

基于灰度共生矩阵的航海雷达图像海面风向反演算法

王 慧¹, 于大涛², 李诗语³, 邱海洋¹, 朱志宇³, 智鹏飞³

(1.广州航海学院 低空装备与智能控制学院, 广东 广州 510700; 2.国家海洋环境监测中心, 辽宁大连 116023; 3.江苏科技大学 自动化学院, 江苏 镇江 212000)

摘 要: 针对现有航海雷达图像空间域反演海面风向算法的缺陷, 本文提出一种基于灰度共生矩阵角度估计的海面风向反演算法。首先, 对小尺度风条纹特征所有像素点进行分类, 获取优势像素类别。其次, 利用高斯滤波方法获取主要趋势所在像素, 并对其进行再分配。最后, 利用灰度共生矩阵进行角度估计, 根据小尺度风条纹与海面风向关系确定出海面风向信息。在进行计算时矩阵的空间分布发生变化, 自动解决了海面风向反演的 180°模糊问题。为了验证算法的有效性, 本文利用东海实测海洋数据开展实验, 结果显示本文算法风向反演结果与参考风向的相关系数达到 0.93, 均方根误差仅为 6.05°, 并且该算法有效降低了降雨对风向反演过程的影响, 具有很好的工程应用能力。

关键词: 灰度共生矩阵; 高斯滤波; 海面风向; 航海雷达图像; 180°模糊问题

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1007-6336(2025)01-0135-10

An algorithm of sea surface wind direction inversion based on Gray level co-occurrence matrix from marine radar images

WANG Hui¹, YU Datao², LI Shiyu³, QIU Haiyang¹, ZHU Zhiyu³, ZHI Pengfei³

(1.School of Naval Architecture and Ocean Engineering, Guangzhou Maritime University, Guangzhou 510700, China; 2.National Marine Environmental Monitoring Center, Dalian 116023, China; 3.School of Automation, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212000, China)

Abstract: This paper presents an algorithm for retrieving sea surface wind direction, addressing the limitations of existing methods in the spatial domain of marine radar images. Initially, it categorizes all pixel points based on wind streak features in polar coordinate sea surface static feature images. Subsequently, the Gaussian filtering method is applied to identify pixels with the main trend and redistribute them. Finally, employing the gray co-occurrence matrix for angle estimation, the algorithm determines sea surface wind direction based on the relationship between small-scale wind streak and sea surface wind direction. The spatial distribution change in the gray co-occurrence matrix automatically resolves the 180° ambiguity problem in sea surface wind direction inversion. Experimental validation using measured ocean data from the East China Sea demonstrates the effectiveness of proposed algorithm, with a correlation coefficient of 0.93 and a root mean square error of only 6.05°. Furthermore, the algorithm proves capable of mitigating the impact of rainfall on the wind direction retrieving process, confirming its strong engineering application potential.

收稿日期: 2023-10-26, 修订日期: 2023-12-20

基金项目: 国家青年科学基金项目 (41906154, 52101358); 江苏省重点研发计划社会发展项目 (BE2022783); 河南省教育厅高等学校重点科研项目 (21A590001); 安徽省教育厅高校科研重点项目 (2023AH051547); 广东省自然科学基金 (青年提升项目, 2024A1515030159)

作者简介: 王 慧 (1986—), 女, 黑龙江哈尔滨人, 副教授, 博士, 主要研究方向为雷达数据采集、图像处理和机器人视觉, E-mail: heu_wanghui@126.com

通信作者: 于大涛, 男, 高级工程师, E-mail: dataoyu@139.com

李诗语, 女, E-mail: lishiyu103@163.com

Key words: gray level co-occurrence matrix; gaussian filter; wind direction; marine radar image; 180° ambiguity problem

海面风场是海-气界重要的动力学因素,在航行安全、海上风电和海洋勘探等领域有着至关重要的作用^[1]。准确的风向信息不仅是船舶航行方向的重要判断因素,也是舰船舰载机起降安全的重要因素^[2]。海面风场信息对于海洋生态保护具有重要意义,有助于提高灾害性风浪预警和预防能力、预测海洋污染扩散趋势、分析渔场等海洋生物群分布变化,为海洋生态系统提供更加多元的研究信息。传统海面风向主要是通过放置在船舶和浮标上的风力计来进行测量,但此方法提供的风场信息数据精度较低,且易受到风力计平台运动引起的气流畸变影响^[3]。其他遥感方法如散射计、合成孔径雷达等可以获得更广泛的风场信息,但不能进行小面积测量,且成本较高。为了弥补现阶段遥感测量存在的不足,低成本、高时空分辨率的岸基和舰载 X 波段航海雷达已被广泛应用于观测海面风,可以为舰载机提供更精确的海表面稳态风参数^[4]。

现阶段基于航海雷达图像,反演海面风向主要有 3 类方法:第一类方法是利用雷达图像在逆风时(观测方向和风向之间的角度为 180°)雷达截面积(radar cross section, RCS)处于最大值这一特征获取^[5]。Lund 等^[6]建立了雷达截面积与海面风场的谐波函数模型,以确定模型获取海面风向信息;Liu 等^[7]建立了雷达图像固有模态函数分量与海面风场信息之间的函数关系,通过不断优化模型提高了海面风向信息反演精度;2020 年,Chen 等^[8-9]相继提出各类深度学习模型建立雷达图像与风场之间的关系,但数据训练模型对不同类型雷达数据存在显著差异,适用性较差。这类方法还存在一个共性的缺陷,即当雷达图像被遮挡的面积大于 180°时无法获得准确的逆风峰值,降低了海面风向结果精度和数据适用性。

当风掠过海面时,在海面不同的区域产生大小不同的风切应力,导致海面上形成湍流作用聚集区和发散区,这些带状湍流使海面粗糙度也以带状分布在海面上,这种调制作用使航海雷达图像序列中存在“小尺度风条纹”静态特征,该特征中的风条纹轴向方向与海面风向一致^[10],由此

可以提取出海面风向信息。第二类和第三类方法都是依据海面风场调制的这种雷达图像特征来提取海面风向信息的。针对第二类方法,Wang 等^[11]利用雷达图像波数谱风场区域值,分别获取了降雨与非降雨条件下的海面风向信息;2021 年,有学者提出利用带通滤波获取的小尺度风条纹能量谱方法(ESM)获取海面风向信息,取得了较好的精度和数据适用性^[12]。但此类方法对条纹尺度特征的依赖性很高,在特殊天气或者条纹尺度不在预估范围时精度会大幅降低,存在部分数据不适用的情况。针对第三类方法,Dankert 等^[13]在 2005 年首次提出利用小尺度风条纹图像的空间域特征,通过计算条纹的梯度变化情况提取海面风向信息;2007 年,Dankert 等^[14]又对局部梯度算法的缩减步骤进行了改进,增加了图像中条纹梯度的比重;王慧等^[15]在 2015 年提出一种图像自适应缩减算法改进了局部梯度算法(ARM),提高了图像适应小尺度风条纹尺度变化的能力。这类算法通过空间域中条纹图像增强来提高算法的反演精度,具有环境适用性强、工程易实现的优势,但存在对风条纹尺度特征敏感、反演结果具有 180°模糊问题。同时在图像空间处理过程中,笛卡尔坐标变换会引起图像微扭曲,由此降低了该算法的精度和工程应用能力。

20 世纪末,灰度共生矩阵方法(GLCM)已与 SAR 等遥感数据融合用于海面风向信息估计,该方法相对现有第三类条纹空间域算法可以更有效捕捉到海面风场调制生成的风条纹纹理特征,不仅不依赖特定的概率分布假设,而且计算相对简单易于实现,对于图像强度变化具有很好的鲁棒性^[16-17]。通过利用 GLCM 方法提取海面图像的纹理特征,进而获取海面风向信息,可以为海洋生态环境保护提供重要的数据支持。这些信息可以用于监测海洋生态系统的变化、研究风对生态系统的影响、优化生态保护措施等,从而为海洋生态环境的可持续发展提供科学依据。但现有 GLCM 方法仍存在辨识范围有限、应用空间局限和方向精度不够的问题^[18]。

因此,针对现有方法存在的问题,本文提出应用小尺度风条纹图像纹理分析方法,利用局部增强、高斯滤波和四邻域搜索三部分预处理环节先获得主导条纹趋势所在的像素位置,再利用灰度共生矩阵获取风条纹图像中像素灰度级别之间的空间关系,直接提取海面风向信息,不仅克服了现有 GLCM 方法存在的问题,还实现了风条纹图像角度估计精度的提升及风向实时 180° 模糊问题的判断。

1 材料与方法

1.1 海面静态特征图像的提取

对于标准 RM-1290 航海雷达,是以水平极化低掠射角向海面发射 X 波段电磁波,电磁波与海面微尺度发生 Bragg 散射,雷达接收到散射回波,以海杂波图像成像于雷达显示单元。X 波段航海雷达旋转扫描一周大约为 2.5 s, 80 s 为一个图像序列,最终形成的单幅雷达图像包含 3600 条幅向线,每条线包含 600 个像素点。根据航海雷达成像机制可知,海面风场是以小尺度风条纹特征存在于雷达图像序列中,小尺度风条纹属于静态特征,导致其在单幅雷达图像中无法观测,故对得到的雷达图像序列进行每 32 幅叠加,以实现包含海面风场的海面静态特征提取。与航海雷达成像的海浪特征相比,海浪条纹形状均匀规则、尺度约为 100 m、周期为十几秒,特征明显,在航海雷达单幅图像上可以直接观测,这与小尺度风条纹的特征完全不同。小尺度风条纹尺度为 200 ~ 500 m,轴线方向与风向大致平行,并且具有形成、发展和衰退十几分钟变化的周期性,频率接近静态。图 1 为 2010 年 10 月 27 日 00:20 航海雷达获取的海面静态特征图像。

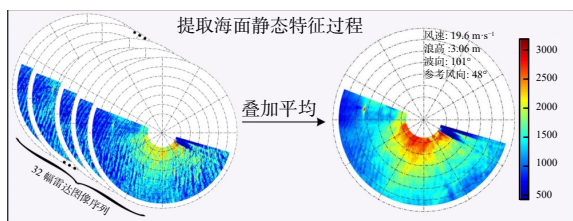


图 1 提取航海雷达海面静态特征图像

Fig. 1 Extracting static sea surface feature images from marine radar image

由于极坐标系和图像极坐标系对中心坐标和坐标轴方向的定义不同,因此在图像预处理之前需要进行坐标系变换。极坐标系的原点位于图像中心,北向为极轴的正方向。图像极坐标系的原点位于图像的左上角,水平方向为极轴的正方向。对于同一点,不同坐标系下的绝对位置相同,但相对位置不同。因此,可以使用以下公式将原始极坐标系中的坐标转换为图像极坐标系的坐标:

$$\begin{cases} \rho' = \sqrt{2R^2 + \rho^2 + 2\rho R(\sin\theta - \cos\theta)} \\ \theta' = \arcsin \frac{R - \rho \cos\theta}{\sqrt{2R^2 + \rho^2 + 2\rho R(\sin\theta - \cos\theta)}} \end{cases} \quad (1)$$

式中: (ρ, θ) 是原始极坐标系中的坐标点; (ρ', θ') 是图像极坐标系中的坐标点; R 是雷达图像的区域半径,且 $R = 2100$ m。

1.2 海面风向反演算法

1.2.1 传统海面风向反演算法

2021 年 Wang 等^[12] 提出基于能量谱(ESM)的海面风向算法。流程如图 2 所示,首先,ESM 算法对笛卡尔坐标下海面静态特征图像应用 2D 傅立叶变换,得到海面静态特征图像二维能量谱;其次,设计尺度分离带通滤波器,将小尺度风条纹能量谱从海面静态特征能量谱中分离出来;最后,利用小尺度风条纹的轴向与海面风向平行,即其梯度方向与海面风向垂直这个特性,将海面风向信息从航海雷达图像序列中提取出来。

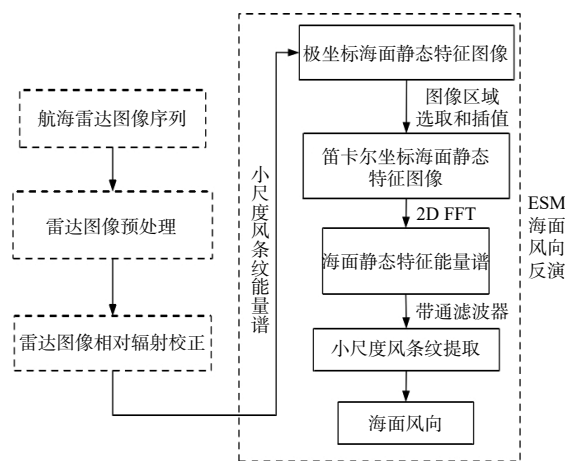


图 2 ESM 算法设计流程

Fig. 2 Flow chart of ESM algorithm

王慧等^[15] 提出了自适应缩减(ARM)海面风

向算法。流程如图3所示,首先,ARM算法在传统局部梯度法(LGM)的基础上,提出了一种自适应缩减算子,可以根据自适应判断结果自动选取不同步长大小的缩减算子,以增强图像适应小尺度风条纹尺度变化的能力;其次,应用像元梯度方向最优缩减率和稳定系数自适应判断图像缩减过程是否停止,以达到与小尺度风条纹尺度匹配的最佳比例;最后,缩减后图像像元的主梯度

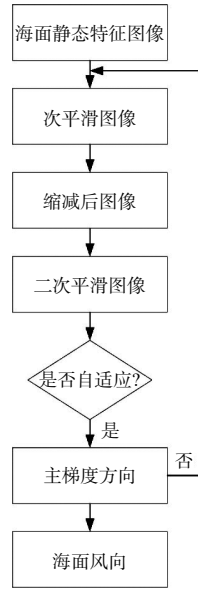


图3 ARM 算法设计流程

Fig. 3 Flow chart of ARM algorithm

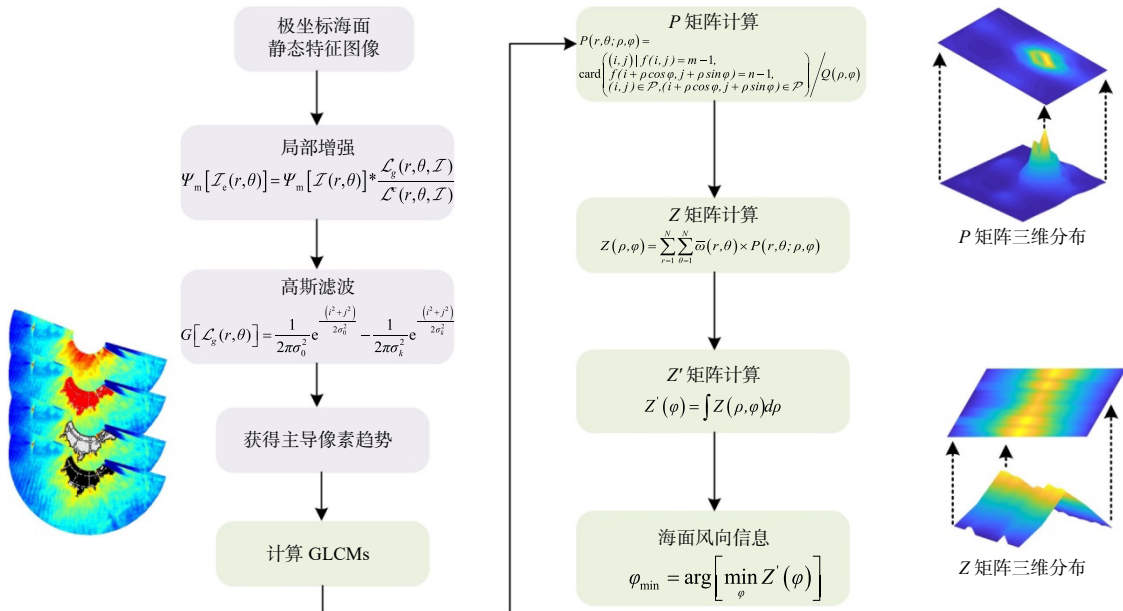


图4 灰度共生矩阵算法流程

Fig. 4 Flow chart of grayscale co-occurrence matrix algorithm

方向即为海面风向信息。

1.2.2 灰度共生矩阵算法

1.2.2.1 海面静态特征图像预处理

图4为基于灰度共生矩阵的海面风向反演算法的整体框架。该算法分为两个部分:极坐标海面静态特征图像预处理和基于灰度共生矩阵提取海面风向信息。首先,对航海雷达静态特征图像运用局部增强和高斯滤波方法,获取风场调制信息,并进行深度寻优,从而获取清晰且准确的风条纹信息;其次,计算图像的灰度共生矩阵,以此获取图像的整体趋势,进而提取海面风向信息。

海面静态特征图像预处理主要包含局部增强、高斯滤波和四邻域搜索3个部分。局部增强将图4海面静态图像中的红色部分进行再增强,从而准确突出风场调制特征,高斯滤波用于获取主导趋势所在的像素点,而四邻域搜索是用于深度优化,准确提取风条纹信息。

每幅海面静态特征图像都可表示为 $M \times N \times 3$ 的三维矩阵,其中每一个彩色像素都在特定空间位置的彩色图像中对应红、绿、蓝3个分量。对海面静态特征图像 I 提取各个颜色分量并对其像素值的分布进行统计,获取优势像素类别。当输入图像 $\text{RGB}I \in \mathbb{R}^{\omega \times h \times 3}$ 时,像素级累积照度 $\mathcal{L}^c(r, \theta, I)$ 为:

$$\mathcal{L}^c(r, \theta, I) = \sum_m \alpha_m \Psi_m[I(r, \theta)], m \in \{R, G, B\} \quad (2)$$

式中: $\Psi_m[I(r, \theta)]$ 为输入图像 I 在通道 m 的 (r, θ) 位置, 通道权重参数 α_R 、 α_G 、 α_B 满足 $\alpha_R + \alpha_G + \alpha_B = 1$ 。通过在通道上使用不同的权重, 高对比度颜色(如黄色和橙色)将被抑制, 而低对比度颜色(如红色)将在图像中被放大。

最终, 通过自适应增强因子进一步自适应地改变每个像素处三个强度通道的局部颜色值, 实现图像增强, 具体如下:

$$\Psi_m[I_e(r, \theta)] = \Psi_m[I(r, \theta)] \times \frac{\mathcal{L}_g(r, \theta, I)}{\mathcal{L}^c(r, \theta, I)}, m \in \{R, G, B\} \quad (3)$$

式中: $\mathcal{L}_g(r, \theta, I)$ 为自适应增强因子; I_e 为局部增强后的图像。通过求导算子, 将局部自增强图像构造为:

$$\theta_{\mathcal{L}}(I) = \mathcal{L}^c(I) - \mathcal{L}^c(I_e) = \frac{\mathcal{L}^c(r, \theta, I) - \log \left[\frac{\mathcal{L}^c(r, \theta, I)}{\tilde{\mathcal{L}}^c(I) + 1} \right]}{\log \left[\frac{\mathcal{L}_{\max}^c(I)}{\tilde{\mathcal{L}}^c(I) + 1} \right]} \quad (4)$$

式中: $\tilde{\mathcal{L}}^c(I)$ 为对数平均累积亮度。由于 $\mathcal{L}^c(r, \theta, I) \in [0, 1]$, 局部自增强后的图像 $\theta_{\mathcal{L}}(I)$ 可以随输入图像 $\mathcal{L}^c(r, \theta, I)$ 的变化而变化, 因此, 低对比度的类别可以表示为信息局部区域。在局部增强的海洋雷达图像中, 利用高斯差分滤波方法获取主导趋势所在的像素点。经过高斯差分滤波后, 图像的二维高斯光谱函数满足以下公式:

$$\begin{aligned} G[\mathcal{L}_g(r, \theta)] &= G[\mathcal{L}_g(r, \theta)]_0 - G[\mathcal{L}_g(r, \theta)]_k \\ &= \frac{1}{2\pi\sigma_0^2} e^{-\frac{(i^2+j^2)}{2\sigma_0^2}} - \frac{1}{2\pi\sigma_k^2} e^{-\frac{(i^2+j^2)}{2\sigma_k^2}} \end{aligned} \quad (5)$$

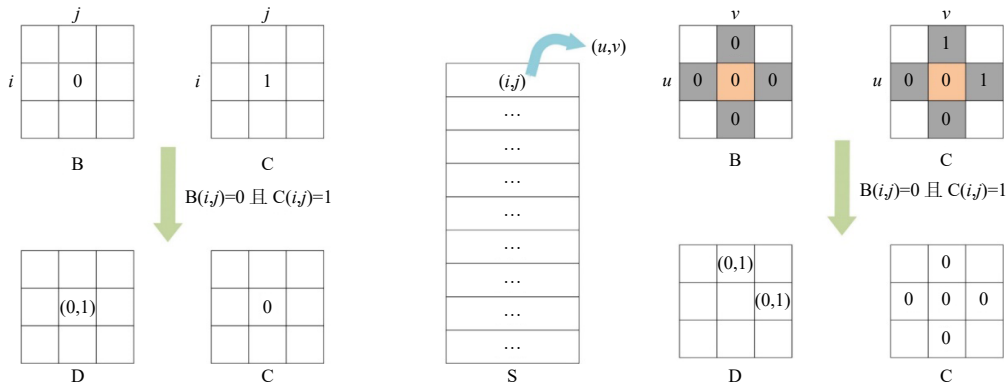


图 5 四邻域搜索方法示意

Fig. 5 Schematic diagram of four neighborhood search method

式中: $G[\mathcal{L}_g(r, \theta)]_0$ 表示在初始相角下的二维高斯谱函数; $G[\mathcal{L}_g(r, \theta)]_k$ 表示在相角 k 下的二维高斯谱函数; $\mathcal{L}_g$ 为高斯差分滤波后的图像, 高斯滤波器的灰度部分可以平滑图像并降低噪声。图像 $\mathcal{L}_g$ 的大小为 $N_r \times N_c$, 则灰度矩阵也应是行数为 N_r 、列数为 N_c 的矩阵。令经过二值化后的图像矩阵为 B 。首先, 生成一个标记矩阵 C , 其大小也为 $N_r \times N_c$, 且此标记矩阵中各个点的像素值均为 1(白色), 用于对已经寻找过的像素点进行标记。

如图 5 所示, i 为行索引值, j 为列索引值, 即 $C(i, j)$ 表示标记矩阵 C 中, 第 i 行、第 j 列的像素值。由先前对于矩阵大小的定义, 有 $1 \leq i \leq N_r$, $1 \leq j \leq N_c$, 在初始状态下, 对于任意取值的 i 和 j , 恒有: $C(i, j) = 1$ 。连通域坐标储存矩阵 D 用于储存某一连通域所属的所有像素点坐标, 储存这些坐标可以为了计算该连通域的重心, 为之后的提取操作做准备。当二值化后图像矩阵 $B(i, j) = 0$ 且标记矩阵 $C(i, j) = 1$ 时, 将行索引值 i 和列索引值 j 压入坐标储存堆栈 S , 并将坐标信息储存到坐标储存矩阵 D 中, 最后将标记矩阵中对应的像素点置 0, 视为该点已经遍历过。当二值化后图像矩阵 $B(i, j) = 0$ 且标记矩阵 $C(i, j) = 0$ 时, 该点已经标记过, 虽然该点在二值化后的图像中为黑色像素点, 但是已经遍历过, 故不重复统计。

从堆栈中出栈一组坐标 u, v , 以该组坐标为中心, 遍历其四邻域中的像素点。四邻域为以 (u, v) 为中心来说的上 $(u+1, v)$ 、下 $(u-1, v)$ 、左 $(u, v-1)$ 、右 $(u, v+1)$ 四个点, 若中心点 (u, v) 已经处于图像的边缘部分, 则相应地舍弃超过矩阵索引

范围的邻域点,以下的说明中将四邻域坐标以其中心坐标 u, v 来统一代替。

将四邻域中满足 $B(u, v) = 0$ 且标记矩阵 $C(u, v) = 1$ 的像素点压入堆栈 S ,并将坐标信息储存在坐标储存矩阵 D 中,最后将标记矩阵中对应的像素点置0,视为该点已经标记过。当二值化后图像矩阵 $B(i, j) = 0$ 且标记矩阵 $C(i, j) = 0$ 时,该点已经标记过,虽然该点在二值化后的图像中为黑色像素点,但是已经遍历过,故不重复统计。当堆栈 S 中还有点时,重复上述步骤,直到堆栈为空,深度优化后的黑色部分可以清晰且精确地提取风场条纹信息。

1.2.2.2 基于灰度共生矩阵提取海面风向信息

灰度共生矩阵是在极坐标下进行运算的,若图像 $f(r, \theta)$ 在 (r, θ) 处的灰度变化范围为 $0 \sim N-1$,则其灰度共生矩阵的大小也为 $N \times N$ 。在传统的灰度共生矩阵方向估计中,只使用相对位置的灰度共生矩阵,该矩阵对应于图像中的单个像素。对于与像素重合的相对位置 (r, θ) 的灰度共生矩阵,其矩阵元素 (m, n) 可利用像素对进行计数,表示为:

$$P(r, \theta; \rho, \varphi) = \frac{\text{card} \left\{ \begin{array}{l} (i, j) | f(i, j) = m-1, \\ f(i+\rho \cos \varphi, j+\rho \sin \varphi) = n-1, \\ (i, j) \in \mathcal{P}, (i+\rho \cos \varphi, j+\rho \sin \varphi) \in \mathcal{P} \end{array} \right\}}{Q(\rho, \varphi)} \quad (6)$$

式中: $\text{card}(\cdot)$ 为一个计数函数,其输出是集合中元素的数量; (ρ, φ) 表示为一条指向该位置的线,该位置具有极振幅值和相对于该位置水平方向的角度值; $\mathcal{P}$ 表示在极坐标系下图像的像素集; $Q(\rho, \varphi)$ 为归一化因子。

则灰度共生矩阵满足:

$$Z(\rho, \varphi) = \sum_{r=1}^N \sum_{\theta=1}^N \bar{\omega}(r, \theta) \times P(r, \theta; \rho, \varphi) \quad (7)$$

式中: $\bar{\omega}(r, \theta)$ 是 (r, θ) 的有向递增函数。因此,可以使用 $Z(\rho, \varphi)$ 的积分来求得 ρ ,表示为:

$$Z'(\varphi) = \int Z(\rho, \varphi) d\rho \quad (8)$$

因此, $Z'(\varphi)$ 的最小值为最优方向,表示为:

$$\varphi_{\min} = \arg \left[\min_{\varphi} Z'(\varphi) \right] \quad (9)$$

将 $Z'(\varphi)$ 的最小值对应的方向 $\varphi_{\min}$ 作为主导纹理风向,则利用灰度共生矩阵方法的预估风向

为 $\varphi_{\min}$ 。在进行灰度共生矩阵计算时,由于风向走势不同会导致 P 矩阵分布发生变化。当海面风向为 62° 时, P 矩阵的三维曲面如图6(a)所示,此时 P 矩阵呈现多峰值、宽区域、整体向左倾斜的趋势;当海面风向为 242° 时, P 矩阵的三维曲面如图6(b)所示,此时 P 矩阵的陡峭分布则会导致呈现单个峰值、窄区域、整体向右倾斜的分布特点。利用本文提出的方法,可以对各个角度的风向进行分辨,从而自动解决了空间域提取海面风向存在的 180° 模糊问题。表1是不同角度风向下不同算法的反演结果。

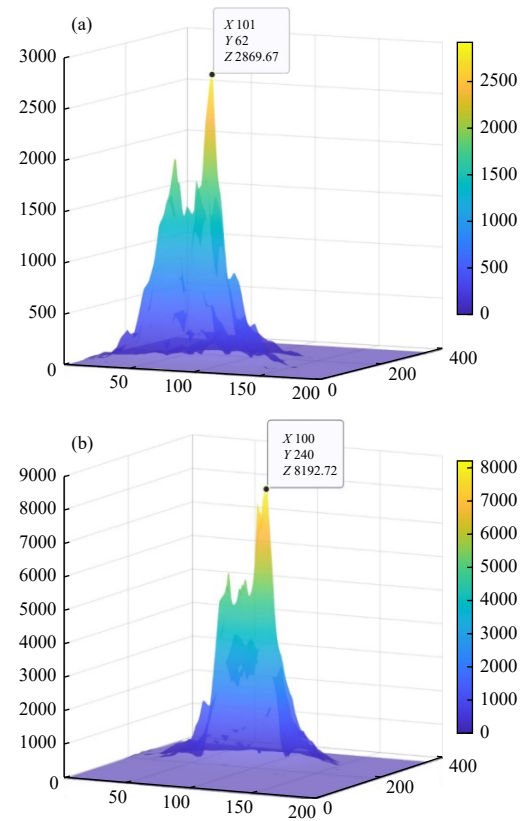


图6 矩阵 P 分布的三维曲面

Fig. 6 3-dimensional surface graph of matrix P distribution

2 结果与讨论

2.1 数据来源

本文应用测试的航海雷达图像序列由“哈尔滨工程大学自研的海浪监测系统”获得,采集于2010年10月22日—30日海坛岛岸基,共1493组序列,其中有137组降雨已在图中用灰色背景条进行了标记,以区别当天的某一时间段是

表 1 不同角度风向下不同算法的反演结果

Tab.1 Inversion results of different algorithms under different angles and wind directions

参考风向	反演风向		
	GLCM	ARM	ESM
26°	24°	38°	23°
41°	38°	57°	37°
66°	63°	28°	52°
86°	84°	78°	81°
110°	109°	71°	114°
204°	205°	46°	201°
264°	254°	155°	140°

否有雨。参考风向和参考风速来源于与雷达相同位置的 Model-05103 型风场检测仪, 参考风向的覆盖角度为 $10^{\circ} \sim 264^{\circ}$, 参考风速的分布范围为 $1.2 \sim 20.2 \text{ m/s}$ 。实验中海浪参考数据由系统连接的 WAVEX 设备获得, WAVEX 与雷达图像获取设备应用同一部雷达, 并且测量方向、位置及大小也完全相同, 波高分布范围为 $0.03 \sim 3.46 \text{ m}$ 。图 7 为数据集的风速、风向、波高分布范围。将均方根误差 ($RMSE$) 和相关系数作为评价指标, 对运用灰度共生矩阵方法的风向估计结果相对于参考风向进行精度衡量。

2.2 精度验证

图 8 为 ARM、ESM 和本文提出的 GLCM 算法在相关度指标下, 根据时间序列划分的每个算法估计结果的折线, 其中灰色背景区域表示的是降雨情况下的数据。从图 8 中可以看出, ARM 算法在相关系数指标下表现很差, 其风向结果在大多情况下与参考风向数据有很大的差异, 尤其是在降雨时差异更大, 其误差可达 80% 以上。由表 2 的数据可知, 本文提出的灰度共生矩阵算法与参考风向的相关系数达到了 0.9295。与 ESM 相比, 相关系数提高了 1.6%。图 9 是 ARM、ESM 和 GLCM 的均方根误差对比的二维晕染。由图 9 可看出, 本文提出的 GLCM 算法的收敛性更好, ARM 的收敛性最差。结合表 2 可知, 本文提出的算法的 $RMSE$ 仅为 6.0533° , 而 ARM 的 $RMSE$ 高达 59.3512° 。且本文提出的算法在计算速度上也比 ARM 和 ESM 减少了 37% 和 14%。因此, 本文提出的灰

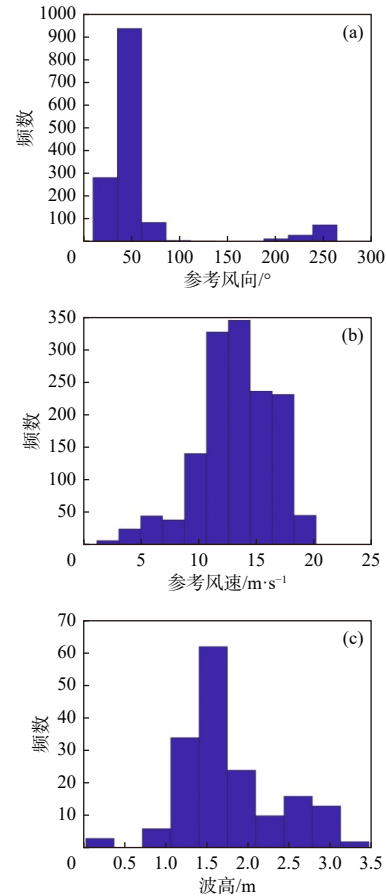
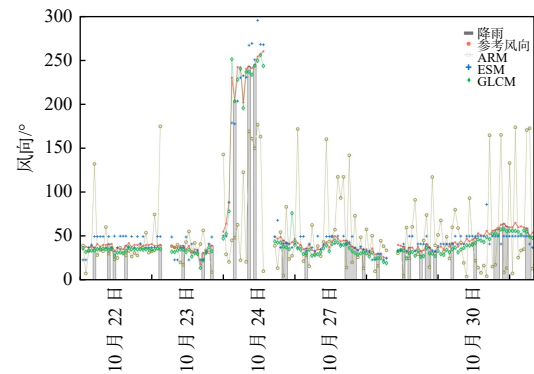


图 7 参考风向、风速及波高分布

Fig. 7 Distribution of reference wind speed, direction, and wave height



注: 阴影部分表示降雨数据

图 8 参考风向与估计风向相关系数图

Fig. 8 Correlation coefficient diagram of reference wind direction and estimated wind direction

度共生矩阵 GLCM 算法不仅可以在预处理部分使用高斯滤波和局部特征增强的方法有效降低降雨对海面风向反演的影响, 还可以改变 P 矩

表2 本文提出的算法与其他经典算法对比

Tab.2 The proposed algorithm is compared with the other classic algorithm

算法	RMSE/°	相关系数	计算时间/(s)
GLCM	6.0533	0.9265	15.9731
ARM	59.3512	0.3112	25.2679
ESM	15.4349	0.9122	18.4831

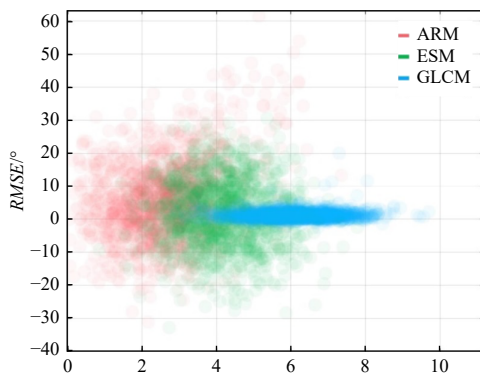


图9 算法 RMSE 二维晕染

Fig. 9 Algorithm RMSE 2-dimensional halo

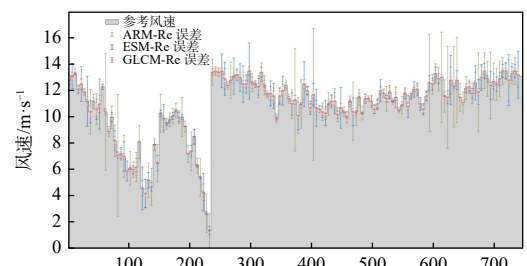
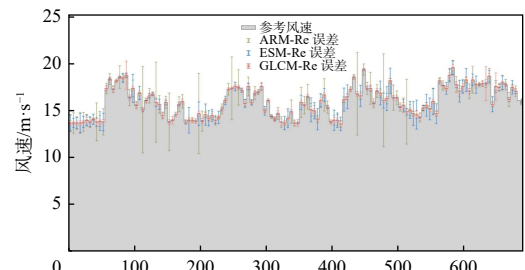
阵的不同空间分布从而准确识别所有角度的风向。

2.3 鲁棒性验证

本文在不同海况下,如弱风条件、强风条件和浪高变化对灰度共生矩阵 GLCM 算法进行测试分析,并将该算法 ARM、ESM 与参考风向进行比较。

考虑到风速对海面风向反演的影响,本文将样本数据分为弱风($0 \sim 13.5 \text{ m/s}$)和强风($13.5 \sim 20 \text{ m/s}$)两类。图 10 显示了不同风速下,各个算法的估计风向和参考风向之间的风向误差,阴影部分表示的是叶片的测量风速数据。由图 10(a)可看出,当风速为 $0 \sim 13 \text{ m/s}$ 时,ARM 总体波动较大,但三种算法误差总体呈现出增大—平稳—增大的趋势。第一次误差范围增大是风速不断减小所致,此时,ARM 的均方根误差可达 71.42° ,而灰度共生矩阵算法的误差仅为 6.03° 。随着风速值趋于稳定,三种算法的误差范围也趋于稳定。此时,ARM 的均方根误差为 73.28° ,ESM 的均方根误差为 18.43° ,灰度共生矩阵算法的均方根误差为 5.19° 。第二次误差范围增大是由于大角度风向所致,此时的风向角度范围为

$186^\circ \sim 264^\circ$ 。ARM 的均方根误差高达 77.86° ,ESM 的均方根误差达 22.35° ,而灰度共生矩阵算法的均方根误差仅为 7.95° 。由图 10(b)可看出,当风速为 $13 \sim 20 \text{ m/s}$ 时,三种算法误差总体呈平稳趋势,只有当风速为 $13 \sim 14 \text{ m/s}$ 时,ARM 的误差范围波动较大,此时,ARM 的均方根误差为 34.15° 。这是由于小尺度风条纹尺度大小会随着海面风速的增大而增加,ARM 算法是在空间域上进行的,风条纹尺度的增加会导致缩减后小尺度风条纹特征丢失,ESM 算法是通过小尺度风条纹能量谱特征进行反演的,在设计带通滤波器时已包含多种条纹尺度特性,消除了风速增加造成的影响,但此种模型对尺度风条纹特征依赖性很高,导致条纹尺度不在预估范围时精度较低,而 GLCM 算法采用尺度风条纹图像纹理分析方法,直接在极坐标下进行灰度共生矩阵的计算,再利用灰度共生矩阵获取风条纹图像中像素灰度级别之间的空间关系,直接提取出海面风向信息。由此可知,无论是在强风条件下还是在弱风条件下,与参考风向相比,灰度共生矩阵算法均有较高的精度。

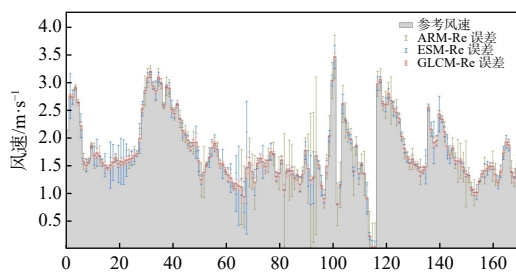
(a) 风速为 $0 \sim 13 \text{ m/s}$ 时,估计风向与参考风向之间的风向误差(b) 风速为 $13 \sim 20 \text{ m/s}$ 时,估计风向与参考风向之间的风向误差

注: 阴影区域表示叶片的测量风速数据

图10 不同风速下估计风向与参考风向间的风向误差

Fig. 10 Wind direction error between estimated direction and reference wind direction at different wind speed

考虑到波高对海面风向反演的影响, 本文将样本数据分为小波高 (0.03 ~ 1.5 m) 和大波高 (1.5 ~ 3.46 m) 两类。图 11 显示了不同波高下, 各个算法的估计风向与参考风向之间的风向误差, 阴影区域表示叶片的测量波高数据。在图 11 中, 三种算法误差总体呈现出平稳—增大—平稳的趋势。风向误差范围增大是由于波高过小和过大所致。结合表 3 可以看出, 当波高较小时 (0.03 ~ 1.5 m), ARM 的均方根误差高达 74.41°, ESM 的均方根误差为 13.11°, 而灰度共生矩阵算法的均方根误差仅为 7.49°。其中, 当波高处于 0.5 m 以下时, 三种算法的均方根误差均有所增大, 此时, ARM 的均方根误差达到 215.59°, ESM 的均方根误差为 25.96°, 灰度共生矩阵算法的均方根误差为 9.22°。这是由于波高太小和大角度风向所致。当波高较大时 (1.5 ~ 3.46 m), ARM 的均方根误差高达 40.79°, ESM 的均方根误差为 9.08°, 而灰度共生矩阵算法的均方根误差仅为 5.67°。其中, 当波高处于 3 m 以上时, 三种算法的均方根误差更大, 此时, ARM 的均方根误差达到 95.22°, ESM 的均方根误差为 22.15°, 灰度共生矩阵算法的均方根误差为 14.2°。当波高过低时, 海表面多为涌浪, 对海面风场成像的小尺度风条纹破坏性较低, 因此 ESM 算法所受影响不大。当波高过高时, 海表面为风浪, 这会导致小尺度风条纹尺度不明确, 从而影响 ESM 算法的精度, 而 ARM 算法是在空间域进行缩减的, 波高越高对小尺度风条纹特征的破坏越严重, 所以 ARM 算法的误差更大。而 GLCM 算法



注: 阴影区域表示叶片的测量波高数据

图 11 不同波高下估计风向与参考风向间的风向误差

Fig. 11 Wind direction error between estimated direction and reference wind direction at different wave height

在预处理步骤中采用局部增强、高斯滤波和四邻域搜索三部分获得主导条纹趋势所在的像素位置, 极大地抑制了此类海况对估计结果的影响。

表 3 在不同海况下提出的算法与其他经典算法对比

Tab.3 Comparison between the proposed algorithm and the traditional GLCM algorithm under different sea conditions

海况	指标	GLCM	ARM	ESM
弱风	$RMSE/^\circ$	6.9043	74.7396	19.7976
	相关系数	0.9252	0.3545	0.9140
强风	$RMSE/^\circ$	6.0449	35.8954	8.4672
	相关系数	0.8289	0.2081	0.3978
小波高	$RMSE/^\circ$	7.4979	76.4147	13.1120
	相关系数	0.9369	0.2006	0.9254
大波高	$RMSE/^\circ$	5.6727	40.7983	9.0803
	相关系数	0.9277	0.6880	0.9173

3 结论

海面风场信息是海洋生态环境中的重要参数, 它直接影响着海洋生态系统的物质循环和能量流动。本文提出基于灰度共生矩阵从 X 波段雷达图像序列中提取出海面风向信息, 通过 GLCM 方法分析海面静态特征图像, 获取海表面的方向性特征, 从而获取海面风向信息。首先, 对极坐标海面静态特征图像的像素值分布进行聚类, 获取优势像素类别。其次, 利用滤波方法获取主要趋势所在像素, 对其进行再分配。最后, 对分配后的像素利用灰度共生矩阵进行角度估计, 获得图像总体趋势即为海面风向信息。与 ARM、ESM 算法相比, 本文提出算法的相关系数为 0.9295, $RMSE$ 为 6.0533°, 比 ARM、ESM 算法提高了 89% 和 60%。本文还对实测的海况数据进行分类, 将 GLCM 算法与 ARM、ESM 算法在不同海况下进行比较, 本文算法在估计风条纹图像角度时更加快速准确, 在弱风下的 $RMSE$ 为 6.9043°, 在强风下的 $RMSE$ 为 6.0449°, 小波高下的 $RMSE$ 为 7.4979°, 大波高下的 $RMSE$ 仅为 5.6727°。并且本文提出的算法在计算速度仅为 15.97 s, 比 ARM 和 ESM 算法提高了 37% 和 14%。GLCM 算法在进行灰度共生矩

阵计算时,导致矩阵的空间分布发生变化,实现过程中自动解决了雷达图像反演海面风向的180°模糊问题,不需要依赖其他辅助方法,突破了现有算法的瓶颈。然而,本文算法实验采集的海面风向较为单一,没有达到360°全覆盖采样,而且,所研究的海况仍不足以研究应用领域,并且缺乏在恶劣条件下的算法应用研究,未来将开展更加多元的数据实验,验证算法的工程应用能力。

参考文献:

- [1] VUORINEN I, HÄNNINEN J, RAJASILTA M, et al. Scenario simulations of future salinity and ecological consequences in the Baltic Sea and adjacent North Sea areas—implications for environmental monitoring[J]. *Ecological Indicators*, 2015, 50: 196-205.
- [2] 李 博, 潘新祥, 徐 进, 等. 船载雷达遥感图像的油膜快速识别方法[J]. *海洋环境科学*, 2022, 41(5): 799-806.
- [3] 袁赣南, 贾瑞才, 黄 玉, 等. 基于能量函数最优的海表面风向反演算法[J]. *上海交通大学学报*, 2012, 46(11): 1794-1799, 1805.
- [4] NIETO-BORGE J C, HESSNER K, JARABO-AMORES P, et al. Signal-to-noise ratio analysis to estimate ocean wave heights from X-band marine radar image time series[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2008, 2(1): 35-41.
- [5] HATTEN H, SEEMANN J, HORSTMANN J, et al. Azimuthal dependence of the radar cross section and the spectral background noise of a nautical radar at grazing incidence [C]//IGARSS '98. *Sensing and Managing the Environment*. 1998 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings. Seattle: IEEE, 1998: 2490-2492.
- [6] LUND B, GRABER H C, ROMEISER R. Wind retrieval from shipborne nautical X-band radar data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(10): 3800-3811.
- [7] LIU X L, HUANG W M, GILL E W. Wind direction estimation from rain-contaminated marine radar data using the ensemble empirical mode decomposition method[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(3): 1833-1841.
- [8] CHEN X W, HUANG W M, ZHAO C, et al. Rain detection from X-band marine radar images : a support vector machine-based approach[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(3): 2115-2123.
- [9] CHEN X W, HUANG W M. Identification of rain and low-backscatter regions in X-band marine radar images : an unsupervised approach[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(6): 4225-4236.
- [10] WANG H, QIU H Y, ZHI P F, et al. Study of algorithms for wind direction retrieval from X-band marine radar images[J]. *Electronics*, 2019, 8(7): 764.
- [11] WANG Y L, HUANG W M. An algorithm for wind direction retrieval from X-band marine radar images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(2): 252-256.
- [12] WANG H, QIU H Y, LU Z Z, et al. An energy spectrum algorithm for wind direction retrieval from X-band marine radar image sequences[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 4074-4088.
- [13] DANKERT H, HORSTMANN J. Wind measurements at FINO-I using marine radar-image sequences[C]//2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Seoul: IEEE, 2005: 4777-4780.
- [14] DANKERT H, HORSTMANN J. A marine radar wind sensor[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2007, 24(9): 1629-1642.
- [15] 王 慧, 卢志忠. 基于ARM的X波段雷达图像提取海面风向研究[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2015, 43(10): 42-47.
- [16] ZHENG G, LI X F, ZHOU L Z, et al. Development of a gray-level co-occurrence matrix-based texture orientation estimation method and its application in sea surface wind direction retrieval from SAR imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(9): 5244-5260.
- [17] SOH L K, TSATSOLIS C. Texture analysis of SAR sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(2): 780-795.
- [18] LI B, XU J, PAN X X, et al. Marine oil spill detection with X-band shipborne radar using GLCM, SVM and FCM[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(15): 3715.

(本文编辑: 曲丽梅)