

基于偏振方向统计特性的 目标背景差异特征分析

段 锦^{1,2}, 张文学², 莫苏新^{1,2}, 姜晓娇², 高美玲²

(1. 长春理工大学 重庆研究院, 重庆 401120;

2. 长春理工大学 电子信息工程学院, 长春 130022)

摘要: 针对目前使用偏振参量图像分析目标背景差异的传统方法未充分考虑光作用物体后产生独特的偏振属性问题, 提出一种基于偏振方向特征统计特性的目标背景差异特征分析方法, 从一种新的偏振方向信息分析目标背景差异. 首先, 通过提取偏振角图像中的偏振方向信息构建偏振方向矢量图像, 解决了由于噪声较多导致的偏振角图像无法有效直接利用的问题; 其次, 分别对4种偏振方向强度图像进行正交差分计算, 得到偏振正交差分分量图像, 并补充偏振方向周围 α 偏振角度强度图像信息, 得到偏振方向统计图像, 通过提取出4种偏振方向的3种偏振特征图像, 解决了传统偏振参量图像复杂背景下目标不突出的问题. 实验结果表明, 不同材质的物体具有不同的偏振方向, 而通过提取偏振方向信息获取的偏振方向特征图像能更清晰地辨别复杂背景中的目标. 客观评价指标表明, 在偏振方向矢量图像中, 目标区域的偏振方向朝向所对应的偏振方向特征图像, 表达目标的信息更丰富, 与其他偏振方向所对应的偏振方向特征图像相比, 更能突出目标的特征. 因此, 通过偏振矢量图像可以快速提取出目标特征突出的偏振特征图像.

关键词: 偏振图像; 偏振方向; 特征提取; 偏振统计特性

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5489(2024)02-0369-12

Analysis of Target Background Difference Feature Based on Statistical Characteristics of Polarization Direction

DUAN Jin^{1,2}, ZHANG Wenxue², MO Suxin^{1,2}, JIANG Xiaojiao², GAO Meiling²

(1. Institute of Chongqing Research, Changchun University of Technology, Chongqing 401120, China;

2. College of Electronic Information Engineering, Changchun University of Technology, Changchun 130022, China)

Abstract: Aiming at the problem that the current traditional method of analyzing target background difference using polarization parametric images did not fully consider the unique polarization properties generated by light acting on objects, we proposed a target background difference feature analysis method based on the statistical characteristics of polarization direction features, from a new polarization direction information to analyze target background difference. Firstly, the polarization direction vector image was constructed by extracting the polarization direction information from the polarization angle image, which solved the problem that the polarization angle image could not be used

收稿日期: 2023-04-24.

第一作者简介: 段 锦(1971—), 男, 汉族, 博士, 教授, 从事机器视觉和模式识别的研究, E-mail: duanjin@vip.sina.com.

基金项目: 重庆市自然科学基金(批准号: cstc2021jcyj-msxmX0145)和吉林省发改委项目(批准号: 2023C031-3).

effectively and directly due to too much noise. Secondly, the orthogonal difference calculation was carried out for the four polarization direction intensity images respectively to obtain the polarization orthogonal difference component images, and the information of the polarization angle intensity images around the $\pm\alpha$ polarization direction was supplemented to obtain the polarization direction statistical images. By extracting the three polarization feature images of the four polarization directions, the problem of traditional polarization parametric images with less prominent target in the complex background was solved. The experimental results show that objects of different materials have different polarization directions, and the polarization direction feature image obtained by extracting the polarization direction information can more clearly identify the target in the complex background. The objective evaluation index show that the polarization direction feature image corresponding to the polarization direction orientation of the target area in the polarization direction vector image is richer in expressing the information of the target, and is more informative than the polarization direction feature image corresponding to other polarization directions. Therefore, the polarization vector image can be used to quickly extract the polarization feature image with prominent target features.

Keywords: polarization image; polarization direction; feature extraction; polarization statistical characteristics

0 引言

偏振作为描述电磁辐射的基本特性之一,可描述目标的表面理化特性,反映不同材质、边缘和纹理之间的差异,能较好地描述物体不同的表面取向,进而表征目标及背景的状态特征^[1-3].

近年来,对偏振图像的研究已取得了丰富的成果^[4-6].偏振角(AOP)图像能较好描述物体不同的表面取向^[7-8],但其噪声较多,因此对偏振角图像的去噪研究备受关注^[9-12],如 Miao 等^[9]提出了一种局部区域灰度分析(GALA)去噪方法对 AOP 图像去噪,与传统方法相比,GALA 算法可有效地提取目标的轮廓特征,提高 AOP 图像的对比度.Wang 等^[10]提出了一种结合非子采样轮廓变换(NSCT)和卷积神经网络(CNN)的图像融合算法.首先,利用快速导滤波器 and 脉冲耦合神经网络(PCNN)消除偏振角图像的噪声;其次,将线性偏振度和偏振角图像进行融合,得到偏振特性图像;最后,通过 NSCT 将偏振特征图像与强度图像进行融合.实验结果表明,该算法在主观视觉效果和客观评价参数方面优于其他算法,适用于目标检测.但研究者对偏振角图像本身的角度信息能描述物体表面取向的特性研究应用较少.

对于偏振特性和偏振特征提取方面的应用目前较广泛^[13],如 Zhang 等^[14]针对透明体表面的反射光问题,分析了反射区域的偏振特性,根据透射光和反射光在垂直和平行方向上的分布关系,通过基于反射偏振度和透射偏振度的偏振正交差分算法实现反射分离;Mo 等^[15]提出了一种计算偏振特性图像的方法,该方法可以反应不同材料的偏振特性差异.

本文提出一种基于偏振方向统计特性的目标背景差异特征分析方法,对目标与背景的偏振反射的方向特性差异进行深入分析,研究基于偏振方向特性的图像信息处理技术.本文算法总体流程如图 1 所示.首先将偏振的 180 个角度划分为 4 个偏振方向,通过提取偏振角图像的方向信息,计算出二维方向矢量,将二维方向矢量与图像 I_w 结合构建偏振方向矢量图像;其次对 4 个偏振方向强度图像进行处理,获取 4 个方向的偏振方向统计图像,并提取对应偏振方向的偏振方向特征图像;最后分析偏振方向矢量图像与偏振方向特征图像之间的联系,通过偏振方向矢量图像快速提取偏振方向特征图像.结果表明,不同材质物体偏振方向存在差异,通过偏振方向维度信息分析处理偏振图像,可有效识别出传统偏振参量图像无法区分复杂场景中的目标和背景的缺陷.

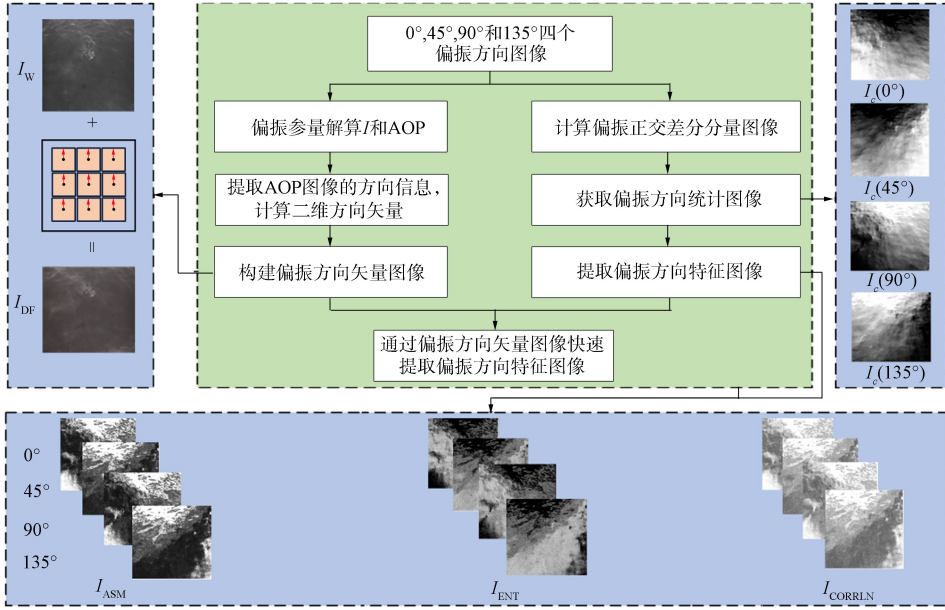


图 1 本文算法总体流程

Fig. 1 General flow chart of proposed algorithm

1 偏振方向矢量图像构建及统计图像计算

1.1 偏振角度区域划分

照射到物体表面的光线受物体材质、粗糙度和表面形状等因素的影响, 导致其对应的反射偏振光方向变化, 所以反射光的偏振方向和物体表面形状之间存在强关联性, 通过建立数学模型求解出其中的映射关系, 就能利用偏振方向估计不同物体之间的差异.

由 Fresnel 定理可知, 自然光照射在物体表面时通常会发生反射. 反射光会转化为部分偏振光或完全偏振光; 而偏振光经过偏振相机的偏振片后可得到带有偏振信息的图像. 偏振片的放置角度以及偏振光自身偏振角的不同, 会导致这些偏振图像上每个像素的灰度值随着偏振片放置角度的变化而改变, 用公式可表示为

$$I(\theta, \varphi) = \frac{I_{\max} + I_{\min}}{2} + \frac{I_{\max} - I_{\min}}{2} \cos(2\theta - 2\varphi), \tag{1}$$

其中 θ 表示偏振探测角度, I_{\max} 和 I_{\min} 分别表示在偏振探测角度 θ 下采集到的偏振图像的最大光强值和最小光强值, φ 表示反射光的偏振角. 由式(1)可推出当偏振片检测角度与偏振角相同, 即 $\theta = \varphi$ 时, 反射的偏振光强最大, 包含的偏振信息最多.

物体表面粗糙度的轻微差异, 会使反射的偏振角度发生微小变化, AOP 的角度取值范围共有 180 个, 角度个数较多, 某些物体在相邻区域范围内反射的偏振角度接近, 且包含的偏振信息相似, 所以从 180 个偏振角度分析并不能容易地区分出物体的偏振特性差异. 针对上述因素并考虑传统提取偏振方向特征时常用的 4 个方向($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$), 本文首先将 180 个偏振角度以 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 四个偏振角度为基准划分成 4 个区域, 然后将 4 个区域划分为 4 个偏振方向.

将 $0 \sim 180^\circ$ 偏振角度划分成 4 个区域, 即取 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 偏振角度的 $\pm\alpha$ 角度区域, 其中 α 的取值范围为 $(0^\circ \leq \alpha \leq 22.5^\circ)$, 对应 $\pm\alpha$ 区域内的偏振角度集合分别为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 偏振方向, 用公式表示为

$$\varphi = \begin{cases} 0^\circ, & \theta \in [0^\circ, \alpha] \cup (\alpha, 180^\circ], \\ 45^\circ, & \theta \in [-\alpha, 45^\circ] \cup (45^\circ, \alpha], \\ 90^\circ, & \theta \in [-\alpha, 90^\circ] \cup (90^\circ, \alpha], \\ 135^\circ, & \theta \in [-\alpha, 135^\circ] \cup (135^\circ, \alpha]. \end{cases} \tag{2}$$

图 2 为偏振角度区域划分示意图. 图 2(A)中 0° 区域的 $-\alpha$ 偏振角度区域等同于 180° 的 $-\alpha$ 偏振角度区域, 因为当两个偏振角度相差 180° 时, 这两个偏振角度区域是对应相同的.

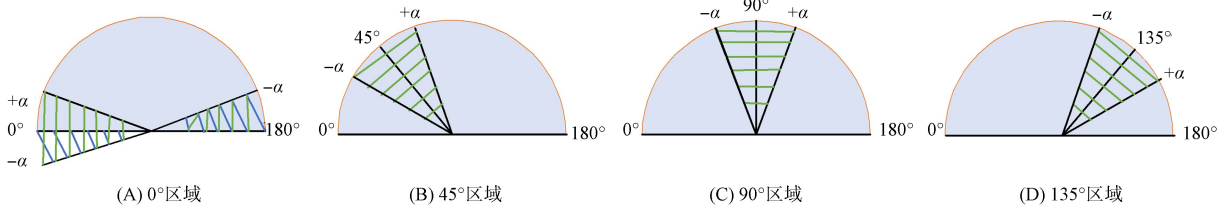


图 2 偏振角度区域划分示意图

Fig. 2 Schematic diagrams of polarization angle area division

1.2 偏振方向矢量图像构建

AOP 图像的像素值表示物体表面每个微元面的反射光为完全偏振光时的角度, AOP 的角度取值范围为 $[0, \pi]$, 通过提取 AOP 图像中以某一像素本身为起点指向对应微元面位置处产生完全偏振光的偏振角度终点的二维向量构建偏振角度矢量.

鉴于光强图像 I 具有较高的清晰度, 选择将提取到的偏振角度信息呈现在 I 上. 为不遗漏 AOP 中每个微元面位置处的偏振角度信息, 将 I 中每个像素复制扩大为 $w \times w$ 大小的块区域, w 取奇数, 扩大后的图像记为 I_w , 原 I 图像域内任意一点 P 对应于 $w \times w$ 块区域的中心点, 记为 N_p . 提取 AOP 图像的偏振角度信息, 获取到 N_p 对应的末尾点 B_p , B_p 表示为

$$B_p = (x_{N_p} + w \times \cos(\theta_{AOP_p}), y_{N_p} + w \times \sin(\theta_{AOP_p})), \quad (3)$$

其中 x_{N_p} 和 y_{N_p} 分别为任意点 N_p 的横、纵坐标, θ_{AOP_p} 为任意点 p 的偏振角度信息.

将任意一点 p 的偏振角度信息表示为 D_p , D_p 由从 B_p 指向 N_p 的二维向量表示, 计算方式如下:

$$D_p = \overrightarrow{B_p N_p} / |\overrightarrow{B_p N_p}|, \quad (4)$$

其中 $|\overrightarrow{B_p N_p}|$ 表示从 B_p 到 N_p 的距离. 图 3 为偏振角度矢量图像构建示意图. 将偏振角度信息 D_p 作为掩膜可视化在图像 I_w 上得到的偏振角度矢量图像 I_{AV} . I_{AV} 包含了每个像素的偏振角度信息, 但由于 180 个偏振角度对物体偏振特性信息的表达较杂乱, 同种材质物体的微小差异都会使偏振角度发生较大变化, 不易分析在不同偏振角度下物体的偏振特性, 所以采用偏振角度区域划分的 4 种偏振方向构建偏振方向矢量图像. 图 4 为偏振方向矢量图像构建示意图. 将提取 AOP 图像中的偏振角度信息替换成 AOP 图像中偏振方向信息 φ_{AOP_p} , 即将式(3)中的 θ_{AOP_p} 替换为 φ_{AOP_p} , 从而构建出偏振方向矢量图像, 记为 I_{DF} .

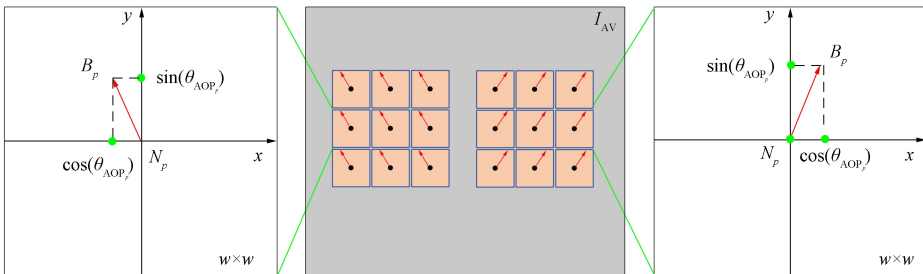


图 3 偏振角度矢量图像构建示意图

Fig. 3 Schematic diagrams of polarization angle vector image construction

图 5 为选取两种不同场景偏振图像计算得到的偏振角度矢量图像 I_{AV} 和偏振方向矢量图像 I_{DF} , 观察发现 I_{AV} 中的同一物体邻近位置处的偏振角度矢量大致相同, 但存在微小差异, 呈现渐近式的变化趋势, 不利于观察出物体间偏振特性的差异, 而 I_{DF} 中偏振方向矢量在不同物体及同一物体不同的区域处有明显差异, 可简单快速地辨别出物体存在偏振特性差异的区域.

1.3 偏振方向统计图像计算

对任意偏振角度强度图像都可以分解成自然光分量和偏振光分量, 采取偏振正交差分运算的方法

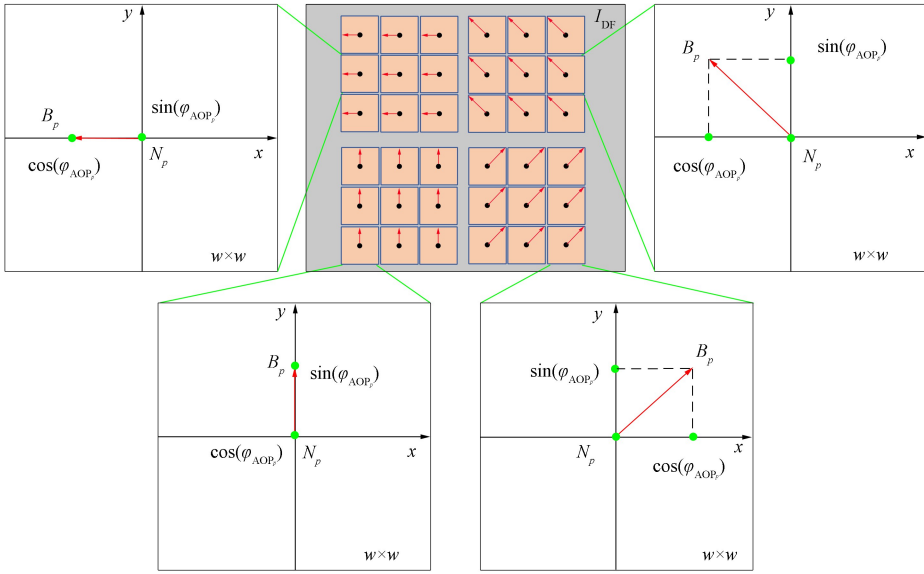


图 4 偏振方向矢量图像构建示意图

Fig. 4 Schematic diagrams of polarization direction vector image construction

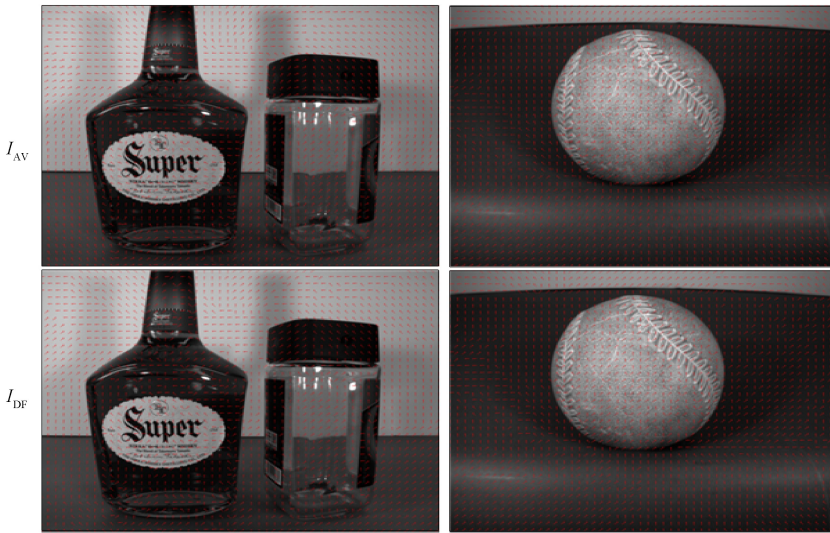


图 5 偏振图像的偏振角度矢量和偏振方向矢量示例

Fig. 5 Example of polarization angle vector and polarization direction vector of polarization images

消除自然光分量, 得到偏振正交差分分量图像^[16], 该图像只含有偏振光部分, 其具有更丰富的偏振信息, 计算公式为

$$I(\theta) = I_z + I_p(\theta), \tag{5}$$

$$I_d(\theta) = I(\theta) - I\left(\theta + \frac{\pi}{2}\right) = I_p(\theta) - I_p\left(\theta + \frac{\pi}{2}\right) = Q\cos(2\theta) + U\sin(2\theta). \tag{6}$$

其中: $I(\theta)$ 表示偏振角度为 θ 时的强度图像, $\theta = (0^\circ, \dots, 180^\circ)$; I_z 表示自然光分量, 大小为总光强的 $1/2$, 与偏振角度无关; $I_p(\theta)$ 和 $I_p\left(\theta + \frac{\pi}{2}\right)$ 分别表示偏振角度为 θ 和 $\theta + \frac{\pi}{2}$ 时对应的偏振光分量; $I_d(\theta)$ 表示偏振角度为 θ 时对应的完全偏振光分量, 称为偏振正交差分分量图像。

为补充划分的 4 个偏振方向图像遗漏的其他偏振角度的信息, 本文分别统计 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135° 偏振方向的 $\pm\alpha$ 偏振角度区域内的偏振角度强度图像在 4 个偏振方向上的偏振信息分量, 最终得到 4 个偏振方向的统计图像为

$$I_c(\varphi) = \sum_{\beta=\varphi}^{\varphi+\alpha} I_d(\varphi) \cos^2(\varphi-\beta) + \sum_{\beta=\varphi+\pi-\alpha}^{\varphi+\pi} I_d(\varphi) \cos^2(\varphi-\beta) \mid (\varphi=0^\circ), \quad (7)$$

$$I_c(\varphi) = \sum_{\beta=\varphi-\alpha}^{\varphi+\alpha} I_d(\varphi) \cos^2(\varphi-\beta) \mid (\varphi=45^\circ, 90^\circ, 135^\circ), \quad (8)$$

其中 $I_c(\varphi)$ 表示偏振方向为 $\varphi = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ 的偏振方向统计图像, β 为 φ 偏振方向的 $\pm\alpha$ 偏振角度区域内的偏振角度值。

2 偏振方向特征提取

针对式(7)和式(8)得到的 4 个偏振方向统计图像并不能明显观察出目标背景之间的特征差异, 因此本文对偏振方向统计图像进一步处理, 提取偏振方向特征, 使其能充分表达出物体目标与背景之间的特征差异。

本文基于灰度共生矩阵算法^[17-18]提取偏振方向特征, 区别于传统的灰度共生矩阵只输入一张可见光图像, 通过计算像素间的位置关系得到 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 四个方向矩阵的特征值, 本文基于偏振图像考虑特有的偏振方向信息, 将偏振方向统计图像 $I_c(\varphi)$ 作为输入, 分别计算对应偏振方向 φ 的灰度矩阵特征值, 该矩阵能反映偏振方向统计图像灰度关于偏振方向的信息。

共生矩阵是对源图像中包含的灰度信息进行统计, 能对其中包含的每种灰度信息出现的频次进行计算, 对于该矩阵的定义, 在偏振方向统计图像 $I_c(\varphi)$ 中, 灰度为 i 和 j 的一对像素点在偏振方向为 φ 、距离为 d 同时出现的频次记为 $G(i, j, d, \varphi)$ 。当 $\varphi = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ 情形时的灰度矩阵统计公式如下:

$$G(i, j, d, 0^\circ) = \text{count}\{[(k, l), (m, n)] \mid (k-m=0, |l-n|=d)\}, \quad (9)$$

$$G(i, j, d, 45^\circ) = \text{count}\{[(k, l), (m, n)] \mid (k-m=d, l-n=-d) \text{ 或 } (k-m=-d, l-n=d)\}, \quad (10)$$

$$G(i, j, d, 90^\circ) = \text{count}\{[(k, l), (m, n)] \mid (|k-m|=d, l-n=0)\}, \quad (11)$$

$$G(i, j, d, 135^\circ) = \text{count}\{[(k, l), (m, n)] \mid (k-m=-d, l-n=-d) \text{ 或 } (k-m=d, l-n=d)\}, \quad (12)$$

其中 $\text{count}\{\cdot\}$ 为在集合中指向 φ 方向的成对邻近点数目。上述公式中有 $I_c(\varphi)(k, l) = i$, $I_c(\varphi)(m, n) = j$ 的关系, k, l, m 和 n 为 $I_c(\varphi)$ 的坐标值。图像的临近灰度级所包含的信息类似, 因此, 本文将其降维成 8 灰度级进行计算, i 和 j 的取值范围为 $i, j \in \{0, 1, 2, \dots, 7\}$ 。

通过单个窗口计算得到灰度共生矩阵的各偏振方向的矩阵特征值, 进一步计算灰度共生矩阵的归一化频率矩阵, 用 $P(i, j, \varphi)$ 表示:

$$P(i, j, \varphi) = \frac{G(i, j, \varphi)}{\sum_i \sum_j G(i, j, \varphi)}. \quad (13)$$

选取常用的 3 个特征提取偏振方向统计图像的偏振方向特征, 分别为角二阶矩、相关度和熵, 它们能分别表示出不同偏振方向的不同特征信息。角二阶矩是共生矩阵中各元素的平方和, 能度量图像灰度变化是否均一, 反应了图像纹理的粗细程度和灰度分布的均匀程度, 计算公式为

$$I_{\text{ASM}} = \sum_i \sum_j P(i, j, \varphi)^2. \quad (14)$$

相关度体现了空间共生矩阵特征值在偏振方向 φ 上的相似程度, 反应了图像的局部灰度相关性, 计算公式为

$$I_{\text{CORRLN}} = \frac{\sum_i \sum_j (i-j)^2 P(i, j, \varphi) - \mu_\varphi}{\sigma_\varphi}, \quad (15)$$

其中 μ_φ 为 $I_c(\varphi)$ 的均值, σ_φ 为 $I_c(\varphi)$ 的方差。熵可体现图像纹理的随机性, 在共生矩阵中若所有特征值波动越小, 则取得的熵越大; 若特征值的分布越不均匀, 则其熵值越小, 计算公式为

$$I_{\text{ENT}} = - \sum_i \sum_j P(i, j, \varphi) \log P(i, j, \varphi). \quad (16)$$

3 实验与分析

实验选取分焦平面偏振相机, 该相机采用索尼新型 IMX250MZR CMOS 偏振传感器, IMX250MZR 每 4 个像素上具有 4 个不同的定向偏振滤波器($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$), 这 4 个像素构成了偏振相机输出的偏振图像(DOFP)的一个 2×2 的超级像素, 通过对 DOFP 进行牛顿线性插值^[19]即可获得 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135° 四个偏振角度的强度图像, 同时解决了 4 个偏振角度强度图像分辨率低的问题。

本文目标背景偏振方向差异特征实验主要分为两部分: 1) 构建偏振方向矢量图像, 观察不同物体之间的偏振方向差异; 2) 提取偏振方向特征图像, 分析偏振方向矢量图像与偏振方向特征图像之间的联系. 实验步骤如下:

1) 从 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135° 四个偏振方向强度图像中任意选取 3 个偏振方向强度图像, 并计算偏振参量 $I, Q, U, DOLP$ 和 AOP, 提取 AOP 图像中的方向信息, 计算二维方向向量, 将所有二维方向向量集合作为掩膜可视化在图像 I_w 上, 构建偏振方向矢量图像, 观察分析不同物体的偏振方向差异, 以及同一物体不同区域之间的偏振方向差异.

2) 对 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135° 四个偏振方向强度图像首先进行正交差分运算, 得到偏振正交差分分量图像; 再统计 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135° 四个偏振方向周围 $\pm\alpha$ 偏振角度内的偏振强度图像信息, 得到 4 张偏振方向统计图像; 分别对这 4 张偏振方向统计图像计算灰度共生矩阵获取偏振方向特征值, 并计算归一化概率矩阵, 最后得到每个偏振方向的 3 种偏振方向特征图像, 即 $I_{ASM}, I_{CORRLN}, I_{ENT}$. 观察分析不同偏振方向之间的偏振特征差异, 以及偏振方向矢量图像和偏振方向特征图像之间的联系.

3.1 偏振方向

AOP 图像能较好地描述物体不同的表面取向, 但其含有的噪声信息太多, 直接观测 AOP 图像获取的偏振角度信息会存在误差, 本文采用提取 AOP 图像中的偏振方向信息, 构建偏振方向矢量图像. 图 6 为偏振角图像和偏振方向矢量图像.

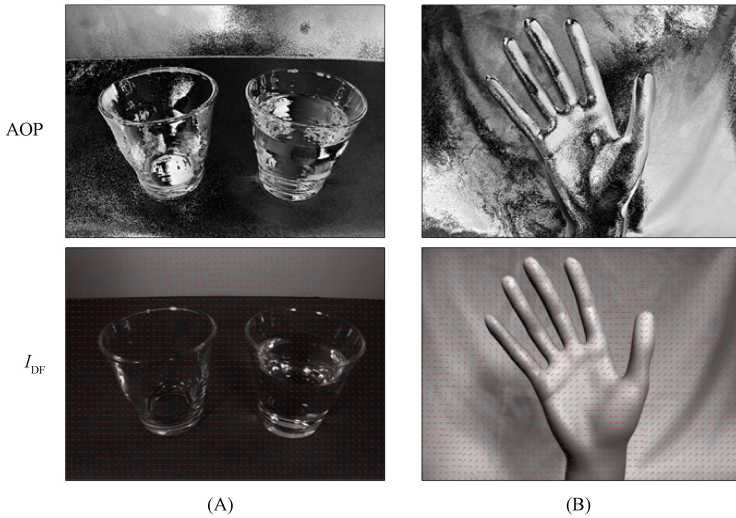


图 6 偏振角图像和偏振方向矢量图像

Fig. 6 Polarization angle images and polarization direction vector images

由图 6 可见, 杯子的杯身部分以及手模型的手指和手心处存在极大的噪声, 这些噪声严重干扰了有用偏振信息的获取, 因此无法从 AOP 中区分不同物体以及同种物体之间的偏振方向差异. 通过观察偏振方向矢量图像, 由图 6(A) 可见, 右侧有水的杯子中水的偏振方向朝向为 45° , 左侧的空杯子对应处的偏振方向朝向为 0° , 而同一个杯子的不同部位上的偏振方向也存在差异, 这是因为杯身是曲面的, 不在同一平面上, 导致偏振方向发生变化. 可以观察到, 杯身的曲面越接近于一个平面, 它们的偏振方向越趋于一致. 由图 6(B) 中的手模型可见, 在掌心处偏振方向主要为 0° 和 135° , 而且 5 根手指也有相似的偏振方向分布. 同时, 背景白布的偏振方向朝向大面积的区域一致, 但在手模型的边界位置

处, 偏振方向朝向发生了明显突变, 与手模型的偏振方向不同. 实验证明了偏振方向矢量图像对偏振方向信息的描述优于 AOP 图像, 同时证明了不同物体之间的偏振方向差异和同种物体不同区域间的偏振方向差异.

3.2 差异特征

为验证本文基于偏振方向统计特性对目标背景偏振差异特征分析方法的有效性, 选取海面溢油场景进行实验, 如图 7 所示. 该场景中的目标为海水表面的溢油, 背景为海面, 针对该场景下的目标和背景, 原始偏振图像很难区分出目标溢油区域, 故选取该场景用本文方法区分出目标和背景. 由图 7 可见, 光强图像 I 整体亮度较暗, 溢油目标和海面背景很难观测出来, 而计算得到的偏振度图像 DOLP 和偏振角图像 AOP 能观测出海面, 但都不能识别出溢油目标的区域.

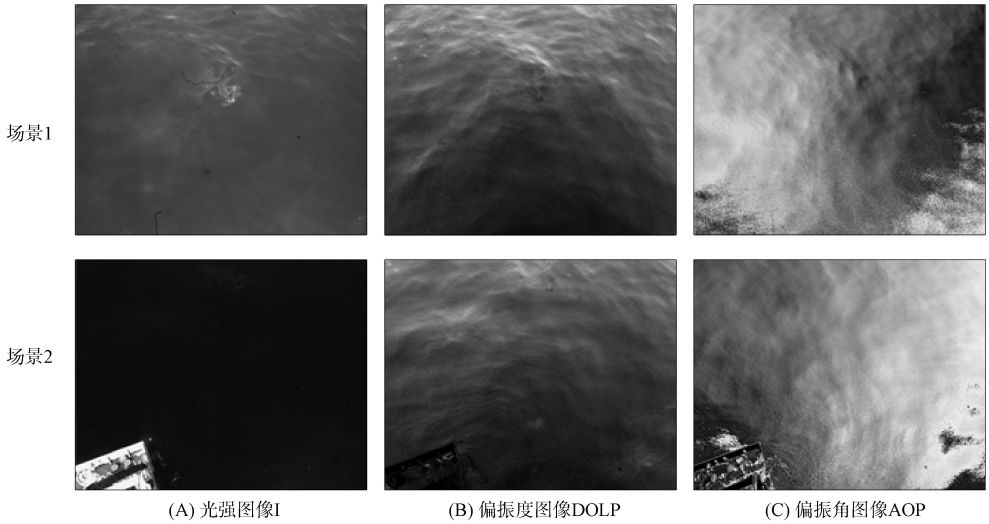


图 7 海面溢油场景

Fig. 7 Oil spill scenarios on sea surface

图 8 为海面溢油场景识别示意图. 由图 8 可见, 图 8(B) 场景 1、场景 2 中区块 1) 是从溢油目标区域中选取的, 观察区块 1) 溢油目标的偏振方向矢量朝向主要是朝向 90° 的偏振方向; 区块 2) 是从海水背景区域中选取, 观察区块 2) 海水背景的偏振方向矢量主要是朝向 135° 的偏振方向. 两张海面溢油场景图中的偏振方向矢量主要是由 90° 和 135° 的偏振方向构成, 偏振方向矢量图像显示出了溢油目标和海水背景之间是存在偏振方向差异的, 但并不能有效识别出溢油目标和海面背景.

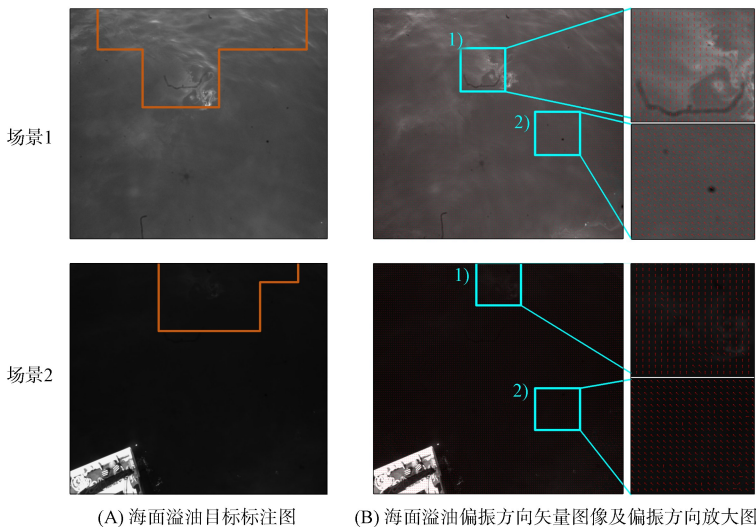


图 8 海面溢油场景识别示意图

Fig. 8 Schematic diagrams of identification of oil spill scenarios on sea surface

图 9 为偏振方向统计图像. 由图 9 可见, 相比于之前 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135° 四个偏振方向强度图像, 偏振方向统计图像能明显观察出图像中海水的波纹, 对图像中细节信息表达更清晰, 但它们的图像质量有所下降, 分析其原因是在去除自然光分量过程中损失了部分图像质量以增加偏振信息的表达, 同时由图 9 可明显观察到 4 个偏振方向之间存在差异, 但仍不能区分出溢油目标和海面背景, 故需要对其进行进一步处理, 提取它们的偏振方向特征.

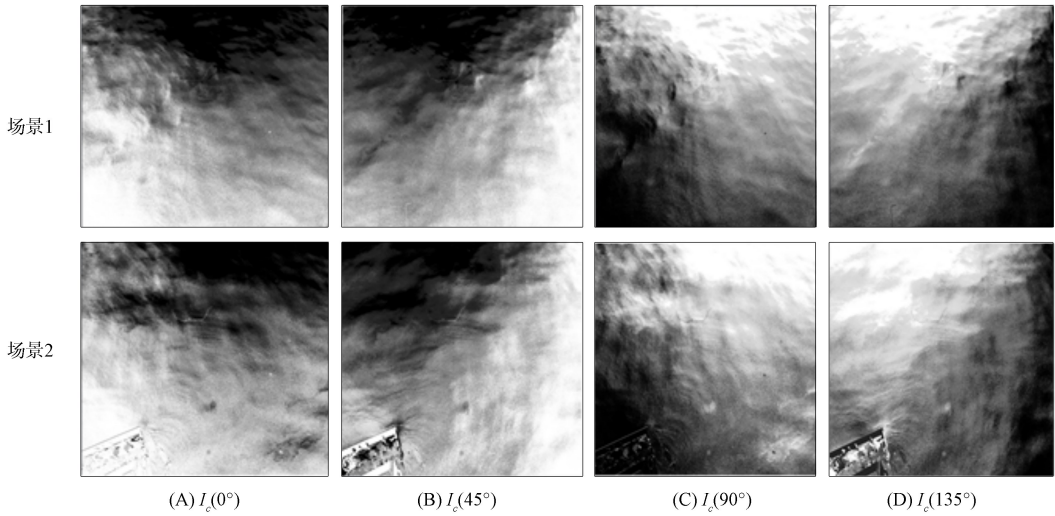


图 9 偏振方向统计图像

Fig. 9 Statistical images of polarization direction

为避免提取单个特征导致实验结果存在偶然性, 本文选择提取 3 种常用的偏振方向特征进行相互验证, 图 10 和图 11 分别为提取的偏振方向特征图像 I_{ASM} , I_{ENT} 和 I_{CORRLN} . I_{ASM} 能度量灰度变化的均匀程度, 溢油区域和海水区域分别有相似的灰度变化, 在该图像中能表现出不同的差异, 其中溢油的均匀程度更高, 故该图像中白色区域为溢油目标区域, 黑色区域和灰色区域为海水背景区域; I_{ENT} 描述了物体特征的波动性, 由于溢油目标为同一种物质, 其特征波动更小, 在该图像中表现为黑色区域, 而海水由于组成成分复杂, 特征波动较大, 对比海水之间的相关性会稍弱, 在该图像中表现为灰白色区域; I_{CORRLN} 反映了局部灰度的相关性, 溢油目标由于物质的单一性, 它们之间的相关性更强, 在该图像中表现为白色区域, 而与溢油对比海水之间的相关性会稍弱, 在该图像中表现为灰白色区域.

由图 10 和图 11 可见, 在 4 种偏振方向下的偏振方向特征图像中都能识别区分出溢油目标区域和海水背景区域, 但观察这 4 种偏振方向的偏振方向特征图像发现它们之间存在差异, 其中 0° 和 90° 与 45° 和 135° 的偏振方向特征图像相互间的差异较小, 分析原因是进行去自然光分量的偏振正交差分运算导致的. 对场景 1 中 4 种偏振方向下的偏振方向特征图像进行分析, 对比图 8(A) 中真实标注的溢油区域, 发现在 0° 和 90° 的偏振方向特征图像中的溢油区域更接近真实标注的溢油区域, 而对比 0° 和 90° 的偏振方向特征图像, 90° 的偏振方向特征图像的溢油目标区域纹理轮廓更清晰, 而图 8(B) 中偏振方向矢量中的溢油目标区域的方向朝向为 90° 的偏振方向, 说明可通过偏振方向矢量图像中目标区域的偏振方向朝向, 提取该偏振方向的偏振方向特征图像, 实现快速有效地识别出海水背景中的溢油目标. 同理, 对场景 2 的偏振方向矢量图像和 4 种偏振方向的 3 种偏振方向特征图像分析表明, 在场景 2 中偏振方向矢量中的溢油目标的偏振表达方向为 90° , 同时对比其他各偏振方向的偏振方向特征图像, 90° 的偏振方向特征图像中溢油目标的特征更接近场景 2 中真实溢油标注的区域, 同样证明偏振方向矢量图像中目标区域的偏振方向矢量朝向, 具有对提取偏振方向特征的快速引导作用.

为定量比较不同物体在不同偏振方向的表征差异, 本文计算单个窗口矩阵的偏振方向特征值在区域内的平均值评估差异, 表 1~表 4 分别列出了图 8 中场景 1 和场景 2 的两个偏振方向区域对应的 3 种平均方向特征值, 其中角二阶矩、熵和相关度的区域内均值分别用 ASM, ENT 和 CORRLN 表示. 由于对同一种材质, 偏振器件旋转角度越接近 Brewster 角, 即本文中偏振统计方向越接近偏振方向场

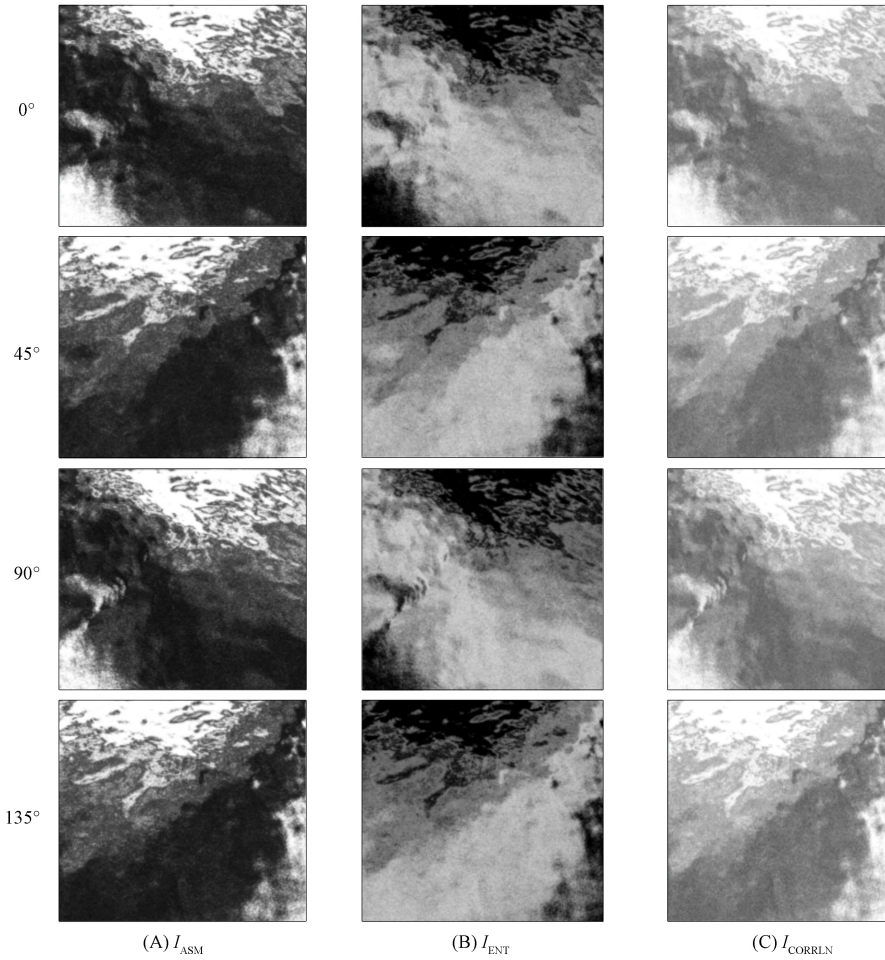


图 10 场景 1 中不同偏振方向的偏振方向特征图像

Fig. 10 Feature images of polarization directions for different polarization directions in Scene 1

中所在区域的方向,物体就越能反射出更多的偏振光,携带更多的偏振信息,则物体的信息量、清晰度和目标的熵也更大;所在区域图像灰度分布会更均匀,故角二阶矩应该更大;其所在局部区域像素之间的相关性会更强,故相关度会更大.由表 1~表 4 可见:表 1 中图 8 场景 1 中 1)区域指向为 90°偏振方向区域,ASM,ENT 和 CORRLN 都在 90°偏振方向统计图中取得最大值;表 2 指向为 135°偏振方向区域,ASM,ENT 和 CORRLN 都在 135°偏振方向统计图中取得最大值;表 3 和表 4 中图 8 场景 2 中 1)区域和图 8 场景 2 中 2)区域分别指向为 90°和 135°偏振方向区域,ASM,ENT 和 CORRLN 同样对应 90°和 135°偏振方向统计图中取得最大值.由偏振方向矢量图像可知,90°偏振方向表达的是溢油目标特征,135°偏振方向表达的是海面背景特征,溢油目标比海面反射偏振光更强,故 ASM,ENT 和 CORRLN 都在 90°偏振方向统计图中取得最大值.

表 1 图 8 场景 1 中 1)区域 3 种平均偏振方向特征值

Table 1 Eigenvalues of three mean polarization directions in region 1) of Scene 1 in Fig. 8

偏振方向	ASM	ENT	CORRLN	偏振方向	ASM	ENT	CORRLN
0°	0.186 7	0.857 6	0.822 9	90°	0.251 6	0.896 3	0.863 5
45°	0.127 0	0.785 2	0.722 8	135°	0.154 4	0.747 6	0.728 0

表 2 图 8 场景 1 中 2)区域 3 种平均偏振方向特征值

Table 2 Eigenvalues of three mean polarization directions in region 2) of Scene 1 in Fig. 8

偏振方向	ASM	ENT	CORRLN	偏振方向	ASM	ENT	CORRLN
0°	0.153 9	0.734 2	0.738 2	90°	0.162 8	0.788 7	0.715 6
45°	0.178 9	0.837 0	0.842 5	135°	0.180 7	0.840 8	0.845 0

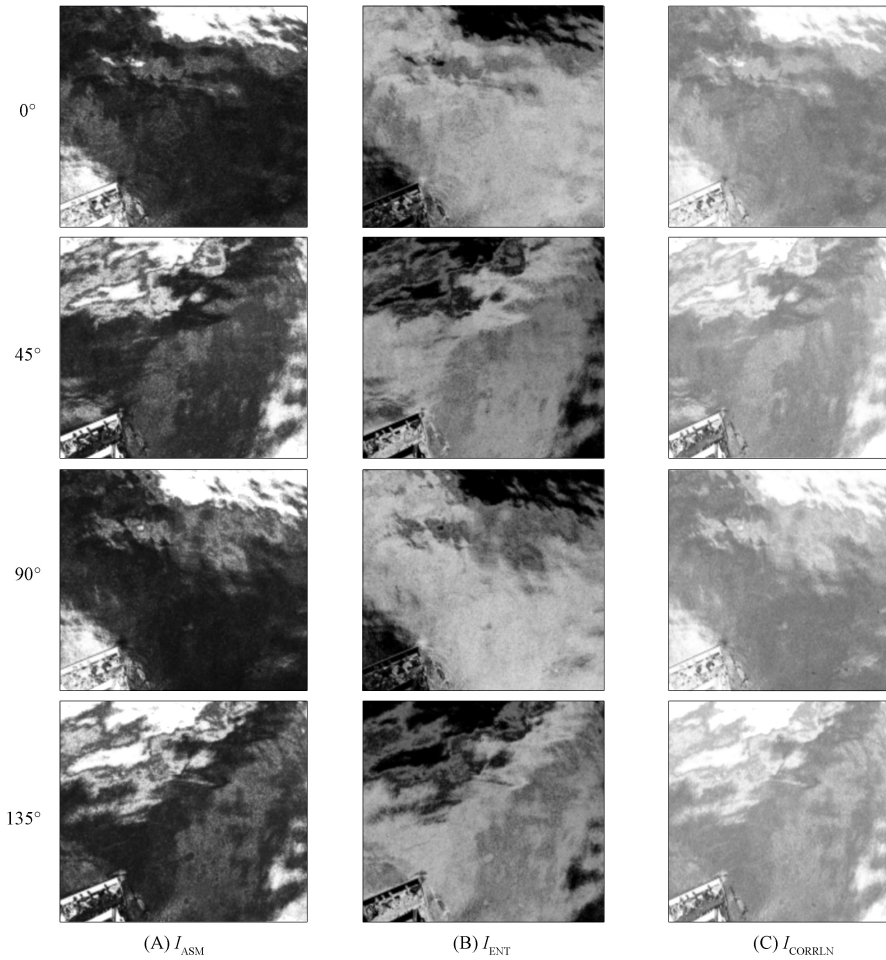


图 11 场景 2 中不同偏振方向的偏振方向特征图像

Fig. 11 Feature images of polarization directions for different polarization directions in Scene 2

表 3 图 8 场景 2 中 1) 区域 3 种平均偏振方向特征值

Table 3 Eigenvalues of three mean polarization directions in region 1) of Scene 2 in Fig. 8

偏振方向	ASM	ENT	CORRLN	偏振方向	ASM	ENT	CORRLN
0°	0.306 7	0.902 3	0.371 2	90°	0.358 8	0.961 8	0.373 4
45°	0.288 1	0.893 6	0.269 7	135°	0.209 8	0.877 0	0.266 6

表 4 图 8 场景 2 中 2) 区域 3 种平均偏振方向特征值

Table 4 Eigenvalues of three mean polarization directions in region 2) of Scene 2 in Fig. 8

偏振方向	ASM	ENT	CORRLN	偏振方向	ASM	ENT	CORRLN
0°	0.264 7	0.846 8	0.241 6	90°	0.219 3	0.821 4	0.259 6
45°	0.304 7	0.985 7	0.334 7	135°	0.336 0	0.926 9	0.350 4

综上所述, 本文从一种新的偏振信息, 即偏振方向信息表征了不同材质物体间存在的差异, 相比某些偏振成像条件限制下, 更能突出偏振的独特性, 规避局限性. 针对目前使用偏振参量图像分析目标背景差异的传统方法并未充分考虑光作用物体后产生独特的偏振属性的问题, 本文提出了一种基于偏振方向特征统计特性的目标背景差异特征分析方法. 该方法首先提取偏振角图像中的偏振方向信息, 应用在光强图像上构建出偏振方向矢量图像; 然后对偏振方向强度图像进行正交差分运算去掉自然光分量, 得到偏振正交差分分量图像, 再结合偏振方向周围±α 偏振角度强度图像信息, 得到偏振方向统计图像, 并提取偏振方向特征; 最后综合偏振方向矢量图像与偏振方向特征图像分析目标和背景之间的差异. 实验结果表明, 不同材质物体在偏振方向矢量中表现出不同的偏振方向朝向, 获取的偏振方向特征图像比传统偏振参量图像更能辨别出复杂场景中的目标. 主客观评价指标结果表明, 本

文方法可以从偏振方向矢量图像中获取到目标的偏振方向,从而快速有效提取目标特征突显的偏振特征图像,实现目标和背景的区别。

参 考 文 献

- [1] HAN Y, ZHAO Y S, ZHAO N Z, et al. Effects of Multi-angle Hyperspectral Polarized Reflection by Forest Soil [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2009, 29(3): 702-706.
- [2] MASALOV E V, ESHCHENKO S Y. Influence of the Differential Characteristics of the Propagation Medium on the Polarization Characteristics of an Electromagnetic Wave [J]. *Russian Physics Journal*, 2012, 55: 271-276.
- [3] CHEN Y F, YIN K X, SHI D F, et al. Detection and Imaging of Distant Targets by Near-Infrared Polarization Single-Pixel Lidar [J]. *Applied Optics*, 2022, 61(23): 6905-6914.
- [4] WANG J J, WAN M J, GU G H, et al. Periodic Integration-Based Polarization Differential Imaging for Underwater Image Restoration [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2022, 149: 106785-1-106785-8.
- [5] LIU Y D, DONG Y, SI L, et al. Comparison between Image Texture and Polarization Features in Histopathology [J]. *Biomedical Optics Express*, 2021, 12(3): 1593-1608.
- [6] LI X C, JING D, LI Y C, et al. Multi-band and Polarization SAR Images Colorization Fusion [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(16): 4022-1-4022-18.
- [7] ATKINSON G A, HANCOCK E R. Recovery of Surface Orientation from Diffuse Polarization [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(6): 1653-1664.
- [8] DIANETTI A D, CRASSIDIS J L. Resident Space Object Characterization Using Polarized Light Curves [J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2023, 46(2): 246-263.
- [9] MIAO S Z, FAN C B, WEN G Y, et al. Image Denoising and Enhancement Strategy Based on Polarization Detection of Space Targets [J]. *Applied Optics*, 2022, 61(4): 904-918.
- [10] WANG S F, MENG J, ZHOU Y, et al. Polarization Image Fusion Algorithm Using NSCT and CNN [J]. *Journal of Russian Laser Research*, 2021, 42(4): 443-452.
- [11] 沈薛晨, 刘钧, 高明. 基于 NSST 变换的微光偏振图像融合算法 [J]. *激光杂志*, 2020, 41(2): 103-113. (SHEN X C, LIU J, GAO M. Micro-optical Polarization Image Fusion Algorithm Based on NSST Transformation [J]. *Laser Journal*, 2020, 41(2): 103-113.)
- [12] ISLAM M N, TAHTALI M, PICKERING M. Hybrid Fusion-Based Background Segmentation in Multispectral Polarimetric Imagery [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(11): 1776-1-1776-25.
- [13] ZHANG Y, SHI Z G, QIU T W. Infrared Small Target Detection Method Based on Decomposition of Polarization Information [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2017, 26(3): 033004-1-033004-8.
- [14] ZHANG Y, ZHANG J H, SHI Z G, et al. Reflection Separation Technology Based on Polarization Characteristics [J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2022, 33(5): 1032-1042.
- [15] MO S X, DUAN J, ZHANG W X, et al. Multi-angle Orthogonal Differential Polarization Characteristics and Application in Polarization Image Fusion [J]. *Applied Optics*, 2022, 61(32): 9737-9748.
- [16] ZHANG J H, ZHANG Y, SHI Z G. Long-Wave Infrared Polarization Feature Extraction and Image Fusion Based on the Orthogonality Difference Method [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2018, 27(2): 023021-1-023021-11.
- [17] PAN H L, GAO P L, ZHOU H C, et al. Roughness Analysis of Sea Surface from Visible Images by Texture [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 46448-46458.
- [18] ZHANG X, CUI J T, WANG W S, et al. A Study for Texture Feature Extraction of High-Resolution Satellite Images Based on a Direction Measure and Gray Level Co-occurrence Matrix Fusion Algorithm [J]. *Sensors*, 2017, 17(7): 1474-1-1474-15.
- [19] LI N, ZHAO Y Q, PAN Q, et al. Demosaicking DoFP Images Using Newton's Polynomial Interpolation and Polarization Difference Model [J]. *Optics Express*, 2019, 27(2): 1376-1391.

(责任编辑:韩 啸)