

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508100

# 基于改进卡尔曼滤波和小波谱估计的动物生命体征检测优化方法<sup>\*</sup>

许春生<sup>1</sup> 刘云清<sup>1</sup> 宋军<sup>2</sup> 王琦淞<sup>2</sup> 徐嵩<sup>2</sup> 王尔申<sup>2</sup>

(1. 长春理工大学电子信息工程学院 长春 130022; 2. 沈阳航空航天大学电子信息工程学院 沈阳 110136)

**摘要:** 动物生命体征的精确监测对于动物健康管理和疾病诊断具有重要意义。针对动物呼吸心跳信号微弱且心跳信号易被呼吸谐波和其他噪声干扰,以及动物生理特性与人体不同且检测环境复杂多变等问题,基于毫米波雷达信号检测生命体征方法,提出改进自适应无迹卡尔曼滤波和小波联合谱估计的检测算法。通过引入噪声加权因子优化自适应无迹卡尔曼滤波对噪声的估计,保持滤波器对新观测值的敏感度;根据心率和呼吸速率信号特征的不同,使用不同的小波基提取更加纯净的信号特征,并采用谱密度估计方法计算心率和呼吸速率参量,进而实现对生命体征信息的准确估计。在29组包含牛和10组狗呼吸心跳的数据集上对算法进行验证,实验结果表明,方法可实现呼吸心跳的准确测量,呼吸频率的均方根误差为0.030 4和0.031 5,心跳频率的均方根误差为0.057 4和0.056 9,相较传统峰值捕捉算法,检测准确率分别提高了3.33%和7.26%以及3.65%和6.96%。算法具有测量精度高、抗干扰能力强特点,对生命体征检测具有较好的理论和实际应用价值。

**关键词:** 毫米波雷达; 体征检测; 卡尔曼滤波; 谱估计

中图分类号: TN958.1 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.70

## Optimization method for animal vital sign detection based on improved Kalman filtering and wavelet spectrum estimation

Xu Chunsheng<sup>1</sup> Liu Yunqing<sup>1</sup> Song Jun<sup>2</sup> Wang Qisong<sup>2</sup> Xu Song<sup>2</sup> Wang Ershen<sup>2</sup>

(1. School of Electrical Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China;

2. School of Electrical Information Engineering, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

**Abstract:** Accurate monitoring of animal vital signs is crucial for health management and disease diagnosis. However, detecting these signals poses several challenges. Breathing and heartbeat signals in animals are weak, with heartbeats easily interfered with by breathing harmonics and noise. Additionally, animal physiology differs from humans, and detection environments can be complex. To address these issues, this study explores millimeter-wave radar-based methods for monitoring vital signs. It proposes an improved adaptive unscented Kalman filter combined with wavelet-based spectral estimation. The approach optimizes the adaptive unscented Kalman filter using a noise weighting factor, maintaining its sensitivity to new observations. It also uses different wavelet bases to extract purer signal features based on the distinct characteristics of heart and breathing rates, employing spectral density estimation for calculating these parameters. The algorithm was validated on 29 cattle and 10 dog datasets, showing accurate measurement. The root mean square errors were 0.030 4 and 0.031 5 for breathing frequency, and 0.057 4 and 0.056 9 for heart rate. Compared to traditional peak - detection algorithms, detection accuracy improved by 3.33% and 7.26% for cattle, and 3.65% and 6.96% for dogs. The algorithm offers high accuracy and strong noise resistance, making it valuable for both theoretical and practical vital-sign detection.

**Keywords:** millimeter-wave radar; vital signs detection; Kalman filtering; spectral estimation

## 0 引言

动物生命体征是评估动物健康状态的重要指标,用于识别动物的存在及其生理功能的当前状态,主要包括呼吸、心率、体温、脉搏和血压等参数。动物生命体征的异常变化常与潜在风险相伴,因此,准确、及时地获取动物生命体征信息在动物健康管理与医疗急救等领域具有重要意义<sup>[1-3]</sup>。

近年来,随着科技的不断发展,无线通信效率得到飞速提高,非接触式生命体征监测技术也得到了发展<sup>[4-6]</sup>。目前主流的无线的技术有 WiFi、超宽带(UWB)、调频连续波(FMCW)雷达。其中 FMCW 雷达的发展速度尤其迅速<sup>[7-9]</sup>。基于 FMCW 雷达信号的无线生命监测技术使用连续调频波信号<sup>[10-11]</sup>,通过发射及接收信号的频率差异确定目标的生命体征信息,具有较高的灵敏度和较强的稳定性。在研究早期阶段,研究人员已取得了一些成果<sup>[12-14]</sup>。文献[15]通过实验否定了幅度作为生命体征检测依据的观点,其表明对幅度分析无法避开高次谐波带来的影响,这会降低检测鲁棒性,因此确定了相位分析的方法提取生命体征信息是最为合适的。文献[16]通过使用 10 GHz 的连续波雷达得到生命体征的相位信息,为避免经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)算法对噪声和采样敏感的局限,其结合了小波变换(wavelet transform, WT)方法提取呼吸心跳信号,在自定义误差的前提下可得到较好的结果。文献[17]实现了采用 SFCW 雷达对人体进行生命体征检测,且研究了在不同角度下的检测精度。文献[18]基于 24 GHz 波段雷达模块通过同时分析多个距离单元数据来测量移动人的心率。然而,动物的生命体征与人体存在显著差异,其呼吸和心跳信号不仅微弱,而且心跳信号容易被呼吸谐波以及其他噪声干扰。文献[19]主要集中在滤波器参数的优化和拓扑方法,这种方法无法去除呼吸信号的高次谐波对心跳信号的干扰。此外,动物的皮肤厚度、毛发密度和骨骼结构等与人体不同,这些生理特征增加了信号采集的难度<sup>[20-22]</sup>。

因此,本文提出基于改进的自适应无迹卡尔曼滤波算法和小波联合谱密度估计的动物生命体征检测算法。该算法利用自适应无迹卡尔曼滤波去除杂波和噪声;接着提取呼吸心跳频率并抑制高次谐波;通过小波联合谱估计算法计算出心跳呼吸频率。本文测量了多组牛呼吸心跳数据,建立牛呼吸心跳数据集,在该数据集上将本文算法与传统峰值捕捉算法<sup>[23]</sup>进行对比。

## 1 生命体征检测模型

细微的振动会导致信号相位的动态变化,这一原理

为检测动物胸腔运动、进而推断生命体征信息提供了基础。假设在距离  $R$  处有一只动物,那么经过该物体反射接收到的信号可以表示为:

$$S_{\tau}(t) = K_1 S_R(t - \tau) =$$

$$K_1 A \cos[2\pi f_0(t - \tau) + \pi B(t - \tau)^2/T + \theta_0 + \theta(t)] \quad (1)$$

式中:  $K_1$  为衰减系数;  $\tau = 2R/c$ ,  $R$  为目标距离,  $c$  为光速。接收信号和发送信号由两个正交的 L/Q 通道混合,然后通过低通滤波器滤除高频信号,以获得中频信号:

$$S_{\tau}(t) = \frac{K_1 K_2 A^2}{2} \cos(2\pi \frac{B}{T} \tau t + 2\pi f_0 \tau - \frac{\pi B}{T} \tau^2 + \theta(t)) \quad (2)$$

式中:  $K_2$  为混频、滤波增益。令  $M = \frac{K_1 K_2 A^2}{2}$ ,  $\omega_{IF} = 2\pi \frac{B}{T}$

$$\tau, \varphi = 2\pi f_0 \tau - \frac{\pi B}{T} \tau^2 \text{ 则有:}$$

$$S_{IF}(t) = M \cos(\omega_{IF} t + \varphi + \theta(t)) \quad (3)$$

对于单个目标的回波,混频后的中频信号频率  $\omega_{IF} =$

$2\pi \frac{B}{T} \tau = 4\pi \frac{BR}{cT}$ , 相位  $\theta(t) = \frac{4\pi}{\lambda} R$ 。动物进行呼吸心跳均会导致胸壁的微动,这种微动会造成回波频率调制和相位的变化,载波频率较高时相位变化更为明显。如果呼吸心跳引起的胸壁的位移为  $\Delta R$ ,则回波信号中相位变化为:

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

因此可通过提取回波相位信息进行动物呼吸心跳的检测。

## 2 信号去噪及检测算法

在动物生命体征检测中,动物往往毛发浓密且所处环境复杂多变,这些因素导致外界信号对呼吸和心跳信号的干扰较为显著,同时呼吸信号的高次谐波也容易对心跳信号产生干扰。因此,本文提出了一种基于改进卡尔曼滤波和小波谱估计的动物生命体征检测优化方法,该方法在提升检测精度的同时,具备较好的抗干扰能力。其检测流程主要分为 3 个主要环节,生命体征信号预处理、信号分离与去噪以及生命体征检测,如图 1 所示。

首先,将毫米波雷达接收信号进行模数转换,随后通过距离维快速傅里叶变换(FFT)精确限定被测目标的距离范围。利用反正切函数提取目标相位信息,反映其与雷达的距离变化。考虑到计算机处理中的相位卷绕问题,进行相位解缠绕以确保信息的连续性与准确性。再经过改进的自适应无迹卡尔曼滤波后,应用有限长单位冲激响应(finite impulse response, FIR)滤波器进行呼吸与心跳信号的精确分离,并在提取心跳信号时再次使用

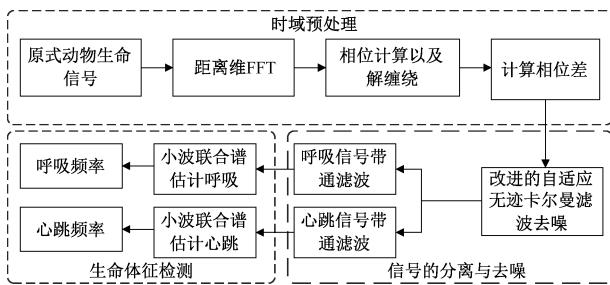


图 1 心跳与呼吸频率检测的完整流程

Fig. 1 Complete process of heart and respiratory rate detection

FIR 滤波器抑制呼吸谐波。最后,采用小波联合谱估计算法,对预处理和分离的生命体征信号进行高精度分析,实现心率和呼吸速率的准确计算,从而对动物基本生命活动进行全面监测。这一高效的检测流程不仅提升了数据分析的效率,还显著增强了结果的准确性与可靠性。

## 2.1 改进的自适应无迹卡尔曼滤波算法

由于毫米波雷达接收的信号受环境影响较大,容易引起信号失真,本文选择无迹卡尔曼滤波算法作为基础算法,并在该算法的基础上进行改进,以使其更适合用于动物生命信号的初次滤波。

无迹卡尔曼滤波算法(unscented kalman filter, UKF)结合了无迹变换(unscented transform, UT)与线性卡尔曼滤波算法,通过从原始状态量数据中挑选部分采样点,确保这些点的均值和协方差矩阵与原始数据相吻合,进而得到非线性系统的精确估计。尽管 UKF 在处理非线性系统时表现出较高的估计精度,但其仍面临需要事先了解系统噪声统计特性的重要问题。若系统噪声或其统计特性存在偏差,可能导致估计方差增大,引发滤波发散。为解决这一问题,本文在 UKF 基础上提出改进的自适应无迹卡尔曼滤波算法。该算法在递推滤波过程中实时估计和更新非线性系统的过程噪声和测量噪声的均值及协方差,利用时变噪声估值器进行动态调整,并引入自适应因子 $\lambda$ 和噪声加权因子 $\gamma$ ,对测量噪声 $R$ 和过程噪声 $Q$ 进行灵活调整,以适应噪声特性的变化。这种方法有效提高了滤波精度和系统稳定性,使对噪声特性的响应更加敏捷。

改进的自适应无迹卡尔曼滤波算法流程如图 2 所示。

在自适应噪声调整中创新性地引入噪声加权因子 $\gamma$ 用于防止噪声估计值过度降低。在每次迭代中,噪声加权因子 $\gamma$ 与观测残差的平方相加,并通过自适应因子 $\lambda$ 来更新 $Q$ 和 $R$ 的估计值。这种改进确保即使在残差很小的情况下,噪声估计也不会过小,从而有效避免了滤波器对噪声的过度信任。具体公式如下:

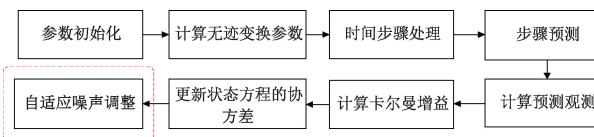


图 2 改进的自适应无迹卡尔曼滤波算法流程

Fig. 2 Flowchart of the improved adaptive unscented Kalman filter algorithm

$$v_k = z_k - \hat{z}_{k|k-1} \quad (5)$$

$$R_k = \lambda \cdot R_{k-1} + (1 - \lambda) \cdot (\gamma + v_k^2) \quad (6)$$

$$Q_k = \lambda \cdot Q_{k-1} + (1 - \lambda) \cdot (\gamma + v_k^2) \quad (7)$$

式中: $v_k$  为观测残差; $\gamma$  为引入的噪声加权因子; $\lambda$  为自适应因子。由于在初次迭代中,考虑到滤波器不完全依赖对噪声的估计,因此将噪声加权因子 $\gamma$  初值设置为 0.05,以避免因初值过大或过小导致迭代过程误差放大。 $\gamma$  更新公式如下:

$$\gamma = \lambda \cdot \gamma + (1 - \lambda) \cdot |v_k| \quad (8)$$

通过这种改进,使得滤波器能够更好地应对噪声统计特性发生变化的情况,提高了滤波的鲁棒性和准确性,以更好地适应实际的噪声环境。

## 2.2 小波联合谱估计生命体征检测算法

为了减少呼吸谐波的干扰,同时也为了避免传统峰值捕捉算法中峰值捕捉算法在单次测量中的偶然性。小波联合谱估计算法来估计呼吸以及心跳信号的步骤如图 3 所示。

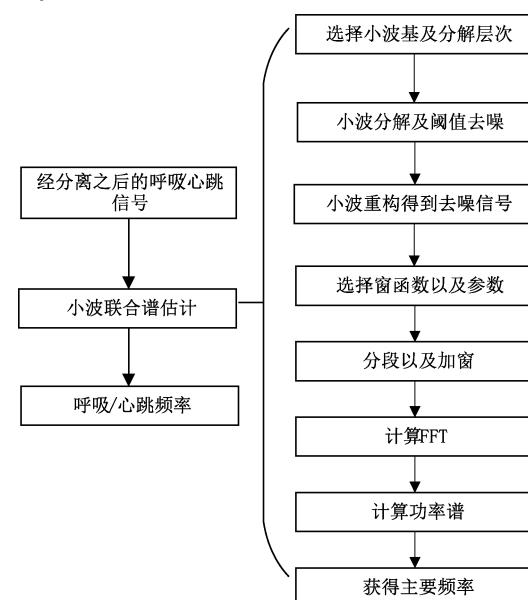


图 3 小波联合谱估计处理信号的步骤

Fig. 3 Steps for wavelet joint spectral estimation in signal processing

在信号处理领域,小波变换因其优秀的时频分析能

力而被广泛应用于各种场景,特别是在非平稳信号的分析与处理中。本文采用小波变换来对呼吸信号和心跳信号进行二次去噪处理,以提取更加纯净的信号特征。

对于信号分离后呼吸信号和心跳信号特点的不同,分别选择了‘coif5’和‘db4’作为二次去噪的小波基。针对呼吸信号,使用‘coif5’作为小波基,并采用硬阈值处理方法,通过将呼吸信号最大幅值的10%作为阈值,有效地去除了信号中的噪声,同时保留了主要的呼吸信号特征。与呼吸信号相比,心跳信号通常包含高频成分和瞬态特征,因此选择了更适合此特征的‘db4’作为心跳信号的小波基,采用和呼吸信号相同的阈值处理算法,以更好地保留心跳信号的关键特征。此外,本文将小波分解层数设置为5层,以确保在多尺度下对信号进行深入分析。

对于小波变换处理后的信号,本文采用Welch谱估计法对去噪后的呼吸或心率信号进行估计。首先,需获取呼吸或心跳信号的总样本数,并设定涉及谱密度估计的相关参数。随后,应用Welch方法对呼吸或心跳信号进行功率谱密度估计。Welch方法主要通过以下步骤实现:信号分段、加窗处理,并计算各段的傅里叶变换,进而对各段结果取平均,最终获得平滑的功率谱密度估计。

### 1) 信号分段及加窗

将原始信号 $x(n)$ 分成若干段,每段长度为 $L$ 为128,窗口重叠长度为64,并应用窗口函数 $\omega(n)$ :

$$x_k^{\omega}(n) = x_k(n) \cdot \omega(n) \quad (9)$$

式中: $x_k(n)$ 表示第 $k$ 段信号; $\omega(n)$ 是窗口函数。

### 2) 傅里叶变换

将加窗后的信号进行傅里叶变换,并将FFT点数设置为256,得到频域表示:

$$X_k(f) = \text{FFT}(x_k^{\omega}(n)) \quad (10)$$

### 3) 计算功率谱密度

计算每段信号的功率谱密度:

$$P_k(f) = \frac{1}{U \cdot L} |X_k(f)|^2 \quad (11)$$

对所有段的功率谱密度进行平均,得到最终的功率谱密度估计:

$$P_{xx}(f) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K P_k(f) \quad (12)$$

### 4) 获取主要频率

找到功率谱密度 $P_{xx}(f)$ 中的最大值 $P_{\max}$ 及其对应的索引 $index$ :

$$P_{\max} = \max_i P_{xx}(f_i) \quad (13)$$

对应的索引 $index$ 满足:

$$P_{\max} = P_{xx}(f_{index}) \quad (14)$$

根据索引 $index$ ,从频率向量 $f$ 中获取对应的频率:

$$f_{\max} = f_{index} \quad (15)$$

在提取了信号的主要频率 $f_{\max}$ 之后,通过乘法将其

转换为呼吸或心率频率。本文使用60 s作为标准观察时间。最终的计算公式如下:

$$count = f_{\max} \cdot 60 \quad (16)$$

得到的 $count$ 为呼吸或心跳估计值。

谱估计方法通过分段加窗、多次迭代和概率统计,进一步减少随机噪声和呼吸谐波对结果的影响。能够有效提高频率提取的准确性、分辨率和稳定性,尤其适用于噪声干扰较大或信号质量较差的情况。而峰值捕捉算法虽然实现简单,但仅基于单次FFT结果进行频率提取,容易受到随机噪声和信号波动的影响,导致结果不稳定,对噪声敏感、频率分辨率有限且稳定性较差,适用于信号质量较高且干扰较小的场景。因此,在呼吸及心跳检测中,谱估计方法具有明显的优势。

## 3 实验结果与分析

### 3.1 实验环境介绍

本文采用德州仪器(TI)的IWR1843毫米波雷达进行实验,该雷达是一款集成的单芯片FMCW雷达传感器,工作频段为77~81 GHz。实验参数配置如表1所示。实验中,利用采集板DCA1000采集牛的呼吸信号和心跳数据。

表1 实验参数配置

Table 1 Experimental parameter configuration

参数类别	参数值
起始频率	77 GHz
频率斜率	60.060 MHz/μs
空闲时间	100 μs
带宽	3 603.6 MHz
坡道结束时间	60 μs
帧周期性	40 ms
采样率	4 MHz
ADC采样点	64
Chirp循环次数	2
帧数	750/1 500/3 000
总时间/s	30/60/120

为确保数据的准确性,生物体佩戴呼吸带,同时使用心跳检测仪记录相关的呼吸和心跳信息。实验采集现场如图4所示。

### 3.2 算法实验验证

实际中采集了29组包含牛实时呼吸心跳的数据制成数据集,对本文算法进行验证。

通过实验设备采集得到的信号是毫米波雷达接收信号,首先对雷达信号进行距离维FFT,得到被测目标的具体位置。1 000个脉冲信号的距离维傅里叶变换三维图像如图5所示,结果显示检测到的目标距离在2.2 m左右。



图 4 实验采集现场

Fig. 4 Experimental data collection site

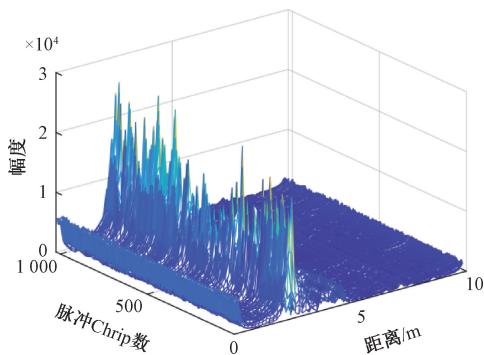


图 5 距离维 FFT 结果

Fig. 5 Range-dimension FFT results

确定目标所在的距离单元之后,通过反正切函数计算牛所在距离单元的相位,对缠绕相位进行展开以获得真实的相位信息。解缠绕后信号进行差分处理,可以增强心跳信号并消除回波信号中的相位漂移。图 6 所示为应用改进自适应无迹卡尔曼滤波前后的相位差信号对比。从图 6 可以看出,滤波后的信号(实线)相比原始信号(虚线)具有更平滑的波形和更少的异常波动,表明改进后的滤波算法有效地抑制了噪声和干扰,提高了信号的稳定性。

图 7 和 8 所示为经过小波变换处理后的呼吸信号和心跳信号。可以看出,处理后的信号相比原始信号,波形更加平滑,噪声成分明显减少,保障了信号的稳定性,提升了算法的抗干扰能力。

分别处理得到呼吸和心跳的时域波形之后,对两种信号使用 Welch 方法进行谱密度估计,找到最大谱密度对应的频率,得到呼吸和心率的最终估计结果。

### 3.3 实验结果分析

#### 1) 动物生命体征均方误差分析

均方根误差(root mean square error, RMSE)是观测值

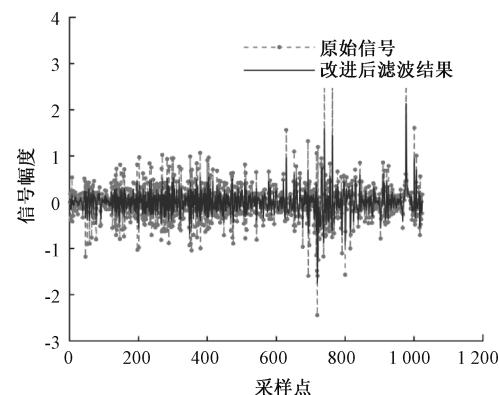


图 6 改进的自适应无迹卡尔曼滤波结果对比

Fig. 6 Adaptive unscented Kalman filter results comparison

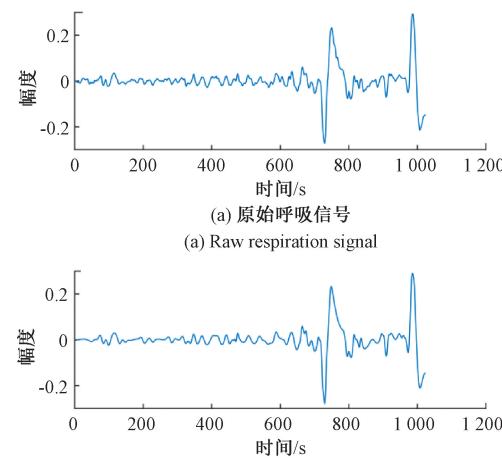
图 7 小波变换处理的呼吸信号结果  
(a) 原始呼吸信号  
(a) Raw respiration signal  
(b) 小波变换处理的呼吸信号  
(b) Respiration signal processed by wavelet transform

Fig. 7 Results of heartbeat signal processed by wavelet transform

与真实值之间偏差的平方和的平均数的平方根,用于衡量观测值与真实值之间的离散程度或偏差程度。其计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (17)$$

式中: $n$  是数据点的数量; $y_i$  是第  $i$  个观测值; $\hat{y}_i$  是第  $i$  个预测值或真实值。均方根误差越小,说明模型的预测值与实际观测值之间的差异越小,模型的精度越高。

通过对实验数据的计算得到本文算法以及传统峰值捕捉算法的生命体征均方误差,如表 2 所示。

表 2 牛生命体征均方误差分析

Table 2 Mean squared error analysis of cattle vital signs

算法	呼吸频率	心跳频率
本文算法	0.030 4	0.057 4
传统算法	0.042 9	0.236 1

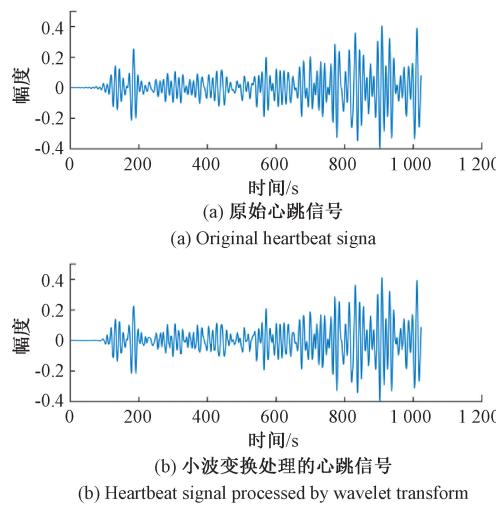


图 8 小波变换处理的心跳信号结果

Fig. 8 Result of heartbeat signal processed by wavelet transform

通过比较本文算法与传统峰值捕捉算法的均方根误差,本文提出的小波联合谱估计的生命体征检测算法在生命体征(呼吸和心跳)的测量上具有更高的精度,同时具有更高抗干扰性能。

### 2) 呼吸和心跳频率检测误差分析

本文将呼吸和心跳频率的检测误差分为 1、2 和 3 次/min 三种类型,图 9、10 所示分别为呼吸和心跳频率的检测误差,可以看出,本文算法的准确度要优于传统峰值捕捉算法的准确度。

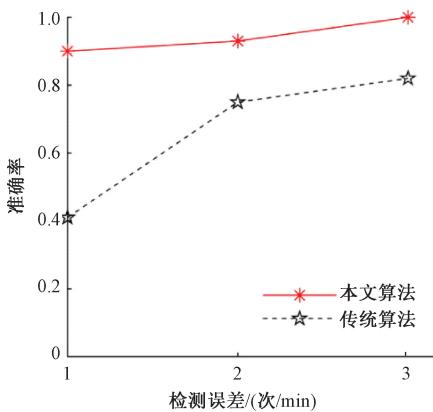


图 9 呼吸频率检测误差

Fig. 9 Breathing frequency detection error

### 3) 呼吸和心跳频率准确率分析

本文进行 29 组实验,对每组实验的准确率(accuracy)进行了统计,图 11、12 所示分别为呼吸准确率对比和心跳准确率对比,可以看出本文算法的表现总体上优于传统峰值捕捉算法,对两种方法的准确率进行对比,公式如下:

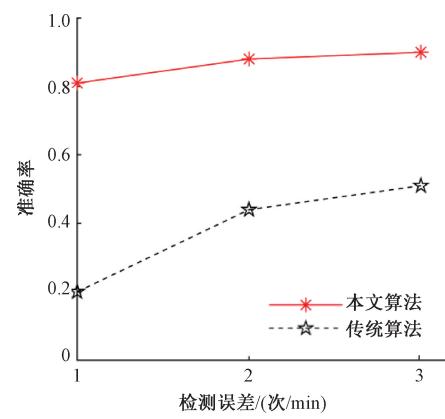


图 10 心跳频率检测误差

Fig. 10 Heart rate detection error

$$Accuracy = 1 - \left| \frac{T_i - y_i}{T_i} \right| \quad (18)$$

$$\Delta_{Accuracy} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Accuracy_1 - Accuracy_2) \quad (19)$$

式中: $T_i$  表示真实值; $y_i$  表示测量值; $n$  表示样本个数; $\Delta_{Accuracy}$  表示准确率的提升值; $Accuracy_1$  表示本文算法准确率; $Accuracy_2$  表示传统峰值捕捉算法准确率。经计算呼吸的检测的准确率提升了 3.33%, 心跳检测的准确率提升了 7.26%。

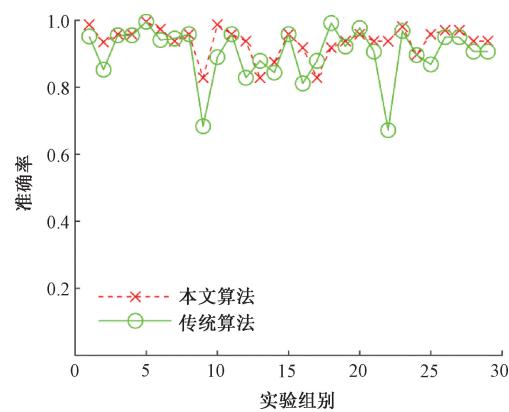


图 11 呼吸准确率对比

Fig. 11 Comparison of Breathing Accuracy

### 3.4 不同动物体征数据的算法验证

在上述实验的基础上,采集了 10 组包含狗实时呼吸心跳的数据并制成数据集,对本文算法进行验证。得到本文算法以及传统峰值捕捉算法的生命体征均方误差以及准确率。如表 3 和 4 所示。

实验结果表明,本文方法在呼吸以及心率的均方误差相比传统峰值捕捉算法分别减少了 0.012 8 和 0.182 3,且检测准确率分别提高了 3.65% 和 6.96%。

进一步将牛狗两组数据各取 5 组制成牛狗混合数据

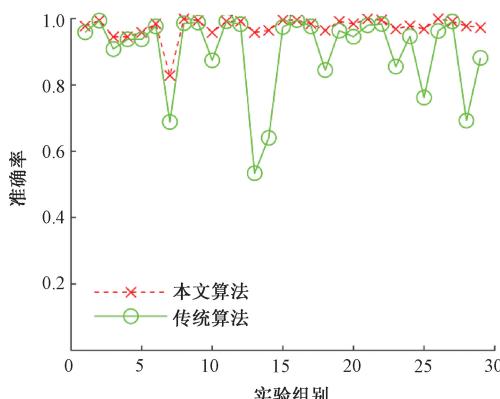


图 12 心跳准确率对比

Fig. 12 Comparison of heart accuracy

集。以验证本文算法在未知动物类别的情况下具有良好的检测精度,其准确率结果如表 5 所示。

表 3 狗生命体征均方误差分析

Table 3 Mean squared error analysis of canine vital signs

算法	呼吸频率	心跳频率
本文算法	0.031 5	0.056 9
传统算法	0.044 3	0.239 2

表 4 狗生命体征准确率分析

Table 4 Accuracy analysis of canine vital signs

算法	呼吸准确率	心跳准确率
本文算法	0.932 1	0.966 7
传统算法	0.895 6	0.897 1

表 5 混合数据集生命体征准确率分析

Table 5 Accuracy analysis of mixed dataset for vital signs

算法	呼吸准确率	心跳准确率
本文算法	0.936 8	0.975 6
传统算法	0.902 1	0.901 3

经计算呼吸的检测的准确率提升了 3.47%, 心跳检测的准确率提升了 7.26%。

## 4 结 论

本文基于毫米波雷达技术,提出了一种动物生命体征检测算法,该算法有效解决了动物心跳信号因噪声干扰而难以提取的问题。多组实验结果表明,与传统峰值捕捉算法相比,该算法在处理动物生命体征信号时具有更高的信噪比和更小的误差,并能够降低单次测量带来的偶然性,表现出较强的抗噪声干扰能力。然而,在实际中的更加复杂多样环境,仍需进一步研究如何抑制检测

目标的随机晃动以及肢体运动对呼吸心跳测量的影响,进一步提升生命体征提取的准确性。

## 参 考 文 献

- [1] ADIB F, MAO H, KABELAC Z, et al. Smart homes that monitor breathing and heart rate [C]. Proceedings of the the 33rd Annual ACM Conference, 2015.
- [2] PENG Z, MUÑOZ-FERRERAS J M, TANG Y, et al. A portable FMCW interferometry radar with programmable low-IF architecture for localization [J]. ISAR Imaging, and Vital Sign Tracking, 2017.
- [3] SEKINE M, MAENO K. Non-contact heart rate detection using periodic variation in Doppler frequency [C]. Proceedings of the Sensors Applications Symposium, 2011.
- [4] 戴金洲, 杜磊, 沙硕, 等. 环境感知毫米波雷达抗干扰算法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(9): 126-132.
- [5] DAI J ZH, DU L, SHA SH, et al. Anti-interference algorithm of environment-aware millimeter wave radar [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(9): 126-132.
- [6] 方鑫, 何敏, 黄大荣, 等. 毫米波雷达微弱行人轨迹跟踪-预测一体化方法 [J]. 仪器仪表学报, 2024, 44(11): 300-309.
- [7] FANG X, HE M, HUANG D R, et al. Integrated method for weak pedestrian trajectory tracking and prediction using millimeter wave radar [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 44 ( 11 ): 300-309.
- [8] 崔泽东, 黄晓红. 基于毫米波雷达的动态目标生命体征检测研究 [J]. 电子测量技术, 2022, 45 ( 16 ): 27-33.
- [9] JU Z D, HUANG X H. Research on dynamic target vital signs detection based on millimeter wave radar [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(16): 27-33.
- [10] ALIZADEH M, SHAKER G, DE ALMEIDA J C M, et al. Remote monitoring of human vital signs using mm-wave FMCW radar [J]. IEEE Access, 2019, 7: 54958-54968.
- [11] ARSALAN M, SANTRA A, WILL C J I S L. Improved contactless heartbeat estimation in FMCW radar via Kalman filter tracking [J]. IEEE Sensors Letters, 2020, 4(5): 1-4.
- [12] 张洋, 王健琪, 荆西京, 等. HHT 在生物雷达回波信号噪声抑制中的应用 [J]. 医疗卫生装备, 2012, 33(5): 14-17.
- [13] ZHANG Y, WANG J Q, JING X J, et al. Application of

- HHT in noise suppression of bio-radar echo signals [J]. Chinese Medical Equipment Journal, 2012, 33 (5): 14-17.
- [10] 蒋留兵,贺跃龙,车俐,等. 基于FMCW雷达的多目标生命体征检测与干扰抑制算法 [J]. 雷达科学与技术, 2024, 22(5): 495-506.
- JIANG L B, HE Y L, CHE L, et al. Multi-target vital signs detection and interference suppression algorithm based on FMCW radar [J]. Radar Science and Technology, 2024, 22(5): 495-506.
- [11] 苏耀斌. 基于FMCW雷达的生命体征监测算法研究 [D]. 北京:北京邮电大学, 2024.
- SU Y B. Research on vital signs monitoring algorithm based on FMCW radar [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications 2024.
- [12] AHMAD A, ROH J C, WANG D, et al. Vital signs monitoring of multiple people using a FMCW millimeter-wave sensor [C]. Proceedings of the 2018 IEEE Radar Conference (RadarConf18), 2018.
- [13] PENG Z, RAN L, LI J, et al. A K-Band portable FMCW radar with beamforming array for short-range localization and vital-doppler targets discrimination [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2017, 65(9): 3443-3452.
- [14] MERCURI M, LIU Y H, LORATO I, et al. Frequency-tracking CW Doppler radar solving small-angle approximation and null point issues in non-contact vital signs monitoring [J]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2017, 11(3): 671-680.
- [15] LI C, 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.
- [16] 胡巍. 基于多普勒雷达的非接触式生命体征检测技术研究 [D]. 北京: 中国科学技术大学, 2014.
- HU W. Research on non-contact vital signs detection technology based on Doppler radar [D]. Beijing: University of Science and Technology of China, 2014.
- [17] REN L, WANG H, NAISHADHAM K, et al. Non-invasive detection of cardiac and respiratory rates from stepped frequency continuous wave radar measurements using the state space method [C]. Proceedings of the Microwave Symposium, 2015.
- [18] NEJADGHOOLI I, RAJAN S, BOLIC M. Time-frequency based contactless estimation of vital signs of human while walking using PMCW radar [C]. Proceedings of the 18th International Conference on Ehealth, Networking, Applications and Services, 2016.
- [19] IWATA I, SAKAMOTO T, MATSUMOTO T, et al. Radar-based noncontact measurement of heartbeat of humans and chimpanzees using millimeter-wave radar with topology method [J]. ArXiv preprint arXiv: 2307.09766, 2023.
- [20] SHYU K K, CHIU L J, LEE P L, et al. Detection of breathing and heart rates in UWB radar sensor data using FVPIEF-based two-layer EEMD [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19 (2): 774-784.
- [21] 刘雳,曹捷,李博,等. 三种实验动物X线摄影技术的难点分析 [J]. 实验动物与比较医学, 2013, 33(2): 149-152.
- LIU L, CAO J, LI B, et al. Analysis of the difficulties in X-ray photography techniques for three types of experimental animals [J]. Laboratory Animal and Comparative Medicine, 2013, 33(2): 149-152.
- [22] 刘艳. 浅谈实验动物生理信号的采集与处理 [J]. 兽医导刊, 2019 (13): 49-50.
- LIU Y. Discussion on the acquisition and processing of physiological signals of experimental animals [J]. Veterinary Guide, 2019 (13): 49-50.
- [23] 张兰春,顾海潮. 基于毫米波雷达的生命体征检测[J]. 农业装备与车辆工程, 2022, 60(3): 79-82.
- ZHANG L CH, GU H CH. Vital signs detection based on millimeter wave radar [J]. Agricultural Equipment and Vehicle Engineering, 2022, 60(3): 79-82.

## 作者简介



许春生, 1999 年于长春理工大学专科毕业, 2008 年于长春理工大学获得硕士学位, 现为长春理工大学博士研究生, 主要研究方向信号处理和激光通信。

E-mail: xuchunsheng@mails.cust.edu.cn

**Xu Chunsheng** received a junior college degree from Changchun University of Science and Technology in 1999, and a M. Sc. degree from Changchun University of Science and Technology in 2008. He is now a Ph. D. candidate at Changchun University of Science and Technology. His main research interests including signal processing and laser communication.



刘云清, 1994 年于长春理工大学获学士学位, 1998 年于长春理工大学获硕士学位, 2009 年于长春理工大学获博士学位。现为长春理工大学教授、博士生导师, 主要研究方向为雷达信号处理和激光通信。

E-mail: mzlyq@cust.edu.cn

**Liu Yunqing** received his B. Sc. degree from Changchun University of Science and Technology in 1994, M. Sc. degree

from Changchun University of Science and Technology in 1998, and Ph. D. degree from Changchun University of Science and Technology in 2009. He is now a professor and Ph. D. supervisor at Changchun University of Science and Technology. His main research interests include radar signal processing and communication.



**宋军**, 2022 年于沈阳航空航天大学获得学士学位, 现为沈阳航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为毫米波雷达体征检测。

E-mail: 1215304704@qq.com

**Song Jun** received his B. Sc. degree from Shenyang Aerospace University in 2022. He is now a M. Sc. candidate at Shenyang Aerospace University. His research interest includes millimeter-wave radar vital signs detection.



**王琦淞**, 2021 年于沈阳航空航天大学获得学士学位, 现为沈阳航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为目标检测。

E-mail: 1171380815@qq.com

**Wang Qisong** received his B. Sc. degree from Shenyang Aerospace University in 2021.

He is now a M. Sc. candidate at Shenyang Aerospace University. His main research interest includes target detection.



**徐嵩**, 现为沈阳航空航天大学电子信息工程学院电工电子与信息技术实验中心副主任, 主要研究方向为多源传感器融合、目标探测跟踪。

E-mail: xusong@sau.edu.cn

**Xu Song** is currently Deputy Director of the Electrical, Electronic and Information Technology Experiment Center, School of Electronic Information Engineering, Shenyang Aerospace University. His main research interests include multi-source sensor fusion and target detection and tracking.



**王尔申**(通信作者), 现为沈阳航空航天大学教授, 主要研究方向为北斗/GNSS 卫星导航、多源组合导航、目标探测跟踪。

E-mail: wes2016@sau.edu.cn



**Wang Ershen**(Corresponding author) is now a Professor in Shenyang Aerospace University. His main research interests include BDS/GNSS satellite navigation, multi-sensor integrated navigation, and target detection and tracking.