

## 融合空频域特征的光学遥感图像舰船目标检测

黎经元<sup>1</sup>, 厉小润<sup>1\*</sup>, 赵辽英<sup>2</sup><sup>1</sup>浙江大学电气工程学院, 浙江 杭州 310027;<sup>2</sup>杭州电子科技大学计算机应用技术研究所, 浙江 杭州 310018

**摘要** 针对复杂海面地貌、云雾背景下的光学遥感图像舰船目标检测问题, 提出一种结合空域和频域视觉显著性特征的无监督舰船目标检测算法。基于图像的 RGB 颜色空间和 ITTI 模型, 利用图像亮度特征图、颜色特征图、亮度特征的一阶梯度组合构建图像特征, 并基于图像区域与整幅图像的协方差矩阵计算图像区域的差异性。然后由协方差矩阵之间的广义特征值构建空域显著特征图, 并加入 PQFT (phase spectrum of quaternion Fourier transform) 模型的频域显著特征图。最后利用元胞自动机融合空域显著特征和频域显著特征。实验结果表明, 所提算法检测舰船目标时的性能要优于其他常用的视觉显著算法。

**关键词** 机器视觉; 光学遥感图像; 无监督舰船检测; 改进 CovSal 算法; PQFT 算法; 元胞自动机

中图分类号 TP753

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0415005

## Ship Target Detection in Optical Remote Sensing Images Based on Spatial and Frequency Features

Li Jingyuan<sup>1</sup>, Li Xiaorun<sup>1\*</sup>, Zhao Liaoying<sup>2</sup><sup>1</sup> College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China;<sup>2</sup> Institute of Computer Application Technology, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China

**Abstract** To address the problem of ship target detection in optical remote sensing images under complex sea surface landform and cloud background conditions, an unsupervised ship target detection algorithm that combines the visual salient features of spatial and frequency domains is proposed. First, based on the RGB color space and the ITTI model of the images, image features are constructed using a combination of image brightness feature map, color feature map, and one-step brightness feature. Moreover, the regional difference in the image is calculated using the covariance matrix of the image region and the entire image. Further, the spatial-domain salient feature map is constructed using the generalized eigenvalue of the covariance matrix, and the frequency-domain salient feature map of the phase spectrum of quaternion Fourier transform (PQFT) model is added. Finally, the spatial- and frequency-domain salient features are combined using cellular automata. The experimental results show that the proposed algorithm is superior to other visual salient algorithms commonly used for ship target detection.

**Key words** machine vision; optical remote sensing image; unsupervised ship detection; improved CovSal algorithm; phase spectrum of quaternion Fourier transform algorithm; cellular automata

**OCIS codes** 150.1135; 100.3008; 100.2000; 010.0280

## 1 引言

遥感图像舰船目标的检测与识别一直是研究

的热点。基于光学遥感图像舰船目标的检测方法<sup>[1-2]</sup>主要可分为基于灰度统计特征的方法<sup>[3-4]</sup>、基于形状和纹理特征的方法<sup>[5-6]</sup>、基于模板匹配的

收稿日期: 2020-06-19; 修回日期: 2020-07-25; 录用日期: 2020-08-11

基金项目: 国家自然科学基金(61671408)、教育部联合基金(6141A02022350)、省级重点研发计划(209C05004)

\* E-mail: lxr@zju.edu.cn

方法<sup>[7-8]</sup>、基于分形模型与模糊理论的方法<sup>[9-10]</sup>、基于深度学习的方法<sup>[11-13]</sup>、基于显著性检测的方法<sup>[14-16]</sup>。

对于空间分辨率为 10 m 级的中低分辨率遥感图像,其包含的舰船目标一方面缺失精细的纹理特征,这使得基于形状和纹理特征、模板匹配、分形模型与模糊理论、深度学习的方法在这样的环境条件下不具备优势;另一方面,弱小舰船目标容易受到海面阴影、噪声的影响,使得基于灰度统计特征的方法容易受海杂波、噪声的影响。基于视觉显著性的方法由于可以快速找到与当前场景和任务相关的信息,近些年已成为舰船检测的研究热点。当前基于视觉显著性的检测方法可以分为基于空间域模型的方法和基于频域模型的方法,其中文献[14]构建像素强度、边缘等空域特征进行显著性检测,用于突出目标的特征。而文献[15-16]在 phase spectrum of quaternion Fourier transform (PQFT)、HFT 算法<sup>[17]</sup>等频域显著性检测方法的基础上进行改进,改进后的方法对复杂背景的抑制有较好的效果。现有文献[14-16]均只考虑空域或频域特征对显著性检测的影响。

本文基于具有复杂背景的中低分辨率光学遥感图像,改进 CovSal(covariance visual saliency)视觉显著性算法特征空间和显著性度量方式,以更好地突出舰船目标特征;同时引入抑制复杂背景较好的 PQFT 算法,并结合元胞自动机算法得到空频域特征图,从而完成中低分辨率复杂背景下的舰船目标检测。

## 2 显著性检测

### 2.1 空域显著性检测

CovSal 视觉显著性算法由 Erdem 等<sup>[18]</sup>提出,该算法基于图像 Lab 颜色空间、梯度、位置特征,在对图像进行分块的基础上构建图像区域块特征的协方差矩阵,通过衡量图像块与相邻图像块特征协方差矩阵的差异性来辨别图像区域的显著性。直接应用 CovSal 视觉显著性算法检测遥感图像舰船目标时,其对海面复杂背景的抑制性较弱,会出现较多的虚警和误警。因此从图像特征构建、显著特征计算两个方面对 CovSal 方法进行改进。

#### 2.1.1 图像特征构建

输入图像  $f(x, y)$ , 基于图像的 RGB 颜色空间和 ITTI 模型<sup>[19]</sup>, 构建图像的亮度特征图和颜色特

征图,表达式依次为

$$\mathbf{R}(x, y) = \mathbf{r}(x, y) - [\mathbf{g}(x, y) + \mathbf{b}(x, y)] / 2, \quad (1)$$

$$\mathbf{G}(x, y) = \mathbf{g}(x, y) - [\mathbf{r}(x, y) + \mathbf{b}(x, y)] / 2, \quad (2)$$

$$\mathbf{B}(x, y) = \mathbf{b}(x, y) - [\mathbf{r}(x, y) + \mathbf{g}(x, y)] / 2, \quad (3)$$

$$\mathbf{Y}(x, y) = [\mathbf{r}(x, y) + \mathbf{g}(x, y)] / 2 - |\mathbf{r}(x, y) - \mathbf{g}(x, y)| / 2 - \mathbf{b}(x, y), \quad (4)$$

$$\mathbf{RG}(x, y) = \mathbf{R}(x, y) - \mathbf{G}(x, y), \quad (5)$$

$$\mathbf{BY}(x, y) = \mathbf{B}(x, y) - \mathbf{Y}(x, y), \quad (6)$$

$$\mathbf{I}(x, y) = [\mathbf{r}(x, y) + \mathbf{g}(x, y) + \mathbf{b}(x, y)] / 3, \quad (7)$$

式中:  $(x, y)$  为图像坐标;  $\mathbf{r}(x, y)$ 、 $\mathbf{g}(x, y)$ 、 $\mathbf{b}(x, y)$  分别为图像中对应坐标点  $(x, y)$  的 R、G、B 三个颜色的通道值;  $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{G}$ 、 $\mathbf{B}$ 、 $\mathbf{Y}$ 、 $\mathbf{I}$  分别为图像在 ITTI 模型中的红色、绿色、蓝色、黄色及强度通道特征。构建图像特征向量:

$$\left[ \mathbf{RG}(x, y), \mathbf{BY}(x, y), \mathbf{I}(x, y), \left| \frac{\partial \mathbf{I}(x, y)}{\partial x} \right|, \left| \frac{\partial \mathbf{I}(x, y)}{\partial y} \right| \right], \quad (8)$$

式中:  $\left| \frac{\partial \mathbf{I}(x, y)}{\partial x} \right|$ 、 $\left| \frac{\partial \mathbf{I}(x, y)}{\partial y} \right|$  为  $\mathbf{I}(x, y)$  在  $x, y$  方向上的一阶梯度。

#### 2.1.2 图像显著特征的计算

图像区域  $R$  的特征协方差矩阵的计算公式为

$$\mathbf{C}_R = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\mathbf{f}_i - \mathbf{w})(\mathbf{f}_i - \mathbf{w})^T, \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{f}_i$  为区域  $R$  内各像素点的特征向量;  $n$  为区域  $R$  内像素点总数;  $\mathbf{w}$  为区域  $R$  内像素点的均值特征向量。CovSal 视觉显著性算法依据文献[20]提出的距离度量法则定义图像区域  $R_1$  和  $R_2$  的差异性,表达式为

$$\rho(\mathbf{C}_{R_1}, \mathbf{C}_{R_2}) = \sqrt{\sum_{i_a=1}^d \ln^2 \lambda_{i_a}}, \quad (10)$$

式中:  $\lambda_{i_a}$  为矩阵  $\mathbf{C}_{R_1}$  和  $\mathbf{C}_{R_2}$  的广义特征值。其满足

$$|\lambda_{i_a} \mathbf{C}_{R_1} - \mathbf{C}_{R_2}| = 0, \quad i_a = 1, 2, \dots, d, \quad (11)$$

式中:  $d$  为方阵  $\mathbf{C}_{R_1}$  和  $\mathbf{C}_{R_2}$  的维数。由于  $\mathbf{C}_{R_1}$  和  $\mathbf{C}_{R_2}$  均为  $5 \times 5$  的方阵,故  $d = 5$ 。

对于尺寸为  $M \times N$  的图像, CovSal 算法将图像非重叠地分为  $K \times K$  块,如图 1(a)所示,衡量图像区域  $R$  的显著差异性时,通过对比邻域  $r$  内其他图像区域块与  $R$  的特征协方差矩阵的差异性来得到  $R$  的显著值。这样得到的显著值只考虑到局部的差异性,没有考虑到图像全局的差异性,且计算量较大。为此通过度量图像区域  $R$  与整幅图像区域的差异性来得到图像区域  $R$  的显著差异性,如图 1(b)所示。

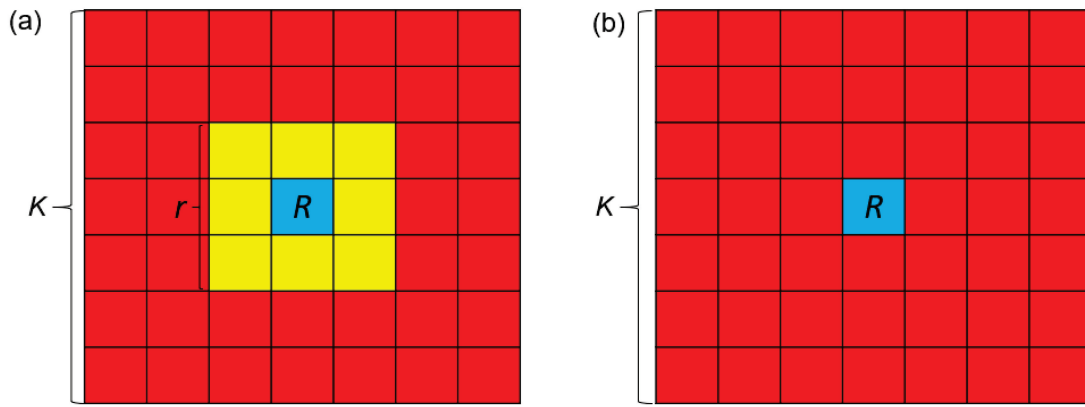


图 1 区域差异性度量。(a) 局部;(b) 全局

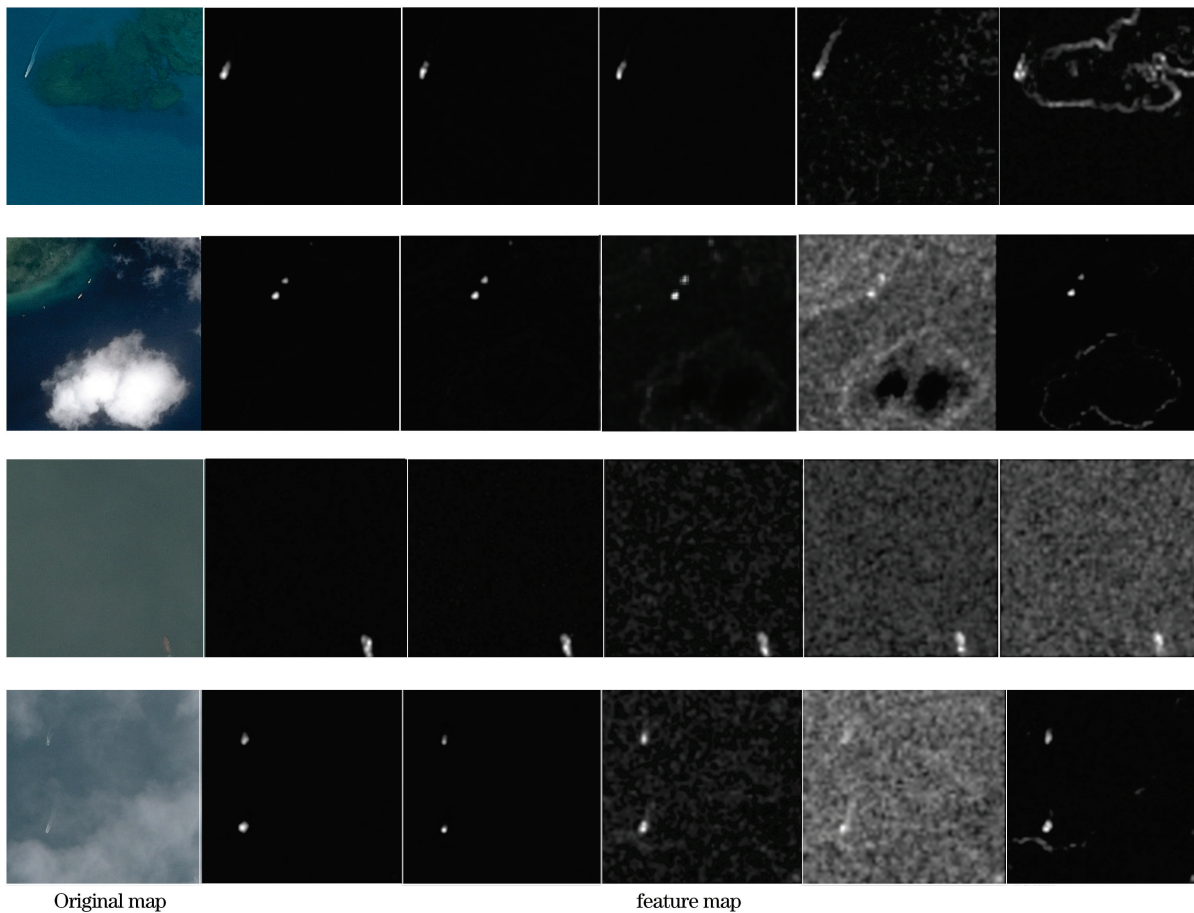
Fig.1 Regional difference measurement. (a) Local; (b) global

对于每个图像区域块  $R_{i_b}$  ( $i_b = 1, \dots, K \times K$ ), 依据(11)式计算得到特征值  $\lambda_j^{R_{i_b}}$  ( $j = 1, 2, \dots, 5$ ), 将其从大到小排序, 得到 5 幅特征值图作为空域显著图。

其对应的特征值图,  $H = W = 512$ , 图像非重叠分块  $K = 64$ 。为了有效显示不同特征值显著图的差异, 对得到的特征值显著图  $S_{i_c}$  ( $i_c = 1, 2, 3, 4, 5$ ) 进行归一化, 并缩放到  $[0, 255]$ 。

$$\text{normal}(S_{i_c}) = \frac{S_{i_c} - \min(S_{i_c})}{\max(S_{i_c}) - \min(S_{i_c})} \quad (12)$$

图 2 为典型的含船中低分辨率光学遥感图像及



Original map

feature map

图 2 空域显著特征图

Fig.2 Spatial salient feature map

图 2 中,从左到右的特征值图对应的特征值从大到小依次排序,可以看到,越大的特征值对应的特征值图能较好地地区分舰船目标区域和背景区域。对于图像生成的特征值显著图  $\{S_1, S_2, S_3, S_4, S_5\}$ ,选取前  $z$  大特征值的图作为检测的显著图。

## 2.2 PQFT 频域特征图

Guo 等<sup>[21]</sup>针对 SR 模型<sup>[22]</sup>,分析得出频域对视觉显著性起到重要作用的是相位谱而不是谱残差,故提出 QFT(quaternion Fourier transform)算法,该算法利用相位谱就可以获得突出区域的位置,且效果更好,计算量更小。QFT 算法只考虑到图像本身的灰度特征,通过将每个像素的值表示为一个由强度、颜色和运动特征组成的四元数,可以将相位傅里叶变换(PFT)中原有的二维傅里叶变换转换为四维傅里叶变换,得到 PQFT 模型。PQFT 模型的建立大体可以分为如下几个步骤。

### 1) 建立四元数特征

$$\mathbf{q}(t) = \mathbf{M}(t) + \mathbf{RG}(t)\mu_1 + \mathbf{BY}(t)\mu_2 + \mathbf{I}(t)\mu_3, \quad (13)$$

式中: $t$  为时刻, $\mathbf{M}(t)$  为运动特征; $\mu_1, \mu_2, \mu_3$  互相正交且  $\mu_3 = \mu_1\mu_2$ 。由于讨论的是静态图像,故(13)式可改写为

$$\mathbf{q}(x, y) = \mathbf{M}(x, y) + \mathbf{RG}(x, y)\mu_1 + \mathbf{BY}(x, y)\mu_2 + \mathbf{I}(x, y)\mu_3. \quad (14)$$

四元数特征表达式(14)式可化简为

$$\mathbf{q}(x, y) = \mathbf{f}_1(x, y) + \mathbf{f}_2(x, y)\mu_2, \quad (15)$$

$$\mathbf{f}_1(x, y) = \mathbf{M}(x, y) + \mathbf{RG}(x, y)\mu_1, \quad (16)$$

$$\mathbf{f}_2(x, y) = \mathbf{BY}(x, y) + \mathbf{I}(x, y)\mu_2. \quad (17)$$

### 2) 对四元数特征进行傅里叶变换

$$\mathbf{Q}[u, v] = \mathbf{F}_1[u, v] + \mathbf{F}_2[u, v]\mu_2, \quad (18)$$

$$\mathbf{F}_{i_d}[u, v] = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} e^{-\mu_1 2\pi(\frac{xv}{M} + \frac{yv}{N})} \tilde{f}_{i_d}(x, y), \quad (19)$$

$$i_d = 1, 2,$$

(18)式为(15)式的傅里叶变换表达式,(19)式为(16)、(17)式的傅里叶变换表达式。 $\mathbf{Q}[u, v]$ 的指数形式可表示为

$$\mathbf{Q}[u, v] = \|\mathbf{Q}[u, v]\| e^{\varphi}, \quad (20)$$

式中: $\varphi$  为相位。

3)将  $\mathbf{Q}[u, v]$  的振幅谱  $\|\mathbf{Q}[u, v]\|$  设定为 1,剩下相位信息,并对其进行傅里叶逆变换,表达式分别为

$$\mathbf{q}_2(x, y) = \tilde{f}_1(x, y) + \tilde{f}_2(x, y)\mu_2, \quad (21)$$

$$\tilde{f}_{i_d}(x, y) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} e^{\mu_1 2\pi(\frac{xv}{M} + \frac{yv}{N})} \tilde{F}_{i_d}[u, v], \quad (22)$$

式中: $\mathbf{q}_2(x, y)$  为对四元数特征进行傅里叶逆变换的结果; $\tilde{F}_{i_d}[u, v]$  为  $\mathbf{Q}[u, v]$  将振幅谱  $\|\mathbf{Q}[u, v]\|$  设定为 1 后的频域分量; $\tilde{f}_{i_d}(x, y)$  为频域分量的傅里叶逆变换结果。最终频域显著图  $\mathbf{S}(x, y)$  的表达式为

$$\mathbf{S}(x, y) = \mathbf{g}'(x, y) * \|\mathbf{q}_2(x, y)\|^2, \quad (23)$$

式中: $\mathbf{g}'(x, y)$  为高斯滤波器。

## 2.3 空频域特征图融合

提取出图像的空域和频域特征后,利用元胞自动机算法<sup>[23]</sup>对空域特征图和频域特征图进行融合,融合公式为

$$\ln \mathbf{S}_m^{t+1} = \ln \mathbf{S}_m^t + \sum_{i_e=1, i_e \neq m}^Y \text{sign}(\mathbf{S}_{i_e}^t - \boldsymbol{\gamma}_{i_e} * \mathbf{I}) \ln\left(\frac{\lambda}{1-\lambda}\right), \quad (24)$$

式中: $\mathbf{S}_m^t$  为  $t$  时刻、第  $m$  幅特征图所有像素点(元胞)的显著值图; $\mathbf{I}$  为单位矩阵; $Y$  为融合的特征图数; $\boldsymbol{\gamma}_{i_e}$  为应用 Ostu 阈值分割法后第  $i_e$  幅显著图产生的自适应阈值; $\ln\left(\frac{\lambda}{1-\lambda}\right) = 0.5$ 。经过  $P$  个时间步后,得到最终的显著图,表达式为

$$\mathbf{S}^P = \frac{1}{Y} \sum_{m=1}^Y \mathbf{S}_m^P. \quad (25)$$

原始遥感图像、使用原始 CovSal 算法得到的显著图、使用基于空频域特征改进后的算法得到的显著图如图 3 所示,空域特征图数  $z = 3$ ,元胞自动机时间步数  $P = 22$ 。相比原始 CovSal 算法,改进后的算法能较为有效地抑制云层、薄雾、复杂地貌等干扰,从而突出舰船目标区域。

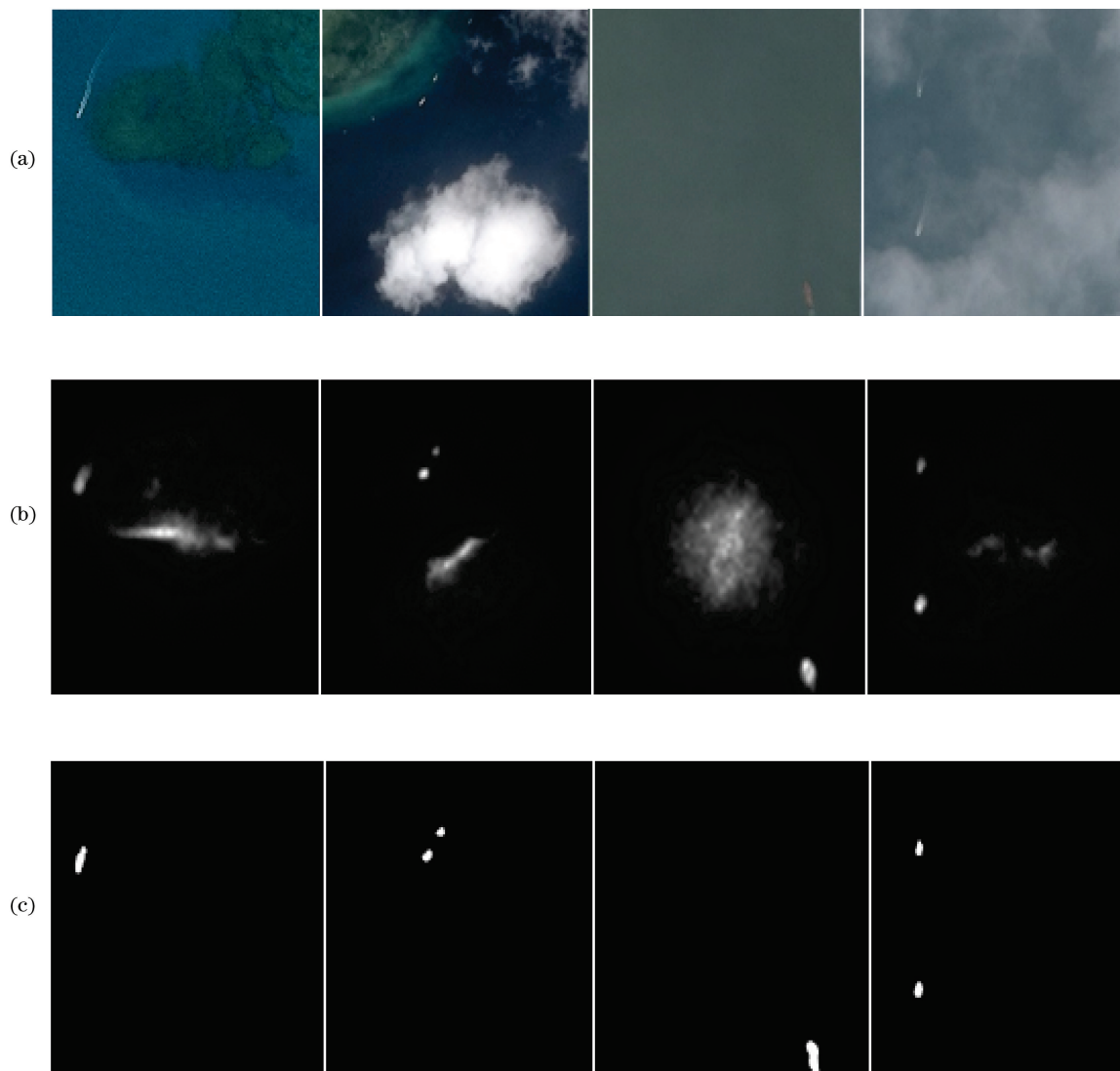


图 3 不同算法的实验效果。(a) 原始图像；(b) 原始 CovSal 算法；(c) 改进算法

Fig. 3 Experimental effects of different algorithms. (a) Original image; (b) original CovSal algorithm; (c) improved algorithm

### 3 实验与分析

为了验证所提算法的性能,对所提算法、ITTI、CovSal、PQFT 算法进行对比。实验图片全部来自 Google Earth 数据集,共 50 幅可见光学遥感图像,图像大小为  $512 \times 512$ ,包含 60 个不同大小的舰船目标。实验硬件环境为 Inter core i5\_8250 处理器,主频 1.6GHz,内存 1.8 GHz,Win10 专业版,实验所用代码均在 MATLAB R2017a 软件下运行。

#### 3.1 算法主观性能对比

图 4 为实验结果,从左到右分别为原始图像、ITTI、CovSal、PQFT 及所提算法得到的图像。原

始图像中,方框表示舰船目标,圆圈表示类似舰船目标的虚警。针对具有复杂海面地貌、云雾背景的中低分辨率遥感图像,从图 4 可以看出:ITTI 算法得到的视觉显著图不能检测出目标,显著图受到严重的干扰;而 CovSal 算法虽然可以检测出目标,但同时检测出了大面积的背景,不能很好地区分目标和背景区域;PQFT 算法虽然可以较好地抑制背景,但得到的目标区域不连续,有较多的断点,不能较好地检测出完整的舰船目标区域;所提算法一方面可以较好地抑制复杂地貌、云层等背景干扰和类似舰船目标的虚警,具有一定的虚警抑制能力,同时可以较为完整地检测出舰船目标区域。

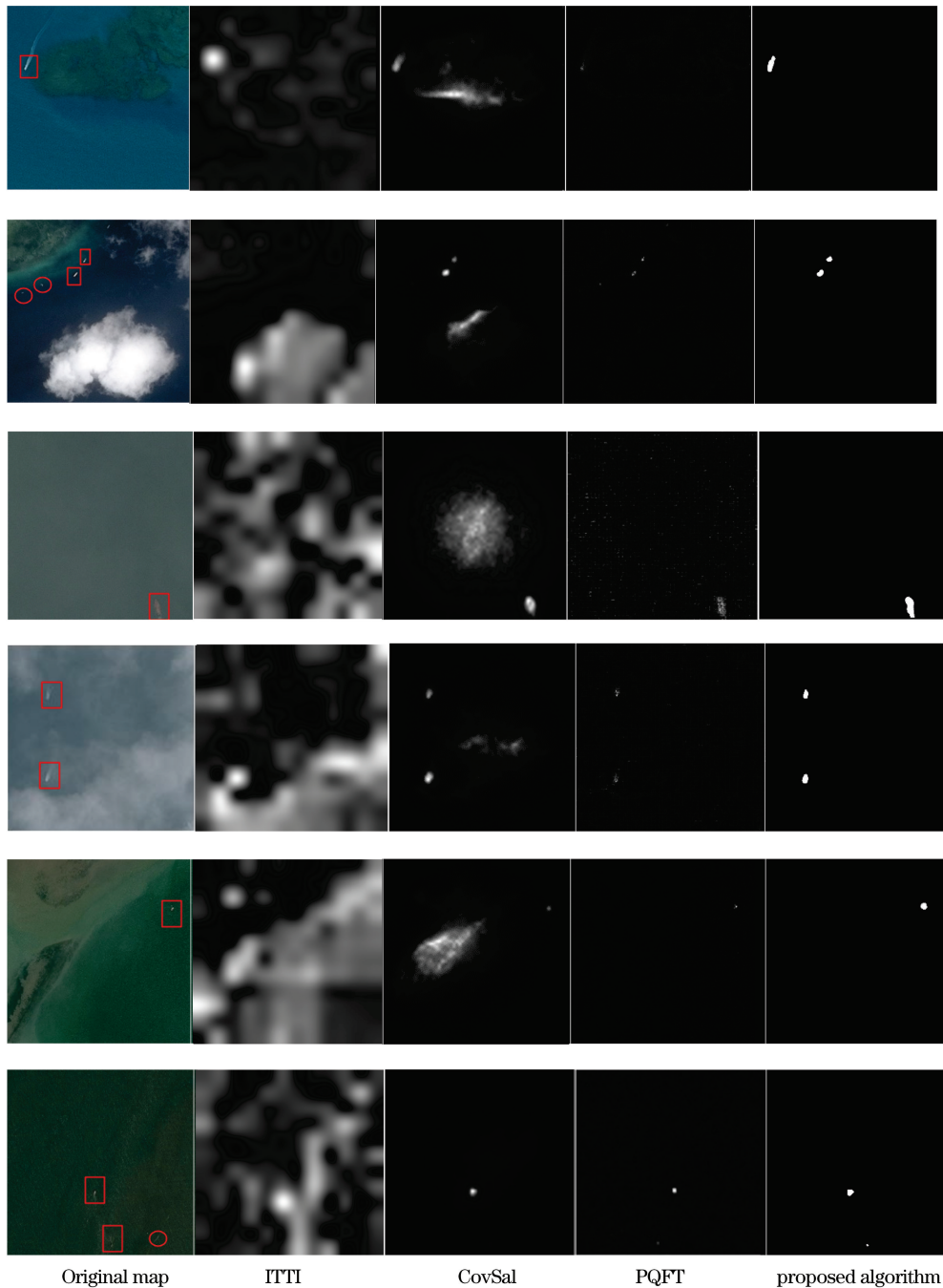


图 4 实验结果

Fig. 4 Experimental results

### 3.2 算法客观性能对比

#### 3.2.1 准确率-召回率曲线

利用准确率-召回率(P-R)曲线来定量评价所提算法的性能,P-R 曲线的纵轴是检测准确率,横轴是检测召回率。对所提算法获得的显著图  $S(x, y)$  和人工标注的二值化图  $G_T(x, y)$  进行对比,通过每一个阈值点  $T$  得到的像素点个数计算检测准确率和检测召回率  $(x_{recall}^T, x_{precision}^T)$ ,  $T = 1, 2, \dots, 255$ 。对

全部的遥感图像得到的对比曲线进行平均,得到最终的 P-R 曲线对比图。召回率和检测率的计算公式分别为

$$x_{recall}^T = \frac{\sum_{|P(x,y)|=|G_T(x,y)|=1} P(x,y) \cap G_T(x,y)}{\sum_{|G_T(x,y)|=1} G_T(x,y)}, \quad (26)$$

$$x_{\text{precision}}^T = \frac{\sum_{|P(x,y)|=|G_T(x,y)|=1} P(x,y) \cap G_T(x,y)}{\sum_{|P(x,y)|=1} P(x,y)}, \quad (27)$$

式中： $P(x,y)$ 为显著图  $S(x,y)$  经过阈值  $T$  二值化后的检测图。

图 5 为 P-R 曲线。从图 5 可以看出：随着阈值  $T$  的减小(召回率逐渐增大), ITTI 算法由于无法区分目标区域和背景区域, 准确率均较小; CovSal 算法在检测出目标区域的同时也检测出背景区域, 在召回率逐渐增大时, 越来越多的背景区域被检测为目标, 使得准确率急剧下降; PQFT 算法虽然能较好地抑制复杂背景, 但检测的目标区域会出现间断现象, 在相同召回率情况下, 准确率虽然比 CovSal 算法高, 但随着召回率的逐渐增大, 准确率变化较大; 所提算法在检测目标区域和背景区域时有较大的区分性, 随着阈值  $T$  的变化, 准确率仍能保持较好的数值。

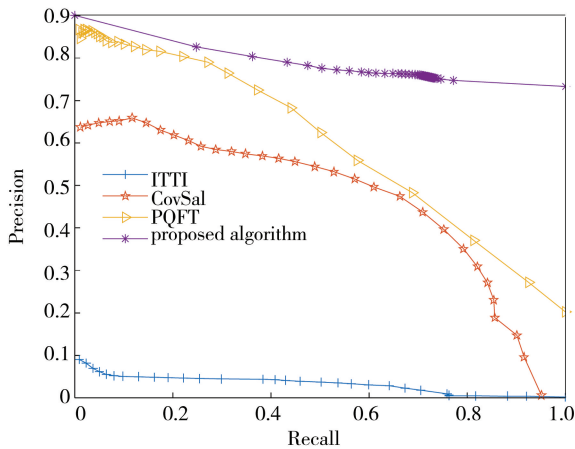


图 5 P-R 曲线  
Fig. 5 P-R curve

### 3.2.2 舰船检测性能比较

使用舰船检测正确率  $P_c$  和虚警率  $P_f$  来定量评价不同算法的性能。

$$P_c = \frac{N_{ds}}{N_{ts}}, \quad (28)$$

$$P_f = \frac{N_{df}}{N_{ds} + N_{df}}, \quad (29)$$

式中： $N_{ts}$  为实际的舰船目标数目； $N_{ds}$  为准确检测到的舰船数目； $N_{df}$  为检测到的错误目标数目。表 1 为不同算法的检测结果。从表 1 可以看出, 相比于 CovSal、PQFT 算法, 所提算法对舰船目标的检测准确率较高, 虚警率较低; 单幅图像平均运行效率相比

CovSal 算法提升很大, 和 PQFT 算法相近。

表 1 不同算法的检测结果

Table 1 Detection results of different algorithms

Algorithm	$N_{ts}$	$N_{ds}$	$N_{df}$	$P_c$	$P_f$	time/s
CovSal	60	31	28	0.517	0.467	15.50
PQFT	60	41	9	0.683	0.150	0.72
Proposed algorithm	60	52	6	0.867	0.100	1.26

### 3.3 模型参数实验

影响算法性能的参数主要有图像分块数  $K \times K$ 、需融合的空域特征图幅数  $z$ 、元胞自动机融合特征图的步数  $P$ 。图像分块数  $K \times K$  决定度量差异性的区域大小,  $z$  决定需融合的空域特征图幅数,  $P$  反映特征图融合的收敛过程。

#### 3.3.1 $K$ 参数

$K$  参数选取为 8, 16, 32, 64, 其余参数调至较优, 基于 P-R 曲线比较不同  $K$  参数的差异性。图 6 为不同  $K$  参数下的 P-R 曲线。图 6 结果表明, 在  $K$  参数较大的情况下, P-R 曲线较优。这主要是因为中低分辨率遥感图像中舰船目标所占区域较小, 较大的  $K$  参数对应的图像区域较小, 所提算法能较好地提取出只含有目标的区域。

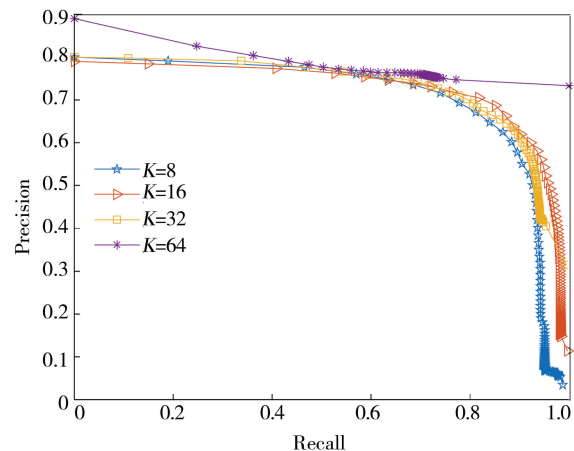
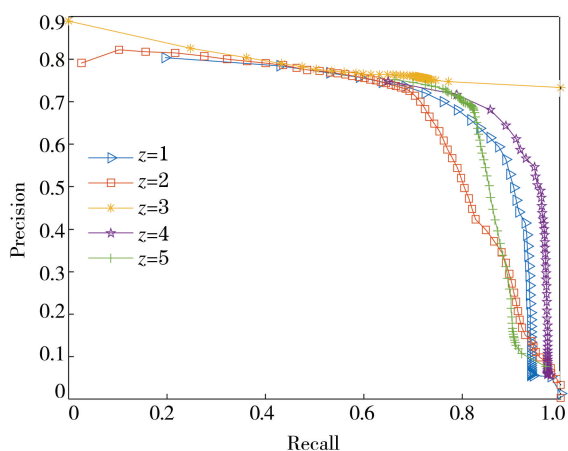


图 6  $K$  参数实验结果

Fig. 6 Experimental result under  $K$  parameter

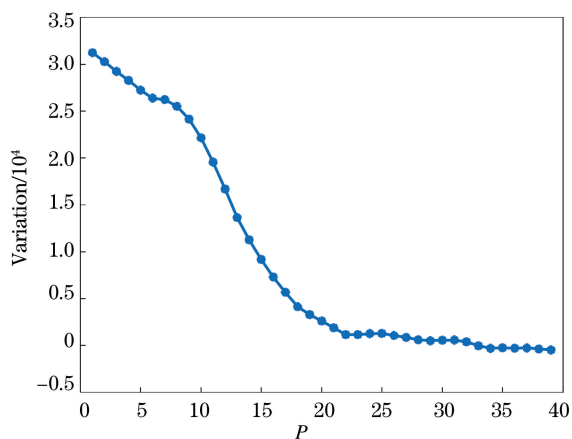
#### 3.3.2 $z$ 参数

所提算法提取的空域特征图一共有 5 幅, 对应的  $z$  参数为 1, 2, 3, 4, 5, 表示选取特征值前  $z$  大的空域特征图进行实验, 其余参数调至较优。图 7 为不同  $z$  参数值对应的 P-R 曲线。从图 7 可以看出,  $z=3$  时 P-R 曲线最优。空域特征图选取较少, 所含目标信息较少; 空域特征图选取较多, 会引入较多噪声。

图 7  $z$  参数实验结果Fig.7 Experimental result under  $z$  parameter

### 3.3.3 $P$ 参数

在  $z$  为 3、 $K$  为 64 的情况下,观察元胞自动机更新步数对检测图的变化。图 8 为检测图差值随步数的变化曲线。从图 8 可看到,步数  $P$  大于 20 后,融合的检测图基本保持不变。

图 8  $P$  参数实验结果Fig.8 Experimental result under  $P$  parameter

## 4 结 论

提出了一种融合空频域特征的中低分辨率舰船目标检测算法。该算法改进 CovSal 视觉显著性算法的特征空间和显著性度量方式,以更好地突出舰船目标特征,同时引入抑制复杂背景较好的 PQFT 算法,并融合元胞自动机算法得到空频域特征图,从而完成舰船目标的检测。所提算法能在突出舰船目标特征的同时抑制复杂背景的干扰,具有一定的虚警抑制能力。实验表明,将融合空频域特征的显著性检测算法用于舰船目标检测的性能要优于其他常用的视觉显著性算法。为了完善算法的鲁棒性,对虚假目标精细的排除研究将会是未来工作。

## 参 考 文 献

- [1] Wang Y Q, Ma L, Tian Y. State-of-the-art of ship detection and recognition in optical remotely sensed imagery[J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(9): 1029-1039.  
王彦情, 马雷, 田原. 光学遥感图像舰船目标检测与识别综述 [J]. 自动化学报, 2011, 37(9): 1029-1039.
- [2] Yin Y, Huang H, Zhang Z X. Research on ship detection technology based on optical remote sensing image[J]. Computer Science, 2019, 46(3): 82-87.  
尹雅, 黄海, 张志祥. 基于光学遥感图像的舰船目标检测技术研究 [J]. 计算机科学, 2019, 46(3): 82-87.
- [3] Zhang Y, Xu Z Y, Chen W F, et al. Faint targets detection based on Retinex theory and gray morphological filtering method [J]. Infrared Technology, 2010, 32(1): 46-51.  
张毅, 徐智勇, 陈武凡, 等. 基于 Retinex 理论和灰度形态学的红外弱小目标增强方法研究 [J]. 红外技术, 2010, 32(1): 46-51.
- [4] Shuai T, Sun K, Wu X N, et al. A ship target automatic detection method for high-resolution remote sensing [C] // 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), July 10-15, 2016, Beijing, China. New York: IEEE Press, 2016: 1258-1261.
- [5] Li J Y, Li X R, Zhao L Y. Docked ship detection based on edge line analysis and aggregation channel features [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(8): 0815004.  
黎经元, 厉小润, 赵辽英. 基于边缘线分析与聚合通道特征的港口舰船检测 [J]. 光学学报, 2019, 39(8): 0815004.
- [6] Liu G, Zhang Y S, Zheng X W, et al. A new method on inshore ship detection in high-resolution satellite images using shape and context information [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(3): 617-621.
- [7] Lu G M. Research on fast RGA-based ship-target detection for optical remote sensing images [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2017.  
卢国民. 基于 RGA 的快速光学遥感图像舰船目标检测算法研究 [D]. 成都: 西南交通大学, 2017.
- [8] Xu J, Fu K, Sun X. An invariant generalized Hough transform based method of inshore ships detection [C] // 2011 International Symposium on Image and Data



- Fusion, August 9-11, 2011, Tengchong, Yunnan, China. New York: IEEE Press, 2011.
- [9] He S H, Yang S Q, Shi A G, et al. Detection of ship target under sea background based on texture high-order fractal feature [J]. *Optics & Optoelectronic Technology*, 2008, 6(4): 79-82.  
何四华, 杨绍清, 石爱国, 等. 纹理高阶分形特征在海面舰船目标检测中的应用 [J]. *光学与光电技术*, 2008, 6(4): 79-82.
- [10] Li W J, Zhao H P, Shang S N. Onboard ship saliency detection algorithm based on multi-scale fractal dimension [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, 22(10): 1447-1454.  
李文娟, 赵和平, 尚叔楠. 多尺度分形维的星载舰船显著性检测 [J]. *中国图象图形学报*, 2017, 22(10): 1447-1454.
- [11] Liu F, Shen T S, Ma X X, et al. Ship recognition based on multi-band deep neural network [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25 ( 11 ): 2939-2946.  
刘峰, 沈同圣, 马新星, 等. 基于多波段深度神经网络的舰船目标识别 [J]. *光学精密工程*, 2017, 25 (11): 2939-2946.
- [12] 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.
- [13] Zhao Y F, Zhang B H, Zhang Y Y, et al. Ship detection based on SAR images using deep feature pyramid and cascade detector [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(12): 121019.  
赵云飞, 张宝华, 张艳月, 等. 基于深度特征金字塔和级联检测器的 SAR 图像舰船检测 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(12): 121019.
- [14] Song M Z, Qu H S, Jin G. Weakship target detection of noisy optical remote sensing image on sea surface [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37 (10): 1011004.  
宋明珠, 曲宏松, 金光. 含噪光学遥感图像海面弱小舰船目标检测 [J]. *光学学报*, 2017, 37 (10): 1011004.
- [15] Ding P, Zhang Y, Jia P, et al. Ship detection on sea surface based on multi-feature and multi-scale visual attention [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(9): 2461-2468.  
丁鹏, 张叶, 贾平, 等. 基于多尺度多特征视觉显著性的海面舰船检测 [J]. *光学精密工程*, 2017, 25 (9): 2461-2468.
- [16] Xu F, Liu J H, Zeng D D, et al. Detection and identification of unsupervised ships and warships on sea surface based on visual saliency [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(5): 1300-1311.  
徐芳, 刘晶红, 曾冬冬, 等. 基于视觉显著性的无监督海面舰船检测与识别 [J]. *光学精密工程*, 2017, 25(5): 1300-1311.
- [17] Li J, Levine M D, An X J, et al. Visual saliency based on scale-space analysis in the frequency domain [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 35(4): 996-1010.
- [18] Erdem E, Erdem A. Visual saliency estimation by nonlinearly integrating features using region covariances [J]. *Journal of Vision*, 2013, 13(4): 11.
- [19] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1254-1259.
- [20] Förstner W, Moonen B. A metric for covariance matrices [M] // Grafarend E W, Krumm F W, Schwarze V S. *Geodesy-the challenge of the 3rd millennium*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2003: 299-309.
- [21] Guo C L, Ma Q, Zhang L M. Spatio-temporal saliency detection using phase spectrum of quaternion Fourier transform [C] // 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2008, Anchorage, AK, USA. New York: IEEE Press, 2008.
- [22] Hou X D, Zhang L Q. Saliency detection: a spectral residual approach [C] // 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 17-22, 2007, Minneapolis, MN, USA. New York: IEEE Press, 2007.
- [23] Qin Y, Lu H C, Xu Y Q, et al. Saliency detection via cellular automata [C] // 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 110-119.