

基于改进曲波变换的水面弱纹理提取方法

张祥翔^{1,2}, 陈永和¹, 傅雨田^{1*}¹中国科学院上海技术物理研究所, 红外探测与成像技术重点实验室, 上海 200083;²中国科学院大学, 北京 100049

摘要 水下潜体的运动产生的内波使得水表形成一定的红外弱纹理信号, 从而使得利用红外手段进行探测成为可能, 但是这种纹理信号的对比度非常低, 其与振幅很大的背景杂波混在一起, 给信号的提取造成很大困难。以曲波变换为基础, 根据弱纹理的对比度、频率特点等进行曲波尺度分量和方向分量的筛选, 再结合阈值优化和边缘梯度算子得到了较清晰的纹理提取图像。该图像的信息熵和频率集中度与采用传统曲波变换所得结果相比分别有 30% 和 11% 的提高。当弱纹理的对比度大于 5%, 筛选频率的方向和弱纹理频率方向偏差小于 12° 时, 该算法能够清晰地提取纹理信息。

关键词 图像处理; 弱纹理; 曲波变换; 灰度共生矩阵; 先验频率; 阈值优化

中图分类号 P407.8

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.0910001

Extraction Method of Water Surface Weak Texture Based on Improved Curvelet Transformation

Zhang Xiangxiang^{1,2}, Chen Yonghe¹, Fu Yutian^{1*}

¹Key Laboratory of Infrared System Detection and Imaging Technology, Shanghai Institute of Technology and Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract The internal wave generated by the movement of the underwater body makes the water surface form weak infrared texture signals, which makes it possible to use infrared means for detection. However, the contrast of texture signals is very low, and it is mixed with the background clutter with large amplitude, which causes great difficulty in signal extraction. Based on the curvelet transform, the curvelet scale component and direction component are screened according to the contrast and frequency characteristics of weak textures, and a clearer texture extraction image is obtained by combining with the threshold optimization and the edge gradient operator. Compared with the results of the traditional curvelet transform, the information entropy and frequency concentration of the image are improved by 30% and 11%, respectively. When the contrast of the weak texture is greater than 5% and the deviation between the direction of the screening frequency and the direction of the weak texture frequency is less than 12°, the algorithm can clearly extract texture information.

Key words image processing; weak texture; curvelet transformation; gray-level co-occurrence matrix; *a priori* frequency; threshold optimization

OCIS codes 100.2000; 100.4994

收稿日期: 2020-10-19; 修回日期: 2020-11-04; 录用日期: 2020-11-27

基金项目: 中科院联合基金(6141A01130102)

* E-mail: yutianfu@mail.sitp.ac.cn

1 引言

水下潜体的运动产生的内波使得水表形成一定的红外弱纹理信号,从而使得红外遥感探测成为可能^[1]。研究表明,水下潜体运动产生的水面弱纹理信号主要有 V 型纹理、涡型纹理等,它们的特点是背景杂波强、振幅小,呈现一定的空间频率分布^[2-4]。目前所采用的遥感探测手段主要是用相机获取海面纹理图像,再利用数字滤波算法识别目标纹理^[5-6]。这种纹理信号的振幅小、对比度很低,往往和海浪等振幅很大的背景杂波混在一起,给信号的提取造成很大困难,尤其随着潜体降噪、深潜技术的发展,实际应用中对这些纹理信号的探测难度越来越大。

徐曼等^[7]利用连续小波变换对弱纹理信号进行特征提取,并用支持向量机判断峰值点真伪,但是连续小波变换只能反映信号的零维奇异性,即反映奇异点的位置和特性,而难以表达更高维的特征。王平等^[2]用重叠网格和 VOF (Volume of Fluid) 的方法模拟潜艇热尾流的浮升规律,当温度偏差达到 0.003 K 纹理信号就可以被探测系统识别,这种方法对复杂的背景条件模拟得还不够充分。张士成等^[8]采用射线跟踪算法对弱纹理进行建模,讨论了不同环境因素下的纹理模型特征,对纹理的先验特征进行比较详细的描述,在识别实际遥感图像时可以根据这些特点进行模板式搜索。

本文选取了多尺度多方向分析的曲波变换作为水面弱纹理提取的基本算法,多尺度分析在舰船识别上有一定应用^[9-10],曲波变换在遥感图像融合^[11-12]和石油勘探去噪^[13-14]中也有较多应用,但是用曲波变换提取水面弱纹理的方法鲜有报道。曲波变换和小波变换都属于多尺度多方向分析法,都具有良好的时域和频域局域性,但小波变换对于二维图像的纹理等高维奇异性则难以表达。二代曲波变换以边缘为基本元素,具有很好的方向性和各向异性,能准确地将图像边缘捕捉到不同尺度不同方向的子带中,特别适合水面弱纹理信号的提取。

由于水面弱纹理信号和水面杂波都具有一定的频率分布,单独的曲波变换会把有用纹理信号和杂波同时提取出来,所以还需要根据水面弱纹理的先验特点进行进一步筛选。根据文献^[7],海洋红外 V 型纹理具有明显的两翼特征,两翼的夹角约为 30°,两翼尾波中的细节波纹与 V 型纹理的中心轴线约呈 60°,而且内部细节纹理有多种频率分布。因此本文首先在曲波变换的基础上针对每一个尺度分量

用灰度共生矩阵筛选出对比度参数和灰度均值都比较大的分量,然后根据先验模型特点筛选出该尺度分量相应的方向分量,接着用频率域优化阈值挑选出所选取的分量的有效纹理信息,最后用空间域梯度算子提取纹理的边缘特征,得到可以识别的水面弱纹理信号。

2 曲波变换的多尺度多方向分析原理

曲波变换的本质是将图像的傅里叶频率空间分割成不同尺度、不同方向的子集,如图 1 所示,曲波变换将频率域空间由低到高划分为多个尺度,分别表示零频、低频和高频信息。每一层尺度分量又被划分为不同的方向分量。

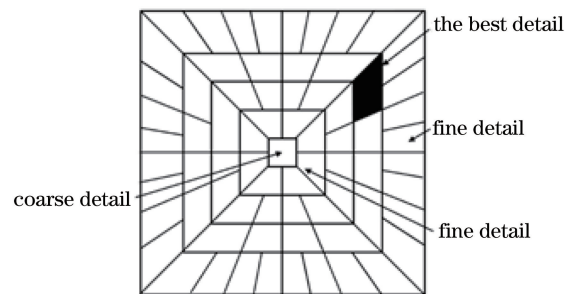


图 1 曲波变换频率域分割示意图

Fig. 1 Illustration of frequency domain segmentation for curvelet transformation

图 1 中的阴影楔形区域就是在一定尺度和一定方向下的曲波基函数 $U_j(r, \theta)$, 可表示为

$$U_j(r, \theta) = 2^{-\frac{3j}{4}} W(2^{-j}r) V \left[\frac{2 \text{floor}(j/2)}{2\pi} \theta \right], \quad (1)$$

式中: W 为半径时窗, 对应尺度分量; V 为角度时窗, 对应方向分量; j 为尺度参数; r, θ 为极坐标参数; $\text{floor}(\cdot)$ 表示向下取整函数。

定义曲波变换母函数为 $\Phi_j(x)$ (其中 x 为空间域参数), 其傅里叶变换结果 $\hat{\Phi}_j(\omega)$ 和其曲波变换基函数 $U_j(\omega)$ 的关系为

$$\hat{\Phi}_j(\omega) = U_j(\omega), \quad (2)$$

式中: ω 为频率域参数。其他 2^{-j} 尺度的曲波函数都可以由母函数 $\Phi_j(x)$ 经过旋转和平移得到。

函数 $f(x)$ 的曲波变换可以用曲波函数和 $f(x)$ 的内积展开:

$$f(x) = \sum_{j,l,k} \langle f(x), \Phi_{j,l,k}(x) \rangle \Phi_{j,l,k}(x), \quad (3)$$

式中: l 为旋转角度参数; k 为平移参数。

水面弱纹理信号和海面杂波混合在一起, 给水

面弱纹理信号的提取造成很大困难。根据弱纹理信号和杂波在频率和方向上的特征差异,利用曲波变换的多尺度多方向的特性,可以将弱纹理和杂波在曲波域进行细致的划分,从而实现弱纹理和杂波的分离。

3 弱纹理模型

本文针对弱纹理遥感模型进行算法验证。图 2(a)是文献[7]中潜艇直航时方位角为 90° 的弱纹理

模型,图 2(b)是文献[8]中潜体在水深 15 m 以 25 m/s 的航速航行时的弱纹理模型,图 2(c)是文献[15]中潜艇在水面以下 6 m 航行时海水有温度梯度的弱纹理模型,图 2(d)是文献[16]中弱纹理样本图。本文考虑海浪和风速对纹理对比度的削弱作用,在文献[7-8,15-16]模型上叠加复杂的低频和高频背景杂波,得到的结果分别如图 2(e)、图 2(f)、图 2(g)、图 2(h)所示。它们的特点是背景杂波信号强,纹理信号弱,纹理呈一定的频率分布。

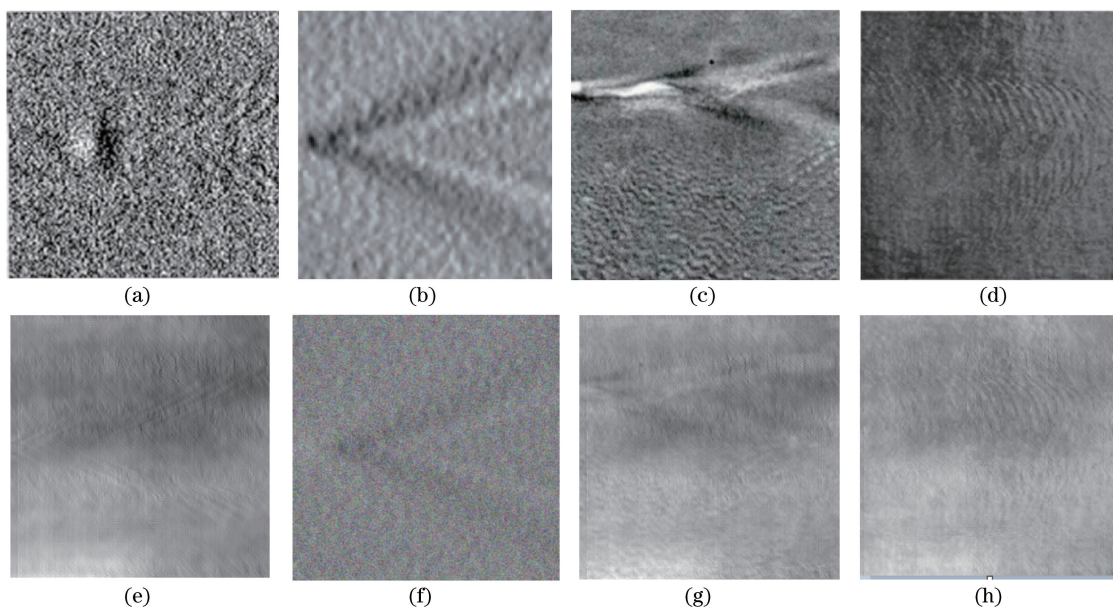


图 2 潜艇直航 V 型尾迹的弱纹理信号图像模拟结果。(a)文献[7]中弱纹理图;(b)文献[8]中弱纹理图;(c)文献[15]中弱纹理图;(d)文献[16]中弱纹理图;(e)文献[7]中弱纹理图加背景;(f)文献[8]中弱纹理图加背景;(g)文献[15]中弱纹理图加背景;(h)文献[16]中弱纹理图加背景

Fig. 2 Simulation results of weak texture signal images of submarine's V-wake in direct course. (a) Weak texture image in Ref. [7]; (b) weak texture image in Ref. [8]; (c) weak texture image in Ref. [15]; (d) weak texture image in Ref. [16]; (e) weak texture image in Ref. [7] with background; (f) weak texture image in Ref. [8] with background; (g) weak texture image in Ref. [15] with background; (h) weak texture image in Ref. [16] with background

4 基于曲波变换的弱纹理提取算法

4.1 根据灰度共生矩阵对比度参数和灰度均值的曲波尺度分量筛选

灰度共生矩阵(GLCM)基于图像不同像素的灰阶在空域之间的相关性来描述纹理的特点。由于纹理的灰度分布在空间位置上反复出现,在图像空间中相隔一定距离的两像素之间存在一定的灰度关系,即图像中存在灰度的空间相关特性。

当曲波变换分解出多个尺度分量时,对各个尺度分量在空域求取灰度共生矩阵,通过灰度共生矩阵得出对比度参数 C 。纹理沟纹越深,对比度越大,

图像亮度值变化越快,则 C 值越大。反之,沟纹越浅,对比度越小,效果越模糊, C 值就越小。 C 可定义为

$$C = \sum_{i,j} |i - j|^2 p(i, j), \quad (4)$$

式中: p 表示 (i, j) 像素出现的概率。

但是仅用对比度参数来筛选尺度分量,容易将杂波分量也筛选进来。所以还要结合灰度均值 P 对尺度分量进行综合评价:

$$P = \left(\sum_n G_r \right) / n, \quad (5)$$


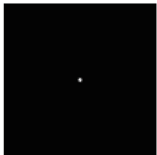
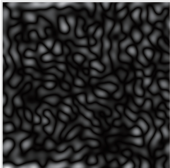
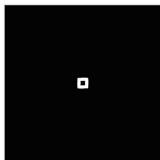
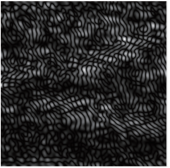
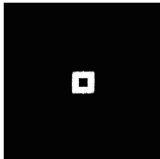
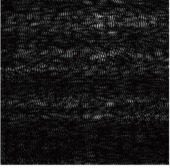
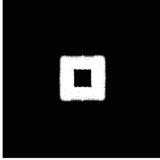
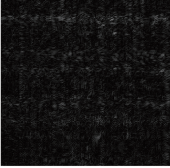

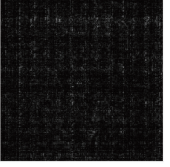
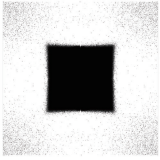
式中: G_r 为像素灰度; n 为像素数量。有用的弱纹理信号应该是对比度和灰度均值都相对比较大的尺

度量分量,杂波的对比度或者灰度均值相对其他分量比较大。因此用灰度共生矩阵的对比度参数以及灰度均值筛选出含有有效弱纹理信号的尺度分量。以

图 2(e)中弱纹理模型为例,其曲波变换尺度分量的灰度共生矩阵对比度参数 C 和灰度均值 P 如表 1 所示。

表 1 V 型纹理对比度参数和灰度均值

Table 1 Contrast and average of grayscale of V-shape wake

Coefficient	Size component in spacial domain	Size component in frequency domain	C in GLCM	Average of gray value
C_1			0	98.10
C_2			0.80	38.10
C_3			1.04	37.80
C_4			1.09	22.63
C_5			0.92	18.80
C_6			1.41	17.50

从表 1 可以看出, C_1 、 C_2 代表低频分量,虽然灰度均值高,但是对比度低,说明它们没有含有足够的有用信息, C_4 、 C_5 、 C_6 代表高频分量,虽然对比度高,但是灰度均值低,说明它们含有的信息比较微弱,并不是研究中需重点关注的对象,只有 C_3 的对比度和灰度均值都达到比较高的水平,说明 C_3 可能含有需要的有用弱纹理信号, C_3 就是筛选出的尺度分量,它处于图像的中频段。

4.2 基于水面弱纹理先验信息的曲波方向分量筛选

根据文献[7-8, 16], V 型纹理具有明显的两翼

特征,其两翼的夹角约为 30° ,尾波中还有丰富的细节纹理,其内部细节纹理方向和 V 型纹理的轴对称中心线约成 60° 。

根据以上先验纹理特点,对筛选出来的尺度分量再进行方向分量的筛选。选取筛选出来的 C_3 尺度分量去除对称中心方向的频率分量后的轴对称方向分量,如图 3 所示。通过去除对称中心方向的频率分量,可以较好地捕捉到与 V 型纹理对称轴具有一定角度的细节纹理。图 3(a)表示在频率域去除对称中心方向的频率分量的轴对称方向

分量的频率域筛选器,图 3(b)表示筛选出来的方向分量经过逆曲波变换后的 V 型纹理图像。

实际 V 型水面弱纹理信号的对称轴会在不同方向,这就需要旋转图 3(a)的方向分量筛选器,对

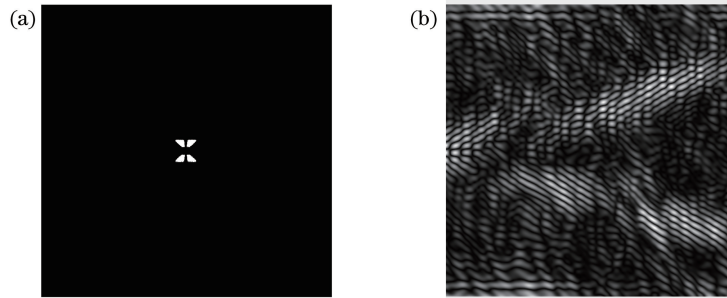


图 3 V 型纹理方向分量筛选。(a)频率域方向分量筛选器;(b)方向分量筛选后的弱纹理图
Fig. 3 Directional component screening for V-shape wake. (a) Directional component filter in frequency domain; (b) weak texture after directional component screening

4.3 频率域优化阈值对比度增大

经过尺度分量和方向分量的筛选后,水面弱纹理信号已经保留了 V 型纹理的主要特点。根据文献[13],如果用优化阈值进一步筛选分量,可以去除噪声、提高纹理的可识别度。

本文综合了文献[13-14]的阈值优化方法,采用中高频曲波系数标准方差作为筛选标准。如果数据的变化量大于标准方差,表示其含有有用信息的可能性大,予以保留,反之则舍弃。

$$C_d \geq kD, \quad (6)$$

式中: C_d 是优化阈值筛选后得到的曲波系数; C_m 是从 4.1 和 4.2 节选择出来的曲波系数, D 是 C_m 的标准方差, $D = \delta(C_m)$, $\delta(C_m)$ 是 C_m 的标准方差; k 是一个经验系数,实际应用中需要根据一定数量的图像总结出一个可行的范围,然后在此范围中进行搜索,本文的几个实例中, k 值在 0.5~2 之间变化。同样用信息熵的方法选取出最合适的 k 值。根据这个标准筛选曲波系数中的中高频系数的标准方差,得到的图像具有更清晰的纹理。V 型纹理经过频率域优化阈值筛选后的图像如图 4 所示。

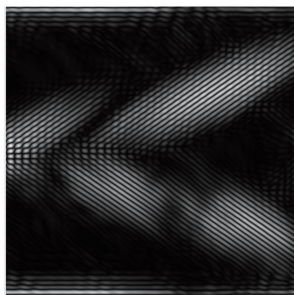


图 4 V 型纹理优化阈值筛选
Fig. 4 Optimized threshold screening for V-shaped wake

不同方向的弱纹理信号进行筛选,用信息熵对筛选结果进行评价,找出信息熵最大的结果,作为进一步弱纹理提取的基础。

4.4 空间域梯度算子对比度增大

经过了频率域优化阈值筛选后,水面弱纹理信号已经有了比较清晰的结构,但是为了得到更加明显的视觉效果,采用梯度算子在空间域进行进一步的对对比度增大。根据图像灰度的像素位置对梯度算子进行微分运算,本文采用一阶微分算子 G 得到的图像如图 5 所示。一阶微分算子 G 可表示为

$$G[f(x, y)] = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

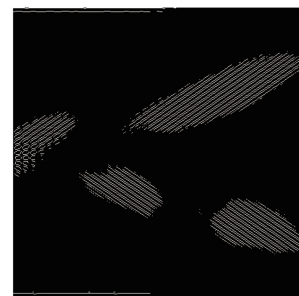


图 5 V 型纹理梯度算子边缘提取
Fig. 5 Edge extraction of gradient operator for V-shaped wake

4.5 算法流程

本文算法可以概括为:将采集的弱纹理图像先经过曲波变换,得到不同尺度和不同方向的分量,然后通过灰度共生矩阵对对比度参数和灰度均值进行尺度分量筛选,接着用先验信息进行方向分量筛选,再用频率域优化阈值和空间域梯度算子进一步增大对比度,以得到清晰可辨的弱纹理图像。算法流程如图 6 所示。

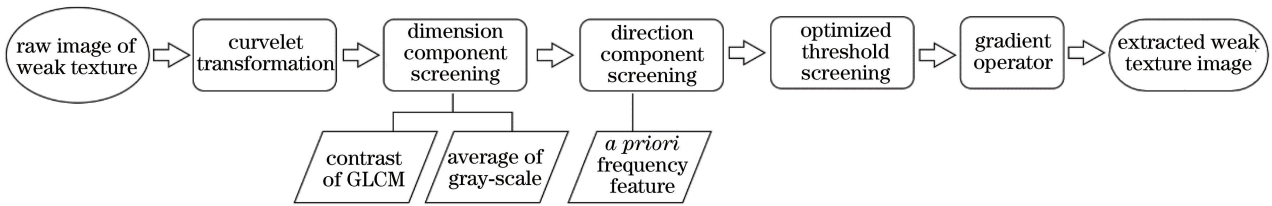


图 6 算法流程图

Fig. 6 Flowchart of algorithm

5 实验结果与分析

5.1 实验结果

本文将该算法和常用的边缘提取算法(小波变换和曲波变换)进行比较,对不同算法图像的信息熵和频率集中度进行了计算。结果表明,在海面具有较强杂波的弱纹理识别中,本文算法优于常用的小波变换和曲波变换。

本文采用信息熵和频率集中度对图像进行定量比较。图像信息熵反映了图像所包含信息量的大小。图像信息熵越大,说明图像所包含的信息越丰富,图像质量越高;反之,图像所包含的信息越少,图像质量越低。

令 p_i 表示图像中灰度值为 i 的像素所占的比例,则定义灰度图像的信息熵 E 为

$$E = \sum_{i=0}^{255} p_i \log_2 p_i. \quad (8)$$

频率集中度是本文提出的评价水面弱纹理信号提取水平的参量。由于水面弱纹理信号具有一定的频率分布,因此在频率域,具有平均能量以上的像素分量在所有像素能量中的占比比较大是对图像是否有效提取了特定频率的弱纹理信号的一种反映。频率集中度 F 可表示为

$$F = \frac{S_{\text{Num}}(\omega')}{F_{\text{Num}}(\omega)}, \quad (9)$$

式中: S_{Num} 表示频率域像素能量不小于平均值的像素数目; F_{Num} 表示所有频率域能量不为零的像素数目。

$$F(\omega') \geq \text{mean}[F(\omega)], \quad (10)$$

式中: $F(\omega')$ 表示比平均值大的频率能量; $\text{mean}[F(\omega)]$ 表示频率能量的平均值。

图 7 是不同算法对 V 型纹理进行边缘提取后得到的图像。本文采用的实例分别如图 7(a)、图 7(e)、图 7(i)、图 7(m) 所示,分别对应图 2(e)、图 2(f)、图 2(g)、图 2(h)。本文算法得到的图像分别是图 7(b)、图 7(f)、图 7(j)、图 7(n),曲波变换得到

的图像分别是图 7(c)、图 7(g)、图 7(k)、图 7(o),小波变换得到的图像分别是图 7(d)、图 7(h)、图 7(l)、图 7(p)。曲波变换和小波变换也利用梯度算子进行边缘提取,以得到可以类比的视觉效果。从不同算法的结果可以看出,本文算法可以很清晰地提取出 V 型弱纹理信号,而曲波变换和小波变换的效果都不明显。

利用图像信息熵和频率集中度对不同算法得到的图像进行评价,以图 7(b)~(d) 为例,如表 2 所示。本文算法的信息熵和频率集中度相比小波变换分别提高了约 37% 和约 133%,相对于曲波变换分别提高了 30% 和约 11%。

表 2 不同算法对 V 型纹理的提取结果的比较

Table 2 Extraction results of different algorithms for V-shaped wake

Algorithm	Entropy E	Frequency concentration F
Algorithm in the paper	0.26	0.91
Wavelet transformation	0.19	0.39
Curvelet transformation	0.20	0.82

5.2 算法适应性分析

以上算法可以提取水面弱纹理信号,但是随着纹理对比度的减小,其提取能力将减弱。先验频率信息提取的方向和实际纹理方向的偏差变大,这也会使提取能力减弱。以图 7(b) 为例对纹理对比度和方向的适应性进行定量分析,得出的结论同样也适用于本文的其他实例。

1) 纹理对比度可提取范围

纹理的对比度 C_t 可表示为

$$C_t = \frac{I_{\max} - I_{\min}}{I_{\max} + I_{\min}}, \quad (11)$$

式中: I_{\max} 是纹理中亮纹的灰度值; I_{\min} 是纹理中暗纹的灰度值。

表 3 为以图 7(b) 为例得到的结果。当弱水面纹理的对比度下降到 5% 时,该算法已经不能有效提取纹理的基本特征。因此 5% 是纹理对比度可提取范围的下限。

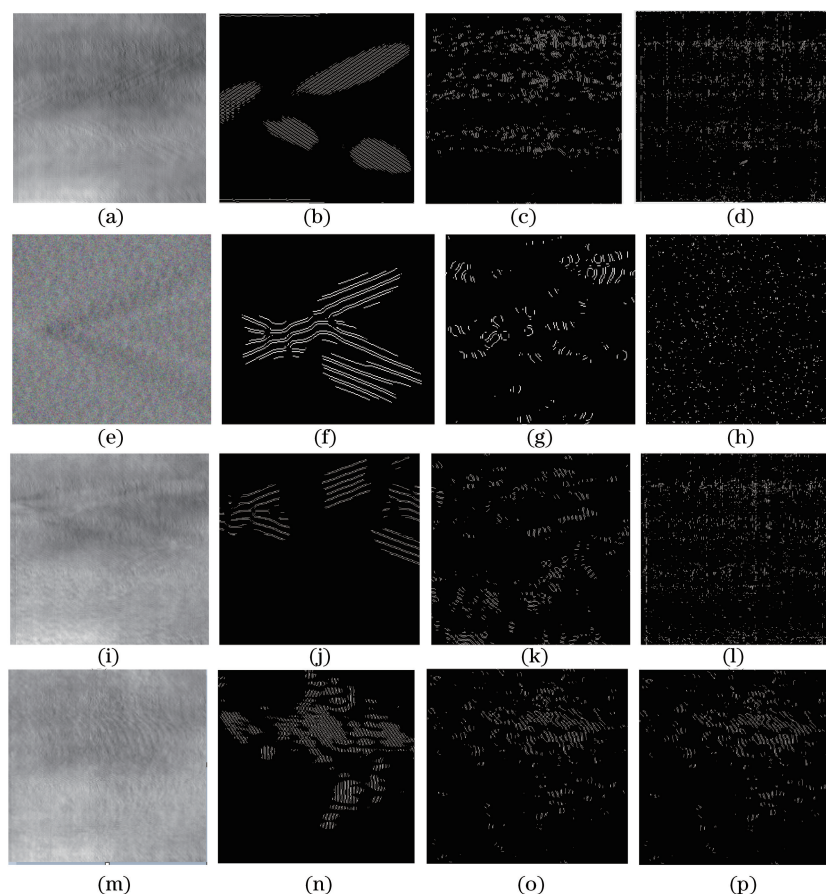


图 7 不同 V 型纹理图和不同算法对 V 型纹理的边缘提取结果。(a) 文献[7]中模型加背景；(b) 本文算法针对图 7(a) 的结果；(c) 曲波变换针对图 7(a) 的结果；(d) 小波变换针对图 7(a) 的结果；(e) 文献[8]中模型加背景；(f) 本文算法针对图 7(e) 的结果；(g) 曲波变换针对图 7(e) 的结果；(h) 小波变换针对图 7(e) 的结果；(i) 文献[15]中模型加背景；(j) 本文算法针对图 7(i) 的结果；(k) 曲波变换针对图 7(i) 的结果；(l) 小波变换针对图 7(i) 的结果；(m) 文献[16]中模型加背景；(n) 本文算法针对图 7(m) 的结果；(o) 曲波变换针对图 7(m) 的结果；(p) 小波变换针对图 7(m) 的结果

Fig. 7 Different V-shaped wakes and edge extraction results of different algorithms. (a) Model in Ref. [7] added with background; (b) result of proposed algorithm for Fig. 7(a); (c) result of curvelet transform for Fig. 7(a); (d) result of wavelet transform for Fig. 7(a); (e) model in Ref. [8] added with background; (f) result of proposed algorithm for Fig. 7(e); (g) result of curvelet transform for Fig. 7(e); (h) result of wavelet transform for Fig. 7(e); (i) model in Ref. [15] added with background; (j) result of proposed algorithm for Fig. 7(i); (k) result of curvelet transform for Fig. 7(i); (l) result of wavelet transform for Fig. 7(i); (m) model in Ref. [16] added with background; (n) result of proposed algorithm for Fig. 7(m); (o) result of curvelet transform for Fig. 7(m); (p) result of wavelet transform for Fig. 7(m)

2) 先验信息筛选方向适应性

如果纹理的频率方向和筛选方向有偏差,也可以在一定偏差范围内将纹理筛选出来。从表 4 可以看出,当频率筛选方向和纹理方向相差 12° 以内,仍可以将纹理信息筛选出来。

6 结 论

水面弱纹理信号可以反映水下潜体的运动特点,但是复杂的海洋气候地质条件往往和很多杂波混合在一起,这使得水面纹理信息的提取难度

增大。提出了一种水面弱纹理信号的提取算法,该算法以曲波变换为基础,结合灰度共生矩阵、先验信息筛选、频率域优化阈值和空间域梯度算子进行有效弱纹理信号的提取。和常用的小波变换相比,所提算法在信息熵和频率集中度上分别有约 33% 和约 133% 的提高,和曲波变换相比分别有 30% 和约 11% 的提高。当弱纹理信号的对数对比度大于 5%,频率筛选方向和弱纹理频率方向的偏差小于 12° 时,所提算法可有效提取弱纹理信号。

表 3 纹理对比度的算法适应性

Table 3 Algorithm adaptability of texture contrast

$C_t/\%$	10	7	5	4
Weak texture image				
Extracted image				

表 4 先验频率筛选方向的算法适应性

Table 4 Algorithm adaptability of *a priori* frequency screening direction

Direction deviation /($^{\circ}$)	0	12	24	36
Extracted image				

在今后的研究中,通过积累更多数据,改进方向分量筛选器和频率域优化阈值的经验参数,可以进一步扩大弱纹理对比度提取范围,提高角度偏差的适应性。

参 考 文 献

- [1] Yang W P, Zhang Z L, Li J C, et al. Thermal wakes detectability of submerged objects based on scale model[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(3): 0302002.
杨卫平, 张志龙, 李吉成, 等. 基于缩比模型的水下目标热尾流可探测性研究[J]. *红外与激光工程*, 2016, 45(3): 0302002.
- [2] Wang P, Du Y C, Yang L, et al. Numerical and experimental study on the buoyancy and diffusion laws of submarine thermal wake based on overset grid technology and VOF model[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2019, 48(4): 0404002.
王平, 杜永成, 杨立, 等. 基于重叠网格技术和 VOF 模型的潜艇热尾流浮升扩散规律的数值与实验研究[J]. *红外与激光工程*, 2019, 48(4): 0404002.
- [3] Zhang X S, Guo L, Hu R C, et al. Heat and mass transfer characteristics of submarine cold-thermal wake in the infrared detection [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(1): 107-114.
张旭升, 郭亮, 胡日查, 等. 红外探测中潜艇冷热尾流的传热传质特性[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(1): 107-114.
- [4] Zhu H R, Zhu H, Cai P, et al. Establishment and verification of the optical concealment depth model for layered water[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(10): 1001003.
朱海荣, 朱海, 蔡鹏, 等. 非均匀水体光学隐蔽深度模型建立与验证[J]. *光学学报*, 2018, 38(10): 1001003.
- [5] Huang M M, Zhang N, Zhu A J. Hydrodynamic loads and motion features of a submarine with interaction of internal solitary waves[J]. *Journal of Ship Mechanics*, 2019, 23(5): 531-540.
黄苗苗, 张楠, 朱爱军. 内波作用下水下航行体水动力载荷及运动特性研究[J]. *船舶力学*, 2019, 23(5): 531-540.
- [6] Zhang X S, Guo L, Hu R C, et al. Cold-thermal wake characteristics of submarine in temperature-density stratified seawater[J]. *Proceedings of SPIE*, 2019, 11023: 1102356.

- [7] Xu M, Qiu S, Jin W Q, et al. Radon transform detection method for underwater moving target based on water surface characteristic wave[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(10): 1001003.
徐曼, 裘溯, 金伟其, 等. 基于水面特征波纹的水下运动目标 Radon 变换探测方法[J]. 光学学报, 2019, 39(10): 1001003.
- [8] Zhang S C, Yang Z, Yang L, et al. Infrared characterization and detection of free surface wave wake of underwater vehicle[J]. Infrared and Laser Engineering, 2012, 41(10): 2615-2620.
张士成, 杨桢, 杨立, 等. 水下航行体自由表面波浪尾迹红外特征及探测[J]. 红外与激光工程, 2012, 41(10): 2615-2620.
- [9] Yang L, Su J, Huang H, et al. SAR ship detection based on convolutional neural network with deep multiscale feature fusion[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(2): 0215002.
杨龙, 苏娟, 黄华, 等. 一种基于深层次多尺度特征融合 CNN 的 SAR 图像舰船目标检测算法[J]. 光学学报, 2020, 40(2): 0215002.
- [10] Song W T, Hu Y, Gong C L, et al. Spatial characteristics analysis of multi-scale ship target in scanning detection system[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(7): 0728010.
宋文韬, 胡勇, 巩彩兰, 等. 扫描探测系统多尺度舰船目标的空间特性分析[J]. 光学学报, 2019, 39(7): 0728010.
- [11] Guo Q M, Wang Y, Li H S. Anti-halation method of visible and infrared image fusion based on improved IHS-Curvelet transform[J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(11): 1126002.
郭全民, 王言, 李翰山. 改进 IHS-Curvelet 变换融合可见光与红外图像抗晕光方法[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(11): 1126002.
- [12] Yang Y, Dai M, Zhou L Y. Fusion of infrared and visible images based on NSUDCT[J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(3): 961-966.
杨扬, 戴明, 周箩鱼. 基于 NSUDCT 的红外与可见光图像融合[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(3): 961-966.
- [13] Li J W, Liu X B, Zhou J H, et al. A Curvelet threshold iteration method based on energy ratio for surface-wave suppression[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2019, 54(5): 940, 997-1004.
李继伟, 刘晓兵, 周俊骅, 等. 基于能量比的 Curvelet 阈值迭代面波压制[J]. 石油地球物理勘探, 2019, 54(5): 940, 997-1004.
- [14] Zhang H, Diao S, Wen J L, et al. A random noise suppression with 2D non-uniform curvelet transform[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2019, 54(1): 16-23.
张华, 刁塑, 温建亮, 等. 应用二维非均匀曲波变换压制地震随机噪声[J]. 石油地球物理勘探, 2019, 54(1): 16-23.
- [15] Chen X. Infrared characteristics analysis of the sea surface under the coupling effect of the submarine's hydrodynamic wake and thermal wake[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2018: 88-90.
陈雄. 潜艇水动力尾迹与热尾迹耦合作用下海面红外特性分析[D]. 南京: 南京理工大学, 2018: 88-90.
- [16] Wang H Y, Pan D L, Xia D S. Fetching water texture of airphotos using Gabor filters[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(S3): 2200-2202.
汪海洋, 潘德炉, 夏德深. 基于 Gabor 滤波器的航空图像水面纹理自动提取[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(S3): 2200-2202.