

基于 RNMU 的多源星载 SAR 影像融合与土地覆盖分类

李 俐^{1,2} 陈琦琦¹ 张 超^{1,2} 尤淑撑³ 魏 海³ 付 雪⁴

(1. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100083; 2. 农业农村部农业灾害遥感重点实验室, 北京 100083;
3. 中国国土勘测规划院, 北京 100035; 4. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

摘要: 为充分利用多时相、多极化 SAR 数据在不同土地覆盖类型中的后向散射特性,将递归非负矩阵下近似 (Recursive nonnegative matrix underapproximation, RNMU) 算法引入多源 SAR 数据的融合,并利用融合后的 SAR 影像实现较高精度的土地覆盖分类。融合过程中,在根据不同模式 SAR 影像特点进行多源 SAR 影像预处理的基础上,基于 RNMU 算法通过对多个输入 SAR 影像进行矩阵分解及迭代最优矩阵求解,得到融合影像。为验证融合后 SAR 影像在土地覆盖分类中的应用效果,以吉林省大安市为研究区,对多时相 Sentinel-1 的 VV/VH 双极化 SAR 数据和高分三号 (GF-3) 的 HH/HV 双极化 SAR 数据进行了基于 RNMU 的影像融合,并利用融合后的 SAR 影像进行研究区主要土地覆盖类型分类。实验结果表明,基于 RNMU 融合影像的土地覆盖分类总体精度达 93.11%, Kappa 系数为 0.86,与 Gram-Schmid (G-S) 融合方法相比,分类总体精度提高了 6.83 个百分点, Kappa 系数提高 0.12。多源 SAR 融合为 SAR 影像融合提供了有效手段,为土地覆盖分类提供了更多高精度的数据资源。

关键词: 土地覆盖分类; 影像融合; 高分三号; Sentinel-1; 递归非负矩阵下近似

中图分类号: TP79 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2020)03-0191-10 OSID: 

Multi-source Spaceborne SAR Image Fusion Based on RNMU and Land Cover Classification

LI Li^{1,2} CHEN Qiqi¹ ZHANG Chao^{1,2} YOU Shucheng³ WEI Hai³ FU Xue⁴

(1. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China
2. Key Laboratory of Remote Sensing for Agri-Hazards, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100083, China
3. China Land Survey and Planning Institute, Beijing 100035, China
4. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: Aiming to take full advantage of the backward scattering characteristics for different land cover types in different temporal and polarization SAR data, the recursive nonnegative matrix underapproximation (RNMU) was used for the fusion of multi-source SAR data, and the fused SAR image was used to achieve a high-precision land cover classification. According to the characteristics of different SAR image modes, the input SAR images were pre-processed firstly, and then the matrix decomposition of the SAR images and the iterative solution of the optimal matrix were implemented based on RNMU. To verify the effect of application of integrated SAR image on land cover classification, taking Da'an City in Jilin Province as an example, RNMU was used for the fusion of multi-temporal VV/VH dual-polarization Sentinel-1 SAR image and HH/HV dual-polarization GF-3 data. The main types of land cover in the study area were classified with the fused SAR data based on RNMU. The results illustrated that SAR data fused based on RNMU algorithm had sound performance in the land cover classification with 93.11% overall accuracy and 0.86 Kappa coefficient, which outperformed the Gram-Schmid (G-S) fusion method with 6.83 percentage points and 0.12 higher in overall accuracy and Kappa coefficient respectively. The attempt of multi-source SAR fusion provided an effective means for SAR image fusion and provided more high-precision data resources for land cover classification.

Key words: land cover classification; image fusion; GF-3; Sentinel-1; recursive nonnegative matrix underapproximation

收稿日期: 2019-07-21 修回日期: 2019-09-19

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2017YFB0502700)

作者简介: 李俐 (1976—), 女, 副教授, 主要从事微波农业应用研究, E-mail: lilixch@cau.edu.cn

通信作者: 张超 (1972—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事国土遥感研究, E-mail: zhangchaobj@cau.edu.cn

0 引言

及时准确地获取土地覆盖信息,能够为土地资源的合理利用与监管提供有力的数据支持^[1]。遥感技术由于具有覆盖范围广、获取频率高的优势,在大面积土地覆盖信息提取方面得到了广泛应用^[2-3]。光学遥感影像凭借其与人眼视觉系统接近、直观易解译的特点首先被广泛应用于土地覆盖分类^[4-6]。然而,光学数据的获取受到光照条件的限制,在云、雨、雪、雾等天气下,存在数据获取困难、品质不佳等问题。以主动方式工作的合成孔径雷达(Synthetic aperture radar, SAR)摆脱了光照的影响,能够为土地覆盖分类提供全天候、全天时微波遥感信息^[7-9]。因此, SAR 数据在土地覆盖分类中的应用越来越受到重视。自 2014 年以来,相继发射的 Sentinel-1A/B 和高分三号(GF-3)等 SAR 卫星,提供了越来越多的高分辨率、多极化、多波段的 SAR 数据,大大提高了 SAR 数据在土地覆盖监测应用中的数据获取能力。

然而,单星单极化 SAR 影像的分辨率与影像可解译能力限制了 SAR 数据在土地覆盖分类中的识别效果。多源遥感数据融合技术通过融合不同时相、不同来源的遥感数据,将目标的更多信息从不同角度展现出来,可有效提高土地覆盖分类精度^[10-12]。已有研究将光学影像与 SAR 影像融合用于土地覆盖分类^[13-15]。SAR 与光学影像成像机理不同,简单地选取不同波段或不同成分进行融合,可能造成信息损失和噪声引入等问题,进而影响土地覆盖分类精度^[16]。多源 SAR 影像融合可以较好地规避以上问题,为及时获取多波段、多极化、多角度的 SAR 数据提供了依据。目前,对于不同源 SAR 影像的融合,研究者进行了大量研究。针对多波段 SAR 影像,德国宇航局(Deutsches zentrum für luft-und raumfahrt, DLR)采用模糊专家系统法进行决策级融合^[17],该方法实时性好,并且具有一定的容错能力,但预处理代价较高,影像中的原始信息损失较多。为了在尽可能多保留原始信息的同时降低信息冗余,文献[18]将 Gram-Schmidt(G-S)算法用于多时相多波段 SAR 图像,有效提高了检测性能。针对多极化 SAR 影像,文献[19]采用非下采样 Contourlet 变换(Nonsubsampled contourlet transform, NSCT)和脉冲耦合神经网络(Pulse coupled neural network, PCNN)相结合的方法进行了像素级融合,保留了 NSCT 的多尺度性、多方向性、平移不变性和 PCNN 全局耦合性,但融合模型中参数设置复杂,不当的参数设置易导致影像融合效果不佳。针对多时

相 SAR 影像,文献[20]利用非负矩阵分解算法(Non-negative matrix factorization, NMF)进行特征级融合,有效保证了矩阵分解结果的可解释性,实现简单、且占用存储空间较小,在 SAR 影像变化检测应用中效果较好,但非负矩阵分解后,出现数据的稀疏性降低,因此可能导致融合后影像信噪比下降。

递归非负矩阵下近似(Recursive nonnegative matrix underapproximation, RNMU)算法在 NMF 算法的基础上进行了改进,有效避免了数据稀疏性的降低,成功应用于高光谱影像的特征提取、分类与光谱混合分析^[21]。针对不同源多极化多时相微波影像,本文尝试将 RNMU 算法用于 SAR 影像融合,并将融合数据用于土地覆盖分类,以有效融合多源信息,并降低数据冗余。

1 研究区概况及数据获取

1.1 研究区概况

选择吉林省大安市为研究区。大安市位于 123°8'45"~124°21'56"E、44°57'~45°45'51"N,属于松嫩平原(图 1),总面积约 4 879 km²,海拔为 120~160 m,地势较为平坦。大安市属中温带季风气候,年平均降雨量 413.7 mm^[22],降雨集中在 6—9 月,期间高品质、高分辨率的光学遥感数据获取困难。根据大安市政府网提供的 2019 年土地覆盖统计数据:现有耕地 140 293 hm²;未利用地近 217 607 hm²;大安市境内水资源丰富,水域面积占全省的 1/7;湿地富集,种类繁多。大安市属于农、牧生态系统的交界过渡区域,由于土地的不合理开发利用,近年来出现土地退化、湿地减少等生态问题^[23],因此及时了解大安市土地覆盖现状,可为土地利用规划和生态保护提供基础数据。

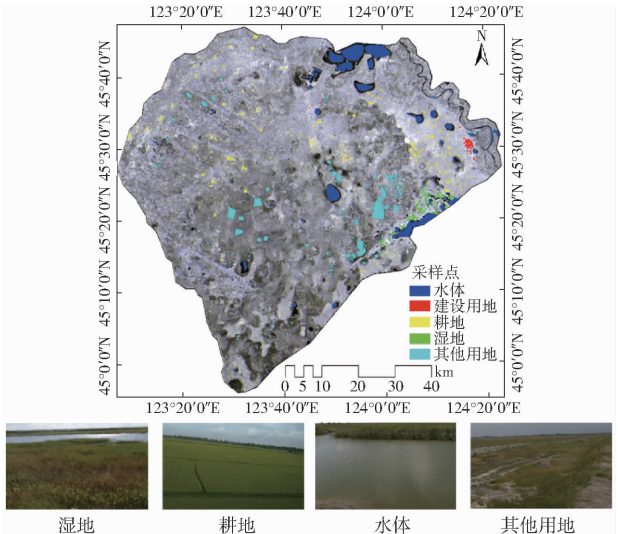


图 1 研究区及采样点分布

Fig. 1 Study area and sample points distribution

1.2 SAR 数据源

选取 GF-3 SAR 数据和 Sentinel-1 SAR 数据进行多源 SAR 数据融合与土地覆盖分类。GF-3 卫星于 2016 年 8 月发射,是我国首颗最高分辨率可达 1 m 的 C 频段多极化 SAR 卫星,GF-3 SAR 数据有精细条带 2(FS II)等 12 种成像模式,数据产品包括 Level-0 至 Level-3 级标准产品及 Level-4 级行业应用产品。Sentinel-1 是由 Sentinel-1A 与

Sentinel-1B 两颗卫星组成的星座,Sentinel-1 (以下简称 S-1)可提供重复观测的 C 波段 SAR 数据^[24]。S-1 SAR 数据成像模式主要有干涉宽幅 (IW) 模式等 4 种,数据产品包括 SAR Level-0 RAW 数据、Level-1 单视复数 (Single look complex, SLC)、Level-1 地距 (Ground range detected, GRD) 和 Level-2 海洋 (Ocean, OCN) 等产品。本文所用 SAR 数据具体参数见表 1。

表 1 SAR 数据具体参数
Tab.1 Specific parameters of multi-sources SAR data

数据源	成像模式	产品类型	极化方式	标称分辨率/m	幅宽/km	获取时间
GF-3	FSII	SLC	HH/HV	10	100	2018-06-16
S-1	IW	GRD	VV/VH	20	250	2018-06-16
						2018-10-14

1.3 样本数据获取

用于分类训练与精度验证的样本数据,由 2018 年 8 月实地采集,并结合 Google Earth 影像人工辨读选取得到。考虑到研究区为含有丰富湿地资源的粮食主产区,本文选取水体、建设用地、耕地、湿地、其他用地 (未利用地、盐碱地和草地等) 共 5 类作为待分土地覆盖类型。样本 (图 1) 选取遵循平均分布于整个研究区域的原则,对于易分地类选取较少样本,易混淆地类选用较多样本,选取训练样本数为:水体 27 个、建设用地 41 个、耕地 72 个、湿地 69 个、其他

用地 70 个。验证样本不同于训练样本,采用水体 14 个、建设用地 21 个、耕地 46 个、湿地 35 个、其他用地 38 个作为验证样本。

2 研究方法

2.1 技术流程

针对输入的 GF-3 双极化 SAR 数据和 S-1 双极化 SAR 数据,在预处理的基础上,进行影像配准、影像融合及土地覆盖分类,处理流程如图 2 所示。

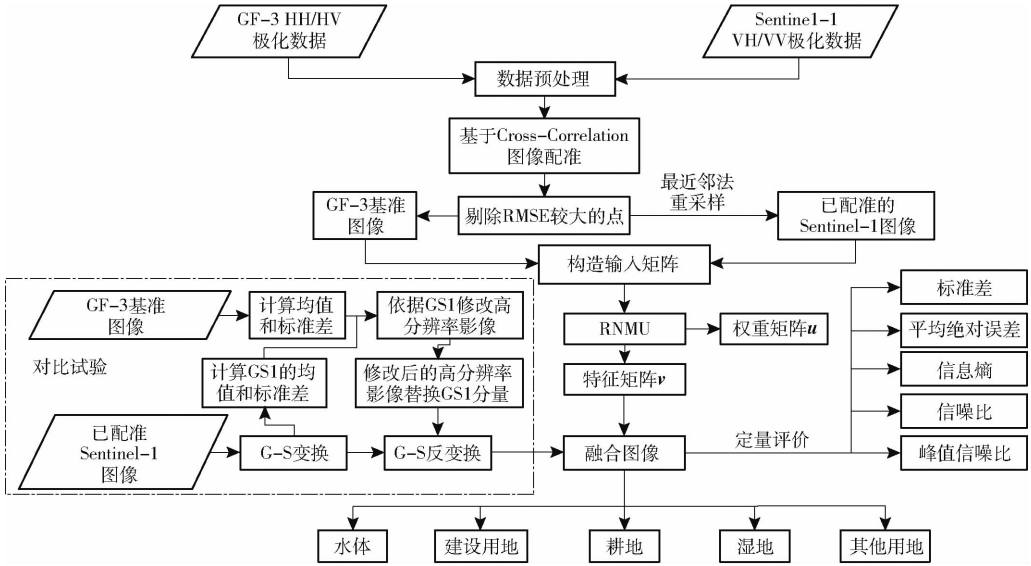


图 2 技术流程图

Fig.2 Flow chart of method

经预处理得到 2 颗卫星 4 种极化方式的后向散射系数图像后,采用互相关^[25] (Cross - Correlation, CC) 算法对图像进行精确配准处理。然后,将 RNMU 方法引入多源 SAR 图像融合并用于研究区土地覆盖分类。作为对比,另一种同样具有较小冗余度的融合算法 G-S 被用于融合和土地覆盖分

类。G-S 融合方法基于多维正交线性变换,通过正交化消除影像的冗余信息,并在第一正交分量中加入另一景影像信息,从而实现多源影像融合。

2.2 SAR 数据预处理

SAR 数据预处理主要包括辐射定标、斑点噪声滤波、地形校正等。

相干斑噪声是 SAR 遥感图像独有的乘性噪声,会对影像解译造成较大的干扰,斑点噪声滤波是为了降低相干斑噪声。由于 GF-3 和 S-1 卫星搭载不同的 SAR 传感器且成像模式不同,导致不同源 SAR 影像相干斑噪声不尽相同,因此本文在分别尝试了若干种滤波器的基础上,选择窗口大小为 5×5 的 Gamma 滤波降低 GF-3 影像噪声,在尽可能地保持影像空间细节的情况下提高信噪比^[26];选择 Refined Lee 滤波降低 S-1 影像斑点噪声,并将滤波窗口设为 7×7 ^[27]。

经相干斑噪声处理后,需要根据雷达影像的像元灰度(D_N)计算得到雷达后向散射系数 σ_{dB}^0 (通常以 dB 表示)。GF-3 SAR 影像中雷达后向散射系数 σ_{dB}^0 计算式为

$$\sigma_{dB}^0 = 10\lg \left(D_N^2 \left(\frac{Q_v}{65\,535} \right)^2 \right) - K_{dB} \tag{1}$$

式中 Q_v ——该景影像量化前的最大值,可通过元数据获取^[28]

K_{dB} ——定标参数,通过元数据获取

对于 S-1 SAR 影像, σ_{dB}^0 计算式为

$$\sigma_{dB}^0 = 10\lg \frac{|D_N|^2}{A^2} \tag{2}$$

式中 A ——定标参数,通过元数据文件获取^[29]

2.3 RNMU 多源 SAR 影像融合算法

2.3.1 RNMU 基本原理

RNMU 算法核心思想是:对于任意 $l \times k$ ($l, k \in \mathbf{R}^+$) 非负实数的输入矩阵 $W = [W_1 \ W_2 \ \cdots \ W_k]$, 将 W 分解为非负的 $l \times r$ 的权重矩阵 u 和 $k \times r$ 的特征矩阵 v ,使得 $uv^T \approx W$,求解 u, v 的优化过程即为 W 与 uv^T 间距离的元素平方和最小化迭代求解的过程

$$\min_{u \geq 0, v \geq 0} \|W - uv^T\|_F^2$$
$$uv^T \leq W$$

针对上述目标函数求解过程中可能出现的局部最优和病态优化问题, RNMU 算法限制了权重矩阵和特征矩阵秩的大小,只保留 $r = 1$ 的矩阵,并增加约束条件 $uv^T \leq W$ 。对于影像输入来说,低秩性有效地去除了影像中的噪声。每步仅计算秩为 1 的矩阵,最优解唯一,有效地避免了 NMF 算法应用于遥感影像时近似秩改变带来的计算重复、计算效率低下以及融合后影像的品质易受初始化矩阵影响等问题。待融合的雷达影像中,每景影像对应特定的时相和极化方式,增加的约束条件保障了所提取的信息为原始数据的根本特征,使结果的稀疏性和局部特征的可分离性更优^[30]。

RNMU 目标函数的求解采用拉格朗日松弛法^[31],将约束优化问题转换成无约束优化问题。综

合考虑拉格朗日乘子 $\Lambda \in \mathbf{R}_+^{m \times n}$ 与约束条件 $uv^T \leq W$, RNMU 求解问题可以表示为拉格朗日对偶问题

$$\sup_{\Lambda \in \mathbf{R}_+^{m \times n}} \inf_{\substack{u \in \mathbf{R}_+^m \\ v \in \mathbf{R}_+^n}} \|W - uv^T\|_F^2 - 2\langle \Lambda, W - uv^T \rangle = \| (W - \Lambda) - uv^T \|_F^2 - \| \Lambda \|_F^2 \tag{3}$$

式中 m, n ——输入矩阵的行数和列数

式(3)的求解问题转换为 u, v^T 和 Λ 迭代优化的过程:

(1)初始化 Λ 为零矩阵 O , 初始化 u, v 为秩为 1 的向量,且满足 $uv^T \leq W$ 。

(2)更新 u, v^T

$$u = \max \left(O, \frac{(W - \Lambda)v^T}{\| \Lambda \|_2^2} \right)$$
$$v^T = \max \left(O, \frac{(W - \Lambda)^T u}{\| u \|_2^2} \right)$$

(3)用次梯度优化算法迭代更新拉格朗日乘子 Λ

$$\Lambda = \max(O, \Lambda + \alpha(W - uv^T)) \quad (\alpha \rightarrow 0) \tag{4}$$

(4)迭代步骤(2)、(3),直到系统稳定,所得结果即为理想 u, v^T 。

2.3.2 基于 RNMU 的 SAR 影像融合

将 GF-3 单个极化影像和已配准的 S-1 单个极化影像分别作为输入影像 a, b , 按列展开方式排列为两个列向量 W_a, W_b , 构造出输入矩阵 W

$$a = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \Rightarrow [a_{11} \ a_{21} \ \cdots \ a_{m1} \ \cdots \ a_{1n} \ \cdots \ a_{mn}]^T = W_a$$
$$b \Rightarrow [b_{11} \ b_{21} \ \cdots \ b_{m1} \ \cdots \ b_{1n} \ \cdots \ b_{mn}]^T = W_b$$
$$W = [W_a \ W_b] \tag{5}$$

$$W \in \mathbf{R}_+^{mn \times 2} \text{ 为 RNMU 算法的输入矩阵。进行 } W \approx uv^T \text{ 的逼近过程,迭代求出唯一解 } u, v, W \text{ 被分解成秩为 1 的特征矩阵 } v \text{ 和权重矩阵 } u, \text{最后对特征矩阵 } v \text{ 进行变换}$$

$$v = [v_{11} \ v_{21} \ \cdots \ v_{m1} \ \cdots \ v_{1n} \ \cdots \ v_{mn}] \Rightarrow \begin{bmatrix} v_{11} & \cdots & v_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ v_{m1} & \cdots & v_{mn} \end{bmatrix} = I_v \tag{6}$$
$$uv^T \leq W$$

得到融合后的影像 I_v 。实现了 GF-3 数据和 S-1 数据的特征信息有效融合。当需要融合的影像为 k ($k > 2$) 幅时,则 RNMU 算法的输入矩阵扩展为 $W = [W_1 \ W_2 \ \cdots \ W_k] \in \mathbf{R}_+^{mn \times k}$ 即可。

2.3.3 融合结果评价指标

针对多源 SAR 影像融合,本文选用标准差 (Standard deviation, SD)、平均绝对误差 (Mean

absolute error, MAE)、信息熵 (Entropy, H)^[32]、信噪比 (Signal-to-noise ratio, SNR) 和峰值信噪比 (Peak signal-to-noise ratio, PSNR)^[33] 等评价指标, 分析评价 RNMU 融合影像的品质, 其中, SD 反映了融合前后影像的灰度分布情况; MAE 反映融合后影像与原始影像之间的差异; H 反映融合后影像信息丰富程度, SNR 和 PSNR 反映影像噪声情况。

3 实验与结果分析

3.1 融合结果评价

为定量评价 RNMU 算法在多源 SAR 影像融合的效果, 针对 RNMU 融合 (R: HHVV, G: HVVH, B: HHVV - HVVH) 影像与 6 月 S - 1 (R: VV, G: VH, B: VV - VH) 影像、6 月 GF - 3 (R: HH, G: HV, B: HH - HV) 影像和 G - S 融合 (R: HHVV, G: HVVH, B: HHVV - HVVH) 影像, 分别计算 SD、MAE、H、SNR 和 PSNR 等指标以比较融合前后和不同融合算法的性能差异。RNMU 和 G - S 融合影像中, R: HHVV 波段数据为 GF - 3 HH 极化 SAR 数据和 S - 1 VV 极化 SAR 数据分别经 RNMU 和 G - S 算法融

合得到的双极化 SAR 产品, G: HVVH 波段数据为 GF - 3 HV 极化 SAR 数据和 S - 1 VH 极化 SAR 数据分别经 RNMU 和 G - S 算法融合得到的双极化 SAR 产品, 融合后双极化产品的差值 HHVV - HVVH 作为 B 波段。如表 2 所示, G - S 融合和 RNMU 融合后影像与 S - 1 和 GF - 3 影像相比, SD 较大表明融合后影像的灰度级分布较分散, 包含的信息量较多; H 较大表明两种融合方法都增强了影像的细节表现能力。RNMU 融合和 G - S 融合结果相比, RNMU 融合后影像 MAE 较小, 表明了 RNMU 融合算法具有更好的原始影像信息保留能力; 而 RNMU 融合后的 SNR 和 PSNR 大于 G - S 融合后影像, 体现了 RNMU 融合方法良好的影像噪声抑制能力。GF - 3 的 HH 影像和 S - 1 的 VV 影像经 RNMU 融合后 SD 较大, 影像具有较大的对比度, 影像灰度级分布较为分散, 有利于地物分类。而对于两个交叉极化的影像的融合, G - S 算法得到的影像 SD 大于 RNMU 算法的结果。由于一般交叉极化信息弱于同极化, 分类应用中同极化数据应用更为广泛, 因此, RNMU 融合影像更适于土地覆盖分类。

表 2 不同融合算法定量评价
Tab. 2 Quantitative evaluation of different fusion methods

影像	极化方式	SD	MAE	H	SNR/dB	PSNR/dB
S - 1	R: VV	77.38				
	G: VH	63.85		5.48		
	B: VV - VH	74.67				
GF - 3	R: HH	59.80				
	G: HV	66.81		5.58		
	B: HH - HV	80.50				
G - S 融合	R: HHVV	83.98	25.99			
	G: HVVH	102.64	48.82	5.87	4.43	6.68
	B: HHVV - HVVH	109.59	64.50			
RNMU 融合	R: HHVV	86.48	4.63			
	G: HVVH	89.61	27.83	5.88	8.83	14.37
	B: HHVV - HVVH	98.46	43.31			

3.2 土地覆盖分类结果与分析

3.2.1 典型地物类型散射特性分析

地物的微波后向散射特性是利用 SAR 影像进行土地覆盖分类的基础^[34]。图 3 给出研究区 6 月 GF - 3 双极化 (HH、HV) 影像和 S - 1 双极化 (VH、VV) 影像以及 10 月 S - 1 双极化 (VH、VV) 影像中典型地物的后向散射系数分布图。可以看出, 无论是在两时相 S - 1 的 VH 和 VV 影像还是在单时相的 GF - 3 HH 和 HV 影像中, 水体均具有最低的后向散射系数, 建设用地则具有较高的后向散射系数, 而耕地、其他用地和湿地的后向散射系数较为接近, 特别

是在 HH 极化的 GF - 3 数据中, 水体与建设用地具有和其他的土地覆盖类型良好的可分性。而耕地、其他用地和湿地的后向散射系数较为接近, 耕地与湿地在 S - 1 的 VH 极化下典型地物后向散射系数分离度略优于 VV 极化, 但在 GF - 3 的 HH 极化后向散射系数分离度优于 HV 极化, 因此, 单景影像中后向散射系数较为接近的耕地、湿地和其他用地需要利用 SAR 影像不同极化、不同时相的变化特性进行进一步区分。

为了更直观看不同地物的散射特性差异, 图 4 给出了融合前 GF - 3 SAR 影像和 S - 1 SAR 影

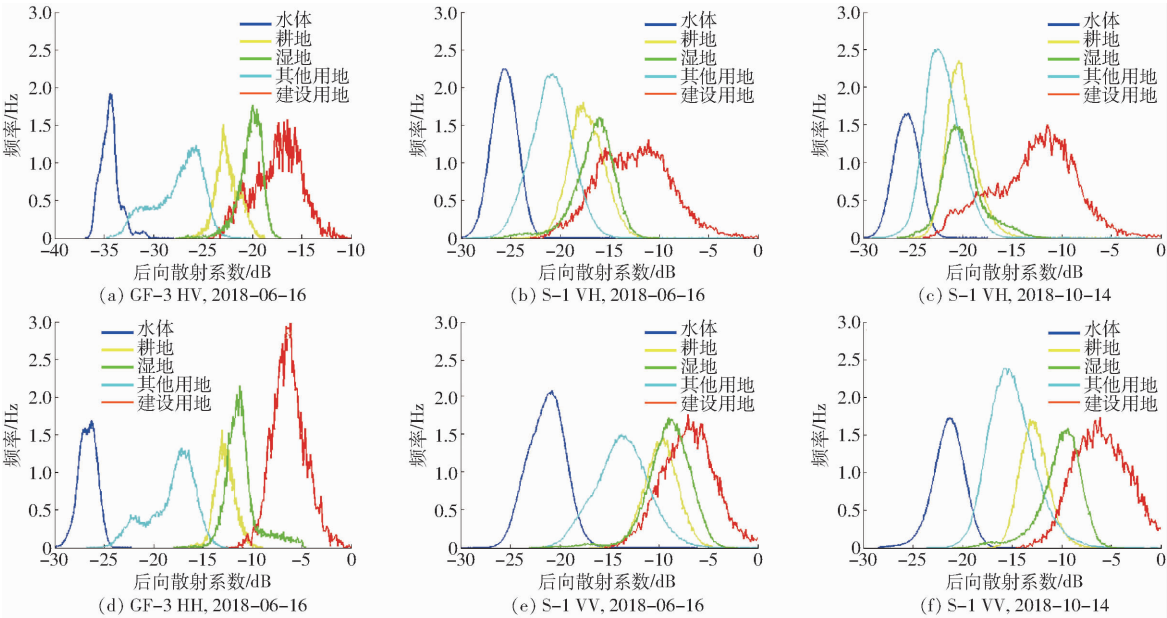


图 3 不同时相不同极化影像典型地物后向散射系数分布图

Fig. 3 Histograms of different temporal and polarization SAR images in backscatter coefficient of typical objects

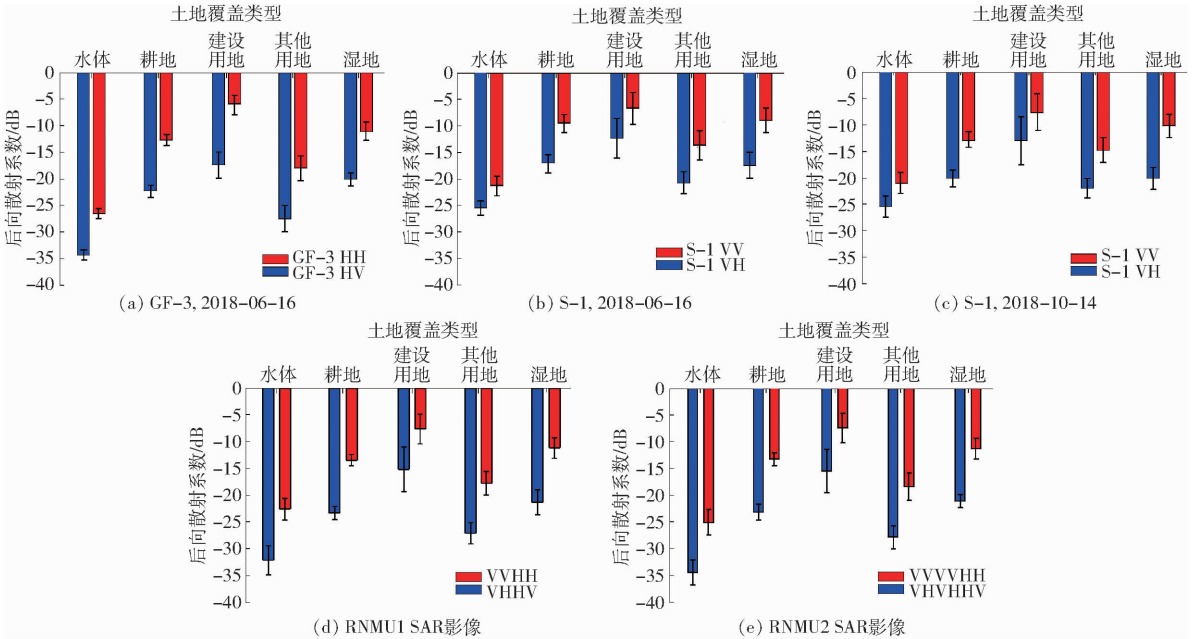


图 4 典型地物后向散射系数的均值和标准差的比较

Fig. 4 Comparison between mean and SD of typical objects

像与 RNMU 融合后 SAR 图像的均值和标准差。其中基于 RNMU 的融合,分别给出了研究区 10 月 S-1 VV 极化影像和 6 月 GF-3 HH 极化影像经 RNMU 算法融合得到的 VVHH 影像,10 月 S-1 VH 极化影像和 6 月 GF-3 HV 极化影像经 RNMU 算法融合得到的 VHHV 影像(VVHH 影像和 VHHV 影像叠加,简称为 RNMU1)。6 月 S-1 VV 极化影像、10 月 S-1 VV 极化影像和 6 月 GF-3 HH 极化影像经 RNMU 算法融合得到 VVVVHH 影像,6 月 S-1 VH 极化影像、10 月 S-1 VH 极化影像和 6 月 GF-3 HV 极化影像经 RNMU 算法融合得到 VHVHHV 影像

(VVVVHH 影像和 VHVHHV 影像叠加,简称为 RNMU2)。由图 4 可以看出,6 月的 S-1 影像中湿地和耕地上的植被长势较好,因此比其他用地具有更高的后向散射系数,10 月研究区的作物成熟或收获,耕地的后向散射系数降低明显,不同地物随时间的变化特性差异相对明显。而经 RNMU 融合后的影像,无论是 RNMU1 影像还是 RNMU2 影像各地类均值之间差异增大,因此增加了地类之间的可分性;而每种地类的标准差较 S-1 影像降低,进而提升了待融合影像(S-1)地类特征的一致性。因此利用不同时相、不同极化的多源 SAR 影

像进行融合,能融合更多互补信息,得到更好的分类结果。

3.2.2 分类结果分析

为分析融合影像在土地覆盖分类应用中的性能改进,分别对研究区 RNMU1 影像,RNMU2 影像,6 月、10 月 S-1 影像和 6 月 GF-3 影像经 G-S 融合后影像(简称为 G-S),应用最大似然分类器(Maximum likelihood classifier, MLC)进行土地覆盖分类,作为比较,同时给出 6 月单景 S-1 影像,6 月单景 GF-3 影像,6 月、10 月 S-1 影像和 6 月 GF-3 经简单波段叠加后影像的土地覆盖分类结果。由

图 5 可以看出,利用 G-S 和 RNMU2 影像识别的水体基本相同,建设用地、湿地和其他用地存在不同程度差别。选取土地覆盖类型多样的区域(图 5 矩形框内区域)作为验证区域,利用 3 m 分辨率的 Google 高清图像与 S-1 影像、G-S 影像和 RNMU2 影像进行分类结果实验验证。如图 6 所示,与 S-1 影像分类结果相比,G-S 影像和 RNMU2 影像分出的地类边界较清晰。RNMU2 影像分出的建设用地(红色椭圆框圈出)更接近真实值,G-S 影像分类结果次之,S-1 影像分出的建设用地较为破碎。

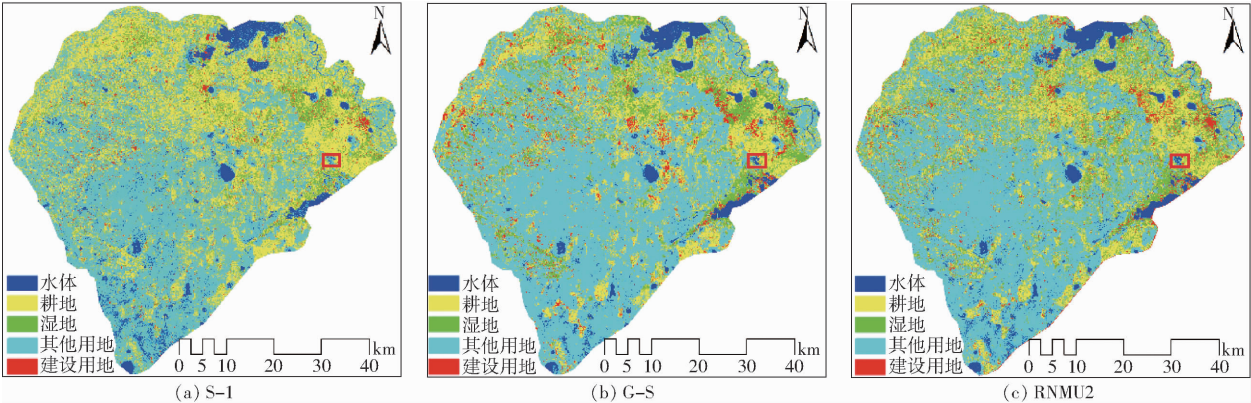


图 5 不同数据土地覆盖分类图

Fig. 5 Land use classification maps based on different data

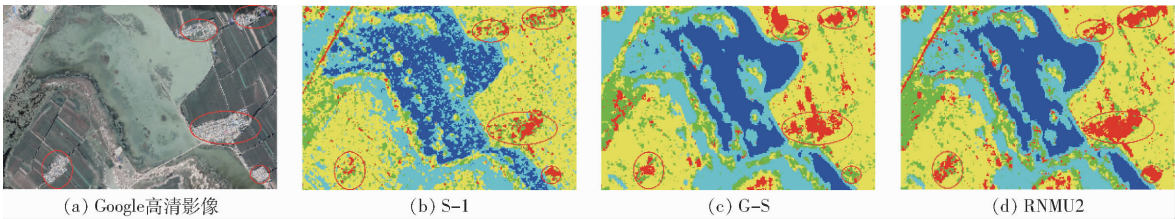


图 6 验证区域的土地覆盖分类比较

Fig. 6 Comparison of land cover classification in verification area

利用验证样本对分类结果进行精度评价,各数据的分类总体精度(OA)、制图精度(PA)、用户精度(UA)和 Kappa 系数(K_c)如表 3 所示。由表 3 可知,GF-3 数据的土地覆盖分类整体精度优于同时相 S-1 数据,不同时相不同源(S-1 和 GF-3) SAR 数据经 RNMU 融合后数据分类 OA 分别由单时相 SAR 数据 74.96% (S-1 结果)和 83.52% (GF-3 结果)提高至 86.08% (RMNU1 影像结果); K_c 分别由 0.55 和 0.71 提高至 0.74;耕地、建设用地和湿地的分类精度都有明显提高。由于研究区湿地种类繁多,同时间不同类别的湿地变化情况不一。虽然加入其他时相数据可以提高其识别精度,但其分类精度与其他地物相比仍较低。使用相同数据源的情况下,G-S 融合后分类结果要低于所有 SAR 数据直

接叠加或者 RNMU 融合后的结果,可能是因为 G-S 融合图像为了降低数据冗余,牺牲了一定的纹理信息,导致纹理特征明显的耕地 UA 较低,而耕地在研究区面积占比较大,导致 OA 和 K_c 整体下降。基于 RNMU 融合后影像(RNMU2)地类识别效果,整体优于基于 G-S 算法融合结果和简单波段叠加后影像,说明 RNMU 融合算法充分利用多时相、多极化 SAR 数据的互补信息,有效提高土地覆盖分类精度,且融合后影像数据量减少了 1/3,实现了数据压缩,适用于较大区域的 SAR 数据。但对于易于分辨的水体地物,单时相 S-1 SAR 数据的水体分类 PA 高于 RNMU2 的结果,而融合后并没有达到较好的效果,说明对于后向散射特征足够明显的地物,融合后数据可能出现过拟合现象,反而可能引入噪声,降低分类精度。

表 3 不同数据融合方式分类精度评价

Tab. 3 Single-phase classification accuracy based on different data sources

地类	S-1		GF-3		RNMU1		G-S		简单波段叠加		RNMU2	
	06S-1		06GF-3		10S-1+06GF-3		06S-1+10S-1+06GF-3		06S-1+10S-1+06GF-3		06S-1+10S-1+06GF-3	
	(VV,VH)		(HH,HV)		(VVHH,VHHV)		(VVVVHH,VHVHHV)		(06VV,06VH,10VV,10VH,06HH,06HV)		(VVVVHH,VHVHHH)	
	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%
水体	99.97	60.21	87.33	96.45	99.69	93.60	99.32	94.75	97.70	92.40	96.33	99.84
耕地	79.30	37.71	77.94	62.06	80.99	57.31	86.48	52.37	86.36	65.21	85.43	77.67
建设用地	85.98	50.54	68.18	47.07	98.91	73.28	80.55	69.72	92.71	63.58	86.73	76.94
其他用地	74.29	99.48	90.60	98.03	87.79	99.45	86.99	98.77	89.05	98.20	96.75	98.24
湿地	42.12	36.08	54.65	39.89	57.04	43.69	65.00	62.06	66.11	55.42	69.45	68.31
OA/%	74.96		83.52		86.08		86.28		87.94		93.11	
K _c	0.55		0.71		0.74		0.74		0.76		0.86	

注:表头第 2 行表示数据的月份、来源以及分类所用的极化影像。

4 结论

(1)为充分利用多时相、多极化 SAR 互补数据,将 RNMU 算法引入多源 SAR 融合。RNMU 融合后,影像 SD、H 均优于原始 S-1、GF-3 双极化 SAR 影像;与 G-S 融合算法相比,MAE、H、SNR 和 PSNR 均体现出优良的特性。说明 RNMU 融合算法有效降低了 SAR 数据噪声,提高了融合后影像的信噪比,表明 RNMU 融合算法在降低数据冗余的同时有效融合了多源数据之间更多的互补信息。

(2) RNMU 融合后,SAR 影像综合利用多时相、多极化 SAR 信息提高了土地覆盖分类精度。融合两时相 SAR 数据进行土地覆盖分类的精度明显高于融合前 SAR 数据,表明 RNMU 融合后多源 SAR 数据更适于土地覆盖分类应用。

(3)对于后向散射特征明显的水体地物,RNMU 融合数据分类的 PA 较单时相 S-1 略有下降,这说明对于明显特征地类可能存在过拟合现象。在进一步融合研究中,将不同区域、不同地类设定不同的权重,以期在增加互补信息的同时,降低噪声干扰。

参 考 文 献

[1] 赵金奇. 多时相极化 SAR 影像变化检测方法研究[J]. 测绘学报,2019,48(4):536.
ZHAO Jinqi. Research on change detection method in multi-temporal polarimetric SAR imagery[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2019,48(4):536. (in Chinese)

[2] 徐超,詹金瑞,潘耀忠,等. 基于多时相 TM 图像的耕地信息提取[J]. 国土资源遥感,2013,25(4):166-173.
XU Chao,ZHAN Jinrui,PAN Yaozhong,et al. Extraction of cropland information based on multi-temporal TM images[J]. Remote Sensing for Land & Resources,2013,25(4):166-173. (in Chinese)

[3] 陈劲松,韩宇,陈工,等. 基于多源遥感信息融合的广东省土地利用分类方法——以雷州半岛为例[J]. 生态学报,2014,34(24):7233-7242.
CHEN Jinsong,HAN Yu,CHEN Gong,et al. Land utilization mapping in Guangdong Province based on integration of optical and SAR remote sensing data[J]. Acta Ecologica Sinica,2014,34(24):7233-7242. (in Chinese)

[4] 陈元鹏,鄢文聚,周旭,等. 基于 MESMA 和 RF 的山丘区土地利用信息分类提取[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(7):136-144.
CHEN Yuanpeng,YUN Wenju,ZHOU Xu,et al. Classification and extraction of land use information in hilly area based on MESMA and RF classifier[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2017,48(7):136-144. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170717&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.07.017. (in Chinese)

[5] 苏伟,姜方方,朱德海,等. 基于决策树和混合像元分解的玉米种植面积提取方法[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(9):289-295,301.
SU Wei,JIANG Fangfang,ZHU Dehai,et al. Extraction of maize planting area based on decision tree and mixed-pixel unmixing methods[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2015,46(9):289-295,301. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150942&journal_id=j-csam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.09.042. (in Chinese)

[6] 张超,李智晓,李鹏山,等. 基于高分辨率遥感影像分类的城镇土地利用规划监测[J/OL]. 农业机械学报,2015,

- 46(11):323–329.
- ZHANG Chao, LI Zhixiao, LI Pengshan, et al. Urban land use planning monitoring based on high-resolution remote sensing image classification[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(11):323–329. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20151144&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.11.044. (in Chinese)
- [7] 郭交, 尉鹏亮, 周正舒, 等. 基于时变特征的多时相 PolSAR 农作物分类方法[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(12):174–182.
- GUO Jiao, WEI Pengliang, ZHOU Zhengshu, et al. Crop classification method with differential characteristics based on multi-temporal PolSAR images[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(12):174–182. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20171220&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.12.020. (in Chinese)
- [8] DELL A F, GAMBA P. Discriminating urban environments using multiscale texture and multiple SAR images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(18):3797–3812.
- [9] HENDERSON F M, XIA Z. SAR applications in human settlement detection, population estimation and urban land use pattern analysis: a status report[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2002, 35(1):79–85.
- [10] STASOLLA M, GAMBA P. Spatial indexes for the extraction of formal and informal human settlements from high-resolution SAR images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2008, 1(2):98–106.
- [11] ZHANG Y, ZHANG H, LIN H. Improving the impervious surface estimation with combined use of optical and SAR remote sensing images[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 141:155–167.
- [12] ZHANG H, ZHANG Y, LIN H. A comparison study of impervious surfaces estimation using optical and SAR remote sensing images[J]. International Journal of Applied Earth Observations & Geoinformation, 2012, 18(1):148–156.
- [13] KUSSUL N, LEMOINE G, GALLEGRO F J, et al. Parcel-based crop classification in Ukraine using Landsat-8 data and Sentinel-1A data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2016, 9(6):2500–2508.
- [14] 郭交, 朱琳, 靳标. 基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据融合的农作物分类[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(4):192–198.
- GUO Jiao, ZHU Lin, JIN Biao. Crop classification based on data fusion of Sentinel-1 and Sentinel-2[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4):192–198. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180422&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.022. (in Chinese)
- [15] VARGHESE A O, SURYAVANSHI A, JOSHI A K. Analysis of different polarimetric target decomposition methods in forest density classification using C band SAR data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2016, 37(3):694–709.
- [16] 曹银璇, 燕琴, 赵争, 等. SAR 与光学遥感影像融合在土地资源监测中的应用[J]. 测绘通报, 2007(8):23–25.
- CAO Yinxuan, YAN Qin, ZHAO Zheng, et al. An application of fusing SAR with optical remote sensing in monitoring land resources[J]. Surveying and Mapping Bulletin, 2007(8):23–25. (in Chinese)
- [17] 刘向君. 多波段 SAR 目标检测与图像分类融合[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2005.
- LIU Xiangjun. Multi-band SAR target detection and image classification fusion[D]. Changsha:University of National Defense Science and Technology, 2005. (in Chinese)
- [18] ROSA R, FERNANDES D, JOÃO B N, et al. Automatic change detection in multitemporal X- and P-band SAR images using Gram-Schmidt process[C]//Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2015 IEEE International. IEEE, 2015.
- [19] 杨智翔, 何秀凤, 危来龙, 等. 一种多极化 SAR 图像融合方法研究[J]. 测绘科学, 2014, 39(2):14–18.
- YANG Zhixiang, HE Xiufeng, WEI Lailong, et al. Fusion algorithm for multi-polarization SAR image based on nonsubsampling contourlet transform and PCNN[J]. Science of Surveying and Mapping, 2014, 39(2):14–18. (in Chinese)
- [20] 李巧. 基于特征融合的 SAR 图像变化检测方法研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2017.
- LI Qiao. SAR image change detection method research based on feature fusion[D]. Xi'an:Xidian University, 2017. (in Chinese)
- [21] GILLIS N, PLEMMONS R J. Dimensionality reduction, classification, and spectral mixture analysis using nonnegative under approximation[J]. Proc. SPIE, 2010, 7695(5):223–263.
- [22] 吕雅慧, 郎文聚, 张超, 等. 基于 TOPSIS 和 BP 神经网络的高标准农田综合识别[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(3):196–204.
- LÜ Yahui, YUN Wenju, ZHANG Chao, et al. Multi-characteristic comprehensive recognition of well-facilitated farmland based on TOPSIS and BP neural network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(3):196–204. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180324&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.03.024. (in Chinese)
- [23] 杨建宇, 张欣, 李鹏山, 等. 基于物元分析的区域土地生态安全评价方法研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊):238–246.
- YANG Jianyu, ZHANG Xin, LI Pengshan, et al. Evaluation method of regional land ecological security based on matter-element

- analysis[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 238 – 246. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2017s037&journal_id=jcsam. DOI: 10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2017. S0. 037. (in Chinese)
- [24] TORRES R, SNOEIJ P, GEUDTNER D, et al. GMES Sentinel – 1 mission[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 120(6): 9 – 24.
- [25] GOSHTASBY A, GAGE S H, BARTHOLIC J F. A two-stage cross correlation approach to template matching[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 1984, 6(3): 374 – 378.
- [26] 孟令奎, 毛旭东, 魏祖帅, 等. 结合先验概率估计的 GF – 3 影像水体概率估计方法[J]. 测绘学报, 2019, 48(4): 439 – 447.
MENG Lingkui, MAO Xudong, WEI Zushuai, et al. Probabilistic water body mapping of GF – 3 images based on prior probability estimation [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2019, 48(4): 439 – 447. (in Chinese)
- [27] 李俐, 孔庆玲, 王鹏新, 等. 基于时间序列 Sentinel – 1A 数据的玉米种植面积监测研究[J]. 资源科学, 2018, 40(8): 1608 – 1621.
LI Li, KONG Qingling, WANG Pengxin, et al. Monitoring of maize planting area based on time-series Sentinel – 1A SAR data [J]. Resources Science, 2018, 40(8): 1608 – 1621. (in Chinese)
- [28] 赵媛. 星载合成孔径雷达海洋风场探测研究[D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院遥感与数字地球研究所), 2017.
ZHAO Yuan. A study of ocean winds from spaceborne synthetic aperture radar imagery[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences (Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences), 2017. (in Chinese)
- [29] 孔庆玲, 李俐, 徐凯华, 等. 基于 Sentinel – 1A 的东北地区作物留茬区监测研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊): 284 – 289.
KONG Qingling, LI Li, XU Kaihua, et al. Monitoring crop residue area in northeast of China based on Sentinel – 1A data [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 284 – 289. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2017s043&journal_id=jcsam. DOI: 10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2017. S0. 043. (in Chinese)
- [30] GILLIS N, GLINEUR F. Using underapproximations for sparse nonnegative matrix factorization[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4): 1676 – 1687.
- [31] SEN M, XUAN S, DAVID A. Parallelizing maximum likelihood classification (MLC) for supervised image classification by pipelined thread approach through high-level synthesis (HLS) on FPGA cluster[J]. Big Earth Data, 2018, 2(2): 144 – 158.
- [32] 李盛阳, 张万峰, 杨松. 多源高分辨率遥感影像智能融合[J]. 遥感学报, 2017, 21(3): 415 – 424.
LI Shengyang, ZHANG Wanfeng, YANG Song. Intelligence fusion method research of multisource high-resolution remote sensing images[J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(3): 415 – 424. (in Chinese)
- [33] GANG X. Synthetically evaluation system for multi-source image fusion and experimental analysis[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2006, E11(3): 263 – 270.
- [34] LI Li, KONG Qingling, WANG Pengxin, et al. Precise identification of maize in the North China Plain based on Sentinel – 1A SAR time series data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 40(5 – 6): 1996 – 2013.