

DOI: 10.7652/xjtuxb201712002

采用同步挤压小波变换的人体运动姿态分析

满蔚仕¹, 朱宗耀¹, 张志禹¹, 康青²

(1. 西安理工大学自动化与信息工程学院, 710048, 西安;

2. 后勤工程学院国防建筑规划与环境工程系, 401311, 重庆)

摘要: 针对人体运动的雷达回波信号特征复杂、不同运动姿态微多普勒频率差异小、难以区分精细特征的问题,提出了一种采用参数可调的同步挤压小波变换(SSTAP)的人体运动姿态分析方法。首先根据实测人体运动数据构建人体运动模型及其雷达回波模型;然后利用 SSTAP 方法对人体运动模型雷达回波信号进行分解,获得人体各主要部位的时频特征;再通过调整同步挤压小波变换的 2 个参数获得人体整体回波信号的具有最佳时频分辨率的时频特征,进一步与各部位的人体时频特征比较获得了人体运动姿态的信息。实验结果表明,相比广义 S 变换(GST)、小波变换(WT)等时频分析方法,基于参数可调的同步挤压小波的人体微多普勒分析结果更加清晰精细,更能反映人体微运动的特征,其微多普勒频率的分辨率比 GST、WT 分别提高了 17% 和 14%。

关键词: 同步挤压小波;雷达回波;人体运动姿态;微多普勒频率

中图分类号: TN953 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)12-0008-06

A Method of Human Motion Postures Analysis Using Synchrosqueezed Wavelet Transform

MAN Weishi¹, ZHU Zongyao¹, ZHANG Zhiyu¹, KANG Qing²

(1. School of Automation and Information, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China; 2. Department of National Defense Architecture Planning and Environmental Engineering, Logistical Engineering University, Chongqing 401311, China)

Abstract: A method of human motion posture analysis using synchrosqueezed wavelet transform with adjustable parameters (SSTAP) is proposed to focus on the problems of complicated radar echoes of human motion, small frequency difference of micro-Doppler(MD) to the human motion postures (HMP), and difficulties to distinguish the detailed frequencysignatures of different body movements by conventional methods. An HMP model and a radar echoes model of human micro-motions are established from measured data based on motion capture technology. Then, the SSTAP method is used to decompose the radar echoes signals and the time-frequency characteristics of the main parts of bodies are obtained. The time-frequency characteristics of the body's overall echo signal with the best resolution are obtained through adjusting two parameters of the SSTAP. The information of HMP is finally obtained by comparing the time-frequency characteristics of whole human body with those of each part of the body. Experiment results and comparisons with the generalized S transform (GST) and wavelet transform (WT) show that, the human MD signatures from the SSTAP are more clear and easily recognized, and the SSTAP

收稿日期: 2017-03-24。 作者简介: 满蔚仕(1969—),男,博士,讲师。 基金项目: 国家自然科学基金重大研究计划资助项目(41390454)。

网络出版时间: 2017-09-16

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20170916.1911.012.html>

is better in describing the signatures of HMP and increases the recognizable rate by 17% and 14%, respectively.

Keywords: synchrosqueezed wavelet; radar echo; human motion posture; micro-Doppler frequency

雷达对人体的探测有其他传感器不具备的优势,例如不受天气和光线的影响,可实施全天候的探测,并且雷达可穿透障碍物对隐藏在障碍物后的人员进行搜索。因此,可通过雷达对人体微动进行研究从而获得人体的微多普勒特征,利用信号处理手段对这些信息进行分析可获得人体的摆臂速度、步态特征等运动信息,这些信息在安全防护、灾害救援、身份识别等方面具有很大的参考价值^[1-4]。

人体雷达微多普勒特征研究需要结合运用人体运动学、雷达原理、信号处理技术、电磁波技术等多学科知识及分析手段。由于雷达的测量结果需要良好的数据处理方法才能显示,因此采用时频分析方法对雷达回波进行处理是常用方法之一。文献[5-6]利用短时傅里叶变换(STFT)进行人体微多普勒特征分析,但 STFT 的分辨率受固定窗函数的限制,一旦窗宽度确定则时间与频率分辨率便确定不能改变了。S 变换(ST)兼具 STFT 与小波变换的优点,是具有自适应分辨率的时频分析方法,广义 S 变换(GST)是对 ST 的一种改进。文献[7]利用 GST 对人体微多普勒特征进行分析,在 ST 的基础上通过引入一个可变参数来调节窗函数的宽度,使窗函数可以随频率变化,从而提升了 ST 的性能,进一步提升了人体微多普勒特征的刻画,但是,参数的调整仍然需要在时、频分辨率之间进行折中。

小波变换(WT)也常被用于雷达信号处理,但同 GST 一样,在提高时频分辨率方面 WT 并没有新的突破。近几年来,以 Daubechies 为首的学者们提出的同步挤压小波变换具有良好的时频分辨率,并能够重构待分析信号^[8-9],它的出现在谐波提取、瞬时频率计算、医学等方面得到了很好的结果^[10-11],显示了良好的时频特征提取能力。因此,本文提出了一种基于同步挤压小波变换的微多普勒特征分析方法,通过调节同步挤压小波变换的 2 个参数来获得人体回波信号的最佳时频特征。首先通过测试信号仿真验证了参数可调的同步挤压小波变换(SSTAP)可以提高 SST 的时频分辨率,接着利用 SSTAP 分别对人体行走和跑动时的运动状态进行了微多普勒特征提取,最后与 GST 和 WT 的结果进行了对比,实验结果表明 SSTAP 具有更好的微运动识别能力。

1 同步挤压小波

1.1 同步挤压小波基本原理

Daubechies 首先提出了同步挤压小波变换^[8]。对给定的信号 $s(t)$,连续小波变换公式如下

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

式中: $W(a, b)$ 为小波系数; a 为尺度,等于 2 个频率分量的比值; b 为时间平移量; t 为时间; ψ^* 为母小波的共轭。利用式(2)求取瞬时频率

$$\Omega_s(a, b) = -i W(a, b)^{-1} \frac{\partial W(a, b)}{\partial b} \quad (2)$$

式中: $\Omega_s(a, b)$ 代表时间-尺度平面上每点的瞬时频率; i 是虚数单位。获得瞬时频率后,定义信号 $s(t)$ 的同步挤压小波变换公式如下

$$T(\omega, g) = \sum_{a_k, |\Omega_s(a_k, b) - \omega| < \Delta\omega/2} W(a_k, b) a_k^{-3/2} (\Delta a)_k \quad (3)$$

式中: $T(\omega, b)$ 为小波系数; ω 为瞬时频率; $\Delta\omega$ 为频率的离散间隔,频率的范围为 $(\omega - \Delta\omega/2, \omega + \Delta\omega/2)$; a_k 为离散的小波尺度; Δa 是尺度的离散间隔。通过小波系数重排可以提高时频分辨率,且不同于以往的时频重排方法,SST 可以重构原来信号。

1.2 同步挤压小波变换的参数调节

对于 Morlet 小波,母小波的傅里叶变换公式为

$$\hat{\psi}(a\xi) = \exp[-f_b \pi^2 (a\xi - f_c)^2] \quad (4)$$

式中: $\hat{\psi}(a\xi)$ 是关于 ξ 的窗函数; f_b 和 f_c 分别表示窗宽和窗中心,单位均为 Hz。设信号为 k 个幅值分别为 c_i 且频率不同的复正弦信号之和,假设 k 个信号频率关系为 $f_1 < f_2 < \dots < f_k$,在这 k 个信号中,只要 2 个频率最接近信号的瞬时频率能够正确识别,则其他信号更容易识别,因此考虑 k 个信号中 2 个频率最接近信号的识别问题。设 2 个最邻近的频率为 $f_a, f_{a+1}, a \in \{1, 2, \dots, k\}$,此时信号的瞬时频率按照式(2)可以写为

$$\begin{aligned} \Omega_s(a, b) = & [c_a f_a \exp(ib2\pi f_a) \hat{\psi}^*(af_a) + \\ & \sum_{i=1, i \neq a}^m c_i f_i \exp(ib2\pi f_i) \hat{\psi}^*(af_i)] / \\ & [c_a \exp(ib2\pi f_a) \hat{\psi}^*(af_a) + \\ & \sum_{i=1, i \neq a}^m c_i \exp(ib2\pi f_i) \hat{\psi}^*(af_i)] \end{aligned} \quad (5)$$

当只有一个信号时,按照式(5),求取的瞬时频

率即为信号的频率;当 $k \neq 1$ 时, f_b 和 f_c 会影响 $\Omega_s(a, b)$ 的求取精度,下面详细讨论这个问题。

设 $\hat{\psi}^*(af_a) = \exp(-K_a)$, 其中 $K_a = f_b \pi^2 [(f_c/f_a)f_a - f_c]^2 = 0$, 可见当 $a = f_c/f_a$ 时, $\hat{\psi}^*(af_a)$ 取得最大值 1, 而对于其他 $i \neq \alpha$ 时, 有

$$\hat{\psi}^*(af_a) = \exp(-\sigma_i) \quad (6)$$

式中: $K_i = f_b^2 [(f_c/f_a)f_i - f_c]^2 = f_b \pi^2 f_c^2 [(f_i/f_a) - 1]^2$ 。由式(6)可以看出, 当 $\hat{\psi}^*(af_a) = 1, \hat{\psi}^*(af_i) (i \neq \alpha)$ 越接近于 0, 式(5)的结果越接近于 f_a , 而在式(6)中, 当 f_b 和 f_c 越大时, $\hat{\psi}^*(af_a + 1)$ 越小, 同时对于其他 $i \neq \alpha + 1$ 或 α 时, $\hat{\psi}^*(af_i) < \hat{\psi}^*(af_{\alpha+1})$ 。所以, f_b 和 f_c 调整至适当大, 可以使得公式(5)中分子和分母第二项接近于 0, $\Omega_s(a, b)$ 的计算结果在 $a = f_c/f_a$ 时接近于 f_a 。同理当 $a = f_c/f_{a+1}$ 时, $\hat{\psi}^*(af_{a+1}) = 1$, 调整 f_b 和 f_c 至适当大, 使得其他 $i \neq \alpha + 1$ 或 α 的 $\hat{\psi}^*(af_i)$ 越接近于 0, 则瞬时频率越接近于 f_{a+1} 。

通过以上分析可知, 随着窗宽 f_b 和窗中心 f_c 的增大, 2 个频率接近的信号瞬时频率计算更准确, 进而同步挤压小波变换的计算结果就更接近于信号的真实频率。 f_b 也不可以无限制增大, 否则将严重影响时间分辨率并带来比较严重的边缘效应, 由高斯函数 $\exp(-t^2/f_b)$ 容易看出, 当 $t = (4f_b)^{1/2}$ 时, 该函数值 $\exp(-4)$ 已经很小, 则 $(4f_b)^{1/2}$ 可以认为就是母小波的时间分辨率, 所以为了均衡时频分辨率, 需要合适地选取 f_b 与 f_c , 同时为了保证容许性条件, f_c 应该大于 $5.33/2\pi \text{ Hz}^{[12]}$ 。下面利用仿真信号验证上述分析。

设信号 $s_1(t) = \cos(70\pi t) + \cos(80\pi t) + \cos(110\pi t)$, 该信号由 3 个频率分量组成, 分别为 35、40 和 55 Hz, 其时域信号波形如图 1a 所示。图 1b 为 $f_c = 2.5 \text{ Hz}, f_b = 1 \text{ Hz}$ 时, 经 SST 处理后的模时频图, 可以看出两低频信号在 35 Hz 和 40 Hz 之间有粘连。说明当 $f_c = 2.5 \text{ Hz}, f_b = 1 \text{ Hz}$ 时, 不能很好地区分两低频分量。

图 1c 为 $f_c = 2.5, f_b = 6$ 时的模时频图, 可以看出, 两低频分量区分很清楚, 说明当 $f_c = 2.5 \text{ Hz}, f_b$ 取较大值时, 能更好地区分频率分量。

对于瞬时频率随着时间变化的信号 $A(t)e^{-i\phi(t)}$, 在式(5)中将 f_a 用 $\dot{\phi}(t)$ 代替也可以进行类似的分析, 以下的仿真结果证实了上面的分析。

设信号 $s_2(t) = \cos(20\pi t^2) + \cos(15\pi t^2) + \cos(350\pi t^2)$, 该信号由 3 个调频分量组成, 以第 500

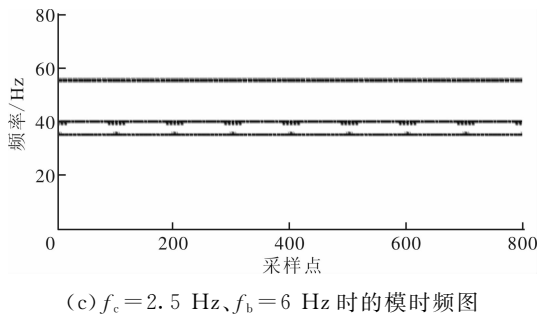
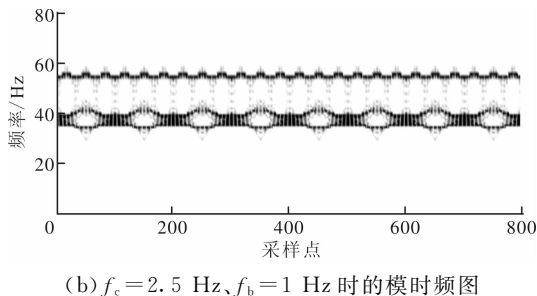
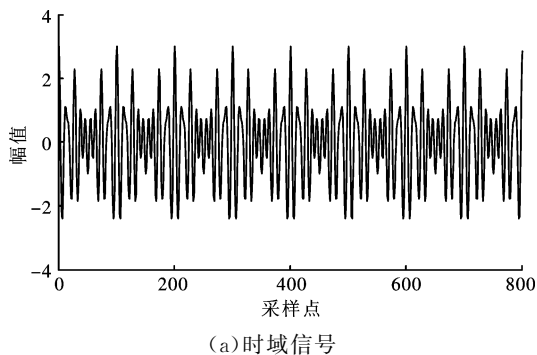
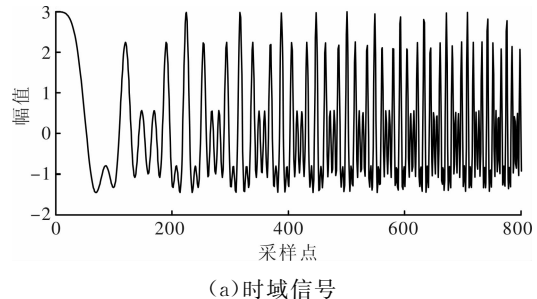


图 1 平稳信号的同步挤压小波变换处理结果

个采样点为例进行分析, 可求得在第 500 个采样点处的瞬时频率分别为 20、15 和 35 Hz。图 2 为不同 f_c, f_b 时非平稳信号的同步挤压小波变换处理结果。由图 2b 可以看出, 当 $f_c = 1.5 \text{ Hz}, f_b = 1 \text{ Hz}$ 时图 2a 信号经 SSTAP 变换后, 两低频分量在 15 Hz 和 20 Hz 之间有粘连, 说明 $f_c = 1.5 \text{ Hz}, f_b = 1 \text{ Hz}$ 时不能很好地区分两低频分量。

由图 2c 可以看出, 当 $f_c = 1.5 \text{ Hz}, f_b = 6 \text{ Hz}$ 时, 经 SSTAP 变换后, 两低频分量区分得很清楚,



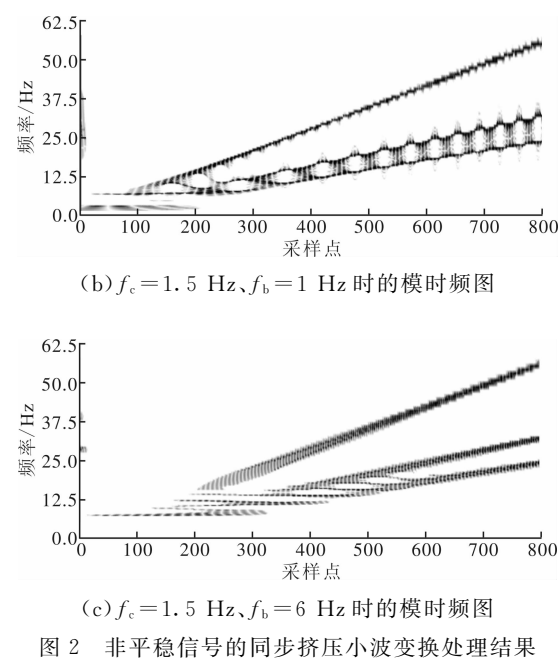


图 2 非平稳信号的同步挤压小波变换处理结果

说明当 $f_c=1.5\text{ Hz}$ 、 f_b 取较大值能更好地区分频率分量。

2 人体运动模型及雷达回波计算

2.1 人体运动模型

本文采用运动捕捉技术来对人体微多普勒特征进行仿真分析。利用卡内基梅隆大学(Carnegie Mellon University, CMU)的运动捕捉数据库向公众开放提供的大量运动捕捉数据^[13]进行人体行走和跑步建模。

2.2 雷达回波计算

人体运动是典型的非刚体铰接式运动^[14],如图 3 所示,运动捕捉技术将人体简化等效为 31 个部位,各个部位等效为单个点目标进行数据采集。为了分析方便,本文根据人体微多普勒特征分析的实际需求将这 31 各部位进一步等效简化,如忽略手指

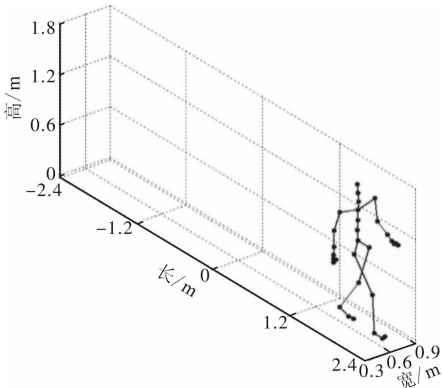


图 3 人体运动模型

和拇指将手简化,忽略脚趾将脚简化,下背部、上背部、左右锁骨、胸部等效为人体躯干^[15]。然后将等效后的身体部位根据相应的几何大小等效为均匀介质的球体与椭球体进行雷达回波计算,最后将各部分的雷达回波相加即为最终的人体雷达回波信号^[16]。

3 仿真结果及计算

3.1 人体行走仿真

本文模拟采用单频连续波雷达,雷达工作频率为 10 GHz,人体模型姿态位置变化的时间间隔为 1 ms,即仿真采样频率为 1 kHz。

图 4 所示为经同步挤压小波处理后的各部位雷达微多普勒特征图。此时人体位于距雷达 12 m 处,面向雷达以径向平均速度 1.62 m/s 的速度行走。同步挤压小波的参数设置为:母小波为 morlet 小波,经过优化选择的参数为 $f_c=1.8\text{ Hz}$,窗宽为 $f_b=2.5\text{ Hz}$ 。由图 4 可以看出,各肢体运动以相同的周期变化,脚部对应的最大瞬时频率最高,躯干的多普勒频率相对稳定。这些反映人体运动规律的时频特征总结在表 1 中。

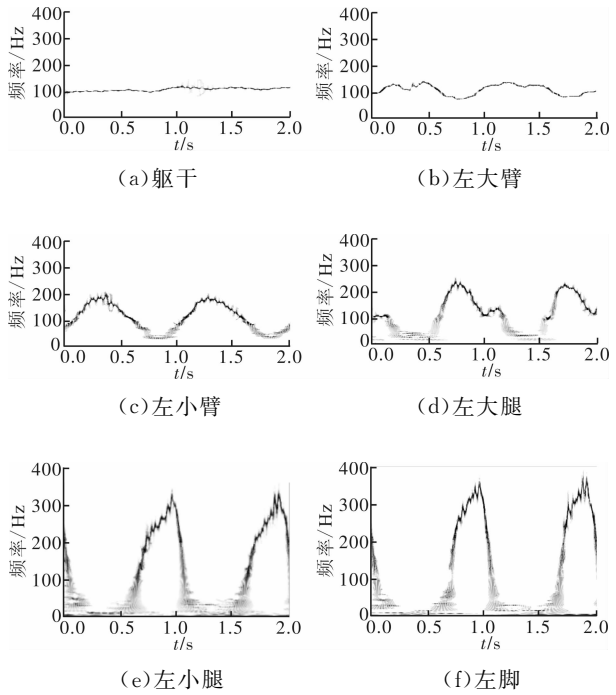


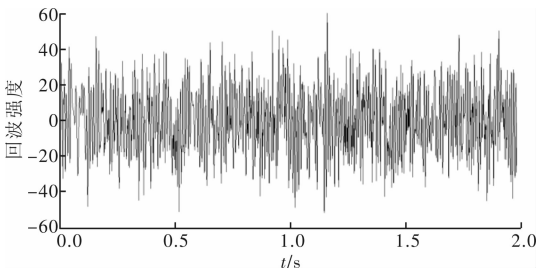
图 4 人体各部位微多普勒特征

图 5 为人体行走时的雷达回波与微多普勒特征。根据第 1 节所提出的参数调节方法进行调节,当 $f_c=2\text{ Hz}$ 、 $f_b=4\text{ Hz}$ 时具有较好的处理结果,如图 5b 所示。根据多普勒频移计算公式 $f_d=2vf/c$ (v 为速度, f 为雷达工作频率, c 为光速),可求得单

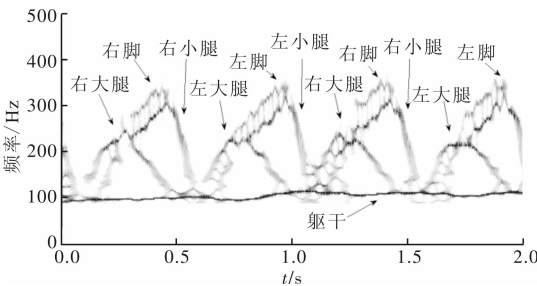
表 1 人体各部位时频特征

肢体	时频特征	最大瞬时 频率/Hz	各肢体时间上 的相互关系
躯干	瞬时频率 接近直线	110	无
左右大腿	接近周期性 脉冲重复	210	大腿在小腿前
左右小腿	接近周期性 脉冲重复	300	小腿在大腿后
左右脚	接近周期性 脉冲重复	355	左右脚分别在 左右大腿后
左右大臂	接近周期性 脉冲重复	180	周期大于左右 小臂
左右小臂	接近周期性 脉冲重复	150	周期小于左右 大臂

位速度 1 m/s 时对应的频率为 66.67 Hz,因此平均速度 1.62 m/s 时对应的频率为 108 Hz。根据表 1 可区别出图 5b 中的人体部分肢体,并按上式计算出各部分速度。由于大小臂回波能量较小,因此特征并不明显。大腿和小腿的回波能量强,摆幅大,因此作为主要运动姿态识别。反映左右腿的特征脉冲周期约为 1 s,从而可计算出步幅约为 0.8 m。脚部对应的峰值频率最高,约为 355 Hz,对应的脚部最大速度为 5.32 m/s。通过提取这些信息便可获得人体的运动特征。



(a)人体行走雷达回波



(b) $f_c=2\text{ Hz}$ 、 $f_b=4\text{ Hz}$ 时的微多普勒特征

图 5 人体行走雷达回波与微多普勒特征

3.2 人体跑步仿真

图 6 为 $f_c=2.5\text{ Hz}$ 、 $f_b=2.5\text{ Hz}$ 时人体跑步时的微多普勒特征图。通过调节参数发现,当 $f_c=2.5\text{ Hz}$ 、 $f_b=2.5\text{ Hz}$ 时,可获得较好的处理结果。同样,可以根据表 1 辨别出部分肢体。由图 6 可见,躯干的频率在 170 Hz 附近波动,反映了跑步平均速度为 2.58 m/s。由于实测人体的跑步姿势并不是完全标准的,因此在一个步态周期内左右肢体对应的多普勒特征并不完全对称,如在第一个步态周期内可发现跑步者的右脚频率略高于左脚,说明右脚的摆动幅度比左脚大。这个仿真也说明 SSTAP 能够刻画人体运动的精细特征。

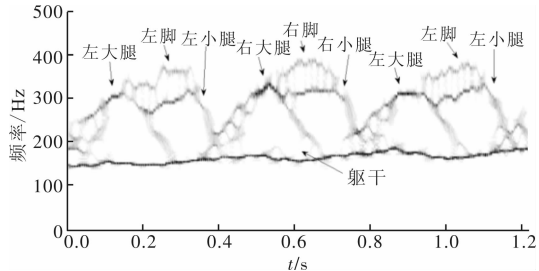
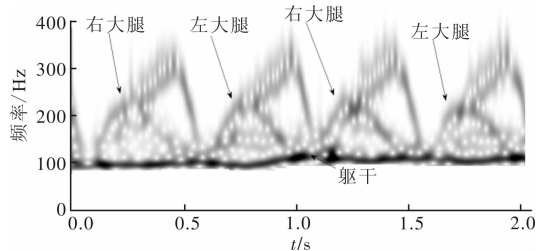


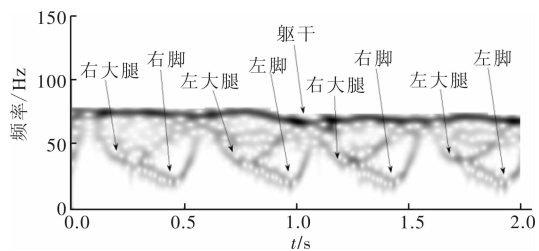
图 6 $f_c=2.5\text{ Hz}$ 、 $f_b=2.5\text{ Hz}$ 时人体跑步微多普勒特征

3.3 时频分析对比

图 7 给出了 GST 和 WT 应用于人体微多普勒分析的效果,可以看出,GST 躯干微多普勒频率不够精细,相应的频率为 90~120 Hz,相对于 SSTAP 的 108 Hz,误差约为 13%,而且脚的特征不明显;小波变换纵轴对应尺度,折算成频率为 89~122 Hz,相对于 SSTAP 的误差约为 14%。



(a)广义 S 变换



(b)小波变换

图 7 采用广义 S 变换和小波变换结果图

4 结 论

本文提出参数可调的同步挤压小波,并分析了其参数变化对瞬时频率提取的影响,然后根据实测人体运动数据构建人体运动模型及其雷达回波模型,利用参数可调的同步挤压小波对人体雷达回波进行微多普勒特征分析,并且和广义 S 变换和小波变换的结果进行了比较。实验结果表明:同步挤压小波变换具有良好的时频分辨能力,参数可调的同步挤压小波变换通过调节合适的参数,可以使得人体雷达回波的微多普勒特征更明显。本文研究结果可为进一步分析人体运动提供基础。

参考文献:

- [1] TAHMOUSH D. Review of micro-Doppler signatures [J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2015, 9(9): 1140-1146.
- [2] DORP P V, GROEN F C A. Human walking estimation with radar [J]. IEE Proceedings: Radar, Sonar and Navigation, 2003, 150(5): 356-365.
- [3] BOULIC R, THALMANN N M, THALMANN D. A global human walking model with real-time kinematic personification [J]. The Visual Computer, 1990, 6(6): 344-358.
- [4] 张翼, 朱玉鹏, 刘峥, 等. 基于微多普勒特征的人体运动辨识 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2010, 32(3): 156-161.
ZHANG Yi, ZHU Yupeng, LIU Zheng, et al. Human motion identification based on micro-Doppler features [J]. Journal of Southwest University (Natural Science Edition), 2010, 32(3): 156-161.
- [5] RICCI R, BALLERI A. Recognition of humans based on radar micro-Doppler shape spectrum features [J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2015, 9(9): 1216-1223.
- [6] TEKELI B, GURBUZ S Z, YUKSEL M. Information: theoretic feature selection for human micro-Doppler signature classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2016, 54(5): 2749-2762.
- [7] 孙忠胜, 王俊, 毕严先, 等. 基于广义 S 变换的多人微多普勒特征分析 [J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(7): 1291-1297.
SUN Zhongsheng, WANG Jun, BI Yanxian, et al. Analysis of multi-human micro-Doppler signatures based on generalized S transform [J]. Systems Engineering & Electronics, 2014, 36(7): 1291-1297.
- [8] DAUBECHIES I, LU J, WU H T. Synchrosqueezed wavelet transforms: an empirical mode decomposition-like tool [J]. Applied & Computational Harmonic Analysis, 2011, 30(2): 243-261.
- [9] AUGER F, FLANDRIN P, LIN Y T, et al. Time-frequency reassignment and synchrosqueezing: an overview [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2013, 30(6): 32-41.
- [10] 刘景良, 任伟新, 王佐才, 等. 基于同步挤压小波变换的结构瞬时频率识别 [J]. 振动与冲击, 2013, 32(18): 37-42.
LIU Jingliang, REN Weixin, WANG Zuocai, et al. Instantaneous frequency identification based on synchrosqueezing wavelet transformation [J]. Journal of Vibration & Shock, 2013, 32(18): 37-42, 48.
- [11] 张黎明, 张小栋, 陆竹风, 等. 用于稳态视觉诱发电位特征频率提取的同步压缩短时傅里叶变换方法 [J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(2): 20-26.
ZHANG Liming, ZHANG Xiaodong, LU Zhufeng, et al. A synchrosqueezing short-time Fourier transform method for characteristic frequency extraction of steady state visual evoked potential [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(2): 20-26.
- [12] CHAKRABORTY A, OKAYA D A. Frequency-time decomposition of seismic data using wavelet-based methods [J]. Geophysics, 1995, 60(6): 1906-1916.
- [13] BOULGOURIS N V, HATZINAKOS D, PLATANOTIS K N. Gait recognition: a challenging signal processing technology for biometric identification [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(6): 78-90.
- [14] CHEN V C. Radar micro-Doppler signatures: principle and applications [M]. Stevenage, UK: Institution of Engineering and Technology, 2012: 1-4.
- [15] CHEN V C. Doppler signatures of radar backscattering from objects with micro-motions [J]. IET Signal Processing, 2008, 2(3): 291-300.
- [16] TEKELI B, GURBUZ S Z, YUKSEL M. Information: theoretic feature selection for human micro-Doppler signature classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2016, 54(5): 2749-2762.

(编辑 刘杨)