

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003002

结合稀疏表示和协同表示的 SAR 图像 目标方位角估计*

王 骏 陈艳平 江立辉

(合肥学院 人工智能与大数据学院 合肥 230601)

摘要:提出结合稀疏表示和协同表示的合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)图像目标方位角估计方法。稀疏表示和协同表示分别在稀疏约束和最小误差的约束下对测试样本进行重构,具有良好的互补性。分别在稀疏表示和协同表示下选取与测试样本具有较强相关性的训练样本。通过交集操作获得两者中最稳定的部分样本。根据这些样本的方位角真值以及求解的系数合理加权,获得测试样本的方位角估计值。基于MSTAR数据集中3类目标的SAR图像进行方位角估计实验并与现有方法进行对比。实验结果表明方法的估计精度、稳定性以及噪声稳健性均优于现有的几类SAR目标方位角估计方法。

关键词:合成孔径雷达;目标方位角估计;稀疏表示;协同表示;加权融合

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.70

Target azimuth estimation of SAR images based on combination of sparse representation and collaborative representation

Wang Jun Chen Yanping Jiang Lihui

(College of Artificial Intelligence and Big Data, Hefei University, Hefei 230601, China)

Abstract: This study proposed a target azimuth estimation method of synthetic aperture radar (SAR) images based on combination of sparse representation and collaborative representation. The sparse representation and collaborative representation reconstructed the test sample under the sparsity constraint and the minimum error constraint, respectively, which have good complementarity. The highly correlated training samples were selected by sparse representation and collaborative representation, respectively. And the two sets of training samples were intersected to find the most stable part. According to the true azimuths and coefficients of these samples, the target azimuth of the test sample can be estimated based on a proper weighting fusion algorithm. Experiments were investigated on SAR images of three targets from the MSTAR dataset and comparison was made with some present methods. The results showed that the estimation precision, stability and noise-robustness of the proposed method outperform some existing algorithms.

Keywords: synthetic aperture radar; target azimuth estimation; sparse representation; collaborative representation; weighting fusion

0 引言

合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)图像目标识别技术具有重要的理论和现实意义^[1-6]。考虑到SAR图像独有的方位角敏感性,通过方位角估计算法可以有效剔除无效训练样本的干扰,提高整体识别性能。文献[2]就对比了相关滤波器、支持向量机(support vector machine, SVM)、AdaBoost(adaptive boosting)等分类器在方位角估计和未估计条件下的性能。其结果表明,

有效的方位角估计可以显著提升最终的识别性能。现阶段,常用的SAR目标方位角方法可概括为两类。一类是基于目标几何外形的估计算法^[7-16],如主导边界法^[7-8]和主轴法^[9-10]等。这类方法较为常见,主要通过目标区域、轮廓的分布规律计算目标与雷达平台的相对位置关系。由于几何外形特征具有明确的物理意义,此类估计方法的过程清晰,具有较好的直观性。然而,由于SAR图像噪声水平较高,目标几何外形不清晰,导致算法的整体效率和精度往往不尽如人意。此外,由于地面目标一般具有对称性的,这类方法也难以克服180°模糊问题。另一

收稿日期: 2020-03-14 Received Date: 2020-03-14

* 基金项目:安徽省自然科学基金(1908085MF184)、安徽高校省级自然科学研究重点项目(KJ2018A0555)资助

类方法以相关性为基础考察待估计样本与训练样本的关系,通过对方位角已知的训练样本进行分析获得待估计样本的方位角。文献[17-19]基于稀疏重构的思想选取与测试样本具有最高相关性的单一训练样本,以此作为其方位角估计值。文献[20]计算测试样本与各类别训练样本的相关系数,通过分析系数分布规律加权获得目标方位角。相比第 1 类方法,第 2 类方法并不具有清晰的物理意义。然而,其算法效率远远高于第 1 类方法。同时,通过综合与不同样本的相关性可以提高方位角估计精度并有效克服 180°模糊问题。因此,此类方法在实际应用中具有更大的潜力。

本文提出结合稀疏表示和协同表示的 SAR 图像目标方位角估计方法。在各类别训练样本构建的全局字典的支持下,分别采用稀疏表示和协同表示对待估计的测试样本尽心重构。稀疏表示着重考察稀疏约束,寻求少量与测试样本相关的训练样本(原子)^[17-19];协同表示着重考察重构精度,寻求能够最佳表示测试样本的原子组合^[21-22]。本文通过选取交集的获得稀疏表示和协同表示下的相同原子。这部分原子则代表了与测试样本真是相关的训练样本,反映了测试样本的方位角。根据最终选取的原子的方位角,本文采用加权融合的方式获得最终的方位角估计值。加权过程中,对系数较大的样本赋予更好的权值,体现其与测试样本更高的相关性。实验中,基于 MSTAR 三类目标的 SAR 图像数据集进行方位角估计并与几类经典的估计方法进行对比。实验结果验证了本文方法的有效性和稳健性。

1 原子选取

1.1 基于稀疏表示的原子选择

稀疏表示在线性表示的框架下对特性未知的样本进行重构并且约束求解的系数具有稀疏性,进而根据求解结果判断当前样本的性质,如相关性、类别等^[17-19,23-24]。利用特性已知的 C 类训练样本构建全局字典 $\mathbf{A} = [A^1, A^2, \dots, A^C] \in \mathbf{R}^{d \times N}$,对于未知样本 y ,稀疏表示的基本原理如下:

$$\begin{aligned} \hat{x} &= \underset{x}{\operatorname{argmin}} \|x\|_0 \\ \text{s. t. } & \|y - \mathbf{A}x\|_2^2 \leq \varepsilon \end{aligned} \quad (1)$$

式中: x 为待求解的稀疏表示系数; ε 为设定的重构误差门限。

式(1)的 ℓ_0 范数优化问题不能直接获得解析解,求解过程复杂。为此,实际应用中通过采用 ℓ_1 范数进行替换从而进行凸优化问题求解^[19]。此外,也可以采用贪婪算法,如正交匹配追踪算法(OMP)^[22],获得式(1)问题的逼近解。根据稀疏表示的基本思想,求解后的表示系

数实际反映了测试样本与各类别训练样本的相关性。对于求解系数较大的原子,其与测试样本的相关性较高。因此,可以采用选取原子对测试样本进行分类别重构判定测试样本最为相关的类别,这就产生了经典的稀疏表示分类。考虑到 SAR 图像的方位角敏感性,稀疏表示下选取的原子(系数较大)应当与测试样本具有相近的方位角。因此,可根据稀疏表示选取的原子及其对应稀疏估计测试样本的目标方位角。

1.2 基于协同表示的原子选择

稀疏表示的核心思想是通过稀疏性约束获得最为相关的原子从而剔除其余训练样本的不良影响。然而,但测试样本与训练样本存在一定的差异时,稀疏性的引入可能导致实际对应的原子没有得到有效选取,影响后续分类或方位角估计的精度。为此,本文进一步对测试样本进行协同表示,即实现全局字典下测试样本的最优重构^[21-22]。协同表示的基本原理描述如下:

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin} \{ \|y - \mathbf{A}\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_2^2 \} \quad (2)$$

式中: λ 为正则化系数。与稀疏表示中的优化问题相比,协同表示自身为凸优化问题,可直接获得其解析解如下:

$$\hat{\alpha} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda \cdot \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^T y \quad (3)$$

式中: \mathbf{I} 代表单位矩阵。

与稀疏表示系数的性质类似,协同表示下求解得到的表示系数同样反映了测试样本与训练样本的相关性。不同的是,在协同表示下,获得的具有非零系数的原子更多。通过合理融合稀疏表示和协同表示下的原子及它们对应的相关系数,可以更为有效地估计测试样本的目标方位角。

2 方位角估计算法

2.1 加权融合

假设稀疏表示下选取的原子、对应方位角及系数分别记为 $\mathbf{P} = [p_1^1, p_1^2, \dots, p_1^M], [\theta_1^1, \theta_1^2, \dots, \theta_1^M]$ 和 $[r_1^1, r_1^2, \dots, r_1^M]$;协同表示选取的原子、对应方位角及系数分别记为 $\mathbf{Q} = [q^1, q^2, \dots, q^N], [\theta_2^1, \theta_2^2, \dots, \theta_2^M]$ 和 $[r_2^1, r_2^2, \dots, r_2^M]$ 。通过交集形式获得两组原子中的共性部分,从而获得与测试样本稳定相关的训练样本。记 $\mathbf{O} = \mathbf{P} \cap \mathbf{Q}$ 为共性原子的集合,分别选取稀疏表示下对应原子的方位角以及稀疏大小,记为 $[\theta_1^{(1)}, \theta_1^{(2)}, \dots, \theta_1^{(K)}]$ 和 $[r_1^{(1)}, r_1^{(2)}, \dots, r_1^{(K)}]$,其中 K 为交集中原子的个数,上标“(1),(2),..., (K)”为共性原子的重新编号。同样,对应协同表示下的结果做同样的选取,获得 $[\theta_2^{(1)}, \theta_2^{(2)}, \dots, \theta_2^{(K)}]$ 和 $[r_2^{(1)}, r_2^{(2)}, \dots, r_2^{(K)}]$ 。由于选取的原子的一致性, $[\theta_1^{(1)}, \theta_1^{(2)}, \dots, \theta_1^{(K)}]$ 和 $[\theta_2^{(1)}, \theta_2^{(2)}, \dots, \theta_2^{(K)}]$ 完全相同,因此后续简记为 $[\theta^{(1)}, \theta^{(2)}, \dots, \theta^{(K)}]$ 。

SAR 图像具有较强的方位角敏感性,如图 1 所示,同一目标不同方位角下的 SAR 图像存在较大的差异。只有当同一目标的两幅图像方位角相近时,两者的相关性才能保持较高的水平。在全局稀疏和协同表示下,根据测试样本选择得到的高系数样本倾向于与其具有相近的方位角。通过两者交集得到的共性原子对应系数的大小实际更能反映其与测试样本的(方位角)相关性。同时,两种表示方式下系数值更大的原子与测试样本的方位角逼近度更高,因此在最终的方位角估计中重要性更强。为此,有必要根据不同原子的系数大小进行合理加权,本文计算权值的方式如下:

$$w_i = \frac{(r_1^{(i)} + r_2^{(i)})}{\sum_{j=1}^K (r_1^j + r_2^j)} \quad i = 1, 2, \dots, K \quad (4)$$

根据式(4)可知,在稀疏表示和协同表示下原子的系数之和越大,其最终的权值越大,反映其对于正确方位角估计的贡献越大。然后,对共性原子的方位角进行线性加权获得测试样本的估计方位角:

$$\hat{\theta} = \sum_{i=1}^K w_i \cdot \theta^{(i)} \quad (5)$$

式(5)所示的线性加权融合算法是一种经典的多源信息融合算法,具有操作简单、稳健性强等优势。综上所述,本文方法通过结合稀疏表示和协同表示的原子选取,采用合理加权的方式估计测试样本的方位角。相比单一采用稀疏表示的方位,本文通过协同表示的引入以及共性原子的选取更好地找到与测试样本真实相关的测试样本。因此,基于这些样本可以更为准确地估计测试样本的方位角。此外,根据不同原子的求解稀疏进行线性加权,提高了算法的整体稳健性,有利于提高扩展操作条件下方位角估计的精度。

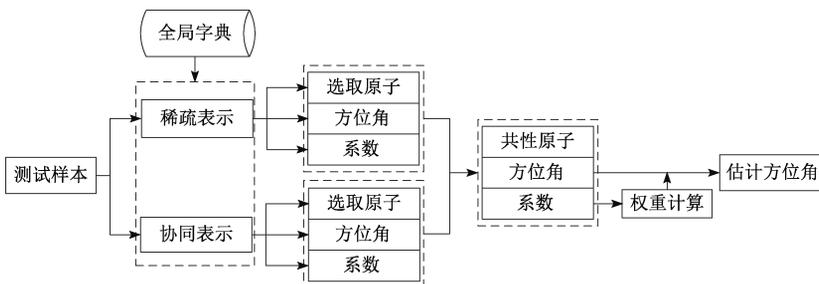


图 2 结合稀疏表示和协同表示的 SAR 图像目标方位角估计流程

Fig. 2 Procedure of SAR target azimuth estimation based on combination of sparse representation and collaborative representation

3 实验结果与分析

3.1 数据集

为验证本文设计的 SAR 目标方位角估计算法的有

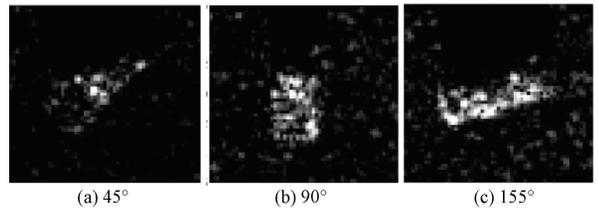


图 1 同一目标不同方位角下的 SAR 图像示意

Fig. 1 Illustration of SAR images from the same target at different azimuths

2.2 方位角估计流程

本文在对待估计样本进行稀疏表示和协同表示的基础上进行目标方位角估计,具体流程如图 2 所示,可归纳为如下步骤。

- 1) 基于各类别训练样本构建全局字典。
- 2) 在全局字典下对待估计的测试样本进行稀疏表示,按规则选取原子并记录对应的系数。
- 3) 在全局字典下对待估计的测试样本进行协同表示,按规则选取原子并记录对应的系数。
- 4) 对两组原子集合进行交集操作,获取最终的候选原子并记录对应的系数。
- 5) 按照式(4)计算不同原子的权值。
- 6) 根据选取原子的方位角真值,按照式(5)加权获得待测试样本的方位角估计值。

仿照 SAR 目标识别方法中的思路,采用主成分分析(PCA)对训练和测试样本进行特征提取,获得 80 维特征矢量。然后,基于提取的特征矢量进行稀疏表示和协同表示。具体实施过程中,步骤 2)、3)可同时并行处理,提升整体的算法效率。

效性,采用 3 类 MSTAR 数据集进行实验。3 类目标的光学图像如图 3 所示,其 SAR 图像分别来自 15°和 17°俯仰角。在两个俯仰角下,目标方位角均覆盖 0°~360°。具体实验过程中,采用 17°俯仰角下的图像样本作为参考样本进行训练和算法设计。采用 15°俯仰角下的 SAR 图像

样本进行测试,即估计其中目标的方位角。具体的训练和测试样本描述如表 1 所示,包括了 3 类目标(含子型号)的训练和测试样本数量。根据 MSTAR 数据集的记录内容,可直接获取训练和测试样本的目标方位角真值,为算法检验提供了有效的数据基础。



图 3 三类目标的光学图像

Fig. 3 The optical images of the three targets

表 1 实验中使用的训练集和测试集

Table 1 Training and test sets used in the experiments

类别	训练集	测试集
BMP2	233 (Sn_9563)	195 (Sn_9563)
	232 (Sn_9566)	196 (Sn_9566)
BTR70	233 (Sn_c21)	196 (Sn_c21)
	233 (Sn_c71)	196 (Sn_c71)
T72	232 (Sn_132)	196 (Sn_132)
	231 (Sn_812)	195 (Sn_812)
	233 (Sn_s7)	191 (Sn_s7)

此外,为充分验证本文方法的有效性和稳健性,选用若干现有 SAR 目标识别方法与本文方法进行同步实验对比。文献[10]基于主导边界的方法,文献[19]基于稀疏表示的方法以及文献[20]基于相关性分析的方法。其中,主导边界法直接基于测试样本的目标区域进行方位角估计,无需训练样本的支持,但需要通过目标分割获取主导边界。本文方法、稀疏表示方法以及相关性分析方法均需要根据训练样本进行方位角估计。

3.2 结果与分析

1) 标准操作条件

首先,直接基于表 1 的训练和测试集对各类方法进行性能测试。此时,训练样本与测试样本的获取条件十分接近,可以近似认为是标准操作条件。对于每一个测试样本,在获得其估计方位角后,直接与其方位角真值作对比,从而获得当前的估计误差。以 $\pm 5^\circ$ 的误差为基本准则,本文方法的方位角估计结果统计如表 2 所示。其中,错误数表示估计误差 $>5^\circ$ 的测试样本数目。可见,对于每一类目标(或子型号),此准则下的正确估计率均超过了 95%,1 365 个测试样本中有 1 321 个(96.70%)的估计误差均满足要求,验证了提出方法的有效性。表 3 为不同方法在当前条件下的估计性能,其中平均正确率均为 $\pm 5^\circ$ 误差的准则下获得。对比各类方法的误差均值和方差,本文方法的方位角估计误差性能最为稳定,并且总体误

差水平较低。此外,基于稀疏表示、相关性分析的方法性能均优于主导边界法,表明可靠训练样本的引入有利于提升方位角估计精度。从时间消耗上来看,本文方法、稀疏表示以及相关性分析方法的效率远高于主导边界法。这主要是因为主导边界的提取需要涉及到复杂的目标区域分离等操作。由于协同表示的引入,本文方法的时间消耗率略高于传统基于单一稀疏表示的方法,但其效率可以满足实时的方位角估计需求。表 4 进一步细化了方位角估计的误差区间,考察各类方法在高精度估计要求下的整体性能。对比可见,本文方法在精度要求很高的条件下(估计误差 $<3^\circ$)性能最优。综上所述,相比 3 类对比方法,本文方法在标准操作条件下的方位角估计性能更稳定、平均估计误差较小并且能够在高精度要求下有小完成方位角估计任务。因此,本文方法的整体性能显著优于对比方法。

表 2 $\pm 5^\circ$ 误差准则下本文方法的方位角估计结果统计
Table 2 Azimuth estimation results of the proposed method under the principle of $\pm 5^\circ$ error

目标类别	样本数量	错误数	正确率/%
BMP2 (Sn_9563)	195	6	96.92
BMP2 (Sn_9566)	196	9	95.41
BMP2 (Sn_c21)	196	6	96.94
BTR70 (Sn_c71)	196	7	96.43
T72 (Sn_132)	196	8	95.92
T72 (Sn_812)	195	9	97.44
T72 (Sn_s7)	191	4	97.91

表 3 各方法的整体估计性能对比

Table 3 Overall estimation performance of different methods

方法类型	平均正确率/ %	误差均值/ ($^\circ$)	误差方差/ ($^\circ$)	时间消耗/ ms
本文方法	96.70	2.9	1.8	14.2
主导边界法	93.92	4.3	3.2	45.3
稀疏表示	95.84	3.5	2.7	13.1
相关性分析	96.12	3.8	2.3	9.8

表 4 不同估计精度要求下各方法的平均正确率

Table 4 Average accuracies of different methods under different acquirments of estimation precisions (%)

方法类型	$\leq 1^\circ$	$\leq 2^\circ$	$\leq 3^\circ$	$\leq 4^\circ$
本文方法	68.41	75.83	83.76	92.75
主导边界法	49.23	59.42	71.25	85.83
稀疏表示	60.52	70.24	78.92	89.52
相关性分析	63.17	71.92	81.04	90.97

2) 噪声干扰

实际过冲中,待估计的测试样本往往获取与噪声干扰的条件下。此时,测试样本与存储的训练样本相关性会出现一定程度下降,影响估计精度。图 4 显示了各类方法在不同信噪比(SNR)条件下的平均正确率(以 $\pm 5^\circ$

误差为准则)。随着信噪比的降低,各方法的估计精度均出现较为明显的降低。对于本文方法、稀疏表示以及相关性分析方法,这主要是由于测试样本与训练样本之间的差异增大,导致原子选择或相关性计算出现较大的偏差,影响最终的估计精度。对于主导边界法,误差增大的原因主要是噪声干扰条件下目标主导边界提取的难度急剧增大。对比可以看出,本文方法在各个信噪比下均保持了最高的估计正确率,表明其在噪声干扰条件下具有更强的有效性。一方面,稀疏表示和协同表示均基于优化机制对测试样本进行重构,可以一定程度上减少噪声干扰的影响。这一点也可以从稀疏表示算法相对于相关性分析和主导边界法可以看出。另一方面,通过对稀疏表示和协同表示选取的原子进行综合考察和加权融合,最终获得的估计结果具有更强的稳健性。综合以上优势,本文方法可以在噪声干扰的条件下取得更高的估计精度。

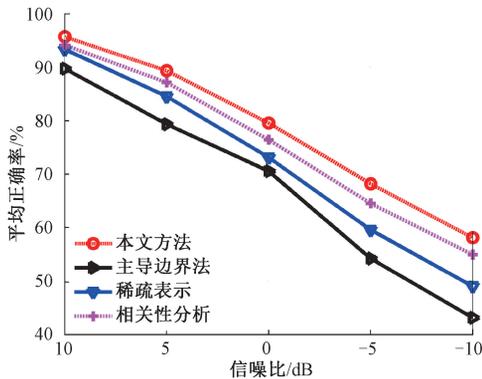


图 4 噪声干扰条件下各方法平均正确率

Fig. 4 Average accuracy of different methods under noise corruption

4 结 论

本文提出结合稀疏表示和协同表示的 SAR 图像目标方位角估计方法。对于待估计的测试样本,分别在训练样本的支持下进行稀疏表示和协同表示,获取对应的原子集合。估计阶段,对两组原子集合进行交集处理,获得与测试样本高度相关的训练样本。最后,根据选取样本的方位角以及对应的线性系数进行加权融合,获得测试样本的估计方位角。提出方法通过综合稀疏表示和协同表示的优势,提高训练样本的选取精度;通过合理的加权融合,提升最终的方位角估计精度。实验中,基于 3 类 MSTAR 目标 SAR 图像数据集对提出方法进行测试并与几类现有方法进行对比。结果表明,本文方法具有更高的估计精度并且对于噪声干扰的情形具有更强的稳健性。

参考文献

- [1] EL-DARYMLI K, GILL E W, MCGUIRE P, et al. Automatic target recognition in synthetic aperture radar imagery: A state-of-the-art review [J]. IEEE Access, 2016(4):6014-6058.
- [2] SRINIVSD U, MONGA V, RAJ R G, et al. SAR automatic target recognition using discriminative graphical models [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50(1): 591-606.
- [3] ANAGNOSTOPOULOS G C. SVM-based target recognition from synthetic aperture radar images using target region outline descriptors [J]. Nonlinear Analysis, 2009, 71(2):2934-2939.
- [4] 谢晴, 张洪. SAR 图像多层次正则化增强及在目标识别中的应用 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(9): 157-162.
XIE Q, ZHANG H. Multi-level SAR image enhancement based on regularization with application to target recognition [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(9): 157-162.
- [5] 李辉. 基于峰值特征高斯混合建模的 SAR 目标识别 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(8): 103-108.
LI H. SAR target recognition based on Gaussian mixture modeling of peak features [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(8): 103-108.
- [6] 丁柏圆, 文贡坚, 余连生, 等. 属性散射中心匹配及其在 SAR 目标识别中的应用 [J]. 雷达学报, 2017, 6(2):157-166.
DING B Y, WEN G J, YU L SH, et al. Matching of attributed scattering center and its application to synthetic aperture radar automatic target recognition [J]. Journal of Radar, 2017, 6(2):157-166.
- [7] 高贵, 何娟, 匡纲要, 等. SAR 图像目标方位角估计方法综述 [J]. 信号处理, 2008, 24(3):438-443.
GAO G, HE J, KUANG G Y, et al. A survey of target's orientation estimation in SAR image [J]. Signal Processing, 2008, 24(3):438-443.
- [8] 徐牧, 王雪松, 肖顺平, 等. 基于 Hough 变换与目标主轴提取的 SAR 图像目标方位角估计方法 [J]. 电子与信息学报, 2007, 29(2):370-374.
XU M, WANG X S, XIAO SH P, et al. Target aspect estimation in SAR imagery based on Hough transform and major axis extraction [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2007, 29(2):370-374.
- [9] 张翠, 邹涛, 王正志. 一种基于主导边界的方位角估计方法 [J]. 模式识别与人工智能, 2004, 17(4): 462-466.

- ZHANG C, ZOU T, WANG ZH ZH. An efficient azimuth estimation algorithm for SAR imagery [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2004, 17(4): 462-466.
- [10] 黄嘉辛, 陆军, 赵凌君. 基于主导边界 Radon 变换的 SAR 目标方位角估计方法[J]. 计算机应用, 2011, 31(9): 2473-2476.
- HUANG J X, LU J, ZHAO L J. Aspect estimation method for SAR target based on Radon transform of leading edge [J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(9): 2473-2476.
- [11] 刘迪, 文贡坚, 刘晓明, 等. 一种快速的 SAR 车辆目标方位角估计方法[J]. 现代电子技术, 2012, 35(19): 37-40.
- LIU D, WEN G J, LIU X M, et al. Efficient method of vehicle target aspect estimation in synthetic aperture radar imagery [J]. Modern Electronics Technique, 2012, 35(19): 37-40.
- [12] 陈思, 杨健, 宋小全. 基于法向前边界响应的 SAR 目标方位角估计[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(3): 511-514.
- CHEN S, YANG J, SONG X Q. SAR target aspect angle estimation based on normal front edge response [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2011, 33(3): 511-514.
- [13] AMOON M, REZAI-RAD G A. Automatic target recognition of synthetic aperture radar (SAR) images based on optimal selection of Zernike moment features [J]. IET Computer Vision, 2014, 8(2): 77-85.
- [14] ZHANG Y, ZHUANG Y, LI H Z, et al. A novel method for estimation of the target rotation angle in SAR image[C]. IET International Radar Conference, 2015, 1-4.
- [15] 许心瑜, 刘拥军, 黎鑫, 等. SAR 图像目标方位角联合估计方法研究[J]. 计算机应用, 2010, 30(11): 2977-2979.
- XU X Y, LIU Y J, LI X, et al. Research on combined method for SAR target azimuth estimation[J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(11): 2977-2979.
- [16] 刘聪, 李言俊, 张科. 基于目标特征的 SAR 图像车辆目标的方位角联合估计[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(4): 1566-1569.
- LIU C, LI Y J, ZHANG K. Combined pose estimation method of SAR imagery to vehicle target based on feature [J]. Applications Research of Computers, 2011, 28(4): 1566-1569.
- [17] CHEN S C, LU F G, WANG J. Target aspect angle estimation for synthetic aperture radar automatic target recognition using sparse representation [C]. ICSPCC, 2016, 1-4.
- [18] 陈士超, 刘明, 卢福刚, 等. 基于稀疏描述的 SAR 目标方位角估计算法[J]. 现代电子技术, 2017, 40(12): 132-135.
- CHEN SH CH, LIU M J, LU F G, et al. Algorithm for SAR target azimuth angle estimation based on sparse representation [J]. Modern Electronics Technique, 2017, 40(12): 132-135.
- [19] 郭炜炜, 杜小勇, 胡卫东, 等. 基于稀疏先验的 SAR 图像目标方位角稳健估计方法[J]. 信号处理, 2008, 24(6): 889-893.
- GUO W W, DU X Y, HU W D, et al. A robust target aspect estimation method from SAR images based on sparse prior [J]. Signal Processing, 2008, 24(6): 889-893.
- [20] 段芃芃, 刘锂. 基于相关性分析的 SAR 图像目标方位角估计[J]. 中国电子科学研究院学报, 2019, 14(1): 37-41.
- DUAN P P, LIU L. Target aspect angle estimation of SAR images based on correlation analysis [J]. Journal of CAEIT, 2019, 14(1): 42-46.
- [21] ZHANG L, YANG M, FENG X C. Sparse representation or collaborative representation: Which helps face recognition [C]. ICCV, 2011: 471-478.
- [22] 王鑑航, 张广宇, 李艳. 基于协同编码分类器的 SAR 目标识别方法[J]. 中国电子科学研究院学报, 2019, 14(3): 290-295.
- WANG J H, ZHANG G Y, LI Y. SAR target recognition based on collaborative representation-based classification [J]. Journal of CAEIT, 2019, 14(3): 290-295.
- [23] THIAGARAIANM J, RAMAMURTHY K, KNEE P P, et al. Sparse representations for automatic target classification in SAR images [C]. 4th Communications, Control and Signal Processing, 2010: 1-4.
- [24] 张堃, 王震, 华亮, 等. 基于稀疏特征的小视场高速检测算法应用研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(12): 179-189.
- ZHANG K, WANG ZH, HUA L, et al. Application research of view high speed detection algorithm of small field based on sparse features [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(12): 179-189.

作者简介



王骏, 2000 年于安徽师范大学获得学士学位, 2011 年于中国科学技术大学获得硕士学位, 现为合肥学院讲师, 主要研究方向为人工智能算法。

E-mail: junewong_s@sina.com

Wang Jun received his B. Sc. degree

from Anhui Normal University in 2001 and M. Sc. degree from Anhui University in 2009, respectively. He is currently a lecturer at Hefei University. His main research interest is artificial intelligence algorithm.



陈艳平, 分别在 2003 年和 2006 年于中国地质大学(武汉)获得学士学位和硕士学位, 现为合肥学院副教授, 主要研究方向为智能信息处理, 计算机网络。

Chen Yanping received her B. Sc. degree and M. Sc. degree from China

University of Geosciences (Wuhan) in 2003 and 2006 respectively. Now, she is an associate professor at Hefei

University. Her main research interests include intelligent information processing and network.



江立辉, 在 2001 年于安徽师范大学获得学士学位, 2009 年于安徽大学获得硕士学位, 现为合肥学院副教授, 主要的研究方向为信息融合和计算智能。

Jiang Lihui received his B. Sc. degree from Anhui Normal University in 2001 and his

M. Sc. degree from Anhui University in 2009. He is currently an associate professor at Hefei University. His main research interests include information fusion and computational intelligence.