保证在 20 ms 以下，而 P 波误差的箱型上界在 30 ms 以下，基本符合预期。从心脏运动科学角度来看，P 波为心跳起搏的点火装置，其导致的振动更为微小，因此也更易受干扰，误差偏大符合常理，推断神经网络训练时更偏向经验预测。

以上分别从形态拟合以及间隔误差两个角度验证了重构信号的准确性以及试验方法的有效性。

3.5 近年相关文献对比试验

为更全面地评估本文重构的心电效果，与近年来同课题一些前沿的文章结果进行对比。不同方法心电信号估计精度对比见表 5。

表 5 中的 MAE 指标用于衡量特征峰预测误差，如式 (13) 所示：

表 5 不同方法心电信号估计精度对比

Method	PCC	NRMSE	MAE/ms		
			P 峰	R 峰	T 峰
CardiacWave ^[8]	0.913	0.060	6.1	5.7	4.2
CNN-Trans ^[11]	0.900	0.081	14	3	10
RSSRnet ^[12]	0.964	0.049	6.0	2.5	7.3
CNN-LSTM ^[13]	0.860	—	28.3	17.8	30.3
Proposed	0.916	0.058	14.6	5.2	8.5

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |t_{\text{pred}}(n) - t_{\text{true}}(n)| \quad (13)$$

其中， N 为 ECG 信号总量， n 表示第 n 个 ECG， t_{pred} 和 t_{true} 分别表示预测和实际时间，其余指标复用。由表 5 可得，本文模型相较于基础混合模型 CNN-LSTM 表现出显著优势，PCC 提升了 0.056，MAE 指标 R 峰误差减少了 12.6 ms。这一提升得益于卷积自编码器架构以及信号处理流程对数据集的优化。此外，本文模型在 PCC 指标上表现良好，其重构精度仅次于 RSSRnet 模型，3 个特征峰的 MAE 与 CNN-Trans 模型相近，NRMSE 指标与 CardiacWave 模型相当。这表明本文模型在重构精度上与更复杂模型几乎相同，虽然还有提升空间，但其展现的重构效果仍具有一定的先进性和参考价值。

3.6 HRV 评估指标试验

以上试验结果中，R 峰的预测偏差最小，因此可以进一步验证是否可应用于非接触式心率变异性 (heart rate variability, HRV) 检测。这里设置实际与预测信号的 HRV 进行对比，选用了最常用的 3 项指标：RR 间期的标准差 (standard deviation of RR intervals, SDRR)，NN 间隔大于 50 ms 的百分比 (percentage of NN intervals > 50 ms, pNN50)，相邻心跳间期差的均方根 (root mean square of successive differences, RMSSD)。如式 (14) 所示。



$$\left\{ \begin{array}{l} \text{SDRR} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (RR_i - \overline{RR})^2} \\ \text{pNN50} = \frac{(\sum_{i=1}^N RR_{i+1} - RR_i) \geq 50 \text{ ms}}{N} \\ \text{RMSSD} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (RR_i - RR_{i+1})^2} \end{array} \right. \quad (14)$$

其中, RR_i 和 RR_{i+1} 为相邻的 R 峰间隔, N 为 R 峰间隔总数。

HRV 评估结果见表 6。表 6 展示了各项指标均值以及它们的相对误差, 其相对误差均在 9% 以下, 验证了本文所提方法应用到 HRV 监测的可能性。

表 6 HRV 评估结果

HRV 指标	实际值	预测	相对误差
RMSSD	25.48 ms	27.31 ms	7.2%
SDRR	39.22 ms	41.10 ms	4.8%
pNN50	12.98%	11.82%	8.9%

4 结束语

本文针对心电信号的日常非接触监测需求, 提出了一套基于毫米波雷达信号重构细粒度心电图的方法。研究通过对雷达相位信号进行细致的提取处理, 验证增强了雷达信号与心电信号的映射关系, 再结合 CAE-CBAM-BiLSTM 深度学习网络, 实现了雷达信号到心电信号的非线性转换。实验结果表明, 该方法在准静态条件下的心电信号重建形态学精度中位数达到 0.92, 特征峰预测误差低于 50 ms, 且 HRV 三项指标相对误差均低于 9%, 接近现有接触式传感器水平。未来研究将进一步验证该方法在低信噪比甚至动态条件下的适用性, 为非接触式医疗探测设备的应用提供更有价值的参考。

参考文献:

[1] CHOO Y J, LEE G W, MOON J S, et al. Application of non-

contact sensors for health monitoring in hospitals: a narrative review[J]. *Frontiers in Medicine*, 2024(11): 1421901.

- [2] ZHANG X, GU Y, YAN H, et al. Wital: a COTS Wi-Fi devices based vital signs monitoring system using NLOS sensing model[J]. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 2023, 53(3): 629-641.
- [3] AHMAD TARMIZI S S, SURIANI N S, RASHID F N. A review of facial thermography assessment for vital signs estimation[J]. *IEEE Access*, 2022(10): 115583-115602.
- [4] MOADI A K, JOSHI M, KILIC O, et al. Low cost IR-UWB radar for multisubject non-contact vital sign detection[C]//*Proceedings of the 2021 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and USNC-URSI Radio Science Meeting (APS/URSI)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 135-136.
- [5] BRESNAHAN D G, LI Y. Measurement of multiple simultaneous human vital signs using a millimeter-wave FMCW radar[C]//*Proceedings of the 2022 IEEE Radar Conference (Radar-Conf22)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-5.
- [6] HA U, ASSANA S, ADIB F. Contactless seismocardiography via deep learning radars[C]//*Proceedings of the 26th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. New York: ACM Press, 2020: 1-14.
- [7] YU Z T, PENG W, LI X B, et al. Remote heart rate measurement from highly compressed facial videos: an end-to-end deep learning solution with video enhancement[C]//*Proceedings of the 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 151-160.
- [8] XU C H, LI H N, LI Z X, et al. CardiacWave[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2021, 5(3): 1-26.
- [9] DONG S Q, ZHANG Y, MA C, et al. Doppler cardiogram: a remote detection of human heart activities[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2020, 68(3): 1132-1141.
- [10] GOUVEIA C, ALBUQUERQUE D F, PINHO P, et al. Bio-radar cardiac signal model used for HRV assessment and evaluation using adaptive filtering[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022(71): 8503810.
- [11] CHEN J B, ZHANG D H, WU Z, et al. Contactless electrocardiogram monitoring with millimeter wave radar[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(1): 270-285.
- [12] WU Y X, NI H C, MAO C L, et al. Contactless reconstruction of ECG and respiration signals with mmWave radar based on RSSRnet[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(5): 6358-6368.
- [13] YAMAMOTO K, HIROMATSU R, OHTSUKI T. ECG signal

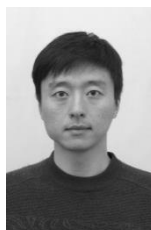
reconstruction *via* Doppler sensor by hybrid deep learning model with CNN and LSTM[J]. IEEE Access, 2020(8): 130551-130560.

- [14] YAO Y, SUN G H, KIRIMOTO T, et al. Extracting cardiac information from medical radar using locally projective adaptive signal separation[J]. Frontiers in Physiology, 2019(10): 568.
- [15] 潘良, 刘康, 张远辉. 基于 FMCW 雷达的多目标生命体征信号检测[J]. 计量学报, 2024, 45(1): 112-120.
PAN L, LIU K, ZHANG Y H. Multi-target vital sign detection based on FMCW radar[J]. Acta Metrologica Sinica, 2024, 45(1): 112-120.
- [16] DUAN M R, HU Q, ZANG T, et al. Wavelet-ARMA-based short-term drift calibration of IMU position on human lower limbs[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(14): 15773-15785.
- [17] 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 the IEEE INFOCOM 2022 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1759-1768.
- [18] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention Is All You Need [C]//31st Conference on Neural Information Processing Systems, Long Beach, CA. California: NIPS, 2017: 5998-6008.
- [19] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI. Cham: Springer International Publishing AG Switzerland, 2015: 234-241.
- [20] EDANAMI K, SUN G H. Medical radar signal dataset for non-contact respiration and heart rate measurement[J]. Data in Brief, 2021(40): 107724.
- [21] ZHANG H, JIAN P, YAO Y C, et al. Radar-Beat: Contactless beat-by-beat heart rate monitoring for life scenes[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2023(86): 105360.
- [22] MAKOWSKI D, PHAM T, LAU Z J, et al. NeuroKit2: a Python toolbox for neurophysiological signal processing[J]. Behavior Research Methods, 2021, 53(4): 1689-1696.

[作者简介]



罗景雪 (1999—), 女, 中国计量大学机电工程学院硕士生, 主要研究方向为毫米波雷达信号处理、生命体征监测。



张远辉 (1982—), 男, 博士, 中国计量大学机电工程学院副教授, 主要研究方向为毫米波雷达算法、图像处理技术。



戴潇 (1999—), 男, 中国计量大学机电工程学院硕士生, 主要研究方向为毫米波雷达信号处理。



付铎 (1992—), 男, 博士, 中国计量大学机电工程学院讲师, 主要研究方向为不确定机械系统的动力学控制、汽车路径规划。



刘康 (1977—), 男, 博士, 中国计量大学机电工程学院教授, 主要研究方向为毫米波雷达与无人驾驶技术。