

顾及及时变特性的时序极化SAR图像 自适应超像素生成方法

叶家伟, 汪长城, 高晗, 沈鹏, 宋天祎, 胡驰浩

中南大学 地球科学与信息物理学院, 长沙 410083

摘要:超像素生成是对象级数据处理体系的重要预处理步骤, 这对于拥有大数据量的多时相、多极化SAR数据的高效处理和应用具有很大的现实意义。针对单时相超像素分割方法没有充分利用地物在时序上完整散射信息的问题, 本文综合利用时序极化SAR数据观测充分、可描述时变特性等优势, 提出了一种基于简单线性迭代聚类(SLIC)模型的多时相极化SAR影像自适应超像素生成方法。该方法首先联合多个时相的极化协方差矩阵, 基于Wishart分布计算时序极化SAR相似性距离; 然后利用多时相极化SAR数据进行梯度计算, 检测图像边缘; 最后提出一种基于多时相极化SAR边缘检测的同质性测度因子, 用于自适应平衡极化距离和空间距离的权重关系。本文使用8景Radarsat-2全极化SAR影像, 从可视化效果和定量精度两个方面评价方法有效性。相关结果表明, 本文方法优于单时相极化SAR超像素生成方法和现有的多时相极化SAR超像素方法, 超像素能够有效贴合研究区域地块边界, 是一种有效的超像素生成方法。

关键词: 遥感, 极化SAR, 图像分割, SLIC算法, 超像素, 多时相

中图分类号: P237/P2

引用格式: 叶家伟, 汪长城, 高晗, 沈鹏, 宋天祎, 胡驰浩. 2024. 顾及及时变特性的时序极化SAR图像自适应超像素生成方法. 遥感学报, 28(4): 1066-1075

Ye J W, Wang C C, Gao H, Shen P, Song T Y and Hu C H. 2024. Adaptive superpixel generation for time-series PolSAR images considering time-varying characteristics. National Remote Sensing Bulletin, 28(4): 1066-1075 [DOI: 10.11834/jrs.20221498]

1 引言

极化SAR (Polarimetric Synthetic Aperture Radar, PolSAR) 对物体的形态结构和介电常数等特性较为敏感, 能够全天时、全天候地工作, 已经被广泛应用于目标识别、变化检测和地物分类等领域, 是一项极具潜力的遥感监测手段 (Lee 和 Pottier, 2009; Zhang 等, 2014)。然而, 极化SAR图像中特有的斑点噪声增加了图像解译的困难。

与传统像素级图像解译方法相比, 基于超像素的对象级极化SAR图像解译由于其计算效率高、受斑点噪声影响小等优点而越来越受到人们的重视 (Niu 和 Ban, 2013; D'Elia 等, 2014; Deng 等, 2014; Jiao 等, 2014)。因此, 超像素生成是对象级图像解译的重要预处理步骤。超像素是指图像

上具有相似特征的相邻像素构成的具有一定视觉意义的规则像素块 (Achanta 等, 2012), 它利用像素之间特征的相似性将像素聚类分组, 用少量的超像素代替大量的像素来表达图片特征, 很大程度上降低了图像处理的复杂度。

基于单时相极化SAR图像的超像素分割算法已发展得较为充分。按照其分割所用核心技术, 可大致分为以下4类: (1) 基于阈值的分割方法: 设置阈值将像素进行划分聚类, 如双峰法 (Papamarkos 和 Gatos, 1994)、最大类间方差法 (Gong 等, 1998) 等。(2) 基于边缘的分割方法: 基于边缘约束对超像素进行聚类, 常用的边缘算子包括Canny算子 (Canny, 1987)、Mallat算子 (Mallat 和 Zhong, 1992) 等。(3) 基于特定理论的分割方法: 以能量函数最小或后验概率最大为目标对分割图

收稿日期: 2021-07-28; 预印本: 2022-03-01

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 42030112, 41671356); 湖南省自然科学基金(编号: 2022JJ30705)

第一作者简介: 叶家伟, 研究方向为时序极化SAR图像处理。E-mail: yejiawei@csu.edu.cn

通信作者简介: 汪长城, 研究方向为遥感图像处理、SAR/极化SAR图像处理。E-mail: wangchangcheng@csu.edu.cn

进行迭代求解以生成最优分割结果, 如水平集 (Level-set) (Yin 和 Yang, 2014)、马尔可夫随机场 MRF (Markov Random Field) (Yu 等, 2012) 的方法等。(4) 基于区域生长的分割方法: 从种子点出发不断向外扩展同质区域, 如均值漂移 MS (Mean Shift) (Beaulieu 和 Touzi, 2010)、简单线性迭代聚类 SLIC (Simple Linear Iterative Clustering) (Achanta 等, 2012) 等。其中, SLIC 算法最初是针对光学图像提出的一种超像素生成算法, 该算法充分利用了图像的空间信息, 能够以迭代聚类的方式生成形状规则、大小匀称的超像素, 且原理简单、易于实现, 在光学图像的分割领域已表现出了良好的性能。

在 SLIC 模型的基础上, Feng 等 (2014)、Song 等 (2015) 和 Qin 等 (2015) 分别使用对称修正 Wishart 距离 (Cao 等, 2007)、Bartlett 距离和修正 Wishart 距离作为相似性度量来生成超像素, 顾及了极化 SAR 数据的统计特性; Qin 等 (2015) 通过改进 SLIC 模型中的初始化及后处理算法, 对孤立的超像素进行邻域合并处理, 抑制了极化 SAR 图像中相干斑噪声的影响。Wang 等 (2019) 提出一种将改进分水岭算法与 SLIC 模型相结合的分割方法, 通过将梯度分割作为 SLIC 模型的预处理步骤, 为后续的分割提供了高质量的初始化信息。Yin 等 (2021) 提出了一种新的 SLIC 聚类相似度, 在该聚类相似度下利用四种经典的极化 SAR 统计距离进行超像素生成, 并对分割效果作了对比分析。Xiang 等 (2017) 采用球不变随机向量积模型估计每个像素的归一化协方差矩阵和纹理, 利用高斯边缘检测模板对城市等复杂区域进行梯度计算, 并且将梯度值与等效视数相结合, 提出了一种基于 SLIC 模型的自适应极化 SAR 图像超像素生成算法。

然而, 多时相作物类型精准分类和变化检测以及作物高精度时序定量监测依赖于时序上统一的超像素生成结果。上述基于单时相影像的超像素生成方法不能生成时序上统一的分割结果。另外, 在单时相影像上, 不同种类地物的极化散射特性也可能存在混淆。例如, 均处于播种初期的两种农作物可能都表现出相同的极化信息, 从而被误分割为同一超像素块; 到成熟期后, 上述两种农作物又因极化散射信息不同而被分割成不同的超像素块。事实上, 在作物的一个生长周期内, 地面作物类型并没有发生改变, 只是极化散射特

性呈现出物候差异。针对这一问题, 时序极化 SAR 影像能够完整表现各种地物类型极化散射特性的时序变化, 利用这种时序变化差异能够从时序上正确划分超像素块, 从而得到合理统一的分割结果。

目前, 基于多时相极化 SAR 数据进行分割的方法还尚不成熟。邵宁远等 (2019) 提出一种基于 SLIC 模型的 SAR 图像超像素协同分割方法, 该方法利用两个时相的融合边缘图以及像素强度相似度进行超像素协同分割, 得到了边界准确、空间对应的协同分割结果。但该方法采用的指数加权均值比算子对边缘的检测能力有限, 且只适用于 SAR 影像。针对极化 SAR 影像, Bao 等 (2017) 通过将不同图像上相同位置像素的极化相干矩阵按分块对角矩阵的方式联合起来得到多时相极化相干矩阵, 以此为基础实现了基于 SLIC 模型的多时相极化 SAR 图像超像素分割, 得到了统一的超像素分割结果。该方法虽然综合利用了多时相极化 SAR 数据进行超像素协同分割, 但是其生成的超像素不够规则, 且没有顾及算法的自适应性, 即需要人工调节基于多时相数据的极化距离和空间距离的权重因子。

针对上述问题, 本文提出了基于 SLIC 模型的多时相极化 SAR 图像自适应协同分割方法。该方法综合利用多个时相的极化协方差矩阵, 基于 Wishart 分布计算时序极化 SAR 相似性距离, 并且能够利用像素梯度值和等效视数值生成同质性测度因子, 用以自适应地平衡极化距离和空间距离的权重关系, 在顾及了地物时变特性的同时, 能够生成基于多时相数据的统一超像素分割结果。为了验证该方法的有效性, 本文采用 AgriSAR 2009 项目提供的 8 景 C 波段全极化数据进行图像分割实验, 测试本文方法的分割表现, 并从可视化效果和定量精度两个方面对本文方法生成的分割效果图进行了精度评定与分析。

2 基于 SLIC 模型的多时相极化 SAR 图像自适应分割方法

2.1 多时相极化 SAR 距离度量

在极化 SAR 影像处理领域, 基于单时相数据常用的距离量度有 Wishart 距离 (Qin 等, 2015)、假设检验距离 (Conradsen 等, 2003) 等距离量度。

其中, Wishart距离往往用于基于像素的极化SAR影像分类, 而假设检验距离更多被用于面向对象的极化SAR影像分割 (Qin等, 2015)。本文选取假设检验距离与空间距离作为极化SAR图像像素之间的相似性度量, 该距离度量将被用于图像分割以及后续的边缘检测算法中。其中, 假设检验距离的推导过程如下:

对于单站极化SAR观测下的互易目标, 极化散射信息可用复散射矢量表示为

$$\mathbf{k} = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{HH} + S_{VV} \quad S_{HH} - S_{VV} \quad 2S_{HV}]^T \quad (1)$$

式中, S_{HH} 、 S_{HV} 和 S_{VV} 为复散射矩阵中的元素, 上标“T”表示矩阵转置操作。为降低斑点噪声的影响, 可对SAR数据进行多视处理, 多视极化SAR数据可用极化相干矩阵表示为

$$\mathbf{T} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \mathbf{k}_i \mathbf{k}_i^{*T} \quad (2)$$

式中, $\mathbf{k}_i$ 表示第 i 个复散射矢量, L 为视数, 上标“*”表示共轭操作。

假设 $\mathbf{R}_j$ 和 $\mathbf{R}_i$ 是第 j 个和第 i 个区域内的各个像素的极化相干矩阵数据集, 其中各个极化相干矩阵是统计独立的, Σ_j 和 Σ_i 是区域 $\mathbf{R}_j$ 和 $\mathbf{R}_i$ 的中心相干矩阵。现设立如下假设检验:

$$\begin{cases} H_0: \Sigma_j = \Sigma_i \\ H_1: \Sigma_j \neq \Sigma_i \end{cases} \quad (3)$$

由于数据集 $\mathbf{R}_j$ 和 $\mathbf{R}_i$ 中的样本是独立的, 因此 $\mathbf{R}_j$ 和 $\mathbf{R}_i$ 的条件概率密度函数分别可以表示为

$$\begin{cases} p(\mathbf{R}_j | \Sigma_j) = \prod_{n=1}^{N_j} p(\mathbf{T}_n | L, \Sigma_j) \\ p(\mathbf{R}_i | \Sigma_i) = \prod_{n=1}^{N_i} p(\mathbf{T}_n | L, \Sigma_i) \end{cases} \quad (4)$$

式中, N_j 和 N_i 分别为两个数据集中样本像素的个数, $\mathbf{T}_n$ 为第 n 个样本的极化相干矩阵, $p(*)$ 表示概率密度函数。由式 (3) 和式 (4) 可得 H_0 假设下的似然函数为

$$L_{H_0}(\Sigma_m | \mathbf{R}_j, \mathbf{R}_i) = \prod_{n=1}^{N_j+N_i} p(\mathbf{T}_n | L, \Sigma_m) \quad (5)$$

式中, Σ_m 为区域 $\mathbf{R}_j$ 和 $\mathbf{R}_i$ 的联合中心相干矩阵, 在 H_0 假设下, $\Sigma_m = \Sigma_j = \Sigma_i$ 。 H_1 假设下的似然函数为

$$L_{H_1}(\Sigma_j, \Sigma_i | \mathbf{R}_j, \mathbf{R}_i) = \prod_{n=1}^{N_j} p(\mathbf{T}_n | L, \Sigma_j) \prod_{n=1}^{N_i} p(\mathbf{T}_n | L, \Sigma_i) \quad (6)$$

由式 (5) 和式 (6) 可得似然比假设检验统计量为:

$$Q_1 = \frac{\prod_{n=1}^{N_j+N_i} p(\mathbf{T}_n | L, \hat{\Sigma}_m)}{\prod_{n=1}^{N_j} p(\mathbf{T}_n | L, \hat{\Sigma}_j) \prod_{n=1}^{N_i} p(\mathbf{T}_n | L, \hat{\Sigma}_i)} \quad (7)$$

式中, $\hat{\Sigma}_i$ 为 Σ_i 的极大似然估计值, $\hat{\Sigma}_i = \left(\sum_{n=1}^{N_i} \mathbf{T}_n \right) / N_i$ 。

同理, $\hat{\Sigma}_j$ 和 $\hat{\Sigma}_m$ 为 Σ_j 和 Σ_m 的极大似然估计值。

上述检验统计量 Q_1 的取值范围为 $[0, 1]$, 当统计量 Q_1 接近于 0 时, 表示拒绝假设 H_0 ; 当其接近于 1 时, 则表示接受假设 H_0 。由式 (7) 可得到用以度量第 j 个和第 i 个区域之间相似性的假设检验距离函数为 (Cao等, 2007):

$$d_{HT}(\mathbf{R}_j, \mathbf{R}_i) = -\frac{1}{L} \ln Q_1 = (N_j + N_i) * \ln \left(\left| \hat{\Sigma}_m \right| \right) - (N_j) \ln \left(\left| \hat{\Sigma}_j \right| \right) - (N_i) \ln \left(\left| \hat{\Sigma}_i \right| \right) \quad (8)$$

从式 (8) 可以看出, 假设检验距离函数 d_{HT} 是对称的。因此若 $\hat{\Sigma}_i = \hat{\Sigma}_j$, 则 $d_{HT}(\mathbf{R}_j, \mathbf{R}_i) = 0$, 否则, $d_{HT}(\mathbf{R}_j, \mathbf{R}_i) > 0$ 。

在 H_0 和 H_1 的假设下, 当 Σ_j 已知时, 上述假设检验则退化为一般的二值假设检验。即对于给定的类别区域 j , 有:

$$Q_2 = \frac{\left| \hat{\Sigma}_i \right|^{LN_i}}{\left| \hat{\Sigma}_j \right|^{LN_j}} \exp \left(-LN_i \left(\text{Tr} \left(\hat{\Sigma}_j^{-1} \hat{\Sigma}_i \right) - q \right) \right) \quad (9)$$

相应地, 第 j 个区域和 i 个区域之间的假设检验距离则退化为修正的 Wishart 距离:

$$d_{RW}(\mathbf{R}_j, \mathbf{R}_i) = -\frac{1}{LN_i} \ln Q_2 = \ln \left(\frac{\left| \hat{\Sigma}_j \right|}{\left| \hat{\Sigma}_i \right|} \right) + \text{Tr} \left(\hat{\Sigma}_j^{-1} \hat{\Sigma}_i \right) - q \quad (10)$$

式中, q 为目标散射矢量 $\mathbf{k}$ 的维度。在单站全极化情况下, q 等于 3。不难看出, 如果 $\hat{\Sigma}_i = \hat{\Sigma}_j$, 则 $d_{RW}(\mathbf{R}_j, \mathbf{R}_i)$ 取到最小值 0; 否则其大于 0。

对于时序全极化SAR数据, 本文根据 Bao等 (2017) 中提出的方法将 N 景影像上同一位置像素的 $\mathbf{T}_3$ 矩阵以分块对角矩阵的形式进行组装得到一个 $3N \times 3N$ 的联合矩阵 $\mathbf{T}_{3N}$:

$$\mathbf{T}_{3N} = \begin{bmatrix} \mathbf{T}_{3,1} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \mathbf{T}_{3,N} \end{bmatrix} \quad (11)$$

然后将联合矩阵 $\mathbf{T}_{3N}$ 代入式 (10) 中计算 N 景影像的联合距离度量。值得注意的是, 对于单站全极化的 N 景数据而言, 式 (10) 中的 q 应为 $3N$ 。

2.2 多时相极化 SAR 影像同质性度量

为了使超像素在匀质区域趋于规则而在非匀质区域尽可能的保持目标细节, 极化 SAR 图像场景均匀性分析就显得尤为重要, 对超像素自适应生成有着重要意义。

目前, 常用的与图像均匀性相关的参数有两个, 分别是边缘检测结果即像素梯度值与等效视数 ENL (Equivalent Number of Looks)。

与光学影像不同, 极化 SAR 影像由于其受相干斑噪声的影响, 简单的梯度计算无法得到效果较好的边缘图。因此, 需要针对其设计一种边缘检测算法。Schou 等 (2003) 提出了一种基于复 Wishart 分布的极化 SAR 图像恒虚警率边缘检测器, 该检测器利用一组具有不同方向的边缘检测模板对边缘进行检测。针对非匀质区域, Xiang 等 (2017) 在传统恒虚警率边缘检测器基础上提出了一种高斯边缘检测模板, 取得了良好的效果。如图 1 所示, 中心点的梯度由具有一定间隔且大小相同的两个高斯窗口区域之间的相似度来代替。高斯窗口函数为 (Xiang 等, 2017):

$$W(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_x \sqrt{2\pi} \sigma_y} \exp\left(-\left(\frac{x^2}{2\sigma_x^2} + \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right)\right) \quad (12)$$

式中, σ_x 和 σ_y 表示窗口的长度和宽度, x 和 y 表示以中心像素为原点的像素位置, W 表示每个像素的权重。不难看出, 当 x 和 y 越小, 即越靠近中心像素, 拥有的权重值越大, 这符合当确定中心像素是否是边缘像素时, 靠近中心像素的像素包含的信息比在其他像素处包含的信息更重要的事实。中心像素两边扇形区域的平均中心相干矩阵为

$$\hat{\Sigma}_{R_i} = \frac{\sum_{(x,y)} W(x,y) \mathbf{T}_{R_i}(x,y)}{\sum_{(x,y)} W(x,y)} \quad (13)$$

式中, $R_i \in \{R_1, R_2\}$, 分别表示中心像素两边的高斯窗口区域, $\mathbf{T}_{R_i}(x, y)$ 表示区域 R_i 中 (x, y) 位置处的极化相干矩阵。

最后, 中心像素的梯度计算公式被定义为对称的修正 Wishart 距离 (Xiang 等, 2017):

$$\text{EDGE} = \frac{1}{2} \text{Tr}\left(\hat{\Sigma}_{R_1}^{-1} \hat{\Sigma}_{R_2} + \hat{\Sigma}_{R_2}^{-1} \hat{\Sigma}_{R_1}\right) - 3 \quad (14)$$

从式 (14) 可以看出, 区域 R_1 和 R_2 越相似, 则其中心点的梯度值越小, 是边缘的概率也就越小, 反之亦然。

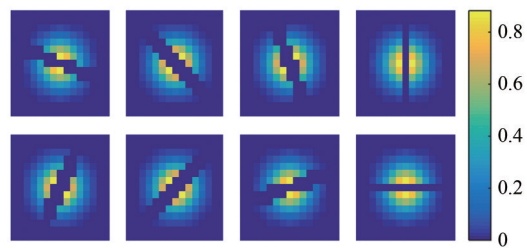


图 1 边缘检测模板图

Fig.1 Edge detection template map

本文在 Xiang 等 (2017) 中方法的基础上, 分别对每景影像进行边缘检测, 最后对结果取平均得到最后的联合边缘检测图, 从而达到对多时相极化 SAR 图像进行边缘检测的效果。

对于等效视数, Anfinson 等 (2009) 针对单景 SAR 图像提出了一种基于 Wishart 分布的 ENL 估计方法。Shen 等 (2020) 针对时序极化 SAR 图像提出了一种 ENL 估计器, 顾及了地面目标的时间特性。其估计公式为

$$\text{ENL} = \frac{\sum_{i=1}^N \text{Tr}(\Sigma)^2}{\sum_{i=1}^N \langle \text{Tr}(\mathbf{T}\mathbf{T}) \rangle - \sum_{i=1}^N \text{Tr}(\Sigma\Sigma)} \quad (15)$$

式中, N 为时相个数, $\mathbf{T}$ 为极化相干矩阵, Σ 为 $\mathbf{T}$ 经 7×7 的均值滤波处理后的相干矩阵。 Tr 为求迹符号, $\langle \rangle$ 为时间平均处理。

本文将基于多时相极化 SAR 数据的边缘检测结果与 Shen 等 (2020) 提出的多时相极化 SAR 等效视数结合起来得到多时相极化 SAR 图像均匀性参数 $TSHom$:

$$TSHom = \frac{ENL}{EDGE} \quad (16)$$

自适应参数 β_{adp} 被定义为

$$\beta_{\text{adp}} = \frac{1}{2} (TSHom(x_i, y_i) + TSHom(x_j, y_j)) \quad (17)$$

从式 (17) 可以看出, 自适应参数顾及了两个参加计算的像素的多时相均匀性度量。

最后, 完整的分割距离 D_{SLIC^2} 由式 (10) 定义的极化距离 d_p 以及空间距离 d_s 计算得到:

$$D_{\text{SLIC}^2} = \sqrt{(d_p)^2 + \left(\frac{d_s}{S}\right)^2} \beta_{\text{adp}} \quad (18)$$

$$d_s = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (19)$$

式 (18) 中, S 为超像素宽度, 其计算公式为

$$S = \sqrt{\frac{N}{k}} \quad (20)$$

式中， N 为像素总个数， k 为预期的超像素个数。

2.3 多时相自适应 Pol-SLIC 分割流程

为便于读者理解，本小节将给出本文分割方法的总体流程图。由于极化 SAR 图像受相干斑噪声影响严重，因此需要先对原始时序全极化 SAR 数据进行滤波处理。由滤波后的时序数据进行边缘检测以及等效视数的估计，得到统一的边缘图和等效视数图，并由式 (16) 和式 (17) 计算出同质性测度因子 β_{adp} 。最后，利用滤波后的数据以及自适应参数 β_{adp} 进行多时相极化 SAR 图像超像素生成并更新聚类中心，重复上述步骤直至收敛或达到最大迭代次数。当迭代前后的像素变化率小于 1% 时，可认为算法已收敛。在进行正式实验前，为抑制相干斑噪声的影响，需对多视极化相干矩阵进行滤波处理。本文实验使用的所有极化相干矩阵均为经 5×5 精致 LEE 滤波处理后的。具体流程图如图 2 所示。

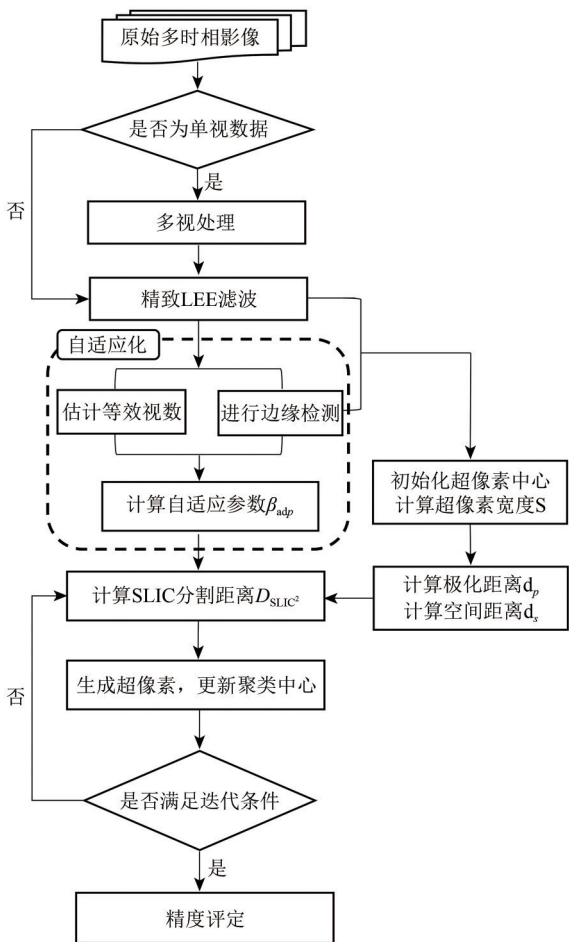


图2 多时相自适应 Pol-SLIC 分割流程图
Fig. 2 multi-temporal adaptive Pol-SLIC segmentation flowchart

3 多时相极化 SAR 真实数据实验

本文采用的真实实验数据为 AgriSAR 2009 项目中 Radarsat-2 获取的西班牙拉曼查高原 Barrax 试验区 8 景星载 C 波段全极化 SAR 数据。该 8 景影像成像日期均在一个生长周期内，即地物类型并没有发生改变。每景影像的像素大小为 800×800。该实验区包含多种具有时变极化特征的作物，主要包括苜蓿、大麦、小麦和玉米，因此可以很好地证明使用时序极化 SAR 数据在精细作物分割与分类和物候监测中的优越潜力。具体卫星参数如表 1 所示。图 3 (a) 为该地区的时序平均 PauliRGB 图像，图 3 (b) 为参考图 3 (a) 人工勾画的真实边缘图。

表 1 全极化数据集的 Radarsat-2 卫星成像参数
Table 1 Radarsat the satellite imaging parameters of the quad-polarization datasets

参数	数值
日期	20090403, 20090427, 20090521, 20090614, 20090708, 20090801, 20090825, 20090918
极化模式	HH+HV+VH+VV
中心入射角/(°)	34.25
波段	C 波段
飞行方向	升轨
距离向采样间隔/m	4.7
方位向采样间隔/m	5.1

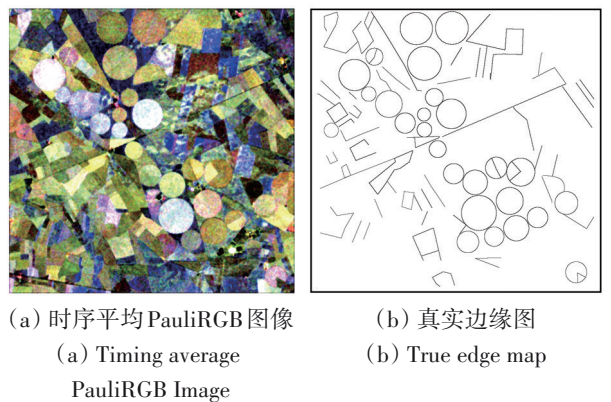


图3 Barrax 试验区时序平均 PauliRGB 图像及真实边缘图
Fig. 3 Time-series averaging PauliRGB image of Barrax area and the true edge map

3.1 边缘检测与等效视数结果

在边缘检测算法中，本文设置的高斯模板参数 d_f 和 θ_f 分别为 1 和 $\pi/8$ 。高斯窗口长度 σ_x 和宽度 σ_y 均设置为 12.8。联合了 8 景影像的边缘检测图、等

等效视数图以及图像均匀性参数TSHom图如图4(a)、图4(b)以及图4(c)所示。从图4可知,本文方法检测出来的边缘图轮廓较为清晰,等效视数图以及均匀性参数图能较好地反应出图像的场景

均质性,这表明联合了多景影像的边缘检测算法以及等效视数估计器顾及了地物的时变特性,能准确地检测出大麦、小麦和玉米等极化特征随时间变化明显的作物边缘并估计出其等效视数。

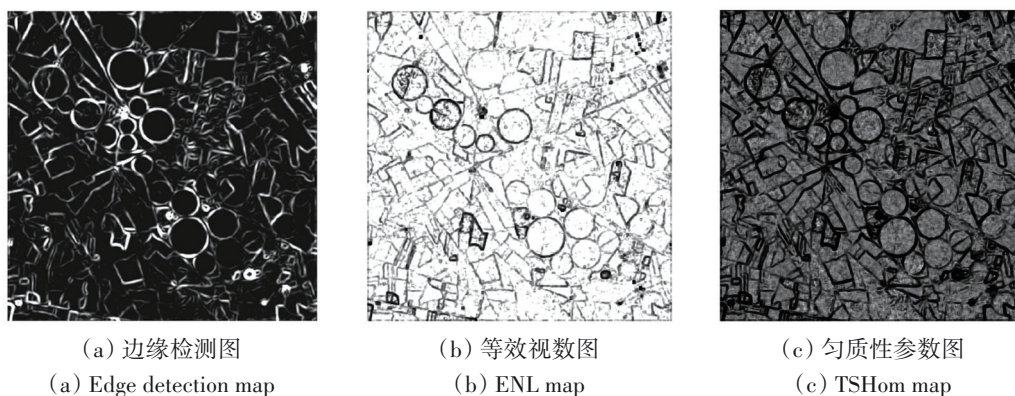


图4 多时相边缘检测图、等效视数图以及均匀性参数图

Fig. 4 Multi-temporal edge detection maps, ENL map, and TSHom map

3.2 与单时相图像分割方法对比

本小节将从定量的角度比较本文方法与单时相分割方法在不同超像素个数下的分割结果。本文采用了两种常用的定量评价指标,分别是Arbelaez等(2011)中提出的边界召回率BR(Boundary Recall)以及Liu等(2011)中提出的超像素分割精度ASA(Achievable Segmentation Accuracy)。为了保证实验的可比较性,采用的单时相分割方法与本文方法类似,即将本文中的式(10)、边缘检测算法以及等效视数估计算法均改为单时相形式。超像素个数

设置为4000到16000,实验结果如图5所示。结果表明,本文方法的BR值以及ASA值均高于基于每一景影像的单时相分割方法。这是由于单时相数据只包含地物在某一时刻的极化散射信息,不同种类的农作物等地物由于在某些时刻的物理形态相似,其极化散射特性在这些时刻较为相同,因此容易出现将表征不同种类地物的像素分割成同一超像素的现象。另外,基于单时相数据的边缘检测效果也远不如本文提出的基于多时相数据的边缘检测效果理想,这也影响了最后分割结果的精度。

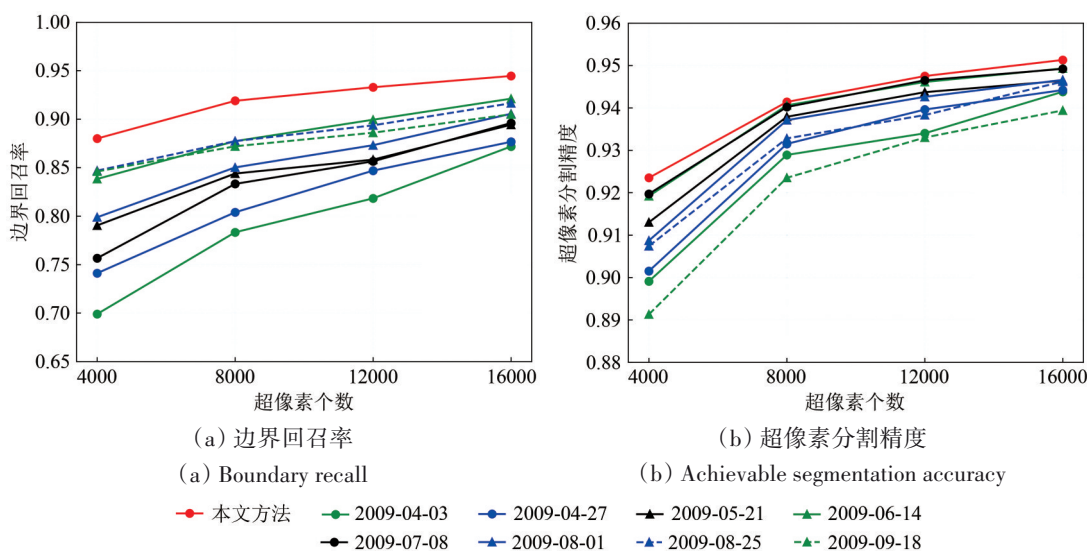


图5 本文分割方法与单时相分割方法分割精度对比图

Fig. 5 Segmentation accuracy of the proposed method and the single-temporal segmentation method

3.3 与其他多时相图像分割方法对比

本节将从可视化效果和定量精度两个层面来比较本文方法和传统多时相分割方法的超像素生成结果。本文采用的传统多时相分割方法为Bao等(2017)提出的方法(下文称方法一),该方法使用Wishart距离作为极化距离度量,并提出一种线性相加的SLIC聚类相似度用以生成最后的分割距离。Wishart距离为

$$d_w = \ln\left(\left|\Sigma_j\right|\right) + Tr\left(\Sigma_j^{-1}T_i\right) \quad (21)$$

最后的分割距离为

$$D_{SLIC} = \frac{d_w}{m} + \frac{d_s}{S} \quad (22)$$

式中, m 为调节极化距离和空间距离的权重因子。

此外,为比较本文方法在不同的SLIC聚类相似度下的分割表现,在其他条件不变的情况下,将本文方法中的SLIC聚类相似度改为式(22)中的形式(下文称方法二)。值得注意的是,虽然修正的Wishart距离理论上为非负值,但实际上由于计算精度的取值问题,其会出现负值,这将对后续的分割结果造成一定的影响。因此,在运行方法二时,需对极化距离进行先取实部后取绝对值的操作。3种方法的具体参数如表2所示。

一方面,从可视化效果上看,图6(a)、(b)、(c)分别表示方法一、方法二以及本文方法的分割结果PauliRGB平均图。超像素个数均设置为24000个。图7中(a)、(b)、(c)分别表示图6中

红色实线矩形区域的放大图。图8(a)、(b)、(c)分别为图7中对应区域的线性分割图。结果表明,与本文方法相比,方法一的分割效果图中存在着一些孤立的超像素,如图7(a)和(c)中的红色矩形虚线区域所示。从图8中(a)和(c)中还可以明显看出,相比本文方法产生的超像素,方法一生成的部分超像素形状过于规则,没有本文方法生成的超像素匀称、紧密。这是由于方法一中调节极化距离和空间距离的权重因子是固定的,不能根据图像局部区域场景匀质性的改变而改变,导致在部分区域的权重大小不合理。当空间距离权重过大时,超像素会呈现出明显的矩形形状。另外,如图7(b)(c)中红色圆形虚线区域及图8(b)和(c)所示,方法二的分割结果图中存在一些斑点现象,且与本文方法相比,其生成的超像素较为紊乱,这表明本文方法所使用的修正Wishart距离在式(18)所示的SLIC聚类相似度下表现更好。

表2 3种方法的使用参数对比

Table 2 Comparison of the parameters of the three methods

方法	极化相似度	权重因子	SLIC聚类相似度
方法一	d_w	0.7	D_{SLIC}
方法二	d_{RW}	β_{adp}	D_{SLIC}
本文方法	d_{RW}	β_{adp}	D_{SLIC}^*

注:方法一为Bao等(2017)提出的基于Wishart距离的线性相加SLIC聚类相似度方法;方法二为本文方法中的SLIC聚类相似度改为线性相加形式的方法。

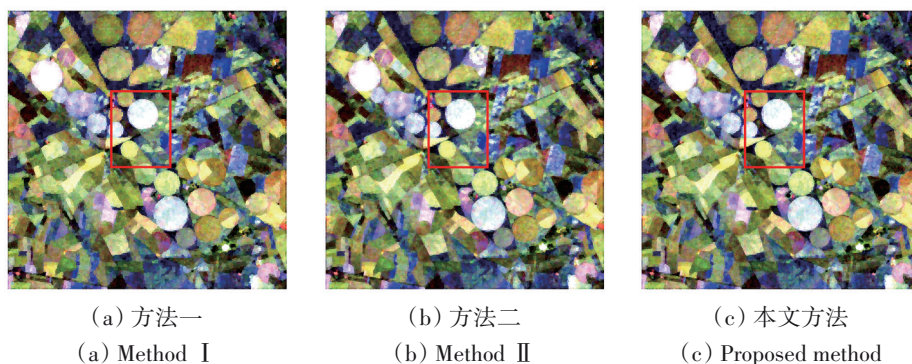


图6 超像素个数为24000时PauliRGB分割效果图

Fig. 6 Superpixel generation results of PauliRGB with K = 24000

另一方面,从定量指标上看,图9(a)为方法一、方法二以及本文方法的BR值对比图,图9(b)为3种分割方法的ASA值对比图。为充分验证3种方法在不同超像素个数下的分割表现,超像素个数设置为4000到20000。结果表明,本文方法的

BR值显著高于方法一,是3种方法中最高的,方法二的BR值略低于本文方法。这是因为BR值反应的是真实边界被正确恢复的程度,而方法一产生的部分矩形超像素形状过于规则,没有正确贴合地面真实边界,从而降低了其BR值。从ASA值对比

情况上看，3种方法的ASA值均较高，差距并不大，总体上本文方法及方法二略高于方法一。这是因为本文方法及方法二中调节极化距离和空间距

离的权重因子是自适应的，具有较好的分割性能。综合不同超像素个数下两种指标的对比情况来看，本文方法的分割精度是优于方法一及方法二的。

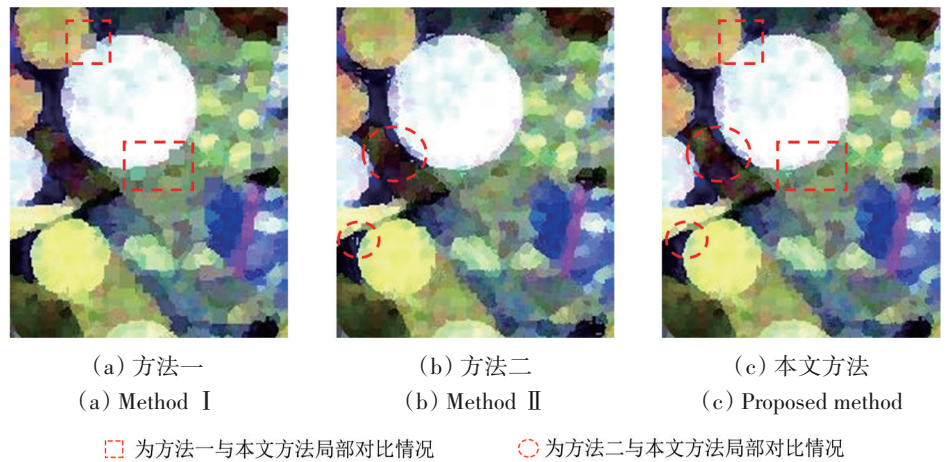


图7 图6中红色矩形区域内的放大图
Fig. 7 Zoom of the red rectangular area in Figure 6

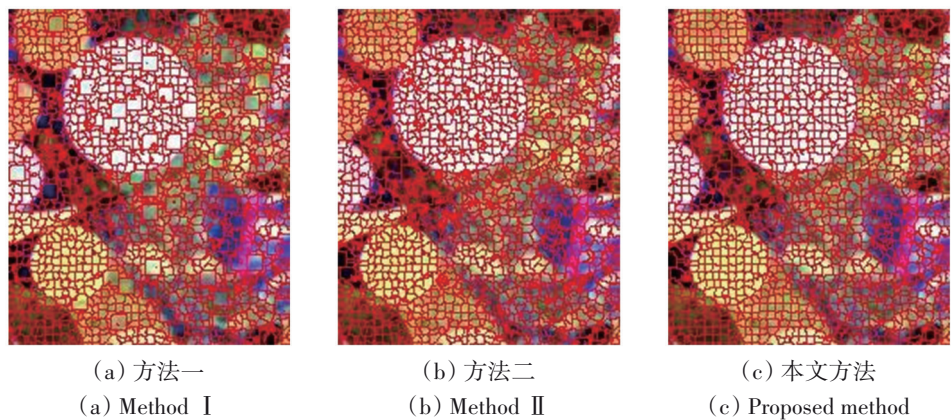


图8 线性分割效果局部放大图
Fig. 8 Zoom of segmentation effect

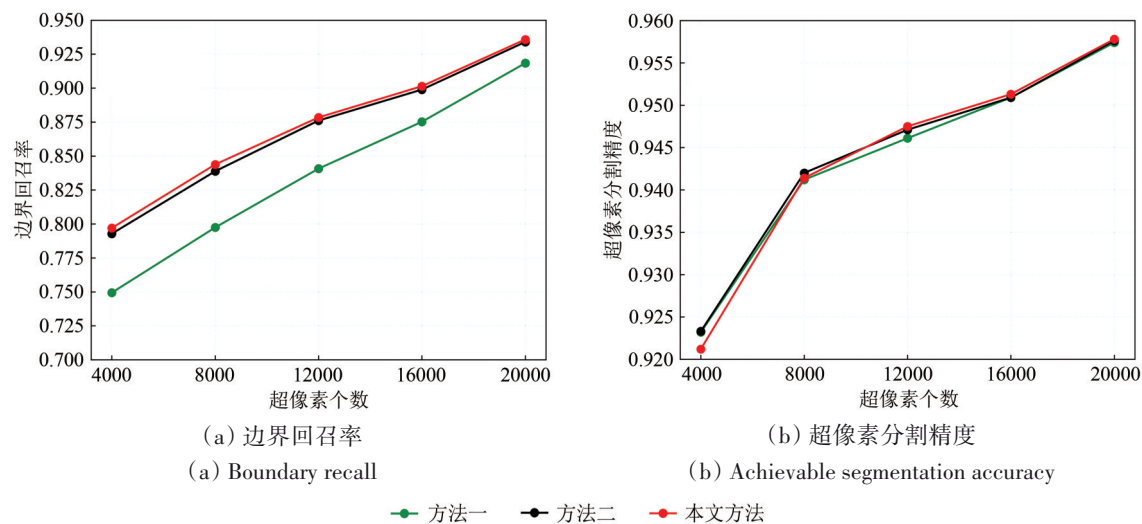


图9 3种多时相分割方法分割精度对比
Fig. 9 Segmentation accuracy of three multi-temporal methods with different superpixel numbers

通过本文方法与单时相分割方法和传统多时相分割方法的分割结果对比,综合可视化效果和定量指标两方面来看,本文提出的基于多时相数据的自适应协同分割方法结果更好,得到的超像素形状规则、大小均匀,且能较好地贴合真实地面边缘。

4 结 论

针对单时相极化 SAR 分割没有考虑地物极化特征具有时变特性的问题,本文提出了一种基于 SLIC 模型的多时相极化 SAR 影像自适应协同分割方法。首先,通过联合多个时相的极化协方差矩阵计算得到联合多时相数据的时序极化 SAR 相似性距离,顾及了地物的时变特性,其次。利用统一的像素梯度值和等效视数值生成同质性测度因子,用以自适应地平衡极化距离和空间距离的权重关系。最后,在 SLIC 框架下,利用联合的时序极化 SAR 相似性距离、空间距离以及同质性测度因子生成时序上统一的超像素分割结果。本文采用 AgriSAR 2009 项目提供的 8 景 C 波段西班牙 Barrax 实验区的全极化 SAR 数据进行了图像分割实验。该实验区包含多种具有时变极化特征的作物,能够很好地对本文方法进行验证。实验结果表明,与基于单时相数据的分割方法和现有的多时相极化 SAR 超像素分割方法相比,本文方法无论是在可视化效果上还是在定量精度上都具有明显优势,体现了方法在对具有时变特性的地物进行分割时的潜力。

志 谢 此次实验的数据由欧洲航天局 AgriSAR 2009 项目提供,在此表示衷心的感谢!

参考文献(References)

Achanta R, Shaji A, Smith K, Lucchi A, Fua P and Susstrunk S. 2012. SLIC Superpixels Compared to State-of-the-Art Superpixel Methods. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 34(11): 2274-2281 [DOI: 10.1109/tpami.2012.120]

Anfinson S N, Doulgeris A P and Eltoft T. 2009. Estimation of the Equivalent Number of Looks in Polarimetric Synthetic Aperture Radar Imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 47(11): 3795-3809 [DOI: 10.1109/TGRS.2009.2019269]

Arbelaez P, Maire M, Fowlkes C and Malik J. 2011. Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 33(5): 898-916 [DOI: 10.1109/tpami.2010.161]

Bao J L, Yin J J and Yang J. 2017. Superpixel-based Segmentation for Multi-temporal PolSAR Images. *Progress in Electromagnetics Research Symposium - Fall: 654-658* [DOI: 10.1109/PIERSFALL.2017.8293217]

Beaulieu J. and Touzi R. 2010. Mean-shift and hierarchical clustering for textured polarimetric SAR image segmentation/classification. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*

Canny J. 1987. *A Computational Approach to Edge Detection*. Readings in Computer Vision. San Francisco (CA), Morgan Kaufmann: 184-203

Cao F, Hong W, Wu Y R and Pottier E. 2007. An unsupervised segmentation with an adaptive number of clusters using the SPAN/H/alpha/A space and the complex Wishart clustering for fully polarimetric SAR data analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 45(11): 3454-3467 [DOI: 10.1109/TGRS.2007.907601]

D'Elia C, Ruscino S, Abbate M, Aiazzi B, Baronti S and Alparone L. 2014. SAR Image Classification Through Information-Theoretic Textural Features, MRF Segmentation, and Object-Oriented Learning Vector Quantization. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 7(4): 1116-1126 [DOI:10.1109/jstars.2014.2304700]

Deng J, Ban Y F, Liu J S, Li L, Niu X and Zou B. 2014. Hierarchical Segmentation of Multitemporal RADARSAT-2 SAR Data Using Stationary Wavelet Transform and Algebraic Multigrid Method. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 52(7): 4353-4363 [DOI: 10.1109/TGRS.2013.2281462]

Feng J L, Cao Z J and Pi Y M. 2014. Polarimetric Contextual Classification of PolSAR Images Using Sparse Representation and Superpixels. *Remote Sensing* 6(8): 7158-7181 [DOI: 10.3390/rs6087158]

Gong J, Li L and Chen W. 1998. Fast recursive algorithms for two-dimensional thresholding. *Pattern Recognition* 31(3): 295-300

Jiao X F, Kovacs J M, Shang J L, McNairn H, Walters D, Ma B L and Geng X Y. 2014. Object-oriented crop mapping and monitoring using multi-temporal polarimetric RADARSAT-2 data. *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 96: 38-46 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2014.06.014]

Lee J S and Pottier E. 2009 *Polarimetric Radar Imaging: From Basics to Applications*, CRC Press.

Liu M Y, Tuzel O, Ramalingam S and Chellappa R. 2011. Entropy Rate Superpixel Segmentation. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*.

Mallat S and Zhong S. 1992. Characterization of signals from multi-scale edges. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 14(7): 710-732

Niu X and Ban Y F. 2013. Multi-temporal RADARSAT-2 polarimetric SAR data for urban land-cover classification using an object-based support vector machine and a rule-based approach. *International Journal of Remote Sensing* 34(1): 1-26 [DOI: 10.1080/01431161.2012.700133]

Papamarkos N and Gatos B. 1994. A New Approach for Multilevel Threshold Selection. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing* 56(5): 357-370

Qin F C, Guo J M and Lang F K. 2015. Superpixel Segmentation for Polarimetric SAR Imagery Using Local Iterative Clustering. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 12(1): 13-17 [DOI: 10.

- 1109/lgrs.2014.2322960]
- Schou J, Skriver H, Nielsen AA and Conradsen K. 2003. CFAR edge detector for polarimetric SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 41(1): 20-32 [DOI: 10.1109/TGRS.2002.808063]
- Shao N Y, Zou H X, Chen C, Li M L and Qin X X. 2019. Change detection-oriented superpixel cosegmentation algorithm for SAR images. *Systems Engineering and Electronics*, 41(07): 1496-1503. (邵宁远, 邹焕新, 陈诚, 李美霖, 秦先祥. 2019. 面向变化检测的SAR图像超像素协同分割算法. *系统工程与电子技术*, 41(07): 1496-1503) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2019.07.09]
- Shen P, Wang C C, Fu H Q, Zhu J J and Hu J. 2020. Estimation of Equivalent Number of Looks in Time-Series Pol(In)SAR Data. *Remote Sensing* 12(17) [DOI:10.3390/rs12172715]
- Song H, Yang W, Bai Y and Xu X. 2015. Unsupervised classification of polarimetric SAR imagery using large-scale spectral clustering with spatial constraints. *International Journal of Remote Sensing* 36(11): 2816-2830 [DOI: 10.1080/01431161.2015.1043759]
- Wang T, Yin J J, Liu X Y, Huang C X, Yang J. 2019. Gradient-based hyperpixel segmentation for polarimetric SAR images. *Chinese journal of radio science*, 34(06): 761-770. (王涛, 殷君君, 刘希韞, 黄晨霞, 杨健. 2019. 基于梯度的极化SAR图像超像素分割. *电波科学学报*, 34(06): 761-770) [DOI: 10.13443/j.cjors.2019043005]
- Xiang D L, Ban Y F, Wang W and Su Y. 2017. Adaptive Superpixel Generation for Polarimetric SAR Images With Local Iterative Clustering and SIRV Model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 55(6): 3115-3131 [DOI: 10.1109/TGRS.2017.2662010]
- Yin J, Wang T, Du Y, Liu X, Zhou L and Yang J. 2021. SLIC Superpixel Segmentation for Polarimetric SAR Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*: 1-17 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.3047126]
- Yin J and Yang J. 2014. A Modified Level Set Approach for Segmentation of Multiband Polarimetric SAR Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 52(11): 7222-7232 [DOI: 10.1109/TGRS.2014.2309725]
- Yu P, Qin A K and Clausi D A. 2012. Unsupervised Polarimetric SAR Image Segmentation and Classification Using Region Growing With Edge Penalty. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 50(4): 1302-1317 [DOI: 10.1109/TGRS.2011.2164085]
- Zhang Y H, Zhang X F, Fu J and Jin S S. 2014. A SAR Change Detection Method Based on Polarimetric Distance Measure. *Acta Geodactica et Cartographica Sinica*, 43(02): 143-150. (张永红, 张现峰, 付姣, 金姗姗. 2014. 一种基于极化距离测度的SAR变化检测方法. *测绘学报*, 43(02): 143-150) [DOI:10.13485/j.cnki.11-2089.2014.0021]

Adaptive superpixel generation for time-series PolSAR images considering time-varying characteristics

YE Jiawei, WANG Changcheng, GAO Han, SHEN Peng, SONG Tianyi, HU Chihao

School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, Changsha 410083, China

Abstract: Superpixel generation is an important pre-processing step in the object-level data processing system, which is of great practical significance for the efficient processing and application of multi-temporal and multi-polarized SAR data. The single-temporal superpixel segmentation method does not fully utilize the complete scattering information of the segmented objects in the time series. To address this problem, this paper proposes a multi-temporal PolSAR Images adaptive cooperative segmentation method based on the Simple Linear Iterative Clustering (SLIC) model, which takes full use of the advantages of fully observed and describable time-varying characteristics of the time-series PolSAR data.

Firstly, this method calculates the time-series PolSAR similarity distance based on Wishart distribution by uniting the polarization covariance matrix of multi-temporal; then uses multi-temporal polarization SAR data to perform gradient calculation to detect image edges; Finally, a homogeneity measure factor based on multi-temporal polarimetric SAR edge detection is proposed to adaptively balance the weight relationship between polarimetric distance and spatial distance.

In this paper, we used 8 Radarsat-2 quad-polarization SAR images to evaluate the effectiveness of this method in terms of both visualization effect and quantitative accuracy. The results show that the method in this paper outperforms the single-temporal PolSAR superpixel generation method and the existing traditional multi-temporal PolSAR superpixel method. For example, as for the superpixel generation result with the quad-polarization SAR data ($K = 12000$), the value of the boundary recall(BR) and the achievable segmentation accuracy(ASA) by the proposed similarity measure and homogeneity factor is about 93.58% and 95.13%, respectively.

To address the problem that the single-temporal polarization SAR segmentation does not consider the time-varying characteristics of the ground object polarization characteristics, this paper proposes a multi-temporal polarization SAR image adaptive collaborative segmentation method based on the SLIC model. The experimental results show that compared with the segmentation method based on single-temporal data and the traditional multi-temporal polarimetric SAR superpixel segmentation method, the superpixels generated by this paper have obvious advantages in both visualization effect and quantitative accuracy, and can effectively fit the ground truth boundary, which proves that the proposed method is an effective superpixel generation method.

Key words: remote sensing, PolSAR, image segmentation, SLIC, superpixels, multi-temporal

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42030112, 41671356)