

# 基于OMP-CADMM的非合作运动人体 ViSAR成像方法

桂术亮<sup>1</sup>, 田增山<sup>1</sup>, 党思航<sup>2</sup>

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 西北工业大学电子信息学院, 陕西西安 710072)

**摘要:** 合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)人体成像技术凭借其高分辨、强穿透、易部署和高安全性, 已成为SAR拓展至日常民用领域的关键技术之一。然而现有SAR人体成像方法大多针对固定场景下的静态人体目标进行合作式成像, 难以满足开放场景非合作成像应用的需求。为此, 本文基于人体运动的块稀疏性与一致性约束, 提出了一种面向非合作运动人体的视频SAR(Video SAR, ViSAR)成像方法。该方法首先结合ViSAR子孔径快速成像技术, 简化人体非刚性运动模型, 建立非刚性运动相位误差参量模型; 随后结合人体运动的块稀疏性与时间连续性, 基于正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)稀疏恢复算法估计人体运动相位误差; 最后基于一致性交替方向乘子法(Consensus Alternating Direction Multiplier Method, CADMM)优化框架, 保留人体目标局部结果的一致性共有特征, 从多个局部补偿结果集中优化出人体的全局聚焦成像结果, 实现人体的非刚性运动补偿与全局精细优化。实验结果表明该文所提方法可实现非合作走动人体的视频化高分辨精细成像。

**关键词:** 视频合成孔径雷达成像; 运动人体成像; 非刚性运动误差补偿; 非合作成像

**基金项目:** 重庆市教委科学技术研究项目(No.KJQN202100647); 重庆市自然科学基金(No.cstc2021jcyj-msx-mX0492); 重庆市博士“直通车”科研项目(No.sl202100000315); 国家自然科学基金青年项目(No.62201461)

**中图分类号:** TN951; **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2023)06-1677-10

**电子学报URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.12263/DZXB.20220580

## A ViSAR Imaging Method for Non-Cooperative Moving Human Based on OMP-CADMM

GUI Shu-liang<sup>1</sup>, TIAN Zeng-shan<sup>1</sup>, DANG Si-hang<sup>2</sup>

(1. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

2. School of Electronic Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China)

**Abstract:** Synthetic aperture radar (SAR) human imaging technology has become the key technology for SAR to expand to the daily civil field because of its high resolution, strong penetration, easy deployment, and high security. However, most of the existing SAR human imaging methods focus on the cooperative imaging of static human targets in fixed scenes, which cannot meet the needs of non-cooperative imaging applications in open scenes. Therefore, this paper proposes a video SAR (ViSAR) imaging method for the non-cooperative moving human body based on the block sparsity and consistency constraints of human motion. Firstly, combined with ViSAR sub-aperture fast imaging technology, the non-rigid motion model of the human body is simplified and the phase error parameter model of non-rigid motion is established. Then, combined with the block sparsity and time continuity of human motion, the phase error of human motion is estimated based on the orthogonal matching pursuit (OMP) sparse recovery algorithm. Finally, combined with the optimization framework of the consensus alternating direction multiplier method (CADMM), the non-rigid motion compensation and global fine optimization of human body are realized. Experimental results show that the proposed method can realize video high-resolution fine imaging of the non-cooperative walking human body.

**Key words:** video synthetic aperture radar; moving human imaging; non-rigid motion error compensation; non-cooperative imaging

**Foundation Item(s):** The Science and Technology Research Program of Chongqing Municipal Education Commis-

sion (No. KJQN202100647); The Natural Science Foundation of Chongqing (No. cstc2021jcyj-msxmX0492); The PhD 'Through Train' Scientific Research Project of Chongqing (No. sl202100000315); National Natural Science Foundation Youth Project of China (No.62201461)

## 1 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)成像技术作为雷达探测领域的重要技术手段,被广泛应用于地形测绘、资源勘探、环境监测等领域<sup>[1]</sup>. 随着毫米波和太赫兹等高频雷达硬件集成技术的不断突破, SAR 近场成像技术凭借高分辨率、高安全性、强穿透性、方便部署等特点获得了雷达业界很高的关注度,且已成功被应用于安全检查、反恐维稳等民用领域<sup>[2,3]</sup>.

基于子孔径快速成像技术,视频 SAR(Video SAR, ViSAR)可进一步获取视频化的多帧成像结果,将目标散射特征拓展至时空域<sup>[4,5]</sup>. 面向人体目标探测时, ViSAR 成像技术获取的高分辨空间信息和时间信息使得其具备了人体感知与行为识别的潜能. 相较于使用光电设备获取图像信息, ViSAR 对环境要求弱,可在无光、烟雾甚至遮挡环境下获取人体及携带物的高分辨成像结果<sup>[6]</sup>. 相较于基于雷达微动特征的感知与识别方法, ViSAR 获取的视频化成像结果样本特征维度更丰富,目标检测与行为识别的精准度更高<sup>[7]</sup>. 这些技术特点也使得 ViSAR 不仅能为开放区域人员无接触安检应用提供可能性,也为智慧家庭和智慧养老中的人体姿态感知和行为识别的应用提供了新的技术路线<sup>[8]</sup>.

然而,现有 SAR 人体目标成像方法大多针对固定小场景内的静态人体进行合作式成像. 当面向开放式非合作应用场景时,现有成像几何模型不再适配,且基于平面波近似的快速成像算法(如极坐标格式算法等)存在边界模糊效应,不再适用于运动人体成像<sup>[9]</sup>. 此外,人体运动属于非刚性运动,不同部位间的运动模型和运动参数各异,导致人体雷达回波的相位误差由多个多普勒分量构成. 不同分量的相位误差将在成像结果中引起不同尺度的多普勒偏移与模糊,严重影响后续检测与识别工作<sup>[10]</sup>. 因此,运动人体成像方法的关键在于非刚性运动相位误差估计与补偿.

传统 SAR 运动目标成像处理中,运动相位误差的估计与补偿方法已比较成熟,按原理大致可分为两类:基于信号时频特征的参量化估计方法和基于梯度下降的非参类优化方法,前者有楔形变换、维格纳分布、分数阶傅里叶变换(Fractional Fourier Transform, FrFT)等<sup>[11-13]</sup>,后者有相位梯度自聚焦、字典学习、深度学习等<sup>[14-16]</sup>. 但上述研究大多面向飞机、舰船、汽车等,假设目标为刚性运动进行相位误差估计与补偿,难以直接应用到人体非刚性运动补偿与精细成像中. 而结合 ViSAR 子孔径高分辨成像技术,可将非刚性运动简化为多个刚性运动的叠加,分别对不同部位的运动相位误差进行估计与补偿,

即可实现非刚性运动相位误差的估计与补偿.

针对运动人体目标的非刚性运动相位误差估计与补偿方法研究,国内外现阶段均处于理论研究的起步阶段,已发表的相关文献较少. 文献[17]利用垂直线性阵列系统,结合逆 SAR(Inverse SAR, ISAR)成像原理对走动的人体目标进行成像研究,并基于飞行时间测距相机进行人体目标运动轨迹估计,但仅实现了人体目标上肢躯干及手提行李箱的高分辨成像. 文献[18]对人体的非刚性运动进行了分解,并基于 Kinect v2 设备获取不同部位的运动模型后进行运动补偿,但实测实验中也只给出了平动人体目标的成像结果. 此外,文献[19]利用高频段 SAR 短时高分辨成像技术,基于 FrFT 的叠加特性对走动人体目标进行了非刚性相位误差估计及补偿,并得到了躯干和部分四肢的聚焦结果. 在此基础上,文献[20]利用最大最小广义似然比检验对躯干与部分四肢的聚焦结果进行了融合,获取了走动人体全身的聚焦结果. 但 FrFT 的计算复杂度较高,难以利用非刚性运动的连续性降低计算量. 此外,后续多个部位的成像与融合处理进一步降低了计算的实时性,且融合结果中仍存在少量伪影. 而利用人体运动的块稀疏性与时间连续性,可基于稀疏恢复算法估计人体运动相位误差. 同时将多个目标的运动相位误差估计与补偿成像视为分布式优化问题,基于一致性约束原则,结合分布式优化框架,可实现人体的非刚性运动补偿与全局精细优化.

鉴于此,本文结合子孔径快速成像技术提出了一种面向非合作运动人体的 ViSAR 成像方法. 该方法针对 ViSAR 回波中人体非刚性运动相位误差估计问题,首先利用子孔径快速成像技术,简化人体非刚性运动,建立人体非刚性运动的参量化相位误差模型;随后结合人体运动的块稀疏性与时间连续性,基于正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)稀疏恢复算法估计人体运动相位误差,并逐步缩减搜索空间,降低计算复杂度;最后,针对 ViSAR 回波中人体非刚性运动误差的补偿问题,基于一致性交替乘法(Consensus Alternating Direction Multiplier Method, CADMM)优化框架,实现人体的非刚性运动补偿与全局精细优化.

## 2 ViSAR 成像与运动人体回波模型

### 2.1 ViSAR 成像方法

ViSAR 运动人体成像系统模型如图 1 所示,其中雷达沿着轨道获取合成孔径. ViSAR 的成像原理如图 1 所示,回波数据在慢时间维分割为多个子孔径回波数据  $S(\hat{t}, t, n)$ , 其中  $\hat{t} \in (0, T_r)$ ,  $t \in (-T_a/2, T_a/2)$  分别为快慢

时间域,  $T_r$  为信号脉冲宽度,  $T_a$  为子孔径时间宽度,  $n$  为帧数, 可以采用数据复用的方式增加帧数, 在一秒钟内获得多帧二维图像, 即实现视频化的 SAR 成像。

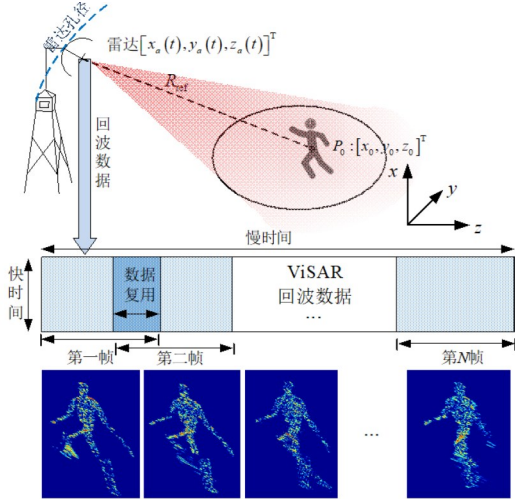


图1 ViSAR运动人体成像系统示意图

单帧的 SAR 成像几何模型如图 2 所示. 天线沿着半径为  $r$  的环形轨道以固定的角速度转动以获取合成孔径. 设雷达和目标  $P$  点在第  $n$  帧  $t$  时刻的位置矢量分别为  $\mathbf{P}_a(t, n)=[x_a(t, n), y_a(t, n), z_a(t, n)]^T$  和  $\mathbf{P}_t(t, n)=[x(t, n), y(t, n), z(t, n)]^T$ . 此时, 雷达与目标  $P$  点瞬时距离可写为

$$R_p(t, n) = \|\mathbf{P}_a(t, n) - \mathbf{P}_t(t, n)\|_2 \quad (1)$$

其中,  $\|\cdot\|$  为矢量 2 范数. 为了得到大时宽带宽积, 雷达发射载频为  $f_c$  调频斜率为  $\gamma$  的线性调频信号. 因此, 第  $n$  帧数据中目标  $P$  点在第  $t$  时刻的回波信号可表述为

$$S_p(\hat{t}, t, n) = \delta_p \text{rect} \left[ \frac{\hat{t} - 2R_p(t, n)/c}{T_r} \right] \times \exp \left\{ j2\pi f_c \left[ \hat{t} - \frac{2R_p(t, n)}{c} \right] \right\} \times \exp \left\{ j\pi\gamma \left[ \hat{t} - \frac{2R_p(t, n)}{c} \right]^2 \right\} \quad (2)$$

其中,  $\text{rect}[\cdot]$  为矩形函数,  $\delta_p$  为  $P$  点散射系数,  $c$  为光速.

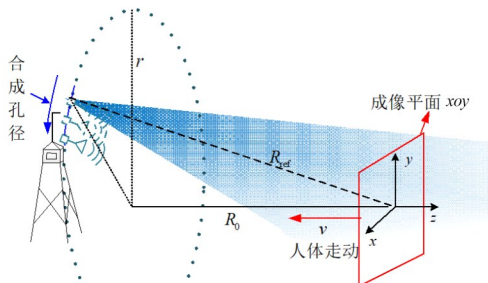


图2 SAR成像系统几何模型示意图

利用去调频操作进行解线频调处理, 混频后去除斜置项和剩余视频相位项, 可得信号

$$S_p(\hat{t}, t, n) = \delta_p \text{rect} \left[ \left( \hat{t} - 2R_{\text{ref}}/c \right) / T_r \right] \times \exp \left[ -j4\pi\gamma \left( \hat{t} - 2R_{\text{ref}}/c \right) \Delta R_p(t, n) / c \right] \times \exp \left[ -j4\pi\gamma f_c \Delta R_p(t, n) / c \right] \quad (3)$$

其中,  $R_{\text{ref}}$  为参考距离,  $\Delta R_p(t, n) = R_p(t, n) - R_{\text{ref}}$ .

为了方便分析回波相位历程, 设回波信号的波数为  $K = 4\pi[\gamma(\hat{t} - 2R_{\text{ref}}/c) + f_c] / c$ , 则单帧时间内雷达接收到人体目标区域  $O$  内所有点的回波信号可表述为

$$S(K, t) = \iiint_{P \in O} \delta_p \exp \left[ -jK \Delta R_p(t) \right] dx dy dz \quad (4)$$

式(4)中的相位项可扩展为

$$\Phi = k_{x_0} x_a(t) - k_x [x_a(t) - x(t)] + k_{y_0} y_a(t) - k_y [y_a(t) - y(t)] + k_{z_0} z_a(t) - k_z [z_a(t) - z(t)] \quad (5)$$

其中,  $(k_x, k_y, k_z)$  与  $(k_{x_0}, k_{y_0}, k_{z_0})$  分别对应  $P$  点与参考原点的瞬时波数域, 定义如下:

$$k_x = K \frac{x_a(t)}{R_{\text{ref}}}, \quad k_{x_0} = K \frac{x_a(t) - x(t)}{R_p(t)} \\ k_y = K \frac{y_a(t)}{R_{\text{ref}}}, \quad k_{y_0} = K \frac{y_a(t) - y(t)}{R_p(t)} \\ k_z = K \frac{z_a(t)}{R_{\text{ref}}}, \quad k_{z_0} = K \frac{z_a(t) - z(t)}{R_p(t)} \quad (6)$$

当参考点设定在人体目标附近时, 存在近似关系  $k_x \approx k_{x_0}, k_y \approx k_{y_0}, k_z \approx k_{z_0}$ . 此时, 回波信号的相位项可简写为

$$\Phi = k_x x + k_y y + k_z z + \Delta\Phi \quad (7)$$

其中,  $\Delta\Phi$  即为回波信号中的运动相位误差.

$$\Delta\Phi = -(k_x - k_{x_0})x_a(t) + k_x[x(t) - x] - (k_y - k_{y_0})y_a(t) + k_y[y(t) - y] - (k_z - k_{z_0})z_a(t) + k_z[z(t) - z] \quad (8)$$

本研究主要针对单收单发 ViSAR 成像模型, 成像过程只能获取二维分辨率,  $z$  轴信息将通过投影的方式展现在二维成像结果中. 由此, 动目标回波数据可简化为

$$S(K, t) = \iint_{xy} \delta(x, y) \exp \left[ j(k_x x + k_y y + \Delta\Phi) \right] dx dy \quad (9)$$

观察式(9), 回波数据补偿掉相位误差  $\Delta\Phi$  后, 式(9)等号右侧即为二维傅里叶变换即  $S(K, t) \exp(-j\Delta\Phi) = \delta(k_x, k_y)$ , 将相位补偿后的回波信号依式(6)中的波数域映射关系进行二维插值处理后, 再执行一步二维逆傅里叶变换, 便可得到二维成像结果  $\delta(x, y)$ . 因此, 本文所采用的 ViSAR 成像方法整体处理流程如图 3 所示, 可归纳为以下六个步骤:

第一步, 将去调频后的 SAR 回波信号分割为多帧

子孔径回波信号;

第二步,利用相位估计方法估计出待补偿相位误差  $\Delta\Phi$ ;

第三步,补偿运动相位误差  $\exp(-j\Delta\Phi)$ ;

第四步,利用波数域映射关系进行二维插值处理;

第五步,进行二维逆傅里叶变换处理,得到二维成像结果  $\delta(x,y)$ ;

第六步,利用多帧二维成像结果  $\delta(x,y)$ ,获取视频化的 ViSAR 成像结果  $\delta(x,y,n)$ .

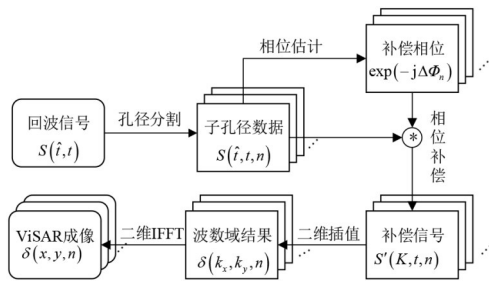


图3 ViSAR 成像方法整体处理流程图

### 2.2 运动人体回波模型

然而,人体目标的运动是由多个部位不同运动模型叠加而成的非刚性运动.以走动为例,该运动可以以树状图的形式进行分解,如图4所示.其中,躯干部位的运动模型较为简单,仅是基点、胸腔扭转和骨盆旋转模型的叠加,而位于树状图末端的手脚等部位的运动模型最为复杂,是多个运动模型的叠加<sup>[21]</sup>.

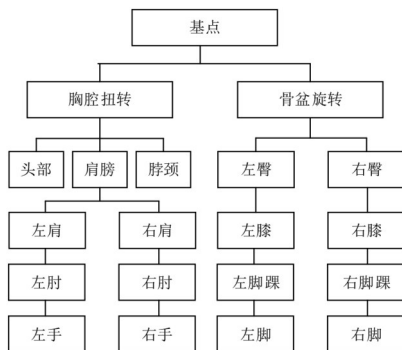


图4 人体走动各部位运动模型分解树状图

因此,人体目标的回波信号模型可写为  $S(K,t) = \sum_{e=1}^E S_e(K,t)$ . 其中,  $S_e(K,t)$  为第  $e$  个运动分量对应的回波信号.

$$S_e = \delta_e(k_x, k_y) \exp(-j\Delta\Phi) \quad (10)$$

由于子孔径的短时高分辨成像能力,根据相位多项式变换理论,相位误差  $\Delta\Phi$  可以分解为关于时间的一阶、二阶以及高阶相位项形式,即

$$\Delta\Phi = f_d t + u_d t^2/2 + a_d t^3/3 + \dots \quad (11)$$

相位误差  $\Delta\Phi$  的一阶相位项中包含跨单元走动,将引起多普勒徙动并导致成像结果的偏移与形变,二阶相位项将导致成像结果的散焦,高阶相位项则会加宽成像结果的旁瓣对后续检测与识别影响较小.因此,需要对相位误差的一次项与二次项进行补偿以获取精细成像结果.

传统基于参数估计的动目标成像方法估计出一阶与二阶相位误差后,进行相位补偿即可实现动目标成像.但问题的关键就是人体运动相位误差并非传统的刚性目标运动误差,而是由多个运动分量叠加而成的非刚性运动相位误差.且不同运动状态散射部位对应的回波相互混杂在一起,难以通过回波分离的方式,逐一补偿后融合来获取全身的精微成像结果.

### 3 非刚性运动相位误差估计与补偿

#### 3.1 运动人体回波观测模型

为方便分析人体非刚性运动的相位误差估计与补偿方法,首先建立单一子孔径下的 SAR 回波观测模型,即

$$S = \sum_{e=1}^E F_x A_e F_y \odot \Phi_e + N \quad (12)$$

其中,  $S \in \mathbb{C}^{N_x \times N_y}$  为 SAR 子孔径回波数据矩阵;  $\mathbb{C}$  表示复数集;  $F_x \in \mathbb{C}^{N_x \times N_x}$  和  $F_y \in \mathbb{C}^{N_y \times N_y}$  分别为  $x$  轴与  $y$  轴的傅里叶变换操作矩阵;  $A_e \in \mathbb{C}^{N_x \times N_y}$  为第  $e$  个运动分量的散射特征图像矩阵;  $\Phi_e \in \mathbb{C}^{N_x \times N_y}$  为第  $e$  个运动分量对应的相位误差矩阵;  $\odot$  为哈达玛积;  $N \in \mathbb{C}^{N_x \times N_y}$  为噪声矩阵;  $N_k$  和  $N_t$  分别是子孔径 SAR 回波在距离向和方位向上的采样点数;  $N_x$  和  $N_y$  分别是散射特征图像  $A_e$  在  $x$  与  $y$  维上的像素点数.

#### 3.2 非刚性运动相位误差估计

由于人体各部位的运动模型存在相似性与块稀疏性,短时间内运动人体回波可简化为数个不同运动分量的回波累加,即

$$S = \sum_{e=1}^E \zeta_e \Psi_e + N \quad (13)$$

$$\approx \sum_{e=1}^E \zeta_e \exp(jf_d^e t + ju_d^e t^2/2) + N$$

其中,  $\zeta_e$  是第  $e$  个运动分量对应的总散射能量,  $f_d^e$  与  $u_d^e$  分别是第  $e$  个运动分量对应的一阶相位因子与二阶相位因子.此时,非刚性运动相位误差的估计与补偿问题的关键即转化为对相位因子  $f_d^e$  与  $u_d^e$  的估计.由于回波中不同运动分量的散射能量具备块稀疏性,可使用稀疏恢复算法进行稀疏参数估计.

OMP 算法作为稀疏参数估计中的经典算法,通过最优化当前残差从每次迭代中选择一个原子,再使用该原子来得到新的残差,在残差或者迭代次数达到一定条件时终止,最终得到参数的估计值.该算法中原子的迭代更新是按能量顺序进行的,其思路与非刚性运动相位误差参数估计的思路一致,即按回波中不同运动分量的能量

顺序,分别估计出相位因子  $f_d^1, f_d^2, \dots, f_d^E$  与  $u_d^1, u_d^2, \dots, u_d^E$ .

为此,首先构造相位误差的字典矩阵,即

$$\Psi_e = \begin{bmatrix} \exp(-jf_d^e t_1 - ju_d^e t_1^2/2) \\ \exp(-jf_d^e t_2 - ju_d^e t_2^2/2) \\ \vdots \\ \exp(-jf_d^e t_{N_t} - ju_d^e t_{N_t}^2/2) \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{N_t \times N_{f_d} N_{u_d}} \quad (14)$$

其中,  $f_d \in \mathbb{C}^{N_{f_d} \times 1}$  与  $u_d \in \mathbb{C}^{N_{u_d} \times 1}$  分别为相位因子  $f_d^e$  与  $u_d^e$  的搜索空间. 然后根据残差值分别估算出不同分量运动相位误差,其主要流程如图 5 所示.

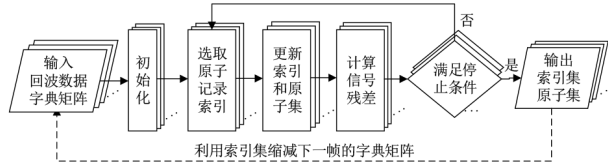


图 5 基于 OMP 算法的非刚性运动相位误差估计流程图

使用上述 OMP 算法对不同帧获取的数据进行处理后,即可估计得到多帧非刚性运动相位误差补偿相位结果集. 但不同运动状态散射部位对应的回波相互混杂在一起,难以通过回波分离的方式,逐一补偿后融合来获取全身的精细成像结果. 每一帧的成像结果中不仅包含补偿运动分量对应  $(x, y) \in O_e$  的散射特征,还包含未补偿运动分量对应  $(x, y) \notin O_e$  的成像伪影及剩余运动误差噪声.

OMP 算法复杂度分析如下. OMP 算法主要涉及构造字典矩阵,矩阵运算与搜索求解三个处理步骤,其中构造字典矩阵的计算复杂度为  $O(E \times N_{f_d} N_{u_d} \times N_t)$ ,矩阵运算复杂度为  $O(E \times N_{f_d} N_{u_d})$ ,搜索求解的复杂度为  $O(E \times N_{f_d} N_{u_d} \times (4 + N_t^2))$ . 因此,OMP 的算法复杂度为  $O(E \times N_{f_d} N_{u_d} \times (5 + N_t + N_t^2))$ . 此外,由于人体运动具备连续性,连续帧之间的相位因子  $f_d^e$  与  $u_d^e$  的变化较小,前一帧计算得到的相位因子可作为下一帧相位因子的初始值,缩减搜索空间  $N_{f_d} N_{u_d}$  的大小降低计算复杂度.

### 3.3 非刚性运动相位误差补偿

单运动分量的散射特征,可转化为 L-1 正则化优化处理问题,表述为

$$\mathbf{A}_e = \arg \min_{\mathbf{A}_e} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{S}^r - \mathbf{A}_e \mathbf{A}_e\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{A}_e\|_1 \right\} \quad (15)$$

其中,  $\mathbf{S}^r = \mathbf{F}_x^{-1} \mathbf{S} \in \mathbb{C}^{N_x \times N_t}$ ,  $\mathbf{A}_e = \mathbf{F}_y \odot \Phi_e$ ,  $[\cdot]^{-1}$  为求逆操作,  $\lambda$  是权衡数据保真度的超参. 上述优化问题可以用近端梯度算法解决,如快速迭代收缩阈值算法和 ADMM 方式<sup>[22,23]</sup>,这些算法是解决正则化挑战的标准方法,也被用于 SAR 成像<sup>[24]</sup>.

信号  $\mathbf{S}^r$  中包含其他运动分量对应部位的回波能量,将导致成像结果中出现散焦与形变,影响后续的检

测与识别处理. 因此,运动人体的非刚性补偿,即转化为从多个运动分量的补偿结果  $\mathbf{A}_e$  中获取全局聚焦结果  $\mathbf{A}_g$ . 实际上,人体躯干部分的回波能量占比最高,其次为四肢部位,如图 6 所示,躯干部位占据了 34% 的表面积<sup>[25]</sup>. 鉴于此,只需对运动人体中回波能量占比较高的部位进行非刚性运动补偿后再进行全局优化,即可得到运动人体的精细成像结果.

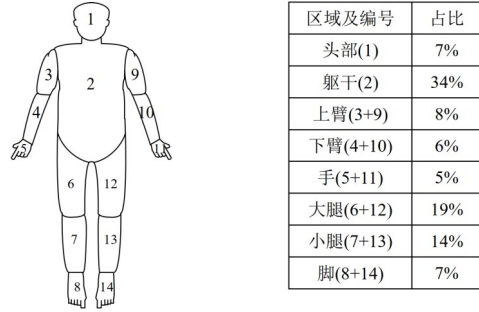


图 6 人体表明与分布占比模型

非刚性运动相位误差补偿问题即转化为分布式优化的全局求解,本文利用 CADMM 优化求解框架,探究散射特征的全局一致性约束,结合 L-1 正则项优化,保留人体目标局部结果的一致性共有特征,从多个局部补偿结果集  $\mathbf{A}_e$  中优化出全局散射特征  $\mathbf{A}_g$ ,即可得到人体的全身聚焦成像结果. 此时,运动人体成像的一致性全局优化问题可表示为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_E} \sum_{e=1}^E \|\mathbf{S}^r - \mathbf{A}_e \mathbf{A}_e\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{A}_g\|_1 \\ \text{s.t. } \mathbf{A}_e = \mathbf{A}_g, \quad e = 1, 2, \dots, E \end{aligned} \quad (16)$$

由于 L-1 范数的存在,传统的近端梯度算法难以直接求解,通常是使用增广拉格朗日对偶优化进行松弛后再进行优化求解. 式(14)依据增广拉格朗日对偶优化算符可改写为

$$\begin{aligned} L(\mathbf{A}, \mathbf{A}_g, \boldsymbol{\sigma}) &= \sum_{e=1}^E L_e(\mathbf{A}_e, \mathbf{A}_g, \boldsymbol{\sigma}_e) \\ L_e(\mathbf{A}_e, \mathbf{A}_g, \boldsymbol{\sigma}_e) &= \left\{ \begin{aligned} &\|\mathbf{S}^r - \mathbf{A}_e \mathbf{A}_e\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{A}_g\|_1 + \dots \\ &+ \langle \boldsymbol{\sigma}_n^i, \mathbf{A}_e - \mathbf{A}_g \rangle + \frac{\beta}{2} \|\mathbf{A}_e - \mathbf{A}_g\|_2^2 \end{aligned} \right\} \quad (17) \end{aligned}$$

其中,  $\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_E]$  为人体散射特征的局部结果,  $\boldsymbol{\sigma} = [\boldsymbol{\sigma}_1, \boldsymbol{\sigma}_2, \dots, \boldsymbol{\sigma}_E]$  为对偶变量,  $\langle \cdot \rangle$  是内积符号,  $\beta > 0$  是增广拉格朗日惩罚超参. CADMM 优化求解的策略即交替更新局部变量  $\mathbf{A}_e$ , 全局变量  $\mathbf{A}_g$ , 对偶变量  $\boldsymbol{\sigma}_e$ , 更新过程如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_e^{n+1} &= \arg \min_{\mathbf{A}_e} L_e(\mathbf{A}_e^n, \mathbf{A}_g^n, \boldsymbol{\sigma}_e^n) \\ \mathbf{A}_g^{n+1} &= \arg \min_{\mathbf{A}_g} L_e(\mathbf{A}_e^{n+1}, \mathbf{A}_g^n, \boldsymbol{\sigma}_e^n) \\ \boldsymbol{\sigma}_e^{n+1} &= \boldsymbol{\sigma}_e^n + \beta (\mathbf{A}_e^{n+1} - \mathbf{A}_g^{n+1}) \end{aligned} \quad (18)$$

其中,  $[\cdot]^n$  为第  $n$  次迭代. 利用近端梯度最小原则可得变量  $\mathbf{A}_e^{n+1}$ ,  $\mathbf{A}_g^{n+1}$  和  $\sigma_e^n$  更新表达式为

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_e^{n+1} &= (\mathbf{A}_e \mathbf{A}_e^T + \rho \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{S}^r \mathbf{A}_e^T + \rho (\mathbf{A}_g^n - \sigma_e^n / \rho)) \\ \mathbf{A}_g^{n+1} &= S_{\lambda/\beta} (\bar{\mathbf{A}}^{n+1} - \sigma_e^n / \beta) \\ \sigma_e^{n+1} &= \sigma_e^n + \rho (\mathbf{A}_e^{n+1} - \mathbf{A}_g^{n+1}) \end{aligned} \quad (19)$$

其中,  $\bar{\mathbf{A}}^{n+1} = \sum_{e=1}^E \mathbf{C} \mathbf{A}_i^{n+1} / E$  即为局部变量  $\mathbf{A}_e^{n+1}$  的全局一致性变量,  $\mathbf{C}$  为一致性逻辑矩阵,  $S$  为软阈值操作.

优化残差定义为  $\eta^n = \left\| \sum_{e=1}^E (\mathbf{A}_i^n - \mathbf{A}_g^n) \right\|_2$ , 当残差小于容忍度  $\varepsilon$  时即停止迭代输出全局优化结果. 算法整体流程如算法 1 所示.

CADMM 算法复杂度分析如下. CADMM 主要处理步骤由构造字典矩阵, 更新变量与更新残差三个步骤构成, 其中构造字典矩阵的计算复杂度为  $O(E \times N_y \times N_t)$ , 更新变量的计算复杂度为  $O(E(N_y^3 + 2N_x N_y \times N_t + 4N_x N_y + N_y^2))$ , 残差计算复杂度为  $O(E(3N_x N_y))$ . 当迭代  $n$  次时, CADMM 算法的整体计算复杂度为  $O(nE(N_y^3 + 2N_x N_y \times N_t + 7N_x N_y + N_y \times N_t + N_y^2))$ .

## 4 实验验证与分析

本节设计了扩展目标数值仿真实验验证本文所



图7 Boulic 全球人体走动模型

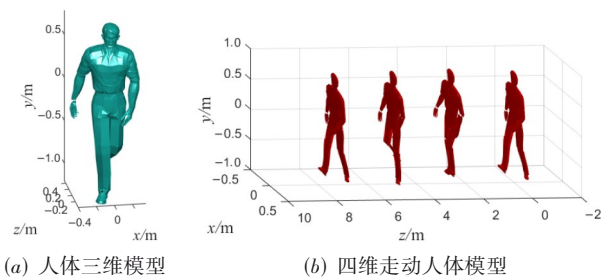


图8 仿真实验人体目标模型

基于上述运动人体目标四维模型与表 1 中的雷达系统参数, 本节设计了 SAR 运动人体数值仿真实验, 生成了走动人体 ViSAR 回波数据, 并利用本节所提方法与传统方法处理了回波数据, 得到并分析了不同方法

### 算法 1 基于 CADMM 的非合作人体成像算法

输入: 回波数据  $\mathbf{S}^r$ , 字典矩阵  $\mathbf{A}$ .

初始化: 迭代计数  $n=0$ , 最大迭代次数  $n_{\max}$ , 超参  $\lambda$  和  $\beta$ , 容忍度  $\varepsilon$ , 变量  $\{\mathbf{A}_e^0\}_{e=1}^E = \mathbf{0}$ ,  $\mathbf{A}_g^0 = \mathbf{0}$ ,  $\{\sigma_e^0\}_{e=1}^E = \mathbf{0}$ .

开始循环, 当  $n < n_{\max}$  或者  $\eta^n > \varepsilon$  时

1. 更新  $\mathbf{A}_e^{n+1} = (\mathbf{A}_e \mathbf{A}_e^T + \rho \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{S}^r \mathbf{A}_e^T + \rho (\mathbf{A}_g^n - \sigma_e^n / \rho))$ ;

2. 更新  $\mathbf{A}_g^{n+1} = S_{\lambda/\beta} (\bar{\mathbf{A}}^{n+1} - \sigma_e^n / \beta)$ ;

3. 更新  $\sigma_e^{n+1} = \sigma_e^n + \rho (\mathbf{A}_e^{n+1} - \mathbf{A}_g^{n+1})$ ;

4. 更新残差  $\eta^n = \left\| \sum_{e=1}^E (\mathbf{A}_i^n - \mathbf{A}_g^n) \right\|_2$ ;

5.  $n = n + 1$ .

结束循环

输出:  $\mathbf{A}_g$ .

提方法对非合作运动人体的 ViSAR 成像性能. 利用 Boulic 人体走动模型 (图 7), 结合图 8(a) 中所示的人体模型得到了走动人体目标四维模型, 如图 8(b) 所示. 其中, 人体散射模型是由上万个散射点累积而成. 其获取过程如下: 首先根据人体的 CAD 模型拆解为上万个小三角面; 然后获取每个散射点三维位置, 再结合 Boulic 人体走动模型, 获取了不同时刻的散射点三维位置.

实验所采用的成像几何模型示意如图 2 所示, 其中雷达处于  $z=4$  m 的平面 (2.83 m, 2.83 m, 4.00 m) 处并以半径  $r=4$  m, 速度 3.14 m/s 获取合成孔径. 而人体基点起始位置位于原点处, 以平均速度 1 m/s 沿  $z$  轴走动. 详细的雷达成像系统参数如表 1 所示.

的多帧成像结果.

第一个子孔径回波数据经过本节所提 OMP 算法处理后, 运动误差相位因子  $f_a^e$  与  $u_a^e$  的估计结果如图 9 所示. 图 8 中估计出了走动人体回波能量占比前 4 的部位对应的误差相位因子. 利用估计出的误差相位因子分别进行补偿后, 再进行二维 FFT 操作后的成像结果如图 10(a)~(d) 所示, 图中明显可以看出只有对应部位的相位误差得以补偿. 此外, 从图 10(a) 中可以看出人体躯干部位占据了最大的回波能量占比.

直接进行相干累加后的成像结果如图 11(a) 所示, 成像结果中存在大量的散焦与拖影. 利用 CADMM 优化框架进行分布式优化处理后, 成像结果如图 11(b) 所示, 走动人体目标的主体部位均得以补偿.

表1 走动人体ViSAR雷达系统参数

参数	数值
载频	90 GHz
带宽	8.8 GHz
参考距离	5.66 m
雷达运动速度	3.14 m/s
雷达旋转半径	4 m
雷达起始位置	(2.83 m, 2.83 m, 4.00 m)
脉冲重复频率	4 000 Hz
人体走动速度	1 m/s
人体起始基点	(0 m, 0 m, 0 m)
快时间采样率	5.07 MHz
合成孔径时间	1 s
子孔径时间	0.1 s
孔径重复率	75%
信噪比	-5 dB

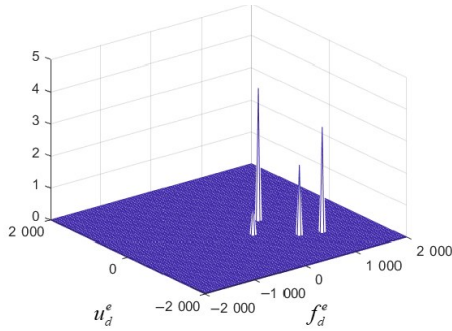
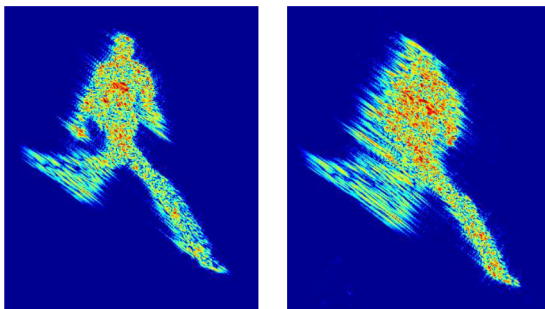
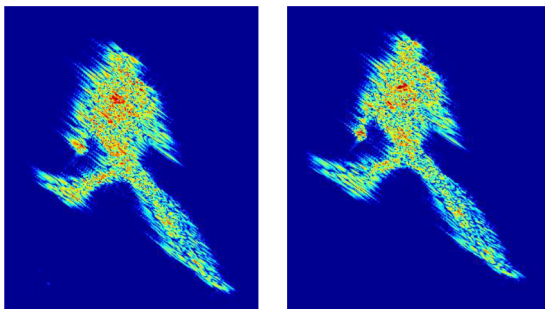


图9 OMP对 $f_d^e$ 与 $u_d^e$ 的估计结果



(a) 第一分量补偿结果

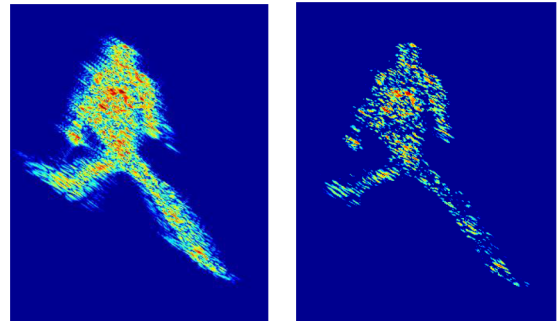
(b) 第二分量补偿结果



(c) 第三分量补偿结果

(d) 第四分量补偿结果

图10 利用OMP估计相位补偿后成像结果

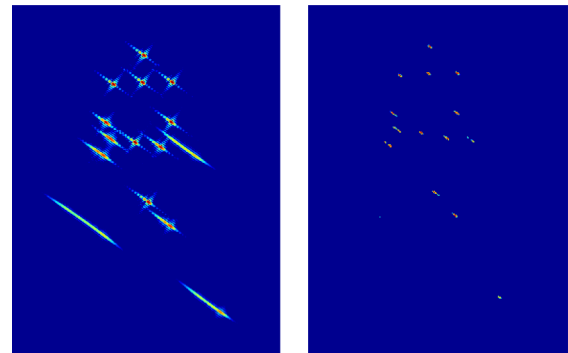


(a) 直接相干累加结果

(b) CADMM优化结果

图11 多分量直接相干累加与CADMM分布式优化补偿成像结果

为了对比分析本文所提方法的性能,本节设计了运动点目标成像实验,利用不同算法的成像结果如图12所示.根据成像结果可以发现由于本文CADMM优化中存在L-1正则项,成像结果的旁瓣与伪影已得到很好的抑制,且主瓣宽度明显优于传统方法.以基点目标为例,可计算出成像分辨率、积分旁瓣比、峰值旁瓣比等成像质量参数,如表2所示.



(a) 第一分量补偿结果

(b) 第二分量补偿结果

图12 运动点目标成像结果

表2 成像质量分析

	FFT处理	CADMM
分辨率	(0.019 m, 0.037 m)	(0.016 m, 0.015 m)
积分旁瓣比	(-12.23, -10.19)	(-38.24, -32.99)
峰值旁瓣比	(-13.61, -10.27)	(-36.17, -29.27)

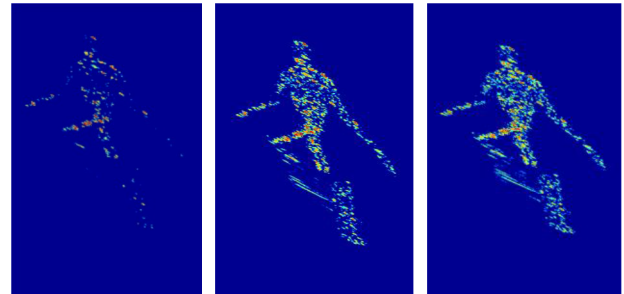
依据子孔径时间和孔径复用率可算出成像帧率为35 Hz.本仿真实验硬件平台CPU为Intel(R)Core(TM)i7-8700 CPU @ 3.20 GHz软件平台为MATLAB2018b,第一帧数据的处理运行时间为0.45 s(OMP)+0.9 s(CADMM),实时性稍弱.本文方法的计算开销主要由OMP字典矩阵大小及CADMM迭代次数决定,后续帧OMP的字典矩阵可结合上一帧估计结果进行缩减以减少计算开销(缩减至0.06 s左右),而CADMM迭代次数对成像结果

的细节影响较大。

图 13 中分别给出了不同迭代次数的成像结果与运行时间。从图中可以看出,本文所提方法在四次迭代时即可收敛同时获取较高质量的成像结果,但追求实时性要求的同时将不可避免地损失成像质量。后续研究可针对实时性问题,结合张量快速处理算法,提升成像效率。

利用不同孔径的回波数据分别进行 OMP 与 CADMM(迭代十次)处理后,ViSAR 非合作运动人体成像结果如图 14 所示。图 14 中大部分人体部位的运动相位误差均已得到补偿。从多帧成像结果中,能明显看出人体的运动趋势,获取运动人体的时间维信息,可为后续的行为识别与感知增加更丰富时间维信息。

实验结果表明,本文所提方法可实现非合作走动人体的视频化高分辨精细成像,可为人体行为识别与智能感知领域提供新的技术路线。



(a) 迭代一次 0.15 s (b) 迭代四次 0.45 s (c) 迭代十次 1.03 s

图 13 不同迭代次数成像结果与运行时间

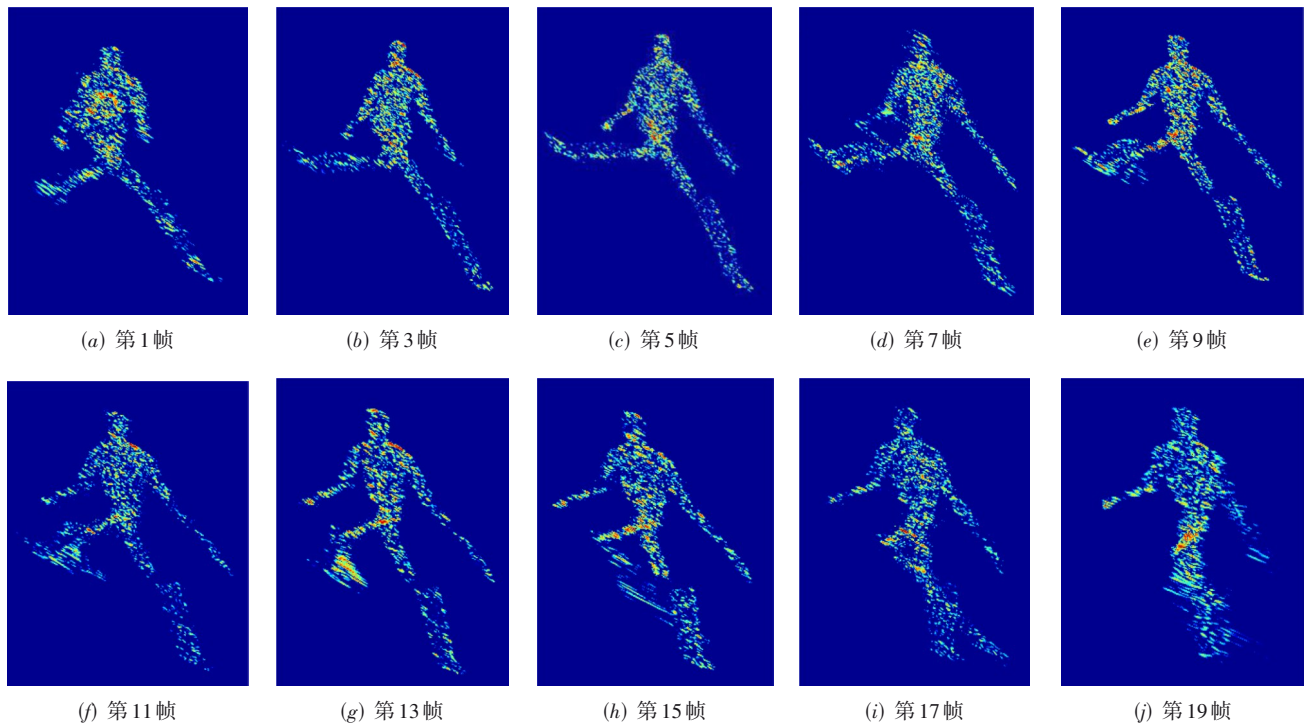


图 14 基于 OMP-CADMM 的走动人体 ViSAR 成像结果

## 5 结束语

本文针对非合作运动人体的雷达成像问题,首先基于 ViSAR 子孔径快速成像框架简化了人体非刚性运动相位误差,其次利用 OMP 算法对非刚性相位误差进行了估计,随后利用 CADMM 分布式优化框架补偿非刚性运动相位误差的同时实现了人体的全局精细成像,最后利用数值仿真实验验证了本文所提方法的可行性,同时也展现了利用 ViSAR 对运动人体进行成像探测与感知的应用前景。

本文的创新点包含三方面:(1)针对非合作人体成像困难的问题,提出了基于 ViSAR 的非合作运动人体成像模式,结合子孔径快速成像技术,简化了非合作运动人体回波相位模型;(2)针对人体非刚性运动相位误差估计困难的问题,首先建立了参量化的非刚性运动相位误差模型,并基于 OMP 算法实现了非刚性运动相位误差的补偿;(3)针对人体非刚性运动相位误差补偿困难的问题,利用一致性约束准则,基于 CADMM 优化处理框架,实现了非刚性运动相位误差的同时补偿,获取了人体全身的精细成像结果。

## 参考文献

- [1] 杨建宇. 雷达对地成像技术多向演化趋势与规律分析[J]. 雷达学报, 2019, 8(6): 669-692.  
YANG J Y. Multi-directional evolution trend and law analysis of radar ground imaging technology[J]. Journal of Radars, 2019, 8(6): 669-692. (in Chinese)
- [2] 桂术亮. 高分辨雷达精细成像方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.  
GUI S L. Research on Fine Imaging Method of High Resolution Radar[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020. (in Chinese)
- [3] AHMED S S. Microwave imaging in security – Two decades of innovation[J]. IEEE Journal of Microwaves, 2021, 1(1): 191-201
- [4] ZUO F, MIN R, PI Y M, et al. Improved method of video synthetic aperture radar imaging algorithm[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(6): 897-901.
- [5] HU R Z, MIN R, PI Y M. A video-SAR imaging technique for aspect-dependent scattering in wide angle[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(12): 3677-3688.
- [6] 闵锐, 吴雨霖, 皮亦鸣, 等. 一种基于视频SAR的隐匿危险品探测方法: CN105785368B[P]. 2018-04-06.  
MIN R, WU Y L, PI Y M, et al. Hidden hazardous material detecting method based on video SAR: CN105785368B [P]. 2018-04-06. (in Chinese)
- [7] KONIUSZ P, WANG L, CHERIAN A. Tensor representations for action recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(2): 648-665.
- [8] MOROZOV A A, SUSHKOVA O S, KERSHNER I A, et al. Development of a method of terahertz intelligent video surveillance based on the semantic fusion of terahertz and 3D video images[J]. Information Technology and Nanotechnology, 2019, 19(23): 134-143.
- [9] RIGLING B D, MOSES R L. Taylor expansion of the differential range for monostatic SAR[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2008, 41(1): 60-64.
- [10] SHI X R, ZHOU F, TAO M L, et al. Human movements separation based on principle component analysis[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(7): 2017-2027.
- [11] LIN L J, SUN G H, CHENG Z Y, et al. Long-time coherent integration for maneuvering target detection based on ITRT-MRFT[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(7): 3718-3731.
- [12] LI X L, YANG Y C, SUN Z, et al. Multi-frame integration method for radar detection of weak moving target[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(4): 3609-3624.
- [13] SUN G C, XING M D, XIA X G, et al. A unified focusing algorithm for several modes of SAR based on FrFT[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(5): 3139-3155.
- [14] DONG Z W, SUN J, SUN J M, et al. Marine weak moving target detection using sparse learning dictionary[C]//2019 IEEE 4th International Conference on Signal and Image Processing. Piscataway: IEEE, 2019: 420-424.
- [15] ZHU D Y, JIANG R, MAO X H, et al. Multi-subaperture PGA for SAR autofocusing[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2013, 49(1): 468-488.
- [16] PU W. Deep SAR imaging and motion compensation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 2232-2247.
- [17] ZHURAVLEV A, RAZEVIĆ V, VASILIEV I, et al. ISAR for concealed objects imaging[C]//Proc SPIE 9401, Computational Imaging XIII. Bellingham: SPIE, 2015, 9401: 171-185.
- [18] ZHU Z Y, XU F. Demonstration of 3-D security imaging at 24 GHz with a 1-D sparse MIMO array[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020, 17(12): 2090-2094.
- [19] GUI S L, YANG Y, LI J, et al. THz radar security screening method for walking human torso with multi-angle synthetic aperture[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(16): 17962-17972.
- [20] GUI S L, LI J, YANG Y, et al. A SAR imaging method for walking human based on  $m\omega$ ka-FrFT-mmGLRT[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-12.
- [21] 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.
- [22] DUEMONG F, PREECHAVEERAKUL L, VANICHAYOBON S. FIAST: A novel algorithm for mining frequent itemsets[C]//ICFCC'09: Proceedings of the 2009 International Conference on Future Computer and Communication. Washington: IEEE Computer Society, 2009: 140-144.
- [23] BOYD S. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers[J]. Foundations and Trends in Machine Learning, 2010, 3(1): 1-122.

- [24] POTTER L C, ERTIN E, PARKER J T, et al. Sparsity and compressed sensing in radar imaging[J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(6): 1006-1020.
- [25] GEISHEIMER J L, MARSHALL W S. High-resolution Doppler model of the human gait[C]//AeroSense 2002. Radar Sensor Technology and Data Visualization. Bellingham: SPIE, 2002, 4744: 8-18.

#### 作者简介



桂术亮 男, 1993年8月出生, 河南固始人. 重庆邮电大学通信与信息工程学院讲师. 主要从事合成孔径雷达成像、雷达感知信号处理、通信感知一体化等领域的研究工作.  
E-mail: guisl@cqupt.edu.cn



田增山 男, 1968年10月出生, 河南固始人. 重庆邮电大学通信与信息工程学院教授. 主要从事室内高精度定位、智能感知、通信感知一体化等领域的研究工作. 中国电子学会会员编号: E190009766M.  
E-mail: tianzs@cqupt.edu.cn



党思航 男, 1993年6月生, 陕西澄城人. 西北工业大学电子信息学院副教授. 主要从事合成孔径雷达图像处理、目标识别、增量学习等领域的工作. 中国电子学会会员编号: E190027356M.  
E-mail: dangsihang@nwpu.edu.cn