DOI:10.3969/j.issn.1674-7135.2023.01.016

基于低秩与稀疏分解的 VideoSAR 散射关键帧提取

张 营,冀贞海,魏阳杰,刘志武,吴 吴

(中国航天科工集团 8511 研究所,南京 210007)

摘 要:视频合成孔径雷达(video synthetic aperture radar, VideoSAR)的超长相干孔径观测使得区域动态信息的快速浏览极其困难。为以机器视觉方式自动捕捉地物散射消失-瞬态持续-消失-瞬态持续-消失的关键帧变化全过程,提出了一种子孔径能量梯度(subaperture energy gradient, SEG)和低秩与稀疏分解(low-rank plus sparse decomposition, LRSD)相结合的 VideoSAR 关键帧提取器。 提取器为系列性通用架构,适用于任何 SEG 和 LRSD 系列方法相结合的形式。所提技术首要针对同时单通道、单波段、单航迹等有限信息条件的解决途径,有助于打破应急响应场景中难以采集多通道、多波段、多航迹或多传感器数据的应用局限性。基于实测数据处理和多种先进 LRSD 算法进行了对比验证,其代表性散射信息的充分提取可促进未来快速地理解并浓缩区域动态。

关键词:视频合成孔径雷达;散射关键帧;低秩与稀疏分解

中图分类号:V443;TN957 文献标志码:A 文章编号:1674-7135(2023)01-0093-06

VideoSAR scattering key-frame extraction based on low-rank plus sparse decomposition

ZHANG Ying, JI Zhenhai, WEI Yangjie, LIU Zhiwu, WU Hao (No. 8511 Research Institute of CASIC, Nanjing 210007, China)

Abstract: The super long coherent aperture observation of Video Synthetic Aperture Radar (VideoSAR) makes it extremely difficult to quickly browse the regional dynamic information. In order to automatically capture the whole process of key-frame change of ground object "disappearance to transient-persistence to disappearance" by machine vision, a VideoSAR key frame extractor via combining subaperture energy gradient (SEG) and Low-Rank plus Sparse Decomposition (LRSD) is proposed. The extractor is a serial general architecture, which is applicable to any combination of SEG and LRSD series methods. The proposed technique mainly provides solutions to limited information conditions on simultaneously single-channel, single-band and single-pass configuration, which can be conducive to break the application limitation of emergency response not permitting the acquisitions of multi-channel, multi-band, multi-pass, or multi-sensor data. Based on the processing of measured data and various advanced LRSD algorithms, the comparative verifications are performed. The thorough extraction of regional dynamics in the future.

Key words: video synthetic aperture radar; scattering key-frame; low-rank plus sparse decomposition

收稿日期:2022-10-25; 修回日期:2022-11-22

引用格式:张营,冀贞海,魏阳杰,等. 基于低秩与稀疏分解的 VideoSAR 散射关键帧提取[J]. 空间电子技术,2023,20(1):93 - 98. ZHANG Y, JI Z H, WEI Y J, et al. VideoSAR scattering key-frame extraction based on low-rank plus sparse decomposition[J]. Space Electronic Technology, 2023,20(1):93-98.

0 引言

随着合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)的硬件级突破和信号处理效率稳步提升^[1-3], 感兴趣地物观测正从以往静态图像朝动态视频过 渡,视频合成孔径雷达(video synthetic aperture radar, VideoSAR)成为如今 SAR 成像能力的自然拓 展,已逐步构成空天平台监视的重要模式^[4-6]。

VideoSAR 观测依据地物视频动态成像特性和 视觉特征,对其实现充分的信息检索、搜寻和跟踪。 面对诸如此类场景,雷达操作员需遍历大量 Video-SAR 视频数据,人工筛查 VideoSAR 少数帧的兴趣 信息或重点,从而搜索发现地面目标并持续跟踪。 此时,以人工方式筛选海量 VideoSAR 帧具有许多 弊端,譬如费时耗力,长期重复搜索易造成视觉疲 劳,高帧频成像重点内容的瞬态性易使遍历、检测 效率低下甚至重要信息的漏检等。由此,冗余的 VideoSAR 帧图像使得探测任务极其困难,VideoSAR 视场动态内容的快速遍历、搜索与摘要亟待解决。

VideoSAR 摘要技术依据关键帧或片段提取器, 使得超长相位历史数据高度压缩为若干静态帧或 凝练片段,以此提供了一种效率性存储、检索与管 理 VideoSAR 大量信息的方式。面向遥感界多种应 用场景均切实可行,如 SAR 视频监控、交互式遍历、 上下文语义解译、地物搜索系统、视频分类与管理 等,VideoSAR 摘要与关键帧提取都可具备潜力。此 外,有代表性的 VideoSAR 散射关键帧一旦基于结 构化格式,就能很大程度上实现 VideoSAR 信息浓 缩并降低系统容量压力,提供快速遍历的便捷。同 时,VideoSAR 摘要仍可回溯至原始视频帧的标记点 和描述点,有望提供快速遍历、筛查、判读 VideoSAR 数据的可能。

纵观现有报道,仅文献[5]涉及了相关研究,且 首次提出了 VideoSAR 散射关键帧提取技术,特别 是基于 VideoSAR 视频内容的计算机视觉解译方 法。尽管如此,多时相的 VideoSAR 帧序列内电磁 散射特征表现为各向异性,人造目标所造成的瞬态 "broadside flash"散射并不容易被检测与识别。这 一问题仍需要继续挖掘基于机器视觉机制的 Video-SAR 摘要技术,以提升更为效率的区域动态感知。

据此,从低秩与稀疏分解(low-rank plus sparse decomposition, LRSD)框架出发,提出了一种通用性的电磁散射状态监测与关键帧提取器。指出了子

孔径能量梯度(subaperture energy gradient, SEG)方 法并不非常鲁棒地准确检测散射持续间隔,LRSD 面对散射目标类别的差异性,一般使得散射状态与 响应幅度检测错误乃至失效;据此,提出了机器视 觉 SEG-LRSD 关键帧提取器。最后,实测数据处理 与多种先进 LRSD 算法的对比结果证实了所提 SEG-LRSD 系列性通用架构的有效性。

1 散射关键帧定义

依据通用化的 VideoSAR 散射关键帧描述模型^[5],并以图 1 表述了狭窄孔径/角度内电磁散射持续或消失的交替性。







VideoSAR 散射关键帧释义为从超长孔径帧视 频获得的代表性帧。VideoSAR 连续帧矩阵同样定 义为 $\{I_1, I_2, ..., I_K\} \subset \mathbb{R}^{N_a \times N_r}$,其中变量 N_a 和 N_r 代 表了第 k(=1,2,...,K) 帧 $I_k \subset \mathbb{R}^{N_a \times N_r}$ 的方位与距 离向像素数目,VideoSAR 提供了最大化的散射目标 杂波比(scattering target-to-clutter ratio, STCR),对应 于狭窄子孔径的瞬态"broadside flash"特征为散射 关键帧^[5],成为了各向异性现象和电磁散射能量波 动的转点。立足于散射信息接收,VideoSAR 关键帧 是地物表面电磁能量的显著波动,即散射系数的时 变性;立足于 SAR 视觉图像域,其为时变灰度级的 特征信息。

因此,图 1 所关联的散射关键帧的集合为 $\Xi = \mathcal{M}(\mathbf{I}) = \{\mathbf{I}_{\xi_{su}}, \mathbf{I}_{\xi_{sd}}, \mathbf{I}_{\xi_{ed}}\}, 式中 \mathcal{M}(\cdot) 表征了电 磁散射关键帧提取器, <math>\{\xi_{su}, \xi_{eu}, \xi_{sd}, \xi_{ed}\}$ 表示了一组 与响应幅度 ΔR_{sA} 有关的散射关键帧节点,它们是各 向异性行为与散射能量交替的节点,即 ξ_{su} 为散射能 量上升的结束帧, ξ_{sd}

为散射能量下降的初始帧, ξ_{ed} 为散射能量下降的结 束帧。换言之,VideoSAR 关键帧 \mathbf{I}_k , $k \in [\xi_{su}, \xi_{eu}]$ 示意了人造体各向异性行为对应的能量爬升状态, 反之关键帧 $k \in [\xi_{sd}, \xi_{ed}]$ 则代表了后向散射能量下 降的阶段,由此两显著阶段的持续间隔为 $\Xi \{\Delta \xi_u, \Delta \xi_d\} = \Xi \{\xi_{eu} - \xi_{su}, \xi_{ed} - \xi_{sd}\}$ 。

2 SEG-LRSD 关键帧提取器

2.1 SEG 方法

时序相关可以直观映射帧序列间关联性,以子 孔径能量分布为代表,第 k 个子帧的图像域能量 e (k)计算为:

 $\mathbf{E}_{s} = \{e(k) \mid e(k) = \operatorname{tr}(\mathbf{I}_{k}^{T}\mathbf{I}_{k})\}$ (1) 式(1)中, tr(•)表示矩阵的迹。此时, 与加权因子 $\boldsymbol{\beta} = \Delta \xi_{u} / (\Delta \xi_{u} + \Delta \xi_{d})$ 有关的 STCR 响应幅值的估值 $\Xi \{\Delta \hat{R}_{sA}\}$ 为:

$$\Delta \hat{R}_{\text{SA}} = \beta \cdot \left[e(\xi_{\text{eu}}) - e(\xi_{\text{su}}) \right] + (1 - \beta) \cdot \left[e(\xi_{\text{ed}}) - e(\xi_{\text{sd}}) \right]$$
(2)

经计算后,以 ε 帧间隔内的 SEG 来表征感兴趣 视场的散射关键帧的粗略走势为:

$$\mathbf{G}_{SE} = \left\{ g_{SE}(k) \mid g_{SE}(k) = \frac{\mathrm{d}(e(k))}{\mathrm{d}k} = \frac{1}{\varepsilon} \cdot \left[e(k+\varepsilon) \right] - e(k) \right\}$$
(3)

据此,SEG 方法通过变化率实现散射帧状态的粗略 估计,并体现在 VideoSAR 各向异性散射变化趋势 判别与幅值的估计。

2.2 LRSD 方法

LRSD 在处理链过程中 VideoSAR 像素已堆叠 为列向量,矩阵三项分解将 VideoSAR 帧视频分解 为背景、稀疏与扰动项:

 $C = \{(L,S,E) \mid L + S + E = I\}$ (4) 式(4)中,L、S和E分别为低秩背景、稀疏散射和多 时相扰动分解。部分 VideoSAR 扰动 E 以一定概率 形式被稀疏误分解至 S。对此,需对稀疏散射分量 施加一额外约束,即通过扰动模型生成地物置信 图,作用于干扰项的波动区分^[7-8]。对此,三项分解 被重定义为秩优化形式:

 $\min_{\mathbf{L} \in \mathbf{E}} \operatorname{Rank}(\mathbf{L}) \text{ s. t. } \mathbf{I} = \mathbf{L} + \mathbf{S} + \mathbf{E}$

 $\|\Pi(\mathbf{S})\|_{0} \leq \Lambda, \|(\mathbf{E})\|_{F} \leq \sigma \qquad (5)$ $\exists (5) \mathbf{P}, \Pi: \mathbb{R}^{N_{a} \times N_{r} \times K} \rightarrow \mathbb{R}^{N_{a} \times N_{r} \times K} \\ \exists \mathbb{K} \text{ and } \mathbb{K} \text{ an$ 置信图, $\|\cdot\|_{0}$ 范数运算了非零元树木, $\|\cdot\|_{F}$ 为 Frobenius 范数。 Λ 表示了稀疏散射像素总数上界, 标量 σ 反映了最大总方差。

关于式(5)的求解,可对其进行拉格朗日形式 转换:

$$\min_{\mathbf{L},\mathbf{S},\mathbf{E}} \operatorname{Rank}(\mathbf{L}) + \boldsymbol{\xi} \parallel \boldsymbol{\Pi}(\mathbf{S}) \parallel_{0} + \boldsymbol{\gamma} \parallel \mathbf{E} \parallel_{F}^{2}$$

s. t.
$$\mathbf{I} = \mathbf{L} + \mathbf{S} + \mathbf{E}$$
 (6)

式中, ξ 和 γ 为加权系数,且矩阵秩与 ℓ_0 具有非凸特性,且不易优化。然而,假使 L 的秩并不太高且 VideoSAR 稀疏散射 S 中非零元数目也不太大,L 核 范数和 S 地 ℓ_1 范数可实现精确矩阵恢复。由此,两 者凸特性可变为秩函数与 ℓ_0 的代换。在松弛思想 作用下,此优化解决途径为:

$$\min_{\mathbf{L},\mathbf{S},\mathbf{E}} \| \mathbf{L} \|_{*} + \xi \| \Pi(\mathbf{S}) \|_{1} + \gamma \| \mathbf{E} \|_{F}^{2}$$

s. t.
$$\mathbf{I} = \mathbf{L} + \mathbf{S} + \mathbf{E}$$
 (7)

式(7)中, ||L|| * 为L的核范数, 并基于增广拉格朗 日乘子法求其最优解, 对应的增广拉格朗日函数为:

$$\mathcal{L}(\mathbf{L}, \mathbf{S}, \mathbf{E}) = \|\mathbf{L}\|_{*} + \xi \| \Pi(\mathbf{S}) \|_{1} + \gamma \|\mathbf{E}\|_{F}^{2}$$
$$+ \langle \mathbf{P}, \mathbf{I} - \mathbf{L} - \mathbf{S} - \mathbf{E} \rangle + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{I} - \mathbf{L} - \mathbf{S} - \mathbf{E}\|_{F}^{2}$$
(8)

式(8)中, **P** = {**P**_k}^K_{k=1} ∈ $\mathbb{R}^{N_a \times N_r \times K}$ 为乘子矩阵, μ 为 正标量, 内积(ζ_1, ζ_2) = trace($\zeta_1^T \zeta_2$)。

据此,该函数的最小化可通过迭代最小化增广 拉格朗日函数来迭代估计 VideoSAR 乘子和最优 解。有:

 $(\mathbf{L}_{m+1}, \mathbf{S}_{m+1}, \mathbf{E}_{m+1}) = \arg\min_{\mathbf{L}\in\mathbf{F}} \mathcal{L}(\mathbf{L}, \mathbf{S}, \mathbf{E}, \mathbf{P}_m)$ (9)

 $\mathbf{P}_{m+1} = \mathbf{P}_{m} + \mu_{m} (\mathbf{I}_{m+1} - \mathbf{L}_{m+1} - \mathbf{S}_{m+1} - \mathbf{E}_{m+1}) (10)$

对于单调递增正序列μ_m,此迭代可收敛至 SEG-LRSD 最优解。尽管如此,直接求解上述函数 并不易,需基于最小化增广拉格朗日函数的迭代方 式获得其近似解,并计算出最终的 VideoSAR 电磁 散射稀疏分量为:

 $\mathbf{S}_{m+1} = \arg\min_{\mathbf{S}} \mathcal{L}(\mathbf{L}_{m+1}, \mathbf{S}, \mathbf{E}_{m}, \mathbf{P}_{m}) \quad (11)$

以此,特征梯度帧 G_{sr} 通过和 SEG 类似的计 算方式获得 { S_k } $\frac{\kappa}{k=1}$,包括散射地物像素点与位 置坐标,以此对应的散射持续与消失间隔。同 时,结合 SEG 方法获取的 VideoSAR 散射趋势 G_{se} 与响应幅度来对应通用化散射关键帧模型, 获得散射状态参数集 Ξ { ξ_{su} , ξ_{eu} , ξ_{sd} , ξ_{ed} , $\Delta\xi_d$, ΔR_{sA} } 的系列估值。综上,所提 SEG-LRSD 提取 器流程如图 2 所示。



图 2 SEG-LRSD 散射关键帧提取器流程图 Fig. 2 The framework of SEG-LRSD scattering key-frame extractor

3 实测处理与分析

为验证所提 VideoSAR 散射关键帧提取器 SEG-LRSD 系列通用化架构的可行性,利用了散射关键 帧的相对绝对误差(relatively absolute error, RAE) 和散射特征虚警率 *Pfa* 准则^[5]来定量评估实测数据 的提取结果。

1) 散射关键帧 RAE: 散射关键帧位置估计 误差。

$$RAE = \frac{|FP_{t} - FP_{d}|}{K} \times 100\% \qquad (12)$$

式(12)中, FP_{t} 和 FP_{d} 分别表示关键帧位置 Ξ { ξ_{su} , ξ_{ed} }的真实值与提取估值。

2) Pfa:处于散射持续间隔内的变化散射像素的 检测误差。

$$Pfa(k) = \frac{N_{dfa}^{k}}{N_{a}N_{r} - N_{gt}} \times 100\%$$

$$k \in [\xi_{su}, \xi_{eu}] \cup [\xi_{sd}, \xi_{ed}] \qquad (13)$$

式(13)中, N_{dfa}^{κ} 为提取的虚警像素, N_{gt} 为地物轮廓内的真值像素。由此,每帧 *Pfa* 代表了逾越地物真值范围的变化像素情况,其均值记为 *MPfa*。

此外,本文的提出 SEG-LRSD 通用技术架构,适 用于任何 LRSD 算法,具备显著的普适性和通用性。 为了提供处理结果的性能分析,本文以多种 SEG-LRSD 技术进行了解决途径说明,并进行了简要性 能比较,采用表1 所列单极化系统关键参数的实测 数据如图3 所示,可得图1 所对应的散射关键帧节 点{*ξ*_{su},*ξ*_{sd},*ξ*_{ed}} 的 RAE 和 *MPfa* 对比情况如表2 所列和图4 所示。在倾斜角度、地理位置和相干积 累时间的共同作用下,电磁散射能量下降过程并不 完整,即仅可获得关键帧范围 $k \in [\xi_{ad}, \xi_{ed}]$ 内的部 分观测从而表现为非对称变化散射。SEG-LRSD 具 体示例方法为:SEG-3TD(子孔径能量梯度-3 项分 解)技术^[10]、SEG-TTD-PEADMM(子孔径能量梯度-基于近端交换的交替方向乘子法的三项分解)^[5]、 SEG-Deep Semi NMF(子孔径能量梯度-深度半非负 矩阵分解)^[11]、SEG-EALM(子孔径能量梯度-精确 增广拉格朗日乘子法)^[12]、SEG-OR1MP(子孔径能 量梯度-正交秩一矩阵追踪)^[13]、SEG-ROSL(子孔径 能量梯度-鲁棒正交子空间学习)^[14]、SEG-STOC(子 孔径能量梯度-基于随机优化的在线鲁棒主成分分 析)^[15]。因此,从 RAE 角度来看, SEG-ROSL 的结 果最优,说明其在寻求关键帧时能够将复杂噪声 与杂波的影响将至最低。而其他算法并不能获 得最优解分离散射信息,从而导致了更多的关键 帧"鬼影"。鉴于 IALM 算法在无噪仿真场景表 现出一定的非稳定性,在实测数据中仍造成了车 辆细节信息的缺失,类似情况也出现在 3TD 算法 的车辆稀疏矩阵分离问题。关于 SEG-STOC 算法 的有效性,虚警通常源自周围散射体的多时相行 为,面对噪声与杂波干扰时的鲁棒表现要劣于 SEG-ROSL 算法。另一方面,针对 MPfa 定量比较 可知, SEG-TTD-PEADMM 算法抑制杂波与噪声 项的能力依旧明显,得益于其分解策略:关于低 秩背景、稀疏散射和复杂干扰矩阵的三项分解(L +S+E),能够促进实现更为稳健的视觉检测。 而其余部分算法利用随机优化模型进行在线鲁 棒矩阵分离,使得关键帧提取效果随着帧数的增 加而有所改善,从而导致了部分帧序列虚警 过多。



Fig. 4 Quantitative comparisons on MPfa

4 结论

文章提出了一种面向单通道、单波段、单航迹

VideoSAR 系统的 SEG-LRSD 散射关键帧提取器,实现了机器视觉自动检测散射消失-瞬态持续-消失-瞬态持续-消失的关键帧变化全过程。基于多种先进LRSD 算法的实测数据处理与分析,验证了所提SEG-LRSD 系列性通用框架的有效性,有助于促进未来快速地理解并浓缩 VideoSAR 区域动态。本文所提技术首要针对同时单通道、单波段、单航迹等有限信息条件的解决途径,有助于打破应急响应场景中难以采集多通道、多波段、多航迹或多传感器数据的应用局限性,同时也兼具上述多信息数据处理的可行性与有效性,并拟在后续研究中加以验证。

表1 实测数据的系统参数

 Tab. 1
 System parameters of the measured data

主要参数	数值	单位
中心频率	9.6	GHz
方位波束角度	[-10.6, 10.6]	0
距离分辨率	0.125	m
相干积累时间	65.52	s

表 2 不同 LRSD 算法的 RAE 对比 Tab. 2 RAE comparisons on different LRSD algorithms

参数	SEG-3TD	SEG-TTD-PEADMM	SEG-Deep Semi NMF	SEG-EALM	SEG-OR1MP	SEG-ROSL	SEG-STOC
${m \xi}_{ m su}$	0.781%	0.976%	0.488%	0.391%	0.195%	0.000%	0.195%
${m \xi}_{ m eu}$	0.586%	6.445%	0.098%	0.293%	1.270%	0.000%	2.344%
${m \xi}_{ m sd}$	10.645%	0.098%	12.988%	12.793%	13.184%	0.0977%	0.977%
${m \xi}_{ m ed}$	13.867%	1.4655	12.598%	13.867%	12.207%	0.293%	0.586%

参考文献:

- MOREIRA A, PRATS-IRAOLA P, YOUNIS M, et al. A tutorial on synthetic aperture radar [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2013, 1(1):6-43.
- [2] 龚紫翼,王万林. 基于方位去斜的 SAR/GMTI 方法研究 [J]. 空间电子技术,2021,18(3):21-30.
- [3] 左伟华,李东涛,李财品,等. 基于高分三号卫星的星载 无人机双基前视 SAR 系统设计[J]. 空间电子技术, 2019,16(2):26-32.
- [4] ZHANG Y, ZHU D Y, MAO X H, et al. Multirotors video synthetic aperture radar: System development and signal processing [J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2020, 35(12):32-43.
- [5] ZHANG Y, ZHU D Y, BI H, et al. Scattering key-frame extraction for comprehensive VideoSAR summarization: A spatiotemporal background subtraction perspective [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020,69(7):4768-4784.
- [6] 丁金闪. 视频 SAR 成像与动目标阴影检测技术[J]. 雷达学报,2020,9(2):321-334.
- BOUWMANS T, JAVED S, ZHANG H Y, et al. On the applications of robust PCA in image and video processing
 [J]. Proceedings of the IEEE, 2018, 106(8):1427-1457.
- [8] VASWANI N, BOUWMANS T, JAVED S, et al. Robust subspace learning: Robust PCA, robust subspace tracking, and robust subspace recovery [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2018, 35(4):32-55.

- [9] ZHANG Y, ZHU D Y, WANG P, et al. Vision-based vehicle detection for VideoSAR surveillance using low-rank plus sparse three-term decomposition [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(5):4711-4726.
- [10] OREIFEJ O, LI X, SHAH M. Simultaneous video stabilization and moving object detection in turbulence [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(2):450-462.
- [11] Trigeorgis G, Bousmalis K, Zafeirious S, Schuller and B. A deep semi-NMF model for learning hidden representations [C]//International Conference on Machine Learning,2014:1692-1700.
- [12] LIN Z C, CHEN M M, MA Y. The augmented Lagrange

multiplier method for exact recovery of corrupted low-rank matrices [EB/OL]. 2010: arXiv:1009.5055. https://arx-iv.org/abs/1009.5055.

- [13] WANG Z,LAI M J,LU Z S,et al. Orthogonal rank-one matrix pursuit for low rank matrix completion [J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 2015, 37(1): A488-A514.
- [14] SHU X B, PORIKLI F, AHUJA N. Robust orthonormal subspace learning: Efficient recovery of corrupted low-rank matrices [C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014:3874-3881.
- [15] FENG J S. Online robust PCA via stochastic optimization supplementary material [C]. // Proc. NIPS, Lake Tahoe, USA, 2013.
- 作者简介:张营(1994—),河北唐山人,博士,就职于中国航天科工集团 8511 研究所。在 IEEE AES Magazine、TGRS、TAES、 TVT、TIM 等国际期刊及会议上发表论文 20 余篇。获 IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 期刊 2021 年度"杰出审稿人"。主要研究方向为雷达信号处理、电子对抗、机器学习、成像技术、遥感视频分析等。E-mail: zhy1994@ nuaa. edu. cn