

SAR 图像稀疏表示模型的实证研究*

黄柯蒙, 姜娜娜, 赵文博, 郑妍昕, 刘文平, 朱炬波

中山大学人工智能学院, 广东 珠海 519082

摘要: 对合成孔径雷达(SAR)场景使用稀疏表示算法得到基函数字典示例, 滤波前后图像稀疏表示的对比研究表明: 相干斑噪声对 SAR 场景稀疏表示的字典结果有影响。选取浦江二号、ALOS2 和 SIR-C 的特定 SAR 图像数据, 通过设置单因素条件探讨优化算法、样本内容、数据集大小、雷达分辨率、极化方式、波段对字典结果的影响。结果表明: 1) SAR 场景稀疏表示学习出的字典和雷达波段、分辨率、极化方式有关, 和所选取的不同样本内容、数据集的大小以及所使用的优化算法无关。2) C 波段比 L 波段更能反应 SAR 场景的稀疏性。3) 降采样数据集更能反应 SAR 场景的稀疏性。4) HH、VV 极化图像学习出的字典更具有本质特征。

关键词: SAR; 稀疏表示; 基函数字典; 相干斑噪声; 极化

中图分类号: TN95 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-0137(2024)04-0107-08

Empirical study on sparse representation model of SAR images

HUANG Kemeng, JIANG Nana, ZHAO Wenbo, ZHENG Yanxin, LIU Wenping, ZHU Jubo

School of Artificial Intelligence, Sun Yat-sen University, Zhuhai 519082, China

Abstract: An example of using the sparse representation algorithm to obtain a basis function dictionary for synthetic-aperture radar (SAR) scenes. The comparative of sparse representation of images before and after filtering shows that speckle noise has an impact on the dictionary results of sparse representation of SAR scenes. Select specific SAR image data from Pujiang No.2, ALOS2, and SIR-C, it is discussed that the effects of optimization algorithm, sample content, dataset size, radar resolution, polarization method, and band on dictionary results by setting single factor conditions. The results show that: (1) The dictionary learned from sparse representation of SAR scenes is related to radar band, resolution and polarization mode, and is independent of sample contents, datasets size, and optimization algorithms. (2) C-band can better reflect the sparsity of SAR scenes than L band. (3) The downsampling dataset can better reflect the sparsity of SAR scenes. (4) The dictionaries learned from HH and VV polarized images have more essential features.

Key words: SAR; sparse representation; base function dictionary; speckle noise; polarization

文献(Field, 1987)研究灵长类动物的视觉领域, 发现使用超完备稀疏表示对于神经信息分布式表示是一种有效方法。Olshausen et al.(1996)使用最小熵模型从光学自然图像中训练出稀疏表示

基。常用的稀疏表示算法有基追踪算法、贪婪匹配追踪算法、正交匹配追踪算法(Mallat et al., 1993; Pati et al., 1993; Chen et al., 1999)。稀疏表示让目标对象在特定空间中的表达呈现稀疏特性,

* 收稿日期: 2023-12-08

录用日期: 2024-01-24

网络首发日期: 2024-04-01

基金项目: 国家自然科学基金(U21B2039)

作者简介: 黄柯蒙(1999年生), 男; 研究方向: 智能感知; E-mail: huangkm9@mail2.sysu.edu.cn

通信作者: 朱炬波(1967年生), 男; 研究方向: 智能感知和数据处理;

E-mail: zhujubo@mail.sysu.edu.cn

全文阅读



ZR20230037

为之后的图像处理提供良好的基础,因此稀疏表示模型(Elad,2010)可应用于遥感、资源勘查、灾害评估、环境监测等多个领域(Yang et al.,2008; Wright et al.,2009)。

相比于光学成像技术,合成孔径雷达具有一定穿透能力,可以全天时获取高分辨率图像。雷达成像场景中目标的回波是少数散射中心各自回波的叠加,这与信号稀疏表示的原理吻合,也为稀疏表示理论应用于雷达成像提供了基础(Potter et al.,2010)。Cetin et al.(2001)基于散射场的正则化重建提出了一种具有增强特征的聚光模式 SAR 图像的形成方法,与传统技术相比具有更高的分辨率、更少的旁瓣、更少的散斑和更容易分割的区域。Donoho(2006)创造性提出压缩感知这个概念;Potter et al.(2010)从有限的散射电场测量值推断场景,论证了稀疏重建算法和随机测量策略在雷达处理中的应用;黎兰(2014)以稀疏表示为基础,提出了一种基于支持向量机的 SAR 图像预处理方法,得到的 SAR 图像既保留了目标的细节信息又减弱了斑点噪声的影响。

SAR 图像的稀疏表示模型是雷达压缩成像的基础。因此,本文选取浦江二号、ALOS2 和 SIR-C 的特定 SAR 图像数据,使用 L1 范数最小二乘算法(L1-ls)(Kim et al.,2007)得到 SAR 图像稀疏表示的字典示例,研究相干斑噪声对字典结果的影响。并通过设置单因素条件,探讨了优化算法、样本内容、数据集大小、雷达分辨率、极化方式、波段等因素对字典结果的影响。

1 稀疏编码

Olshausen et al.(1996)指出自然图像经过稀疏编码后得到的基函数类似 V1 区简单细胞感受的反应特性,并使用最小熵模型从光学自然图像中训练出 12×16 共 192 个稀疏表示基(如图 1 所示)。

最小熵模型为

$$E(a, \phi) = \sum_{x,y} [I(x, y) - \sum_i a_i \phi_i(x, y)]^2 + \lambda \sum_i S\left(\frac{a_i}{\sigma_i}\right), \quad (1)$$

其中 $I(x, y)$ 表示输入图像中的像素值, $\phi_i(x, y)$ 为基函数矩阵中的列向量, a_i 为系数, $S(x)$ 为稀疏价值函数, σ_i 为缩放常数, λ 为稀疏度相关量。第 1 项原图像与重构图像之间的误差平方和反映重构图像的信息保持度,第 2 项反映稀疏程度。上述函数的最小化问题可简化为求解 L1 正则化最小二乘法

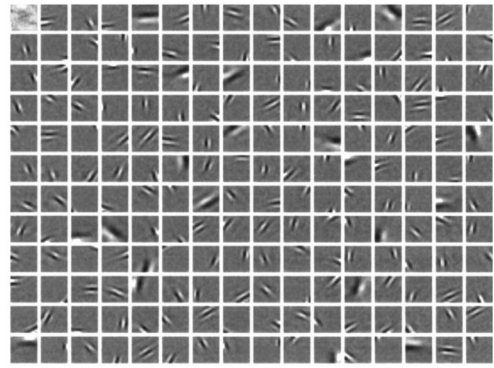


图 1 光学图像稀疏表示的字典结果

Fig. 1 Dictionary results for sparse representation of optical images

问题:

$$E(a, \phi) = \sum_{x,y} \left[I(x, y) - \sum_i a_i \phi_i(x, y) \right]^2 + \lambda \sum_i |a_i|. \quad (2)$$

稀疏编码中字典学习是一种机器学习方法,由两个独立的过程组成:a) 固定基函数 ϕ_i , 调整系数 a_i , 使目标函数(2)最小。b) 固定系数 a_i , 调整基函数 ϕ_i , 使目标函数(2)最小。不断迭代直至收敛,得到一组良好表示输入样本图片的基,即字典。过程中使用的优化算法(Kim et al., 2007)如表 1 所示。

2 SAR 图像的稀疏表示

2.1 示例

对 2006 年 Sandia 实验室 Mini-SAR 的 Ku 波段、0.1 m 分辨率、 512×512 像素的 10 张图像使用 L1-ls 算法进行稀疏表示,得到基函数字典如图 2 所示。

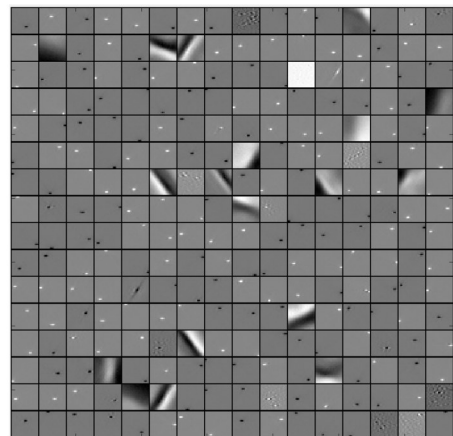


图 2 SAR 图像稀疏表示所得字典示例

Fig. 2 An example of a sparse representation dictionary for SAR images

此图为 16×16 共256个基的字典, 每一个基为 20×20 像素的图像块。在MATLAB中, 此字典表现为一个 400 (每个图像块 20×20 像素) $\times 256$ (字典中图像块个数)的矩阵, 每个图像块表现为一个 400×1 的列向量。本文的字典结果都以此形式表

示。SAR图像为单波段图像, 每一个像素点记录的是电磁波的辐亮度值, 黑表示辐亮度低, 白表示辐亮度高, 在计算机上反映出来为黑白图像。而图中稀疏表示的结果表现则为像素点和纹理特征的集合。

表1 使用的3种优化算法
Table 1 Three optimization algorithms used

名称	算法结构	优化过程
L1-ls(L1-least squares)	牛顿内点+预条件共轭梯度	b
CG(conjugate gradient)	经典的共轭梯度	b
MP(matching pursuit)	经典的匹配追踪	a

2.2 相干斑噪声

SAR系统具有相干斑噪声(皮亦鸣等, 2007), 在图像上为颗粒状的黑白点纹理。常用滤波算法有均值滤波、局部滤波、Lee滤波、Lee-Sigma滤波、Frost滤波和Gamma-MAP滤波。选取效果较好的Lee滤波(Lee, 1980)对图像进行处理, 并使用L1-ls算法对滤波前后图像进行稀疏表示, 得到基函数字典如图3所示。

两字典对比可以看出, 滤波后图像稀疏表示结果的相干斑噪声显著减少: 等效视数增高, 噪声平滑程度更好。这说明相干斑噪声对SAR场景稀疏表示的字典结果有影响, 表现为字典图像块的粗糙。

3 字典确定

SAR的参数为分辨率、波段和极化方式。SAR的成像分辨率表示能够区分两个相邻目标的能力, 包括距离向分辨率和方位向分辨率; SAR的波长通常是毫米至分米级别, 有P波段(1300~300 mm)、L波段(300~150 mm)、S波段(150~75 mm)、C波段(75.0~37.5 mm)、X波段(37.5~25.0 mm)、Ku波段(25.0~16.7 mm)、K波段(16.7~11.1 mm)和Ka波段(11.1~7.5 mm)等; 雷达的电场矢量可在垂直、水平两方向偏振。由于传送与接收选取方向不同, 有HH、VV、HV、VH4种极化方式(皮亦鸣等, 2007)。

本章主要探究SAR图像稀疏表示的字典结果和优化算法、样本内容、数据集大小、分辨率、极化方式、波段中的哪些因素有关。

3.1 实验方案

在MATLAB中, 字典A、字典B都为 400×256

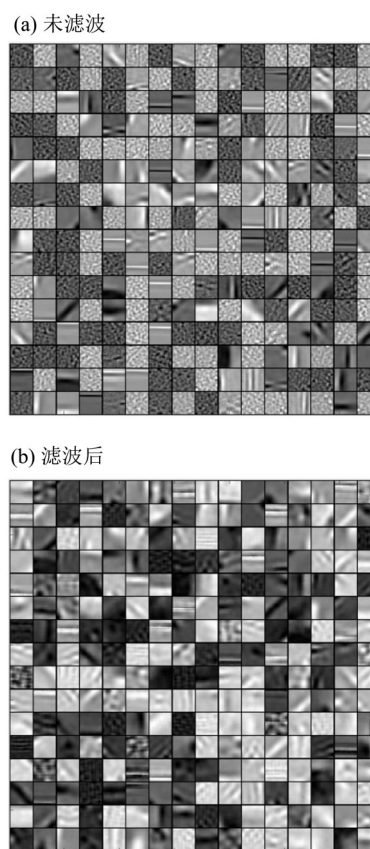


图3 Lee滤波前后雷达图像稀疏表示的字典结果
Fig. 3 Dictionary results of sparse representation of radar images before and after Lee filtering

的矩阵。其中, 400表示每个图像块为 20×20 像素, 256为字典中图像块的个数。如果两个字典能互进行列向量(图像块)线性表示且误差较小, 则说明两字典等价, 即求 $A = B \cdot X$ (或 $B = A \cdot X$)的最优解。可使用最小二乘法(梁彦, 2019)求出 X_{opt} 矩阵, 使 $e = A - B \cdot X_{opt}$ 的Frobenius范数(即所有元素平方之和的平方根)最小, 而不考虑 X_{opt} 的稀

疏性。且

$$\mathbf{X}_{\text{opt}} = (\mathbf{B}^T \cdot \mathbf{B}) / \mathbf{B}^T \cdot \mathbf{A}. \quad (3)$$

用重构误差 e 和转换矩阵 \mathbf{X}_{opt} 的相关系数来评估结果(王力哲等, 2022)。 e 的 L2 范数 $\|e\|_2 = \sqrt{\sum_{i,j} e_{ij}^2}$; e 的 L1 范数 $\|e\|_1 = \sum_{i,j} |e_{ij}|$; e 的均方误差 $\text{MSE} = \overline{e_{ij}^2}$; \mathbf{X}_{opt} 的 L2 范数 $\|\mathbf{X}_{\text{opt}}\|_2 = \sqrt{\sum_{m,n} x_{mn}^2}$ 。

使用同一算法两次处理同一个对象, 默认得到的两字典等价, 并将两结果互相线性表示的 4 个指标作为基准(初始字典基由随机数决定, 因而字典结果不完全一样, 所以 e 不是零矩阵, \mathbf{X}_{opt} 也

不是单位阵)。不同因素影响下的字典结果一致性比较将以此为基准。

本实验使用 2022 年航天八院 509 所浦江二号的 Ka 波段、3 m 分辨率、20 480×12 800 像素、HH 极化、中国长沙区域的 SAR 图像, 2015 年 JAXA (Japan aerospace exploration agency) ALOS2 的 L 波段、3 m 分辨率、414×693 像素、四种极化、美国旧金山区域的 SAR 图像和 1994 年 JPL (Jet propulsion laboratory) SIR-C 的 C/L 波段、15 m 分辨率、3 600×7 800 像素、HH 极化、中国台湾区域的 SAR 图像(见图 4)。不同因素影响下的数据集选取如表 2 所示。

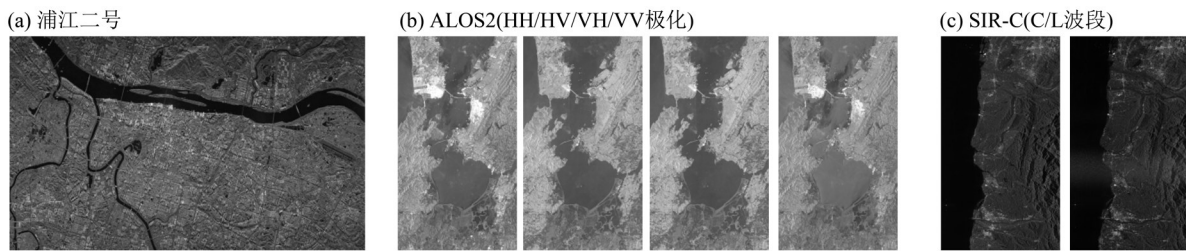


图 4 本实验使用的 SAR 图像

Fig. 4 SAR images used in this experiment

表 2 不同因素影响下的数据集

Table 2 The datasets influenced by different factors

SAR	优化算法	数据集大小	样本内容	分辨率	极化方式	波段	字典结果	第二次
浦江二号	L1-ls	100 张	512×512 像素图片	3 m	HH	Ka	①	①'
浦江二号	CG	100 张	512×512 像素图片	3 m	HH	Ka	②	
浦江二号	MP	100 张	512×512 像素图片	3 m	HH	Ka	③	
浦江二号	L1-ls	另外 100 张	512×512 像素图片	3 m	HH	Ka	④	
浦江二号	L1-ls	10 张	512×512 像素图片	3 m	HH	Ka	⑤	⑤'
浦江二号	L1-ls	10 张	512×512 像素图片	降采样(50%)	HH	Ka	⑥	
ALOS2	L1-ls	2 张	414×414 像素图片	3 m	HH	L	⑦	⑦'
ALOS2	L1-ls	2 张	414×414 像素图片	3 m	HV	L	⑧	⑧'
ALOS2	L1-ls	2 张	414×414 像素图片	3 m	VH	L	⑨	
ALOS2	L1-ls	2 张	414×414 像素图片	3 m	VV	L	⑩	
SIR-C	L1-ls	78 张	600×600 像素图片	15 m	HH	C	⑪	⑪'
SIR-C	L1-ls	78 张	600×600 像素图片	15 m	HH	L	⑫	

3.2 实验结果

3.2.1 不同优化算法 将浦江二号 20 480×12 800 像素的 SAR 图像切割成 512×512 像素共 1 000 张图片, 随机选取其中 100 张图片作为一个大数据集。对此集用 L1-ls 算法两次处理(①①'), 用 CG 算法、MP 算法处理(②③)的字典结果如图 5 所示。字典

结果互相线性表示的四个指标如表 3 所示。

表 3 中, 6 行数据指标值相差不大, 即字典①②③等价, 说明对同一 SAR 场景数据集使用不同优化算法稀疏表示学习出的字典一致。

3.2.2 不同样本内容 从浦江二号 1 000 张 512×512 像素的 SAR 图像, 再随机选取另外 100 张图片

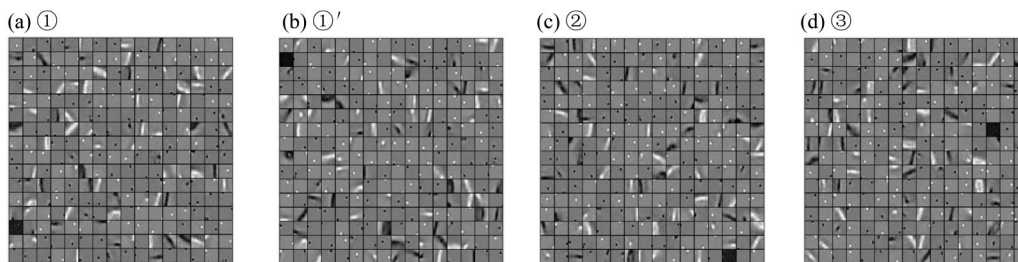


图 5 使用不同优化算法对 100 张 SAR 图像稀疏表示的字典结果

Fig. 5 Dictionary results for sparse representation of 100 SAR images using different optimization algorithms

表 3 不同优化算法间字典结果的一致性比较

Table 3 Consistency comparison of dictionary results among different optimization algorithms

互相线性表示	$\ e\ _2$	$\ e\ _1$	MSE	$\ X_{opt}\ _2$
①表示①'	0.497 822	0.699 246	0.000 002	26.997 091
①'表示①	0.487 971	0.666 656	0.000 002	26.104 176
①表示②	0.500 691	0.800 254	0.000 002	26.805 767
②表示①	0.502 179	0.707 492	0.000 002	27.243 186
①表示③	0.490 258	0.656 384	0.000 002	26.110 947
③表示①	0.498 701	0.724 926	0.000 002	26.701 091

表 4 不同样本内容间字典结果的一致性比较

Table 4 Consistency comparison of dictionary results among different sample contents

互相线性表示	$\ e\ _2$	$\ e\ _1$	MSE	$\ X_{opt}\ _2$
①表示①'	0.497 822	0.699 246	0.000 002	26.997 091
①'表示①	0.487 971	0.666 656	0.000 002	26.104 176
①表示④	0.484 562	0.740 567	0.000 002	25.572 195
④表示①	0.510 158	0.758 530	0.000 003	28.861 462

作为另一个大数据集。对此集用 L1-ls 算法处理的字典结果(④)如图 6 所示,字典结果互相线性表示的 4 个指标如表 4 所示。

表 4 中, 4 行数据指标值相差不大, 即字典①④等价, 说明对同一 SAR 场景选取不同样本内容的数据集稀疏表示学习出的字典一致。

④

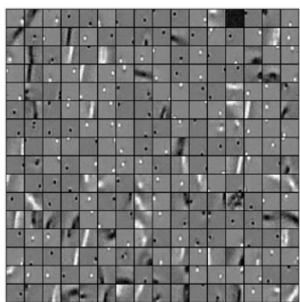


图 6 对另外 100 张 SAR 图像稀疏表示的字典结果

Fig. 6 Dictionary results for sparse representation of another 100 SAR images

3.2.3 不同大小的数据集 从浦江二号 1000 张 512×512 像素的 SAR 图像, 再随机选取 10 张图片作为一个小数据集。对此集用 L1-ls 算法处理的字典结果(⑤)如图 7 所示, 字典结果互相线性表示的

⑤

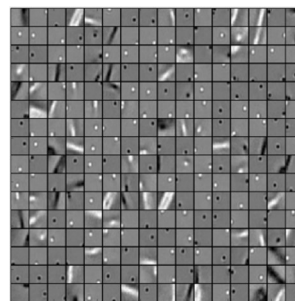


图 7 对 10 张 SAR 图像稀疏表示的字典结果

Fig. 7 Dictionary results for sparse representation of 10 SAR images

4 个指标如表 5 所示。

表 5 中, 4 行数据指标值相差不大, 即字典①⑤等价, 且①表示⑤的 $\|e\|_2$, $\|X_{opt}\|_2$ 比⑤表示①的小, 说明对同一 SAR 场景选取不同大小的数据集稀疏表示学习出的字典一致, 且大数据集比小数据集更能反应 SAR 场景的稀疏性。

3.2.4 不同分辨率 对于浦江二号 10 张 512×512 像素 SAR 图像的小数据集, 将每张图片进行降采样(50%)处理作为另一个小数据集, 来模拟同一 SAR 场景不同分辨率的情况(王力哲等, 2022)。对前者用 L1-ls 算法第二次处理(⑤'), 对后者用 L1-ls 算法处理(⑥)的字典结果如图 8 所示。字典结果互相线性表示的 4 个指标如表 6 所示。

表5 不同大小数据集间字典结果的一致性比较
Table 5 Consistency comparison of dictionary results among datasets of different sizes

互相线性表示	$\ ell_2$	$\ ell_1$	MSE	$\ X_{opt}\ _2$
①表示①'	0.497 822	0.699 246	0.000 002	26.997 091
①'表示①	0.487 971	0.666 656	0.000 002	26.104 176
①表示⑤	0.459 686	0.691 871	0.000 002	24.868 315
⑤表示①	0.498 917	0.741 408	0.000 002	29.156 464

表6 不同分辨率间字典结果的一致性比较
Table 6 Consistency comparison of dictionary results among different resolutions

互相线性表示	$\ ell_2$	$\ ell_1$	MSE	$\ X_{opt}\ _2$
⑤表示⑤'	0.461 674	0.677 401	0.000 002	27.337 713
⑤'表示⑤	0.457 587	0.668 705	0.000 002	26.595 606
⑤表示⑥	1.117 937	1.728 215	0.000 012	70.661 896
⑥表示⑤	0.416 244	0.659 076	0.000 002	24.544 580

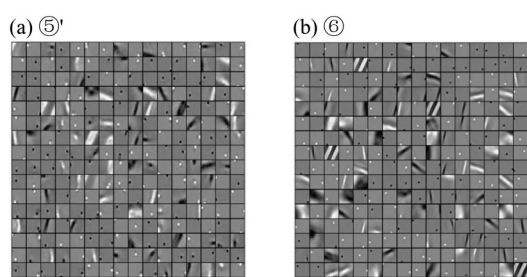


图8 不同分辨率情况下 SAR 图像稀疏表示的字典结果
Fig. 8 Dictionary results for sparse representation of SAR images at different resolutions

好线性表示⑤而⑤不能很好线性表示⑥, 说明对同一 SAR 场景不同分辨率情况下稀疏表示学习出的字典不同, 且降采样数据集的字典更稀疏。

3.2.5 不同极化方式 对 ALOS2 的 414×693 像素、四种极化的 SAR 图像, 将每张图片切割成 2 张 414×414 像素图片 (有重叠) 作为一个数据集, 共 4 个数据集 (HH、HV、VH、VV)。对 HH、HV 用 L1-ls 算法两次处理 (⑦⑦'⑧⑧'), 对 VH、VV 用 L1-ls 算法处理 (⑨⑩) 的字典结果如图 9 所示。字典结果互相线性表示的 4 个指标如表 7 所示。

表 6 中, 4 行数据指标值相差较大, 且⑥能很

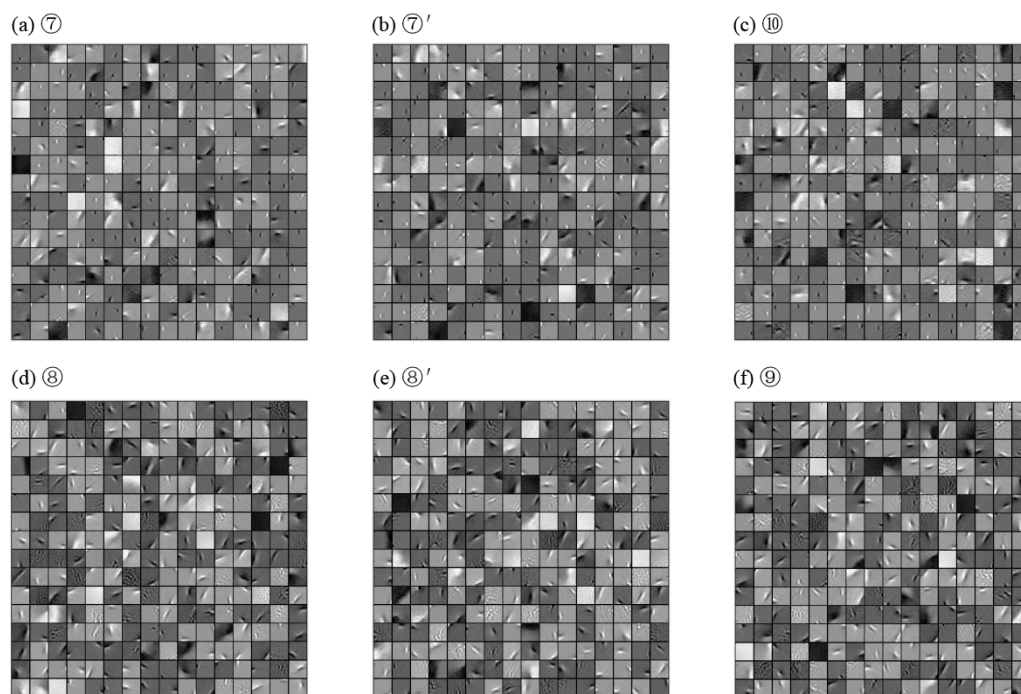


图9 不同极化条件下 SAR 图像稀疏表示的字典结果
Fig. 9 Dictionary results for sparse representation of SAR images under different polarization conditions

图 9 中⑦⑩为同向极化 (HH、VV), ⑧⑨为异向极化 (HV、VH)。对比表 7 中 1-4 行数据指标值, 发现它们相差较小, 即字典⑦⑩基本等价, 说明对

同一 SAR 场景同向极化 (HH、VV) 稀疏表示学习出的字典基本一致; 对比表 7 中 5-8 行数据指标值, 发现它们相差不大, 即字典⑧⑨等价, 说明对

表7 不同极化方式间字典结果的一致性比较

Table 7 Consistency comparison of dictionary results among different polarization modes

互相线性表示	$\ ell_2$	$\ ell_1$	MSE	$\ X_{opt}\ _2$
⑦表示⑦'	0.861 812	1.454 639	0.000 007	26.170 613
⑦'表示⑦	0.875 656	1.346 056	0.000 007	26.123 505
⑦表示⑩	1.016 499	1.597 070	0.000 010	30.166 583
⑩表示⑦	0.842 121	1.257 904	0.000 007	22.488 056
⑧表示⑧'	0.685 918	1.106 157	0.000 005	26.945 623
⑧'表示⑧	0.695 921	1.093 435	0.000 005	26.529 819
⑧表示⑨	0.693 619	1.043 915	0.000 005	26.670 038
⑨表示⑧	0.704 554	1.171 679	0.000 005	25.813 243
⑦表示⑧	0.726 608	1.185 574	0.000 005	22.325 377
⑧表示⑦	1.197 417	1.947 266	0.000 014	46.160 107

同一 SAR 场景异向极化(HV、VH)稀疏表示学习出的字典一致;对比表7中9-10行数据指标值,发现它们相差较大,且⑦能很好线性表示⑧而⑧不能很好线性表示⑦,说明对同一 SAR 场景 HH、HV 极化稀疏表示学习出的字典不同,且 HH 极化比 HV 极化更能反应 SAR 场景的稀疏性。

雷达系统的极化方式对成像有很大影响。通常自然物体的异向极化回波强度低于同向极化;对于表面相对粗糙的区域,HH 和 VV 没有太大区

别;对于光滑的表面,HH 的回波强度低于 VV;对于建筑物,HH 通常比 VV 具有更高的回波强度。因此,雷达系统通常选择 HH 极化 SAR 图像(齐尔,2014;匡纲要,2011)。此节中的实验结果和上述情况相吻合。

3.2.6 不同波段 对 SIR-C 的 3 600×7 800 像素、C/L 波段的 SAR 图像,将每张图片切割成 78 张 600×600 像素图片作为一个数据集,共两个数据集(C 波段、L 波段)。对 C 波段用 L1-ls 算法两次处理(⑪⑪'),对 L 波段用 L1-ls 算法处理(⑫)的字典结果如图 10。字典结果互相线性表示的 4 个指标如表 8 所示。

表 8 中,4 行数据指标值相差较大,且⑪表示⑫的 $\|ell_2$ 、MSE、 $\|X_{opt}\|_2$ 比⑫表示⑪的小,说明对同一 SAR 场景不同波段稀疏表示学习出的字典不同,且 C 波段比 L 波段更能反应 SAR 场景的稀疏性。

对于星载 SAR 的波段,波长越长的微波,其穿透能力越强;波长越短的微波,其成像效果越接近光学图像,物体的细节和边缘特征越明显,对地表各种变化越敏感,干涉条纹越密集。因此 L 波段适合对地下目标的观测,而更短波长 C 波段在对海洋上的强目标、土地冲蚀、地质结构和构造等方面的观测质量较好(郭华东等,2000)。此节中对 C/L 波段 SAR 图像稀疏表示的实验结果和上述情况相吻合。

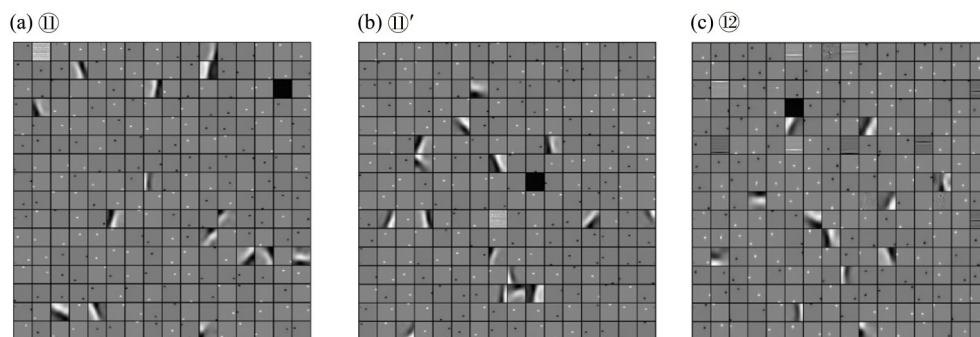


图10 对C/L波段SAR图像稀疏表示的字典结果

Fig. 10 Dictionary results for sparse representation of C/L band SAR images

表8 不同波段间字典结果的一致性比较

Table 8 Consistency comparison of dictionary results among different bands

互相线性表示	$\ ell_2$	$\ ell_1$	MSE	$\ X_{opt}\ _2$
⑪表示⑪'	1.507 615	2.504 133	0.000 022	44.154 679
⑪'表示⑪	1.533 462	2.548 197	0.000 023	50.078 530
⑪表示⑫	1.748 138	4.092 379	0.000 030	52.450 687
⑫表示⑪	1.962 087	2.817 308	0.000 038	62.465 831

4 结 论

通过对不同因素下 SAR 图像的稀疏表示进行研究,发现 SAR 场景稀疏表示学习出的字典和雷达波段、分辨率、极化方式有关,和所选取的样本内容、数据集的大小以及所使用的优化算法无关。且 C 波段比 L 波段更能反应 SAR 场景的稀疏

性,降采样数据集更能反应 SAR 场景的稀疏性,HH、VV 极化图像学习出的字典更具有本质特征。

下一步将对同一 SAR3 种工作模式(条带式 Stripmap、聚束式 Spotlight 和扫描式 ScanSAR,其分辨率有所不同)的图像进行稀疏表示对比研究,或对同一 SAR 不同时间、不同区域(样本内容不同)的图像进行稀疏表示对比研究。

参考文献:

- 郭华东,邵芸,王长林,等,2000. 雷达对地观测理论与应用[M]. 北京:科学出版社:348-421.
- 匡纲要,2011. 极化合成孔径雷达基础理论及其应用[M]. 长沙:国防科技大学出版社:1-20.
- 黎兰,2014. 基于稀疏表示的 SAR 目标识别算法研究[D]. 成都:电子科技大学.
- 梁彦,2019. 最优估计理论与应用:最小二乘估计[M]. 西安:西北工业大学出版社:1-17.
- 皮亦鸣,杨建宇,付毓生,等,2007. 合成孔径雷达成像原理[M]. 成都:电子科技大学出版社.
- 齐尔,2014. 合成孔径雷达极化理论及应用[M]. 北京:国防工业出版社:19-62.
- 王力哲,刘鹏,2022. 遥感图像质量提升理论与方法[M]. 北京:科学出版社:20-37.
- CETIN M, KARL W C, 2001. Feature-enhanced synthetic aperture radar image formation based on nonquadratic regularization [J]. IEEE Trans Image Process, 10 (4) : 623-631.
- CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A, 1999. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. J Sci Comput, 20(1): 33-61.
- DONOHO D L, 2006. Compressed sensing [J]. IEEE Trans Inf Theory, 52(4): 1289-1306.
- ELAD M, 2010. Sparse and redundant representations [M]. New York: Springer.
- FIELD D J, 1987. Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells [J]. J Opt Soc Am A, 4(12): 2379-2394.
- KIM S J, KOH K, LUSTIG M, et al, 2007. An interior-point method for large-scale ℓ_1 -regularized least squares [J]. J Sel Top Signal Process, 1(4): 606-617.
- LEE J S, 1980. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2: 165-168.
- MALLAT S G, ZHANG Z, 1993. Matching pursuits with time frequency dictionaries [J]. IEEE Trans Signal Process, 41(12): 3397-3415.
- OLSHAUSEN B A, FIELD D J, 1996. Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images [J]. Nature, 381(6583): 607-609.
- PATI Y C, REZAIIFAR R, KRISHNAPRASAD P, 1993. Orthogonal matching pursuit: Recursive function approximation with applications to wavelet decomposition [C]// The 27th Annual Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. IEEE: 40-44.
- POTTER L C, ERTIN E, MOSE R L, 2010. Sparsity and compressed sensing in radar imaging [J]. Proc IEEE, 98 (6): 1006-1020.
- WRIGHT J, YANG A, MA Y, et al, 2009. Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 31(2): 210-227.
- YANG J C, WRIGHT J, HUANG T, et al, 2008. Image super-resolution as sparse representation of raw image patches [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE: 1-8.

(责任编辑 王海蓉)