

基于超宽带MIMO阵列成像系统的人体姿态时频分析研究

高天丰*, 胡 正, 刘逸璇, 陈飞宇, 于怡然, 季桓勇

中国电子科技集团公司第四十一研究所电子测试技术全国重点实验室, 山东 青岛

收稿日期: 2026年6月10日; 录用日期: 2026年7月9日; 发布日期: 2026年7月17日

摘 要

针对人体姿态识别面临复杂场景遮挡、运动模糊等问题, 本文基于矢量网络分析技术构建了一套超宽带 MIMO 阵列成像系统, 利用步进频连续波信号体制, 对人体目标的回波数据进行时频分析处理以获取人体姿态相关信息。本文分别采用 S 变换、广义 S 变换、连续小波变换和同步挤压小波变换对实测数据进行处理并做对比分析, 实测结果表明, 通过本文成像系统获取的数据采用广义 S 变换可以更好地获取人体姿态二维时频特征, 可为人体姿态识别提供良好的技术支撑。

关键词

MIMO 阵列, 人体姿态识别, 二维时频分析

Research on Time-Frequency Analysis of Human Postures Based on Ultra-Wideband MIMO Array Imaging System

Tianfeng Gao*, Zheng Hu, Yixuan Liu, Feiyu Chen, Yiran Yu, Huanyong Ji

National Key Laboratory of Science and Technology on Electronic Test and Measurement, The 41st Institute of China Electronic Technology Group Corporation, Qingdao Shandong

Received: June 10, 2026; accepted: July 9, 2026; published: July 17, 2026

Abstract

Aiming at challenges including occlusion in complex scenarios and motion blur existing in human

*通讯作者。

文章引用: 高天丰, 胡正, 刘逸璇, 陈飞宇, 于怡然, 季桓勇. 基于超宽带 MIMO 阵列成像系统的人体姿态时频分析研究[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(7): 71-81. DOI: 10.12677/csa.2026.167242

posture recognition, this paper develops an ultra-wideband (UWB) MIMO array imaging system grounded on vector network analysis technology. Stepped-frequency continuous-wave signal is adopted to conduct time-frequency analysis on echo data of human targets for extracting posture-related characteristic information. Four algorithms, namely the Stockwell Transform, Generalized Stockwell Transform, Continuous Wavelet Transform and Synchrosqueezed Wavelet Transform, are separately applied to process measured experimental data for comparative research. Experimental results verify that the Generalized Stockwell Transform enables superior extraction of two-dimensional time-frequency features of human postures from data acquired by the proposed imaging system, which can deliver reliable technical support for human posture recognition.

Keywords

MIMO Array, Human Posture Recognition, Two-Dimensional Time-Frequency Analysis

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

人体姿态识别是一种通过视觉、信号传感等方式解析人体行为动作的技术，传统的基于计算机视觉或光学的人体姿态识别技术受限于光线问题，且存在隐私泄露风险；基于传感器感知的人体姿态识别技术，需要佩戴相应设备，虚警误警率高，且具有侵入性，不适用于长期监测[1]。采用超宽带多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)阵列成像技术获取人体行为数据，受微弱光线、雨雪雾等极端环境影响较小，具有较高的隐私性，在安防监控、健康监测、运动分析、人机交互等领域得到了广泛的研究，具有广阔的应用前景[2] [3]。

近年来，凭借隐私安全、非接触、准确性等方面的优势，微波成像技术在人体姿态识别领域得到了广泛应用。该技术基于信号处理理论，根据人体形态与运动特征，对人体不同部位的数据进行筛选和分类，通过分析特征间的差异，最终完成对人体各个部位的姿态估计。

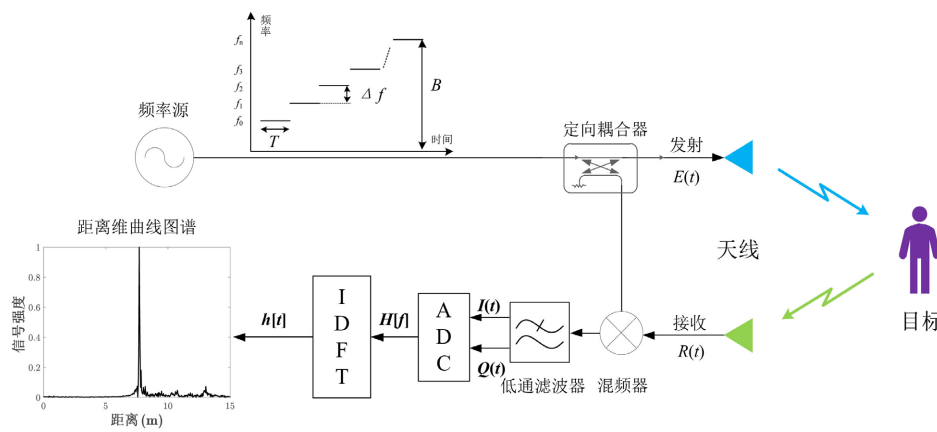
微波毫米波成像技术在人体行为识别包含两大主流技术路线：第一种是微波毫米波点云技术，利用调频连续波(Frequency Modulation Continuous Wave, FMCW)微波毫米波成像系统获取包含距离、速度、角度信息的稀疏三维点云数据，通过滑动时间窗口采集连续帧并完成像素化处理，将离散无序点云转换为规整网格数据，从而实现摔倒、躺卧、行走等行为识别和分类，该技术路线在定位人体空间维状态方面具有显著优势，多用于居家跌倒监测，但低成本成像系统生成的点云密度不足，难以识别细微动作；第二种是目前应用最广泛的微多普勒时频分析技术，对成像系统获取的原始回波数据做短时傅里叶变换(Short-time Fourier Transform, STFT)，把人体运动产生的差异化多普勒频移转化为二维时频谱图，借助卷积神经网络提取局部运动特征、长短期记忆网络挖掘动作时序关联，同时结合生成对抗网络生成仿真频谱样本、迁移学习优化网络权重，可有效解决标注数据稀缺的难题，动作识别精度更高，对弯腰、抬手等细微动作区分效果更好。

超宽带 MIMO 阵列成像系统由于其功耗低、分辨率高、穿透能力强等优点[4]，在微多普勒时频分析技术进行人体姿态识别方面已成为研究热点。通过对人体目标发射电磁波，并接收回波信号，利用回波信号的多普勒效应，将采集的数据转换为谱图形式，通过特征提取，可以更精确地捕捉人体姿态的细微变化，从而完成人体姿态的分类和识别。目前该技术已成为人体姿态识别的热点研究方向[5] [6]。

为了更好地提取姿态特征，通常采用时频分析技术对获取的数据进行处理。产生的时频谱图包含着姿态的多普勒特征，用来刻画人体各部位姿态细微的变化。因而，时频分析技术成为特征提取的关键手段之一。

Kim 等[7]最早建立连续波成像系统人体动作微多普勒时频分析算法框架，通过 STFT 生成二维时频谱图，提取频谱包络、频率带宽、持续时长等时频特征，搭配 SVM 机器学习方法实现行走、跳跃、跌倒基础动作分类，验证二维时频谱对肢体微动的表征能力，奠定成像系统人体动作识别基础时频理论。针对 STFT 固定窗函数导致时频分辨率矛盾缺陷，Shrestha 等[8]采用小波变换构建多尺度二维时频谱图，利用小波多分辨特性分离人体躯干低频运动与四肢高频微动，在低信噪比遮挡场景下识别精度提升 8.7%，但传统小波变换自适应能力不足，复杂连续动作易出现频谱混叠。Lai 等[9]基于线性调频连续波(Linear Frequency Modulation Continuous Wave, LFM CW)体制构建成像系统，采用短时傅里叶变换处理人体站立、躺卧、行走等姿态的回波数据。张岩[10]采用 STFT 和维格纳-维尔分布(Wigner-Ville Distribution, WVD)为基础的复合分析方法，对每一分片的数据分别进行 STFT 和 WVD 处理，通过归一化叠加、阈值筛选和特征增强策略，强化了动作特征的表征能力。薛宝泽[11]针对系统发射的 LFM CW 回波信号，采用连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)分别为人体步行和人体原地跳动两种姿态形式进行时频分析。随着技术发展，自适应和特征融合时频分析算法成为研究热点。Gilles [12]提出经验小波变换，基于信号频谱自适应划分频带构造二维时频谱，规避经验模态分解模态混叠问题。Liu 等[13]将 EWT-Hilbert 联合生成二维时频视频，搭建双分支 CNN-LSTM 网络，把时序时频谱图作为图像序列输入，完成连续人体动作端到端识别，在超宽带成像系统数据集上准确率突破 95%。屈乐乐等[14]对成像系统回波分别生成距离-时间二维图、微多普勒时频二维图谱，采用主成分分析降维后双流特征融合，输入 Bi-LSTM 建模时序时频变化，实现连续无间断人体动作识别，相比单一维度时频特征准确率提升 6.2%，解决单人连续动作边界模糊问题。根据上述国内外技术发展现状可以看出，在不结合深度学习和自适应算法的情况下，STFT 选用的窗长和窗口固定，限制了其在应用中的自适应性。WVD 存在交叉项的问题，限制了其在工程中的应用。本文利用多端口矢量网络分析仪搭建超宽带 MIMO 阵列成像系统，获取人体姿态的回波数据，采用 S 变换(ST)、广义 S 变换(GST)、CWT 以及同步挤压小波变换(Synchrosqueezed Wavelet Transform, SWT)进行二维时频分析，验证这几种变换对回波数据的处理效果，为后续采用更优的时频分析算法建立动作数据集奠定基础。

2. 步进频信号模型



SFCW 信号处理示意图如图 1 所示, 发射的步进频率信号 $E(t)$ 的扩展时间波形可以表示为 N 个步进脉冲的连续序列。序列中的每个脉冲的持续时间为 t_0 , 脉冲重复周期为 T_0 秒, 载波频率从频率下限 f_0 开始以 Δf 为步长从一个脉冲步进到另一个脉冲。假设序列中每个步进频率脉冲的幅度和相位对于所有频率都是恒定的, SFCW 发射波形 $E(t)$ 可以表示为[15] [16]:

$$E(t) = \sum_{i=0}^{N-1} \text{Re} \left\{ e^{j2\pi(f_0 + i\Delta f)t} \right\} \text{rect} \left(\frac{t - iT_0 - t_0/2}{T_0} \right) \quad (1)$$

发射信号在发射前会先经过定向耦合器分离出来一部分作为参考信号 $I_{ref}(t) + jQ_{ref}(t)$ 进入到混频器中, 其复数形式可以表示为:

$$I_{ref}(t) + jQ_{ref}(t) = 2 \sum_{i=0}^{N-1} e^{j2\pi(f_0 + i\Delta f)t} \text{rect} \left(\frac{t - iT_0 - t_0/2}{T_0} \right) \quad (2)$$

另一部分通过天线传输到目标又反射回来, 假设传输信号经过一个反射系数为 $\Gamma = |\Gamma|e^{j\phi}$ 的单点目标反射回来, 传输时延为 τ , 来自该单点目标的接收信号 $R(t)$ 可以表示为:

$$R(t) = \sum_{i=0}^{N-1} \text{Re} \left\{ |\Gamma| e^{j\phi} e^{j2\pi(f_0 + i\Delta f)(t-\tau)} \right\} \text{rect} \left(\frac{t - \tau - iT_0 - t_0/2}{T_0} \right) \quad (3)$$

接收信号与参考信号通过混频器和低通滤波器后被下变频为中频信号 $I(t) + jQ(t)$:

$$I(t) + jQ(t) = \sum_{i=0}^{N-1} |\Gamma| e^{j\phi} e^{-j2\pi(f_0 + i\Delta f)\tau} \text{rect} \left(\frac{t - iT_0 - t_0/2}{T_0} \right) \quad (4)$$

中频信号经过 ADC 采样变成数字信号, 其频域离散形式可以表示为:

$$H[f] = |\Gamma| e^{j\phi} e^{-j2\pi f\tau} \text{rect} \left(\frac{f - f_c}{B} \right) \quad (5)$$

式中, $f = f_0, f_0 + \Delta f, \dots, f_0 + (N-1)\Delta f$, f_c 为中频信号的中心频率, $B = (N-1)\Delta f$ 为 SFCW 信号的等效带宽。使用离散傅里叶逆变换(Invert Discrete Fourier Transform, IDFT)将频域函数 $H[f]$ 变换到时域 $h[t]$:

$$h[t] = \text{IDFT} \{ H[f] \} = |\Gamma| e^{j\phi} e^{j2\pi f_c(t-\tau)} \text{Bsinc}(B(t-\tau)) \quad (6)$$

式中, $t = 0, 1/2B, \dots, (N-1)/2B$ 表示快时间采样点, 其结果是一个包含目标反射系数和延迟时间的合成时间剖面。

3. 时频分析方法

3.1. ST 和 GST

Stockwell 提出了 ST [17], 它克服了短时傅里叶变换不能调节分析窗口频率的缺点, 并且引入小波变换的多分辨率分析的特点, 其表达式如下:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\tau-t)^2 f^2}{2}} e^{-i2\pi ft} dt \quad (7)$$

设 $h[kT]$, $k = 0, 1, \dots, N-1$ 表示对应连续信号 $h(t)$ 的离散时间序列, 其采样间隔为 T , 则离散傅里叶变换为:

$$H \left[\frac{n}{NT} \right] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} h[kT] e^{\frac{i2\pi nk}{N}} \quad (8)$$

其中 $n=0,1,\dots,N-1$ ，在离散情况下，ST 是由时间序列 $h[kT]$ 定义的向量在一组生成向量集上的投影。令 $f \rightarrow n/NT$ ， $\tau \rightarrow jT$ ，离散时间的 ST 可表示为：

$$S\left[jT, \frac{n}{NT}\right] = \sum_{m=0}^{N-1} H\left[\frac{m+n}{NT}\right] e^{-\frac{2\pi^2 m^2}{n^2}} e^{\frac{i2\pi mj}{N}}, n \neq 0 \quad (9)$$

当分量中 $n=0$ 时，则有：

$$S[jT, 0] = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} \left(\frac{m}{NT}\right) \quad (10)$$

ST 中的基本变换函数形态固定，陈兴华[18]对其进行了推广，提出了 GST，表达式如下：

$$GS(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \frac{|\lambda||f|^p}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\tau-t)^2 f_p^2 \lambda^2}{2}} e^{-i2\pi ft} dt \quad (11)$$

式中， p, λ 均为调节因子， $p \in \left[\frac{1}{2}, \frac{3}{2}\right]$ ， $\lambda > 1$ 时加快时窗宽度随信号频率呈反比变化的速度，反之当 $\lambda < 1$ 时减慢这种速度。

利用傅里叶变换和卷积定理，可对公式(12)进行离散化推导，最终得到离散时间的广义 S 变换，公式如下：

$$\begin{cases} X\left(\frac{n}{NT}\right) = \sum_{k=0}^{N-1} x(kT) e^{\frac{i2\pi nk}{N}} \\ GS\left[jT, \frac{n}{NT}\right] = \sum_{m=0}^{N-1} X\left(\frac{m+n}{NT}\right) e^{-\frac{2\pi^2 m^2}{n^2} \left[\frac{1}{\lambda^2} \left(\frac{NT}{n}\right)^{2p-2}\right]} e^{\frac{i2\pi mj}{N}}, n \neq 0 \end{cases} \quad (12)$$

3.2. CWT 和 SWT

传统的 CWT 变换通过多尺度分析突破了传统傅里叶变换的局限，可以不用像 STFT 选用固定的窗宽，具有变焦的效果。SWT 在连续小波变换的基础上，在中心频率附近进行挤压，可以提高抗噪性能，并且获得精度较高的时频曲线[19]。

连续小波变换是同步挤压算法的理论基础，通过尺度因子与平移因子实现信号的多分辨率时频分析，其定义表达式为：

$$W_s(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) a^{-1/2} \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \quad (13)$$

式中， $s(t)$ 为原始待分析时域信号； $\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ 为预先选取的母小波函数； a 为尺度因子，用于控制小波的伸缩尺度，对应信号频率特性； b 为平移因子，用于控制小波在时域的滑动位置，对应信号时间特性。连续小波变换可将一维时域信号映射至二维时间-尺度平面，完成信号时频特征的初步分解。

对所有小波变换非零的时尺度点位 (a, b) ，信号瞬时频率求解公式可以表示为：

$$W_s(a, b) = -i \left(W_s(a, b)\right)^{-1} \frac{\partial}{\partial b} W_s(a, b) \quad (14)$$

同步挤压摒弃传统尺度表征方式，将时间-尺度平面 (b, a) 的小波变换能量，逐点映射至时间-频率平面 $(b, \omega(a, b))$ ，通过能量聚合挤压消除尺度弥散，大幅提升时频聚集性。小波系数的离散同步挤压值可以表示为：

$$T_s(w_l,b)=(\Delta w)^{-1}\sum_{a_k:|w(a_k,b)-w_l|\leq\Delta w/2}W_s(a_k,b)a_k^{-3/2}(\Delta a)_k \tag{15}$$

其中， $w_l-w_{l-1}=\Delta w$ ， $a_k-a_{k-1}=(\Delta a)_k$ ， a_k 为离散尺度序列， $(\Delta a)_k$ 为对应尺度间隔， w_l 为离散频率变量中心， Δw 为频率变量间隔。该离散形式适配计算机数值迭代计算，可直接应用于工程实测信号的时频分析。

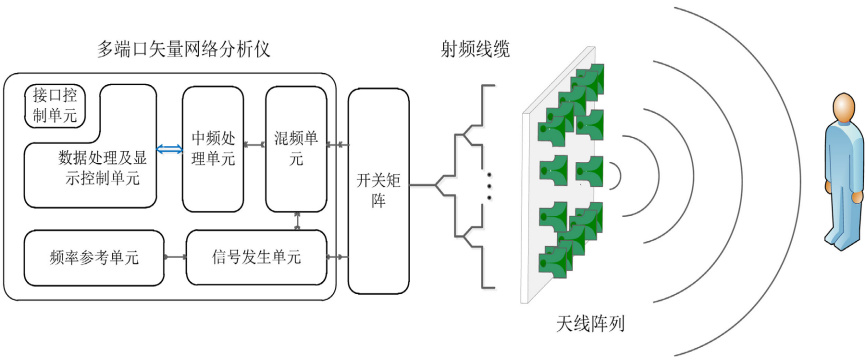
4. 实验验证

4.1. 系统组成

超宽带 MIMO 阵列成像系统示意图及实物图如图 2 所示。系统由矢量网络分析仪、开关矩阵、主控计算机和 8 发 6 收 Vivaldi 天线阵列等组成，工作参数如表 1 所示，频率范围 1 GHz~4 GHz，中频带宽 50 kHz，采样点数 201 个，即步进频率 15 MHz。

Table 1. Imaging system operating parameters settings
表 1. 成像系统工作参数设置

参数	数值
天线阵列	8 发 × 6 收(MIMO)
频率范围	1 GHz~4 GHz
中频带宽	50 kHz
采样点数	201



(a) 成像系统示意图



(b) 成像系统实物图

Figure 2. Schematic diagram and physical photo of ultra-wideband MIMO array imaging system
图 2. 超宽带 MIMO 阵列成像系统示意图及实物图

4.2. 实验测试场景

为验证 ST、GST、CWT 和 SWT 对本文成像系统的二维时频变换效果，在真实场景中进行了实验测试，测试场景如图 3 所示。

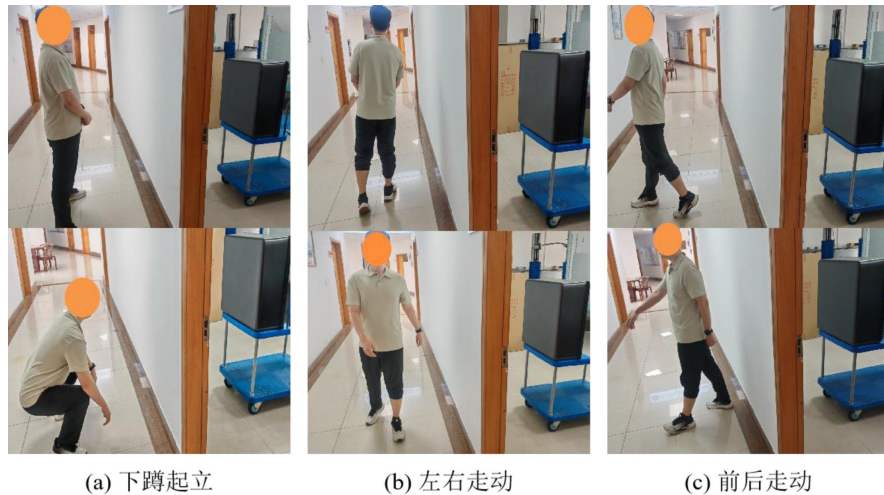


Figure 3. Experimental scenarios for time-frequency analysis of various human actions
图 3. 不同动作时频分析实验测试场景

4.3. 数据处理

阵列离墙距离 0.7 米，人体距离 MIMO 阵列成像系统的初始位置为 1.5 米，在阵列正前方做下蹲起立动作，系统对回波信号进行采集后，以 ST 为例，数据处理流程如图 4 所示，快时间扫描点数为 N ，慢时间连续采集 T 次，即原始数据 $T \times N$ ，在快时间维度补零和快速逆傅里叶变换(Inverse Fast Fourier Transform, IFFT)，得到 $T \times 1024$ 的数据，在慢时间维度去直流分量，然后再对快时间维度求平均，得到 $T \times 1$ 的数据，在慢时间维度进行 ST，得到最终数据。

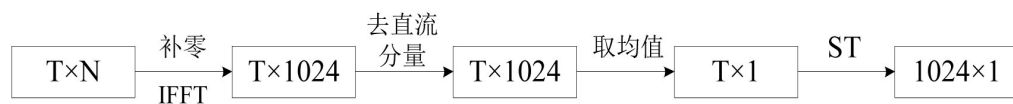


Figure 4. Data processing flow
图 4. 数据处理流程

采用 ST、GST、CWT 和 SWT 进行二维时频分析，变换后的图像如图 5 所示。

图 4 可以看出，ST (图 5(a)) 和 CWT (图 5(b)) 时频二维图比较相似，但是采用 CWT 变换表征时，存在固有的尺度 - 频率映射非均匀性，由于频率与尺度存在反比关系，当尺度按照线性或者倍频程规律变换时，导致直接用于频率展示时出现可视化畸变，因此需要事先知道频率范围，然后根据线性频率分布，反向计算出非线性分布的尺度参数，存在一定的非便捷性。而 ST 不存在这个问题，在工程应用中比较方便。图 5(c) 是 GST 的结果，GST 可以根据不同的时间分辨率和频率分辨率的调节参数。可以看出，相对 S 变换，图 5(c) 的 GST 的时间分辨率更高。图 5(d) 是 SWT 的时频二维变换结果，相对于 CWT，它重新进行了能量分配，使得时频精度更高，但是在本实验中，一方面由于多普勒频移太小，另一方面能量更多分布在低频范围，以及采用同步挤压技术后，能量分布在更窄的条带或者点上，使得 SWT 的结果不理想。

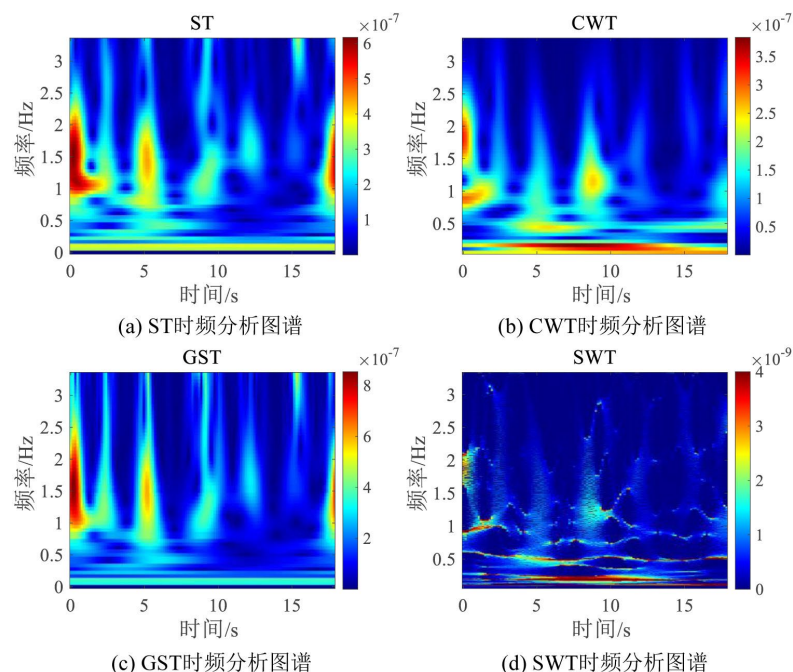


Figure 5. Two-dimensional time-frequency transformation of squat-to-stand motion
图 5. 下蹲起立动作的二维时频变换

以相同的测试步骤，完成对左右走动动作和前后走动动作的数据采集，并采用四种变换算法进行二维时频变换，得到图 6 和图 7 的结果。同样可以看出，在当前成像系统和工作参数设置的情况下，GST 可获得更高的时间分辨率，二维时频变换效果较好。

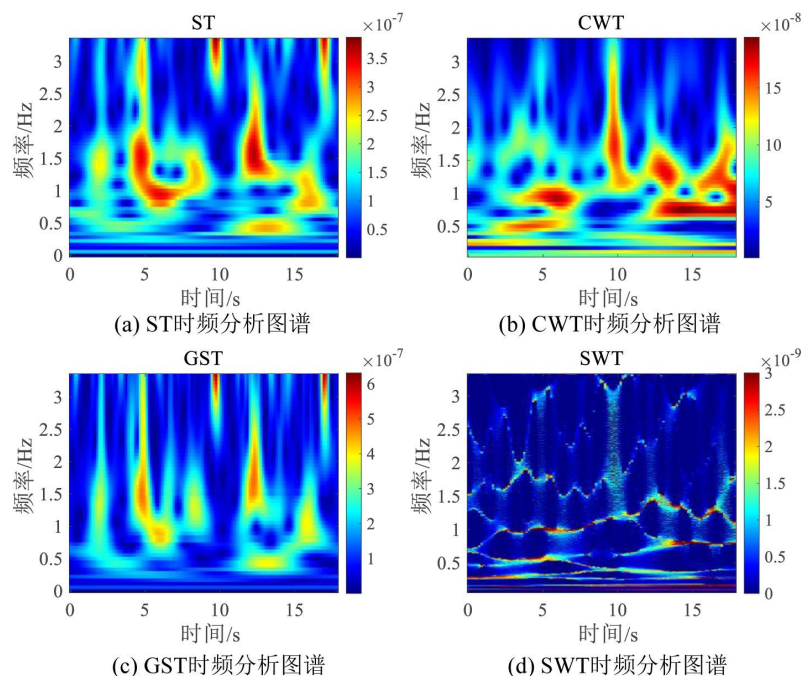


Figure 6. Two-dimensional time-frequency transformation of side-to-side walking
图 6. 左右走动的二维时频变换

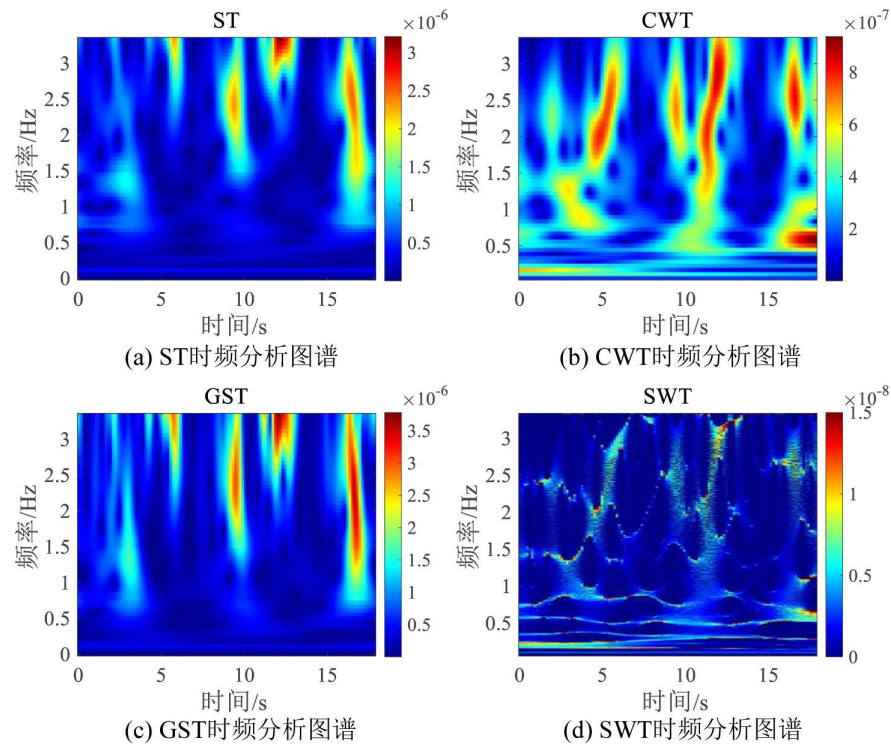
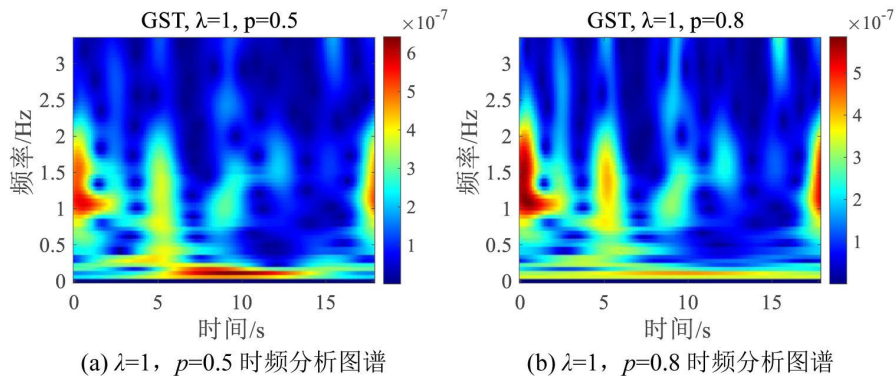


Figure 7. Two-dimensional time-frequency transformation of back-and-forth walking
图 7. 前后走动的二维时频变换

4.4. GST 参数 λ 和 p 的选择

根据不确定性原理, 人体动作的二维时频分析存在时间分辨率和频率分辨率的不相容性, 选择时间窗较窄的窗函数是为了获得较好的时间分辨率, 但牺牲了频率分辨率; 反之, 若频率窗函数较窄, 则时间分辨率较差。因此可以根据工程需要在一定范围内选择 λ 和 p 的值, 调节 GST 的时频分辨率, 以达到较好的效果。一般而言, p 值不宜过大, 虽然 GST 理论公式对其取值没有过多限制, 但在实际信号分析中, p 值对频率变化很敏感, 取值过大会使窗函数过窄, 对时频分析图谱产生不利影响[18] [20]。

本文采用控制变量方法, 以下蹲起立动作时频分析为例, 先固定 $\lambda=1$, p 取若干个在 0.5~1.5 之间的值, 部分取值的时频变换图谱如图 8 所示。根据观察图谱呈现效果和实际工程需要, 认为 p 取值在 1.2~1.5 之间比较合适。然后固定 $p=1.2$, 令 λ 取若干个 >1 的值, 部分取值的时频分析图谱如图 9 所示。通过观察发现, λ 取值在 1.3~1.6 之间比较适中, 兼顾了频率分辨率和时间分辨率。



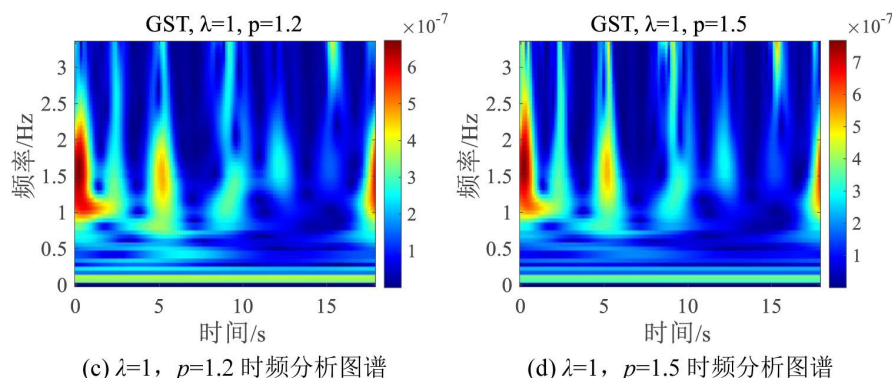


Figure 8. Two-dimensional time-frequency transformation when $\lambda = 1, p = 0.5, 0.8, 1.2, 1.5$
图 8. $\lambda = 1, p = 0.5, 0.8, 1.2, 1.5$ 时的二维时频变换

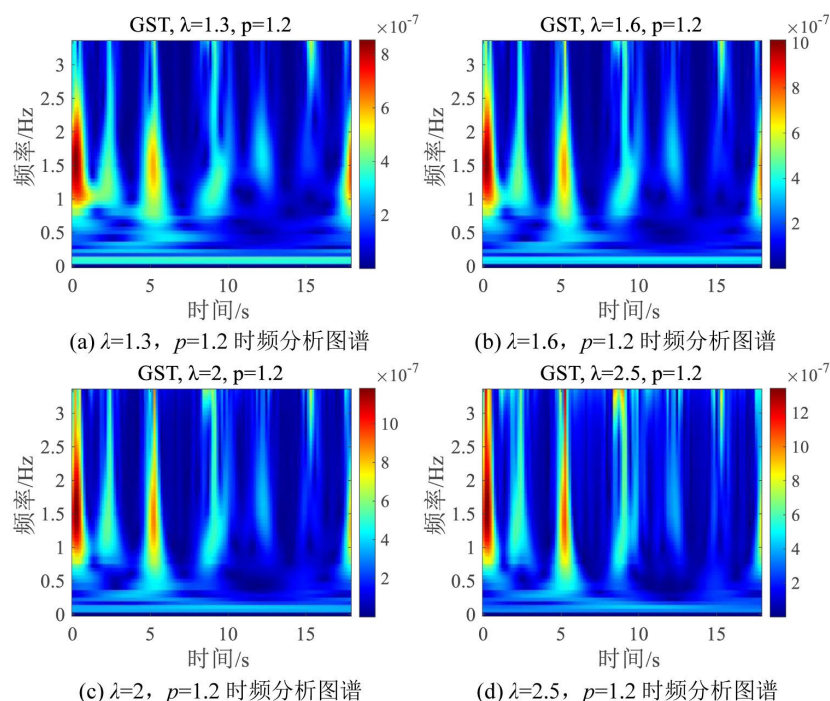


Figure 9. Two-dimensional time-frequency transformation when $p = 1.2, \lambda = 1.3, 1.6, 2, 2.5$
图 9. $p = 1.2, \lambda = 1.3, 1.6, 2, 2.5$ 时的二维时频变换

5. 结语

目前国内外有很多时频分析方法已成功应用于人体姿态识别的特征提取, 为对步进频模式下的人体姿态回波进行更好的处理, 本文利用四种时频分析方法, 基于本文中的成像系统对步进频连续波信号体制的回波信号进行时频分析处理, 比较了四种方法对步进频数据处理的效果, 实验结果表明 GST 可获得更好的效果。本文研究目前处于实验室研发阶段, 主要对基于矢量网络分析技术搭建的 MIMO 阵列成像系统在人体姿态识别方面进行了探索, 验证了本文系统进行人体姿态识别的可行性, 但仍然存在一定的局限性, 一是测试场景单一, 二是目前仅选用了 MIMO 阵列中的一个较优通道的数据进行了时频分析。后续研究将对成像系统从硬件层面进行优化升级, 提升系统采样速度, 增加可识别姿态类型的数量, 拓展多种测试场景, 完成 MIMO 阵列中所有通道的时频分析图谱汇集, 建立多场景多通道动作数据集, 并

结合深度学习提升动作识别准确率,为超宽带 MIMO 阵列成像系统对人体姿态识别的实际工程应用提供参考。在此基础上,未来研究可围绕轻量化模型推理、多源数据模态融合、生成式模型关键点补全、视觉大模型协同方向展开,开发多域、多维融合二维时频联合分析算法,持续提升算法鲁棒性与泛化能力,推动人体姿态识别技术从实验室研究走向多场景规模化落地应用。

基金项目

国家自然科学基金企业联合基金(U24B20141)经费资助。

参考文献

- [1] 丁从张. 基于雷达时频谱图的人体连续行为识别方法研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 成都理工大学, 2022.
- [2] 陈彦, 张锐, 李亚东, 等. 基于无线信号的人体姿态估计综述[J]. 雷达学报, 2025, 14(1): 229-247.
- [3] 丁传威, 刘芷麟, 张力, 等. 基于 MIMO 雷达成像图序列的切向人体姿态识别方法[J]. 雷达学报, 2025, 14(1): 151-167.
- [4] 于怡然, 韩顺利, 郝泽宇, 等. 基于步进频连续波的远程三维穿墙成像方法研究[J]. 计算机科学与应用, 2025, 15(12): 326-339.
- [5] 宋永坤, 戴永鹏, 李柯蒙, 等. 基于云时空特征的超宽带雷达轻量化人体行为识别方法[J]. 雷达学报, 2026, 15(1): 78-90.
- [6] 金添, 宋永平, 胡锡坤, 等. 基于 4D 成像雷达的隔墙人体姿态重建与行为识别研究[J]. 雷达学报, 2026, 15(1): 91-105.
- [7] Kim, Y. and Lee, J. (2016) Human Motion Classification Based on Micro-Doppler Time-Frequency Signatures Using Support Vector Machines. *IEEE Sensors Journal*, **16**, 4890-4898.
- [8] Shrestha, S. and Wang, L. (2023) Wavelet Time-Frequency Analysis for FMCW Radar Human Activity Recognition under Partial Occlusion. *Remote Sensing*, **15**, Article 2145.
- [9] Lai, G.J., Lou, X. and Ye, W.B. (2021) Radar-Based Human Activity Recognition with 1-D Dense Attention Network. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, **19**, 1-5. <https://doi.org/10.1109/lgrs.2020.3045176>
- [10] 张岩. 基于雷视融合的多域特征人体行为识别研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2025.
- [11] 薛宝泽. 基于毫米波与深度学习的人体姿态识别[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安电子科技大学, 2023.
- [12] Gilles, J. (2013) Empirical Wavelet Transform. *IEEE Transactions on Signal Processing*, **61**, 3999-4010. <https://doi.org/10.1109/tsp.2013.2265222>
- [13] Cho, H. and Park, Y. (2025) UWB Radar-Based Human Activity Recognition via EWT-Hilbert Spectral Videos and Dual-Path Deep Learning. *Electronics*, **14**, Article 3264. <https://doi.org/10.3390/electronics14163264>
- [14] 屈乐乐, 张丁元, 杨天虹, 等. 基于双流特征融合的 FMCW 雷达人体连续动作识别[J]. 雷达科学与技术, 2022, 20(5): 621-627.
- [15] Noon, D.A. (1996) Stepped-Frequency Radar Design and Signal Processing Enhances Ground Penetrating Radar Performance. The University of Queensland.
- [16] 曹凌霄. 穿墙透视雷达三维透视成像技术研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 电子科技大学, 2019.
- [17] Stockwell, R.G., Mansinha, L. and Lowe, R.P. (1996) Localization of the Complex Spectrum: The S Transform. *IEEE Transactions on Signal Processing*, **44**, 998-1001. <https://doi.org/10.1109/78.492555>
- [18] 陈学华. 时频分布与地震信号谱分析研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 成都理工大学, 2006.
- [19] Daubechies, I., Lu, J. and Wu, H.T. (2011) Synchrosqueezed Wavelet Transforms: An Empirical Mode Decomposition-Like Tool. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, **30**, 243-261. <https://doi.org/10.1016/j.acha.2010.08.002>
- [20] 贺梅. 基于广义 S 变换的时频分析方法及其应用[D]: [硕士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2015.