

DOI: 10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202603004

基于散射功率驱动自适应邻域基三维类高斯核的多时相 PolSAR 图像边缘检测

郑晓龙, 王钰清, 赵维恒, 肖政举, 康帅直
(火箭军工程大学, 西安 710025)

摘 要: 针对多时相极化合成孔径雷达 (polarimetric synthetic aperture radar, PolSAR) 图像边缘检测存在的时变散射表征不足、协方差估计偏差、时空信息融合低效等问题, 提出一种基于散射功率驱动自适应邻域 (span-driven adaptive neighborhood, SDAN) 基三维类高斯核的多时相 PolSAR 图像边缘检测方法。首先, 采用球不变随机向量 (spherically invariant random vector, SIRV) 模型对 PolSAR 数据进行统计表征, 实现极化分量协方差矩阵与纹理分量的联合建模; 其次, 在二维高斯核的基础上, 以 SDAN 为空间支撑构建基于 SDAN 的二维高斯核, 有效提升异质区域协方差矩阵估计精度; 最后, 将 SDAN 基二维高斯核与时间维度的一维自适应卷积核加权融合, 形成 SDAN 基三维类高斯核, 并结合自适应滞后阈值完成边缘图优化。实验结果表明: 所提方法在两组数据集上的精确率分别达到 0.84 和 0.94, 召回率分别达到 0.79 和 0.82, 整体效率优于现有主流边缘检测方法, 在时变散射区域边缘检测中具有显著优势。

关键词: 极化合成孔径雷达; 边缘检测; 总散射功率驱动自适应邻域; 三维类高斯核

中图分类号: P237

文献标志码: A

开放科学标识码(OSID):

文章编号: 2097-2741(2026)03-0056-13



听语音
与作者互动
聊科研

极化合成孔径雷达 (polarimetric synthetic aperture radar, PolSAR) 因其独特的信息获取能力而被广泛应用^[1], 图像边缘检测作为其数据处理与解译的关键前置步骤, 可为超像素分割^[2-3]、斑点噪声抑制^[4-5]、地表覆盖分类^[6-7]及变化检测^[8-10]等提供结构信息, 具有重要研究价值。受 PolSAR 图像固有斑点噪声影响, 其边缘检测任务极具挑战性, 是该领域长期的研究热点与难点。

Schou 等^[11]提出经典双窗口边缘检测框架, 通过中心像素两侧的矩形窗口计算平均协方差矩阵, 并以矩阵间的距离作为边缘概率的度量依据, 奠定了 PolSAR 图像边缘检测的基础。但该框架存在明显局限: 一是复 Wishart 分布在异质区域不成

立, 难以实现协方差矩阵的精准估计^[12]; 二是矩形窗口无法保证内部像素的同质性, 易造成估计偏差^[13]; 三是矩形窗口对所有像素赋予相同权重, 忽略了中心邻域像素的重要性^[14]; 四是滞后阈值需人工反复调试, 超参数选择难度大^[15]。

针对经典框架的不足, 国内外学者开展了大量改进研究。Hu 等^[16]采用高斯-伽马形滤波器替代矩形滤波器以减少虚假边缘; Xiang 等^[17]采用高斯形滤波器并增大中心像素权重; Wang 等^[18]提出方向总散射功率驱动自适应窗口方法, 效果优于高斯窗口; Huang 等^[19]结合拓扑分析策略优化了边缘特征匹配; Fang 等^[20]通过极化参数优化、边缘注意力增强及不确定点重分类等策略, 提升了边

收稿日期: 2026-03-17

修回日期: 2026-05-08

录用日期: 2026-05-19

基金项目: 2024 全军军事类研究生资助课题

第一作者: 郑晓龙 (1977—), 男, 副教授, 主要从事摄影测量与遥感研究。

引用格式: 郑晓龙, 王钰清, 赵维恒, 等. 基于散射功率驱动自适应邻域基三维类高斯核的多时相 PolSAR 图像边缘检测[J]. 火箭军工程大学学报, 2026, 40 (3): 56-68. ZHENG Xiaolong, WANG Yuqing, ZHAO Weiheng, et al. Edge detection for multi-temporal polarimetric synthetic aperture radar images based on span-driven adaptive neighborhood-based three-dimensional Gaussian-like kernel [J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2026, 40 (3): 56-68.

缘识别精度; Fan 等^[21]通过设计边缘驱动特征增强模块, 为复杂场景下边缘检测提供了可行方案。

协方差矩阵估计及距离度量也会影响检测精度。Nascimento 等^[22]对比了多种距离、熵差及极大似然准则在 PolSAR 图像边缘检测的有效性; De Borba 等^[23]提出了融合 HH、HV、VV 强度通道及多种多尺度方法; Shi 等^[24]融合恒虚警与加权梯度检测器实现了强弱边缘检测。这些方法多基于复 Wishart 分布假设, 但该假设在异质区域不成立^[25]。由于边缘像素具有显著的异质特性, 致使杂波多呈非高斯特性^[26], 从而限制了传统模型的有效性。为此, PolSAR 领域常采用复合高斯模型来描述此类杂波, 即将其建模为随机变量平方根与独立零均值高斯随机矢量的乘积^[27]。在此基础上, Yao 等^[28]提出球不变随机向量 (spherically invariant random vector, SIRV) 模型, Xiang 等^[17]将其引入边缘检测, 验证了其异质区域建模优势。现有方法均适用于单时相图像, 但植被、农作物等地物散射机制随时间变化, 仅靠单时相数据难以高效检测边缘。如图 1 所示, 在双时相 PolSAR 图像中的边缘信息既存在重叠 (红色圆圈), 又具有互补性 (椭圆区域)。由此可见, 多时相 PolSAR 图像能够更完整地表征农作物在不同生长周期内的散射机制变化。目前针对多时相 PolSAR 图像边缘检测的研究仍较少, 研究人员多先采用二维双窗口滤波器对单时相图像进行边缘检测, 再使用均值、最大、最小、均方根等一维卷积核进行时间维度处理^[29], 但此类核存在伪边缘、漏检、弱边缘检测不足或噪声干扰大等问题, 需设计更优一维卷积核。

针对上述研究不足, 本文提出一种基于散射功率驱动自适应邻域 (span-driven adaptive neighborhood, SDAN) 基三维类高斯核的多时相 PolSAR 图像边缘检测方法, 通过 SIRV 模型表征数据、三维类高斯核平滑边缘、SDAN 优化窗口估计及自适应阈值优化结果突破现有方法的局限。

1 方法原理

1.1 整体架构

基于 SDAN 基三维类高斯核的多时相 PolSAR 图像边缘检测方法, 整体架构如图 2 所示, 主要包含 4 个核心部分。1) 针对异质区域传统 Wishart 分布假设不成立问题, 采用 SIRV 模型对 PolSAR 数据进行统计表征, 实现极化分量与纹理分量的联

合建模。2) 为克服固定矩形窗口同质性差的缺陷, 在二维高斯核的基础上, 以 SDAN 为空间支撑, 构建基于 SDAN 的二维高斯核; 依据总散射功率开展区域生长, 通过在中心像素两侧自适应筛选同质像素构建形状自适应、尺寸可变的双窗口, 为平均协方差矩阵提供可靠的空间支撑区域。3) 构建由基于 SDAN 的二维高斯核与时间维度的 (z 方向) 一维自适应卷积核组成的基于 SDAN 的三维类高斯核; 利用二维高斯核实现空间邻域加权平滑, 利用一维自适应卷积核抑制多时相间散射变化引起的边缘强度波动, 通过时空联合卷积运算得到稳健的多时相边缘强度图。4) 针对传统滞后阈值需人工调试的问题, 基于边缘强度分布的卡方拟合特性提出自适应滞后阈值方法, 自动确定高低阈值并完成非极大值抑制与边缘优化, 减少超参数依赖, 提升算法的自动化水平与实用性。

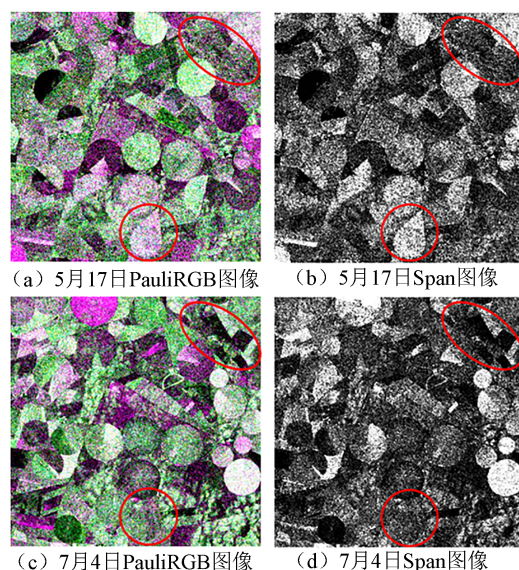


图 1 Radarsat-2 卫星系统获取的西班牙东南部巴拉克斯地区双时相 PolSAR 图像

Fig. 1 Dual-temporal PolSAR images obtained by the Radarsat-2 system in Barrax, southeastern Spain

1.2 基于 SIRV 模型的 PolSAR 数据表征

在满足互易定理和单站后向散射的条件下, 极化观测通常基于 Pauli 基构建目标向量^[30], 表达式为

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

式中: S_{HH} 、 S_{HV} 、 S_{VV} 分别为水平发射-水平接收、水平发射-垂直接收、垂直发射-垂直接收条件下的极化散射系数, 均为散射矩阵 S 中的元素。PolSAR 数据的多视协方差矩阵 C 定义为

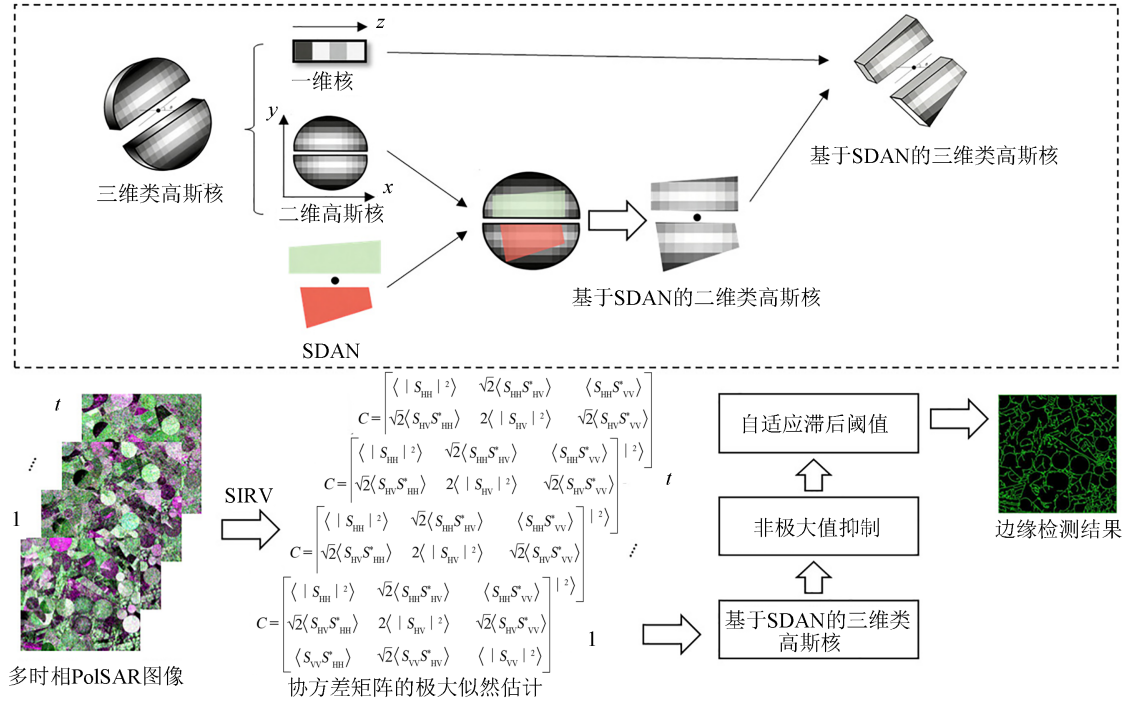


图 2 本文所提方法原理

Fig. 2 Principle of the proposed method

$$C = \begin{bmatrix} \langle |S_{HH}|^2 \rangle & \sqrt{2} \langle S_{HH} S_{HV}^* \rangle & \langle S_{HH} S_{VV}^* \rangle \\ \sqrt{2} \langle S_{HV} S_{HH}^* \rangle & 2 \langle |S_{HV}|^2 \rangle & \sqrt{2} \langle S_{HV} S_{VV}^* \rangle \\ \langle S_{VV} S_{HH}^* \rangle & \sqrt{2} \langle S_{VV} S_{HV}^* \rangle & \langle |S_{VV}|^2 \rangle \end{bmatrix} \quad (2)$$

复 Wishart 分布虽被广泛用于多视协方差矩阵 C 的统计建模,但在 PolSAR 图像的异质区域,该分布假设往往不成立^[31]。SIRV 模型可描述一类完整的随机分布^[28],适用于 PolSAR 数据的异质区域建模,因此可将其引入边缘检测研究。该模型将 m 维极化观测向量 $\mathbf{k}$ 定义为独立的复圆高斯向量 $\mathbf{z}$ (斑点)与正随机变量 τ (纹理)的平方根的乘积,表达式为

$$\mathbf{k} = \mathbf{z} \sqrt{\tau} \quad (3)$$

在 PolSAR 数据解译中,归一化协方差矩阵 $\bar{C} = E(\mathbf{z}_i \mathbf{z}_i^H)$ 可用于表征极化多样性, τ 可视为空间纹理^[32]。由此,观测向量 $\mathbf{k}$ 的概率密度函数为

$$\text{PDF}(\mathbf{k} | \tau, \bar{C}) = \frac{1}{(\pi)^{mN_L} |\bar{C}|^{N_L}} \prod_{i=1}^{N_L} \frac{1}{\tau_i^m} \exp\left(-\frac{\mathbf{k}_i^H \bar{C}^{-1} \mathbf{k}_i}{\tau_i}\right) \quad (4)$$

式中:上标 H 表示共轭转置; N_L 为估计所用的独立数据量(独立样本像素); m 为极化散射向量的维数,全极化条件下 $m=3$; $\mathbf{k}_i$ 和 τ_i 分别为第 i 个像素的 Pauli 散射向量和纹理因子。通过最大化式

(4) 的概率密度函数,可得到纹理估计量 $\hat{\tau}_i$ 为

$$\hat{\tau}_i = \frac{\mathbf{k}_i^H \bar{C}^{-1} \mathbf{k}_i}{m} \quad (5)$$

将式 (5) 代入式 (4),可得协方差矩阵的最大似然估计量为

$$\hat{C} = f(\hat{C}) = \frac{m}{N_L} \sum_{i=1}^{N_L} \frac{\mathbf{k}_i \mathbf{k}_i^H}{\mathbf{k}_i^H \hat{C}^{-1} \mathbf{k}_i} \quad (6)$$

该估计量可通过不动点迭代法求解^[27],即 $\hat{C}_{i+1} = f(\hat{C}_i)$ 。

1.3 SDAN 基空间支撑

在复杂区域的平均协方差矩阵估计中,矩形窗口难以保证内部像素均为同质像素,如图 3 (a) 所示,图中 θ 为方向角。尽管研究人员提出了高斯形、高斯-伽马形等窗口形状,增大了中心附近像素的权重,但仍无法彻底解决异质区域平均协方差矩阵的估计偏差问题^[33-34]。SDAN 作为一种自适应邻域搜索策略,已被广泛应用于 PolSAR 图像解译^[35-36]。如图 3 (b) 所示,对于一个 2×3 的初始种子区域,可通过区域生长法生成 SDAN 窗口。首先,利用初始种子区域计算种子跨度的无偏估计值,表达式为

$$\hat{p}_s = \bar{p}_r + \frac{\text{var}(p_r) - \bar{p}_r^2 \sigma_n^2}{\text{var}(p_r)(1 + \sigma_n^2)} (p_s - \bar{p}_r) \quad (7)$$

式中: $\hat{p}_s$ 为种子跨度的无偏估计值; $\bar{p}_r$ 和 $\text{var}(p_r)$ 分别为初始种子区域种子跨度的均值和方差; n 为同质像素数; σ_n^2 为系统噪声的方差。

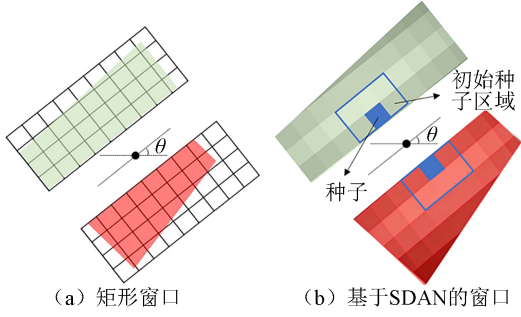


图 3 中心像素两侧窗口形状

Fig. 3 Window shapes on both sides of the central pixel

SDAN 通过在两个对称的置信区间筛选空间相邻像素从而生成自适应邻域, 表达式为

$$\begin{cases} (i, j) \in A_N, & \text{if } \frac{p(i, j)}{\hat{p}_s} \in [1 - \delta, 1 + \delta] \\ (i, j) \notin A_N, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式中: p 为当前待处理的中心种子像素; (i, j) 为初始种子区域的直接邻域像素; A_N 为自适应邻域; N 为邻域像素数量上限; δ 为置信系数。对 A_N 中所有像素的邻域重复上述生长过程, 直至无新的邻域像素满足条件或达到邻域像素数量上限 N 为止。

1.4 SDAN 基三维类高斯核

通过 SDAN 基三维类高斯核与多时相 PolSAR 图像进行卷积运算以获取高精度的边缘强度图。严格来说, 该核并非三维空间中的标准高斯核函数, 而是由 x 、 y 方向的二维高斯核与 z 方向的一维卷积核组合而成。二维高斯核 $W(x, y)$ 的表达式为

$$W(x, y) = \frac{\exp\left(-\left(\frac{x^2}{2\sigma_x^2} + \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right)\right)}{\sqrt{2\pi}\sigma_x\sqrt{2\pi}\sigma_y} \quad (9)$$

式中: (x, y) 为图像像素的空间坐标, σ_x 和 σ_y 分别为高斯形窗口的长度和宽度。

以 SDAN 为空间支撑, 将其与二维高斯核结合, 以二维高斯核的尺寸为 SDAN 的最小外接高斯形窗口, 由此得到基于 SDAN 的二维高斯核为

$$\begin{aligned} W_{A_N}(x, y) &= W(x, y) A_N(x, y), \\ A_N(x, y) &= \begin{cases} 1, & (x, y) \in A_N \\ 0, & (x, y) \notin A_N \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

通过基于 SDAN 的二维高斯核计算得到的平均协方差矩阵 M 为

$$M = \frac{\sum_{(x, y)} W_{A_N}(x, y) \hat{C}(x, y)}{\sum_{(x, y)} W_{A_N}(x, y)} \quad (11)$$

式中: $\hat{C}(x, y)$ 为坐标 (x, y) 处协方差矩阵的最大似然估计量, 可由式 (6) 得到。平均协方差矩阵

M_1 与 M_2 间的距离可表示为

$$D(M_1, M_2) = \ln \frac{|M_1|}{|M_2|} + \frac{m}{N_L} \sum_{i=1}^{N_L} \frac{\mathbf{k}_i^H M_1^{-1} \mathbf{k}_i}{\mathbf{k}_i^H M_2^{-1} \mathbf{k}_i} \quad (12)$$

设时相数为 t , 结合中心像素在 x 、 y 方向上两个平均协方差矩阵的距离序列 $(D_1, D_2, \dots, D_t)$ 定义 z 方向的一维卷积核。一维卷积核 $K = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_t]$ 的表达式为

$$\beta_i = \text{norm}\left(\frac{\text{CoV}_{-i}}{\text{CoV}}\right), i = (1, 2, \dots, t) \quad (13)$$

$$\begin{cases} \text{CoV} = \frac{\sigma}{\mu} \\ \mu = \frac{1}{t} \sum_{k=1}^t D_k \\ \sigma = \sqrt{\frac{1}{t} \sum_{k=1}^t (D_k - \mu)^2} \\ \text{CoV}_{-i} = \frac{\sigma_{-i}}{\mu_{-i}} \\ \mu_{-i} = \frac{1}{t-1} \sum_{k=1, k \neq i}^t D_k \\ \sigma_{-i} = \sqrt{\frac{1}{t-1} \sum_{k=1, k \neq i}^t (D_k - \mu_{-i})^2} \end{cases} \quad (14)$$

式中: σ 和 μ 分别为全时相距离序列的标准差和均值。

变异系数 CoV 能更好地度量时间维度上平均协方差矩阵距离的变化程度。由式 (13) 可知, 第 i 个时相 PolSAR 图像的平均协方差矩阵距离变化越大, β_i 越小。因此, 该一维卷积核能够平滑时间维度上的边缘强度变化, 减少由斑点噪声导致的伪边缘像素。由此, SDAN 基三维类高斯核 G 可定义为

$$G = K \times W_{A_N} \times K^T \quad (15)$$

通过 SDAN 基三维类高斯核计算得到的多时相平均协方差矩阵 T 为

$$T = \frac{\sum_{(x, y) \in A_N} \sum_{z \in \{1, 2, \dots, t\}} G(x, y, z) \cdot \hat{C}_{\text{mu}}(x, y, z)}{\sum_{(x, y) \in A_N} \sum_{z \in \{1, 2, \dots, t\}} G(x, y, z)} \quad (16)$$

式中: $\hat{C}_{\text{mu}}$ 为多时相最大似然协方差矩阵的堆叠, 即 $\hat{C}_{\text{mu}} = [\hat{C}_1, \hat{C}_2, \dots, \hat{C}_t]$ 。

多时相平均协方差矩阵 T_1 与 T_2 间的距离为

$$D(T_1, T_2) = \ln \frac{|T_1|}{|T_2|} + \frac{m}{N_L} \sum_{i=1}^{N_L} \frac{\mathbf{k}_i^H T_1^{-1} \mathbf{k}_i}{\mathbf{k}_i^H T_2^{-1} \mathbf{k}_i} \quad (17)$$

最终, 多时相 PolSAR 图像的边缘强度图可表示为

$$E_{\text{SM}} = \max_{\theta} \{D(T_1, T_2 | \theta)\} \quad (18)$$

式中: θ 为方向角。

1.5 自适应滞后阈值

得到边缘强度图后, 通常采用非极大值抑制法去除冗余边缘, 但经过非极大值抑制处理后的边缘结果仍存在大量噪声边缘, 需要通过滞后阈值进行优化。滞后阈值包含高阈值 T_{high} 和低阈值 T_{low} 两个参数, 其取值一般需通过反复实验确定^[37]。人工确定滞后阈值耗时费力, 尽管部分研究人员通过划定最优阈值范围减少了参数搜索时间, 但边缘检测结果仍受阈值范围的影响^[38]。为此, 本文提出一种简单有效的滞后阈值估计方法。

研究发现, 在大多数场景中, 边缘位置的数量远少于非边缘位置, 且非边缘的概率密度远大于边缘^[18]。此外, 通过对图4边缘强度图的概率密度分布特征进行分析可知, 边缘强度图的概率密度函数与卡方分布相似, 因此本文采用卡方分布对边缘强度图的概率密度函数进行近似拟合。

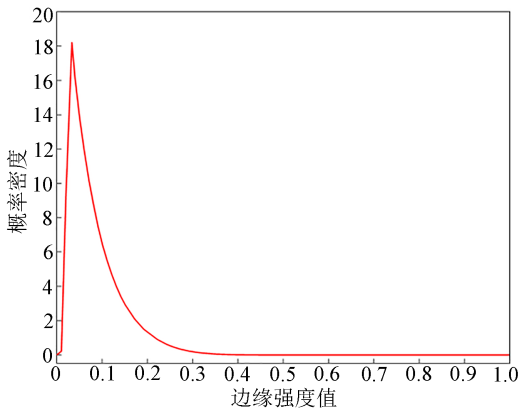


图 4 边缘强度图的概率密度分布

Fig. 4 Probability density distribution of edge intensity map

边缘强度图的卡方分布拟合函数为

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{2^{\frac{k}{2}} \Gamma(\frac{k}{2})} x^{\frac{k}{2}-1} e^{-\frac{x}{2}}, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (19)$$

式中: k 为卡方分布的自由度, 可通过对边缘强度图的拟合得到。令卡方分布拟合函数 $f(x)$ 的导数等于 0, 此时的 x 值即为低阈值, 推导过程为

$$\begin{aligned} f'(x) &= 0 \\ \Rightarrow \left(\frac{k}{2} - 1\right) x^{\frac{k}{2}-2} \exp\left(-\frac{x}{2}\right) &= \frac{1}{2} x^{\frac{k}{2}-1} \exp\left(-\frac{x}{2}\right) \\ \Rightarrow x &= \frac{k-2}{2} \end{aligned} \quad (20)$$

结合相关研究, 低阈值 T_{low} 和高阈值 T_{high} 的计算公式为^[17]

$$T_{\text{low}} = \frac{k-2}{2} \quad (21)$$

$$T_{\text{high}} = T_{\text{low}} + 0.02n \quad (22)$$

$$n = [1, 2, \dots, (0.4 - T_{\text{low}}) / 0.02]$$

式 (22) 给出了高阈值候选序列。本文采用边缘像素占比法从候选高阈值序列中选取最优值。基于遥感影像中真实边缘像素占比统计经验, 选取使边缘像素占比最接近 2% 的候选高阈值作为最优高阈值。

2 实验分析

2.1 实验数据与参数设置

为验证所提方法的有效性, 选取两组多时相 PolSAR 数据集进行实验验证。实验数据均来自欧洲空间局资助的 2009 年农业合成孔径雷达观测计划 (数据集网址: <https://earth.esa.int/eogateway/search?text=&category=Campaigns>), 研究区分别为加拿大印地安黑德地区 (50.34°N , 103.36°W) 和西班牙巴拉克斯地区 (39.51°N , 2.14°W)。

实验数据集为全 PolSAR 数据, 包含 HH、HV、VH、VV 四个极化通道, 分辨率为 $5.4\text{ m} \times 8.0\text{ m}$ (距离向 $\times$ 方位向)。印地安黑德数据集和巴拉克斯数据集经 Pauli RGB 分解得到的伪彩色图像分别如图 5、图 6 所示。

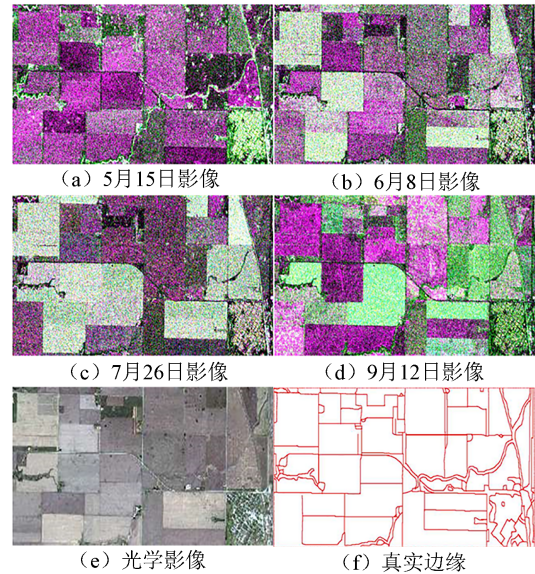


图 5 印地安黑德数据集

Fig. 5 Dataset of Indian Head

此外需要重点说明的是, 每组多时相 PolSAR 数据集均由同一卫星轨道获取, 实验所用的真实边缘均从对应的多时相光学图像中提取得到。实验硬件平台为配备 Intel (R) Core (TM) i7-8

700K 处理器和 32G 内存的台式机, 软件平台为 win7 系统和 MATLAB 2016a。

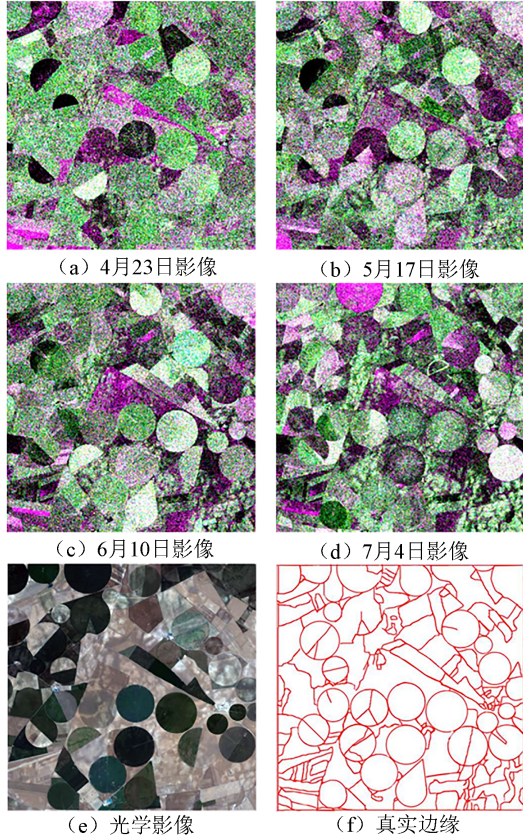


图6 巴拉克斯数据集
Fig. 6 Dataset of Barrax

为确定最优邻域像素数量上限 N , 开展单因素控制变量实验: 固定算法其余参数不变, 依次设置 $N = 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40$, 并在两组公开数据集上进行独立测试, 采用 F1 值量化边缘检测性能, 运行时间量化计算效率, 实验结果如图 7 所示。结果表明: 两组算法的边缘检测性能分别在 $N = 25$ 和 $N = 20$ 处达到最优, 计算效率则在 $N = 20$ 后出现斜率陡增现象。综合分析可得, $N = 20$ 为检测性能与计算效率的最优平衡点。

实验中, N 设为 20, 置信系数 δ 设为 3, 方向角离散为 $\theta = [0, \pi/8, \dots, 7\pi/8]$, 一维卷积核的尺寸与多时相 PolSAR 图像的时相数一致, 采用自适应滞后阈值法, 确定高阈值和低阈值。为验证所提方法的有效性, 分别采用不同的二维卷积核和一维卷积核开展对比实验。

2.2 边缘检测结果

如前所述, 所提三维类高斯核并非三维空间中的标准高斯核, 而是由基于 SDAN 的二维高斯核与一维卷积核组合而成。因此, 为验证所提一维卷积核在多时相 PolSAR 图像边缘检测中的有效

性, 本文设计了多组对比实验。其中, x 、 y 方向均采用基于 SDAN 的二维高斯核作为卷积核, z 方向选取均值核 K_{mean} 、最大值核 K_{max} 、均方根核 K_{RMS} 三种一维卷积核进行对比, 其表达式分别为

$$K_{\text{mean}} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_t], \alpha_i = \frac{1}{t} \quad (23)$$

$$K_{\text{max}} = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_t]$$

$$\varepsilon_i = \begin{cases} 1, & i = \operatorname{argmax}(D_i) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (24)$$

$$K_{\text{RMS}} = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_t], \omega_i = \frac{D_i^2}{\sum_{j=1}^t D_j^2} \quad (25)$$

式中: α_i 、 ε_i 、 ω_i 分别为取均值核、最大值核、均方根核时对应第 i 个时相 PolSAR 图像在时间维度卷积中的权重系数, D_i 由式 (12) 计算得到。对应的对比三维卷积核分别为三维均值核、三维最大值核和三维均方根核。

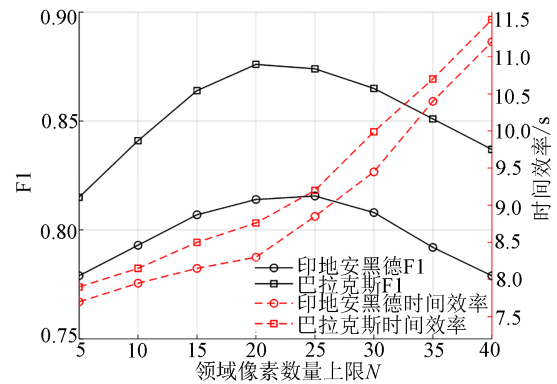


图7 不同 N 值下边缘检测性能与计算效率对比

Fig. 7 Comparison of edge detection performance and computational efficiency under different N values

不同维卷积核得到的边缘强度图与边缘检测图如图 8 所示。从图 8 (a) ~ (d) 中可以看出, 单时相 PolSAR 图像无法检测出完整的边缘, 4 个不同时期 PolSAR 图像的边缘检测结果具有互补性。例如, 5 月 15 日的检测结果中可识别出大部分道路边缘 (双线边缘), 但农作物边缘 (单线边缘) 的检测效果较差; 而 6 月 8 日、7 月 26 日和 9 月 12 日的检测结果中, 仅能检测出少量道路边缘。

图 8 (A) ~ (D) 中包含春小麦、豌豆、油菜、小扁豆和混合干草等区域, 这些作物均具有不同的生长周期与时变散射机制。图 9 为豌豆和油菜生长过程的实拍照片。可以观察到: 豌豆和油菜在播种期及生长初期并未完全覆盖地表, 其散射机制与耕地相近; 进入生长旺期后, 豌豆和油菜的枝叶均变得茂密, 呈现出较强的体散射特性,

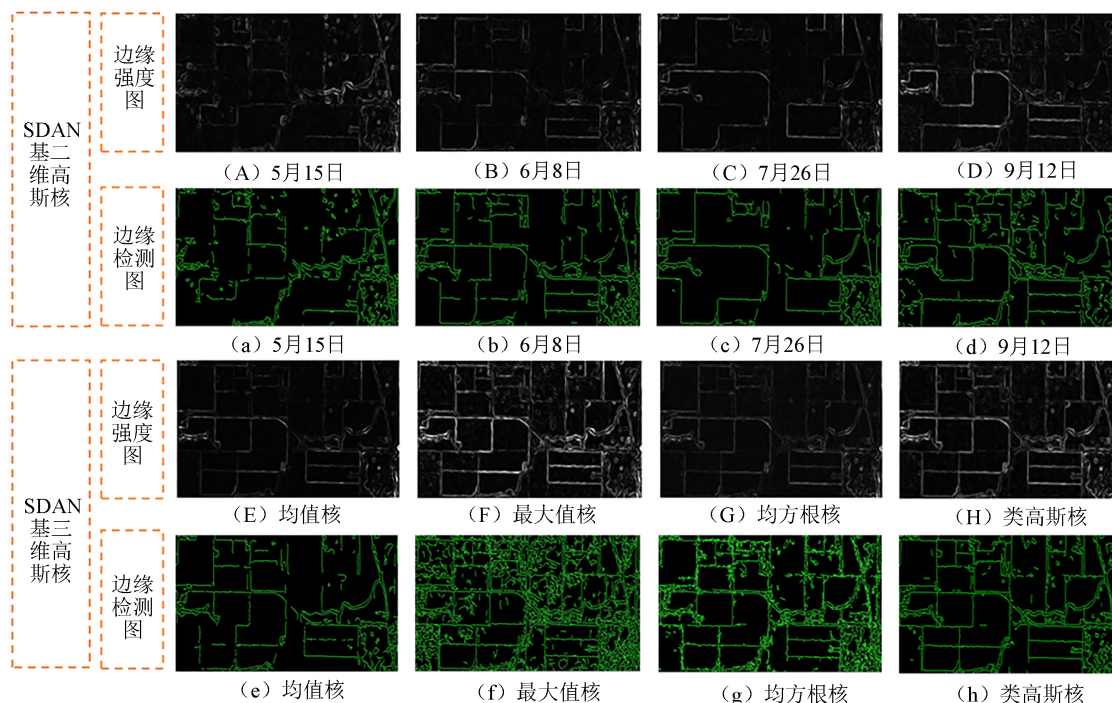


图 8 基于不同维卷积核的印地安黑德数据集边缘强度图与边缘检测图

Fig. 8 Edge intensity and detection maps of the Indian Head dataset obtained by different dimensional convolution kernels



图 9 豌豆与油菜的生长过程实拍图

Fig. 9 Photographs of the growth process of peas and rapeseeds

导致两种作物之间的边缘检测失效，如图 8 (c) 所示；到生长后期，豌豆与油菜的长势出现显著差异，其边缘处的散射机制也明显不同，因此，在 9 月 12 日的影像中可检测到两种作物间清晰的边界，如图 8 (d) 所示。

上述分析进一步表明，采用多时相 PolSAR 图像进行边缘检测具有必要性。如图 8 (e) 所示，三维均值核虽能减少斑点噪声引发的伪边缘，但会漏检大量弱边缘；与之相反，三维最大值核可完整检测出强、弱边缘，但其检测结果中存在大量伪边缘，如图 8 (f) 所示；三维均方根核在检测弱边缘和减少伪边缘方面具备一定效果，但真

实边缘附近仍有部分像素被误检为边缘，如图 8 (g) 所示；而本文所提方法可有效减少伪边缘的产生，同时检测出相对完整的真实边缘，如图 8 (h) 所示。

在运行耗时方面，尽管三维均方根核与本文所提基于 SDAN 的三维类高斯核需要额外计算 z 方向的卷积核，但该操作的计算复杂度极低，产生的耗时可忽略不计。表 1 列出了印地安黑德数据集在不同方法下的定量对比结果。

分析可知，单时相 PolSAR 图像边缘检测结果的召回率偏低，说明存在大量边缘漏检情况。9 月 12 日的检测结果虽召回率较高，但精确率仅为

表 1 印地安黑德数据集定量对比结果

Table 1 Quantitative comparison results on the Indian Head dataset

日期	卷积核类型	精确率	召回率	时间效率/s
5月15日	SDAN基二维高斯核	0.76	0.35	2.77
6月8日	SDAN基二维高斯核	0.69	0.55	2.64
7月26日	SDAN基二维高斯核	0.72	0.38	2.48
9月12日	SDAN基二维高斯核	0.58	0.62	2.73
5月15日	SDAN基三维均值核	0.81	0.58	8.22
6月8日	SDAN基三维最大值核	0.47	0.82	7.92
7月26日	SDAN基三维均方根核	0.68	0.80	8.13
9月12日	SDAN基三维类高斯核	0.84	0.79	8.30

注：图中粗体数值为最优结果。

0.58, 表明该结果中存在大量伪边缘。多时相PolSAR图像经三维均值核卷积处理后, 边缘检测结果的精确率得到显著提升, 但其召回率甚至低

于9月12日单时相图像的检测结果。与之相反, 三维最大值核的检测结果召回率较高, 精确率却偏低。相较于三维最大值核, 三维均方根核可显著减少伪边缘数量, 将精确率提升0.21; 而本文所提方法精确率与召回率分别为0.84、0.79, 在保持高召回率的同时实现了精确率的最优表现。从时间效率上看, 单时相方法单次运算耗时2.48~2.77 s, 多时相方法因时空联合卷积运算耗时升至7.92~8.30 s, 其中三维最大值核运算逻辑最简、耗时最短, 本文方法仅增加极微自适应权重计算开销, 与其余多时相方法时间效率相当。

图10展示了采用不同方法得到的巴拉克斯数据集边缘检测图, 可观察到与印地安黑德数据集一致的结论; 单时相PolSAR图像无法检测出完整边缘, 本文所提的基于SDAN的三维类高斯核, 能够进一步减少伪边缘数量, 并最大限度保留真实边缘。

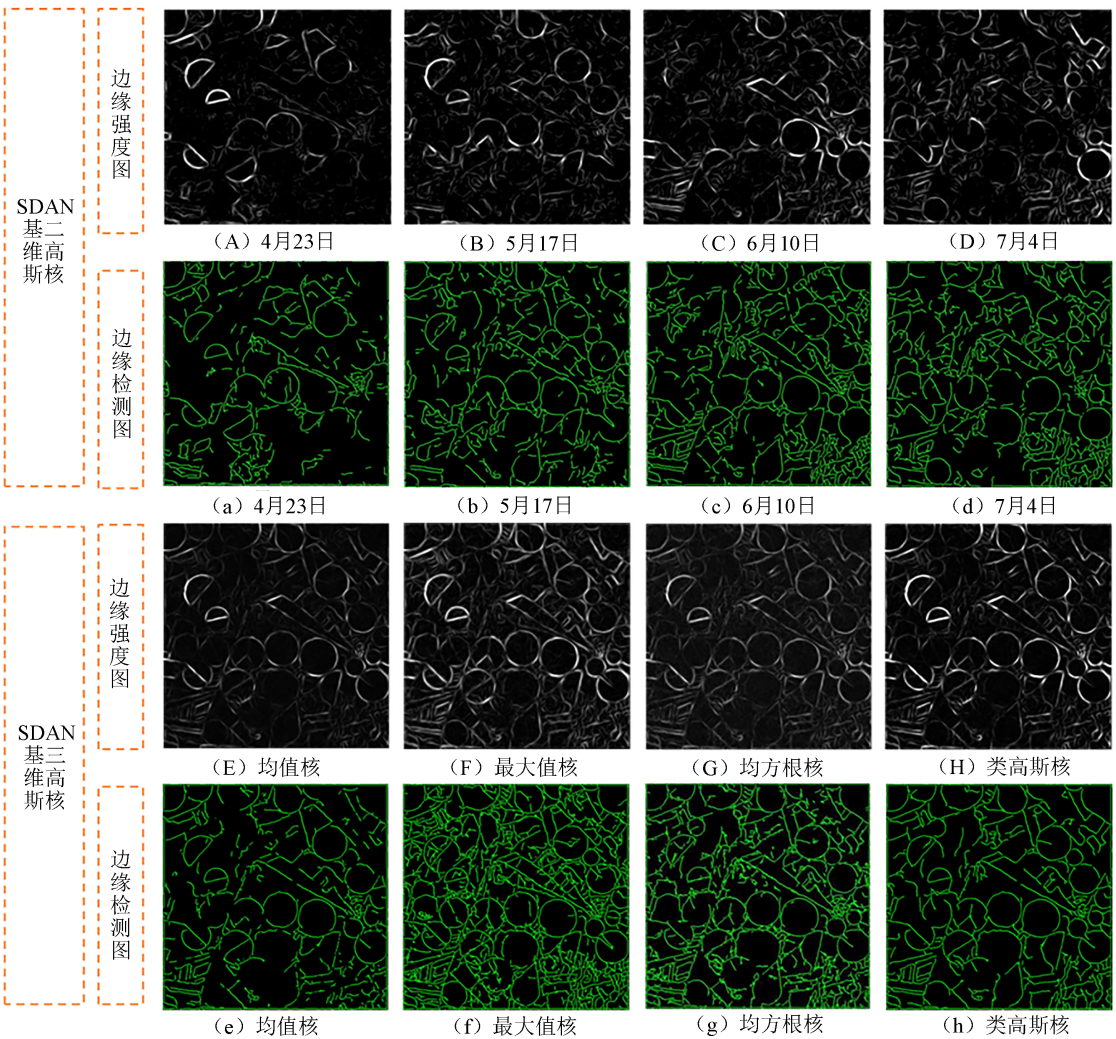


图 10 基于不同维卷积核的巴拉克斯数据集边缘强度图与边缘检测图

Fig. 10 Edge intensity and detection maps of the Barrax dataset obtained by different dimensional convolution kernels

表2为巴拉克斯数据集在不同方法下的定量对比。结果表明：单时相PolSAR图像的边缘检测结果随作物生长状态变化而变化，且均无法检测出完整的边缘；从召回率来看，多时相PolSAR图像能够提供更完整的边缘信息；三维均值核检测结果的召回率最低，三维最大值核检测结果的精确率最低；所提SDAN基三维类高斯核的精确率与召回率分别为0.94、0.82，在保持高召回率的同时，实现了相对最高的精确率。从时间效率看，单时相方法单次运算耗时2.88~3.23 s，多时相方法整体耗时8.64~8.92 s，本文方法与其他多时相方法耗时无明显差异，计算性能稳定。

3 对比实验分析

为验证所提SDAN基二维高斯核有效性，在巴拉克斯数据集上，将开展其与传统二维高斯核^[17]、SDAN核^[39]、高斯-伽马核^[12, 40]的对比实验。计算平均协方差矩阵时，二维高斯核采用式（11）加权方式，SDAN核采用均值计算；所有方法均基于SIRV模型估计的极大似然协方差矩阵执行卷积，并采用相同的非极大值抑制与自适应滞后阈

值处理，保证实验条件一致。由图11可知，传统二维高斯核对复杂区域边缘检测效果较好，但平坦区域弱边缘漏检明显；SDAN核可一定程度缓解弱边缘漏检，但边缘连续性较差；高斯-伽马核对平坦区域边缘检测效果较好，在复杂区域弱边缘检测效果一般；本文方法在复杂区域与平坦区域均能稳定检出强弱边缘。

表 2 巴拉克斯数据集定量对比结果
Table 2 Quantitative comparison results on the Barrax dataset

数据	卷积核	精确率	召回率	时间效率/s
4月23日	SDAN二维高斯核	0.69	0.42	3.04
5月17日	SDAN二维高斯核	0.76	0.65	3.13
6月10日	SDAN二维高斯核	0.72	0.67	2.88
7月4日	SDAN二维高斯核	0.71	0.63	3.23
4月23日	SDAN三维均值核	0.90	0.60	8.83
5月17日	SDAN三维最大值核	0.63	0.86	8.64
6月10日	SDAN三维均方根核	0.88	0.83	8.92
7月4日	SDAN基三维类高斯核	0.94	0.82	8.76

注：图中粗体数值为最优结果。

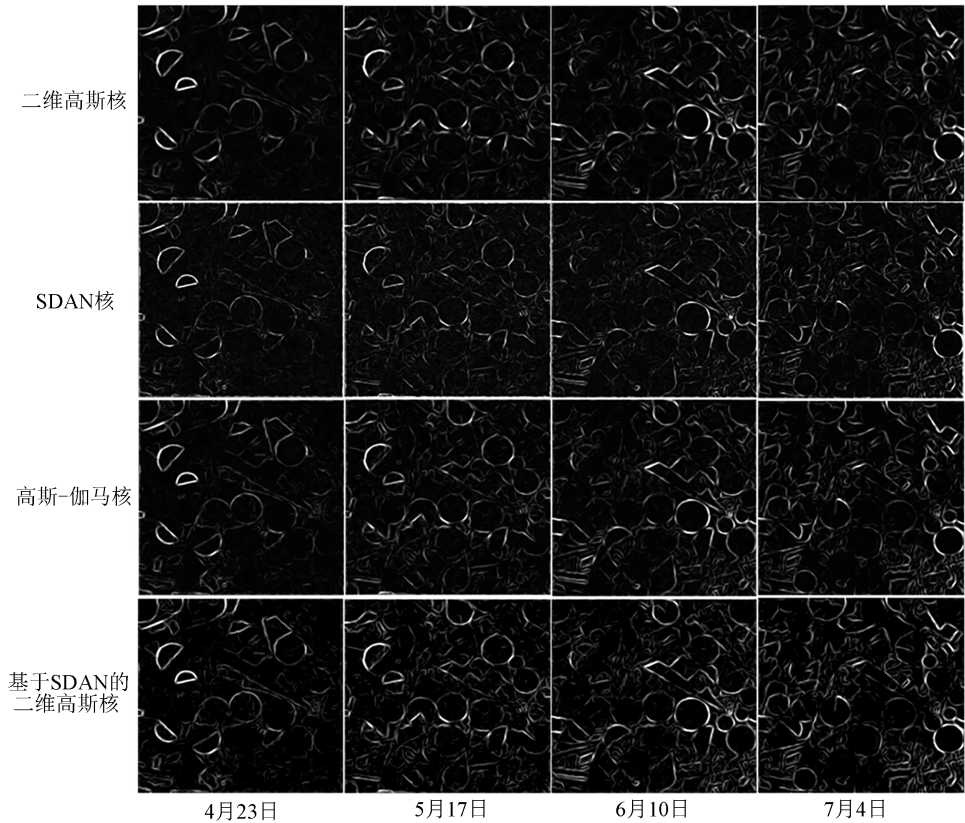


图 11 不同二维卷积核在巴拉克斯数据集上处理各时相 PolSAR 图像得到的边缘强度图
Fig. 11 Edge strength maps of various temporal PolSAR images obtained by different two-dimensional convolution kernels on the Barrax dataset

表3 不同二维卷积核在巴拉克斯数据集上边缘检测结果的定量对比

方法	4月23日			5月17日			6月10日			7月4日		
	精确率	召回率	时间效率/s	精确率	召回率	时间效率/s	精确率	召回率	时间效率/s	精确率	召回率	时间效率/s
二维高斯核	0.68	0.39	2.73	0.73	0.52	2.80	0.71	0.61	2.53	0.71	0.55	2.84
SDAN核	0.62	0.40	2.96	0.69	0.60	2.98	0.68	0.63	2.83	0.64	0.58	3.13
高斯-伽马核	0.67	0.41	2.75	0.78	0.64	2.79	0.70	0.66	2.55	0.70	0.64	2.82
SDAN二维高斯核	0.69	0.42	3.04	0.76	0.65	3.13	0.72	0.67	2.88	0.71	0.63	3.23

由表3定量结果可知,以各时相平均性能计,本文方法相较于传统二维高斯核精确率平均提升0.012 5,召回率平均提升0.075;较SDAN核精确率平均提升0.062 5,召回率平均提升0.04;较高斯-伽马核精确率平均提升0.007 5,召回率平均提升0.005。SDAN基二维高斯核在精确率与回收率指标上优于其他方法或与其他方法相当,验证了本文所提方法在检测结果方面具有的优越性。需要指出的是基于SDAN的二维高斯核需先执行自适应邻域生长与同质判定,再进行高斯加权计算,运算步骤更多,故其在时间效率方面优势并不明显,这将是本文后续优化的方向。

4 结论

针对多时相PolSAR边缘检测存在的时变散射表征不足、协方差估计偏差、时空信息融合低效等问题,提出一种基于SDAN基三维类高斯核的多时相PolSAR图像边缘检测方法,实现了空间自适应支撑、时间自适应加权的时空联合边缘信息提取,并得到如下结论。

- 1) 基于SDAN自适应邻域构建了SDAN基二维高斯核,有效提升了异质区域协方差矩阵估计精度,改善了单时相边缘提取的稳定性与可靠性。
- 2) 构建的三维类高斯核实现了空间-时间信息统一建模,解决了传统时间融合核易产生伪边缘、漏检弱边缘等问题,在时变散射区域具有显著优势。
- 3) 所提方法在多时相数据集上的精确率分别达到0.84和0.94,召回率分别达到0.79和0.82,整体效率优于现有主流边缘检测方法,可为农业遥感类等应用提供可靠支持。
- 4) 采用自适应滞后阈值进一步降低了对人工参数的依赖,提升了方法的通用性。

综上,本文方法在多时相PolSAR边缘检测任务中表现出更优的综合性能,可为农业遥感、地表覆盖分类、变化检测等后续应用提供可靠的结构信息支撑。不足之处在于三维卷积计算量有所增加,未来将进一步优化模型结构与计算流程,提升方法的运行效率与工程化应用能力。

参考文献

[1] Li Yuanhao, Hu Yinghao, Chen Zhiyang, et al. An adaptive PolSAR tomography method based on scattering mechanism classification[J]. Geoscience and Remote Sensing Letters, 2025, 22: 4014905.

[2] Xie Xinlin, Fan Jing, Xu Xinying, et al. Adaptive superpixel segmentation with non-uniform seed initialization[J]. IEEE Transactions on Big Data, 2025, 11(2): 620-634.

[3] 赵晓枫, 段永屹, 马鋈懿, 等. 多尺度卷积与超像素级图卷积融合的高光谱图像分类网络[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39(5): 94-106.
Zhao Xiaofeng, Duan Yongyi, Ma Junyi, et al. Multiscale-convolutional and superpixel-level graph convolutional fusion network for hyperspectral image classification[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39(5): 94-106.

[4] Kuang Xiaofei, Guo Jiao, Wang Heying, et al. Agricultural field boundary delineation using a cascaded deep network model from polarized SAR and multispectral images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2023, 16: 7228-7247.

[5] 董孟琛, 杨剑, 李传祥, 等. 一种基于复合滤波的海面雷达距离多普勒图像去噪算法[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39(1): 13-20.
Dong Mengchen, Yang Jian, Li Chuanxiang, et al. Composite filtering-based denoising algorithm for sea surface radar Range-Doppler images[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39

- (1): 13-20.
- [6] 李邦杰, 武健, 张大巧, 等. 基于卷积神经网络的景象匹配区适配性筛选方法[J]. 火箭军工程大学学报, 2024, 38(3): 45-50, 59.
- Li Bangjie, Wu Jian, Zhang Daqiao, et al. A CNN-based scene matching adaptability screening method[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2024, 38(3): 45-50, 59.
- [7] Huang Xiaoli, Liu Xuewei, Liu Yinghan, et al. Multiscale and fine-grained feature mining model for land use and land cover classification[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2025, 18: 26561-26572.
- [8] Sun Yuli, Lei Lin, Guan Dongdong, et al. Image regression with structure cycle consistency for heterogeneous change detection[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2024, 35(2): 1613-1627.
- [9] 赵晶钰, 李敏, 陈谢发, 等. 融合注意力机制与全局信息的SAR舰船目标检测算法[J]. 火箭军工程大学学报, 2024, 38(4): 40-46.
- Zhao Jingyu, Li Min, Chen Xiefa, et al. SAR ship target detection algorithm combining attention mechanism and global information[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2024, 38(4): 40-46.
- [10] Wang Jun, Zhang Anjun. SAR image change detection based on heterogeneous graph with multiattributes and multirelationships[J]. IEEE Access, 2022, 10: 44347-44361.
- [11] Schou J, Skriver H, Nielsen A A, et al. CFAR edge detector for polarimetric SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(1): 20-32.
- [12] Li Jiamu, Wang Yi, Wang Zijian, et al. Fully size-adaptive sliding window method for SAR image edge detection[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 4515905.
- [13] Akkuş B, Elbir A, Karaca A C. SAR image classification using edge-preserving filters[C]//2025 9th International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2025: 1-5.
- [14] Zhu Yunfei, Huang Yulin, Yang Mingjie, et al. SAR image super-resolution based on multiscale edge texture-oriented GAN approach[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2025, 18: 20359-20374.
- [15] Wu Wenchuan, Guo Huadong, Li Xin. Urban area man-made target detection for PolSAR data based on a nonzeromean statistical model[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(10): 1782-1786.
- [16] Hu Wenlong, Liu Junyi, Huang Junjie, et al. Combining neighborhood difference and Gaussian-gamma-shaped feature map for SAR image registration[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2025, 22: 4008205.
- [17] Xiang Deliang, Lu Yu, Guan Dongdong, et al. Oil spill detection in PolSAR imagery using composite scattering power entropy and multiscale hybrid feature fusion network[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2025, 18: 13388-13407.
- [18] Wang Wei, Xiang Deliang, Ban Yifang, et al. Enhanced edge detection for polarimetric SAR images using a directional span-driven adaptive window[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 39(19): 6340-6357.
- [19] Huang Cong, Liu Chun, Shi Ke, et al. A PolSAR bridge detection method integrating cross-sectional probability modeling and graph topology analysis[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2026, 19: 6460-6476.
- [20] Fang Xiaoxiao, Chen Nuo, Jiang Yu, et al. Hybrid framework with scattering distribution perception and edge refinement for PolSAR image segmentation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2025, 18: 29032-29049.
- [21] Fan Jianchao, Liu Keyuan, Zheng Danchen, et al. An interpretable dual-branch network with consistent learning for PolSAR image semantic segmentation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2026, 62: 2694-2710.
- [22] Nascimento A D C, Horta M M, Frery A C, et al. Comparing edge detection methods based on stochastic entropies and distances for PolSAR imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(2): 648-663.
- [23] De Borja A A, Marengoni M, Frery A C. Fusion of evidences in intensity channels for edge detection in PolSAR images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 4001905.
- [24] Shi Junfei, Jin Haiyan, Xiao Zhaolin. A novel hybrid edge detection method for polarimetric SAR images[J]. IEEE Access, 2020, 8: 8974-8991.
- [25] Barnard T J, Weiner D D. Non-Gaussian clutter

- modeling with generalized spherically invariant random vectors[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1996, 44(10): 2384-2390.
- [26] Heydari S S, Mountrakis G. Effect of classifier selection, reference sample size, reference class distribution and scene heterogeneity in per-pixel classification accuracy using 26 Landsat sites[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 204: 648-658.
- [27] Vasile G, Ovarlez J P, Pascal F, et al. Coherency matrix estimation of heterogeneous clutter in high-resolution polarimetric SAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(4): 1809-1826.
- [28] Yao Kung. A representation theorem and its applications to spherically-invariant random processes[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1973, 19(5): 600-608.
- [29] Gao Han, Wang Changcheng, Xiang Deliang, et al. TSPol-ASLIC: adaptive superpixel generation with local iterative clustering for time-series quad-and dual-polarization SAR data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5217015.
- [30] Lee J S, Pottier E. *Polarimetric radar imaging: from basics to applications*[M]. Boca Raton, Florida: CRC Press, 2017: 49-50.
- [31] Li Ou. SAR edge detection using weighted directional Bhattacharyya coefficients[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2023, 20: 4001605.
- [32] Wang Sutong, Liu Chun, Yang Jian. Polarimetric SAR image segmentation based on nonlocal and region-level conditional random field model with edge preserved[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2026, 19: 1926-1942.
- [33] De S, Cazcarra-bes V, Goncharenko Y, et al. A deep learning approach to field boundary segmentation using very high-resolution X-band SAR data [C]//IGARSS 2025-2025 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2025: 8037-8041.
- [34] Wang Linhui, Xiang Yuming, You Hongjian, et al. A robust multiscale edge detection method for accurate SAR image registration[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2023, 20: 4006305.
- [35] Zhu Yi, Geng Yishuai, Li Yun, et al. Self-adaptive deep asymmetric network for imbalanced recommendation[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2024, 8(1): 968-980.
- [36] Zhang Ju, Zhong Baojiang, Ma Kaikuang. Lightweight single image super-resolution with high-continuity attention[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2025, 32: 2614-2618.
- [37] Xiang Deliang, Ban Yifang, Wang Wei, et al. Adaptive superpixel generation for polarimetric SAR images with local iterative clustering and SIRV model [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(6): 3115-3131.
- [38] Magnier B, Abdulrahman H, Montesinos P. A review of supervised edge detection evaluation methods and an objective comparison of filtering gradient computations using hysteresis thresholds[J]. *Journal of Imaging*, 2018, 4(6): 74.
- [39] Quan Sinong, Xiang Deliang, Xiong Boli, et al. Edge detection for PolSAR images integrating scattering characteristics and optimal contrast[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, 17(2): 257-261.
- [40] Gao Han, Wang Changcheng, Zhu Jianjun, et al. TVPol-Edge: an edge detection method with time-varying polarimetric characteristics for crop field edge delineation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 4408917.

Edge Detection for Multi-Temporal Polarimetric Synthetic Aperture Radar Images Based on Span-Driven Adaptive Neighborhood-Based Three-Dimensional Gaussian-Like Kernel

ZHENG Xiaolong, WANG Yuqing, ZHAO Weiheng,
XIAO Zhengju, KANG Shuaizhi

(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

ABSTRACT: To address the issues of insufficient temporal scattering characterization, covariance estimation bias, and inefficient spatiotemporal information fusion in edge detection for multi-temporal polarimetric synthetic aperture radar (PolSAR) images, an edge detection method based on span-driven adaptive neighborhood (SDAN)-based three-dimensional Gaussian kernel was proposed. First, the spherically invariant random vector model was employed to statistically characterize the PolSAR data, achieving joint modeling of polarimetric covariance matrices and texture components. Subsequently, building upon the two-dimensional Gaussian kernel, an SDAN-based two-dimensional Gaussian kernel was constructed with the SDAN as the spatial support, effectively improving the covariance matrix estimation accuracy in heterogeneous regions. Finally, the SDAN-based two-dimensional Gaussian kernel was weighted and fused with a one-dimensional adaptive convolutional kernel along the temporal dimension to form an SDAN-based three-dimensional Gaussian kernel, which was combined with an adaptive lag threshold to optimize the edge map. The results demonstrate that the proposed method achieves precision rates of 0.84 and 0.94, recall rates of 0.79 and 0.82, respectively. The overall efficiency is superior to that of existing mainstream edge detection methods, exhibiting significant advantages in edge detection for temporally varying scattering regions.

KEYWORDS: polarimetric synthetic aperture radar; edge detection; span-driven adaptive neighborhood; three-dimensional Gaussian-like kernel

(编辑: 吴文冬)