(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 114821358 A
(43)申请公布日 2022.07.29

(21)申请号 202210463979.0
(22)申请日 2022.04.29
(71)申请人 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所
地址 130033 吉林省长春市经济技术开发区东南湖大路3888号
(72)发明人 刘晶红 田阳 刘成龙 徐芳 白冠冰
(74)专利代理机构 深圳市科进知识产权代理事务所(普通合伙) 44316
专利代理师 孟洁
(51)Int.Cl.
G06V 20/13(2022.01)
G06V 10/26(2022.01)
G06V 10/40(2022.01)
G06V 10/74(2022.01)
G06V 10/764(2022.01)
G06V 10/774(2022.01)
G06K 9/62(2022.01)

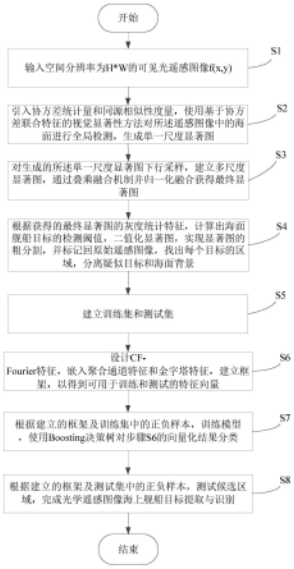
权利要求书3页 说明书8页 附图4页

(54)发明名称

光学遥感图像海上舰船目标提取与识别方法

(57)摘要

本发明涉及一种光学遥感图像海上舰船目标提取与识别方法,包括:输入可见光遥感图像;使用基于协方差联合特征的视觉显著性方法对所述遥感图像中的海面进行全局检测,生成单一尺度显著图;对生成的所述单一尺度显著图下行采样,建立多尺度显著图,获得最终显著图;计算出海面舰船目标的检测阈值,二值化显著图,实现显著图的粗分割;建立训练集和测试集;以得到可用于训练和测试的特征向量;根据建立的框架及训练集中的正负样本,训练模型,对所述特征向量分类;根据建立的框架及测试集中的正负样本,测试候选区域,完成光学遥感图像海上舰船目标提取与识别。本发明能够高效地搜索海面目标区域,大大降低了虚警率,提高了检测准确性。



CN 114821358 A

1.一种光学遥感图像海上舰船目标提取与识别方法，其特征在于，该方法包括如下步骤：

a.输入可见光遥感图像；

b.引入协方差统计量和同源相似性度量，使用基于协方差联合特征的视觉显著性方法对所述遥感图像中的海面进行全局检测，生成单一尺度显著图；

c.对生成的所述单一尺度显著图下行采样，建立多尺度显著图，通过叠乘融合机制并归一化融合获得最终显著图；

d.根据获得的最终显著图的灰度统计特征，计算出海面舰船目标的检测阈值，二值化显著图，实现显著图的粗分割，并标记回原始遥感图像，找出每个目标的区域，分离疑似目标和海面背景；

e.建立训练集和测试集，所述训练集包括正样本、负样本，所述测试集包括正样本、负样本；

f.设计CF-Fourier特征，嵌入聚合通道特征ACF和金字塔特征FGPM，建立框架，以得到可用于训练和测试的特征向量；

g.根据建立的框架及训练集中的正负样本，训练模型，使用Boosting决策树对步骤f的所述特征向量分类；

h.根据建立的框架及测试集中的正负样本，测试候选区域，完成光学遥感图像海上舰船目标提取与识别。

2.如权利要求1所述的方法，其特征在于，所述的步骤a包括：

输入空间分辨率为H×W的光学遥感图像f(x,y)，所述遥感图像中有舰船、海雾、厚重云层、岛屿等，其中，舰船的大小和颜色极性各不相同，在海面上的位置随机分布。

3.如权利要求2所述的方法，其特征在于，所述的步骤b包括：

步骤S21：根据输入的所述遥感图像，计算像素m的亮度，提取水平方向和垂直方向的梯度特征，亮度二阶导数特征，以及接近人类视觉的Lab色彩空间的亮度L、对立颜色维度a和b特征，与位置坐标(x,y)形成九维特征向量f_m：

$$f_m=[x,y,L_m,a_m,b_m,\frac{\partial I}{\partial x},\frac{\partial I}{\partial y},\frac{\partial^2 I}{\partial x^2},\frac{\partial^2 I}{\partial y^2}]$$；

步骤S22：将所述遥感图像划分为大小相同的正方形区域R，计算特征均值，用f_m对称构建9×9的协方差特征矩阵作为区域描述符S：

$$C_R=\frac{1}{n^2-1}\sum_{i=1}^{n^2}(f_i-\mu)(f_i-\mu)^T$$；

步骤S23:对所述区域描述符采用Cholesky分解，得到上三角矩阵中的每一行向量L_i，则区域描述符等价于欧式空间的一组点集S：

$$S=\begin{cases}L_i & 1\le i\le k\\ -L_i & k+1\le i\le 2k\end{cases}$$

合并特征均值μ和点集S得到对C_R编码具有欧式空间计算能力的特征向量$\psi_\mu(C_R)$：

$\psi_\mu(C_R)=(\mu,s_1,s_2,...,s_k,,s_{k+1},.s_{k+2}..,s_{2k})$；

步骤S24：通过上下文相似性度量，寻取最相似的T个度量表示区域的显著性，公式如

下：

$$d(R,R_i)=\|\psi_R-\psi_{R_i}\|$$

$$Sal=\sum_{j=1}^{T}d^j{}_{R,Ri}$$

步骤S25：在上述显著性的基础上设计了同源相似性权值函数w_j，增强对比度，获得显著区域的稀疏图：

$$Sal=\sum_{j=1}^{T}w_j(R,R_i)d^j{}_{R,Ri}$$

其中，权值函数使用特征距离反函数来度量，被定义为高斯函数：

$$w_j(R,R_i)=\exp(-\frac{1}{\delta_h}Dist_{R,Ri})$$

$$Dist_{R,Ri}=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\ln^2\lambda_i(C_R,C_{Ri})}\text{。}$$

4.如权利要求3所述的方法，其特征在于，所述的步骤d包括：

采用OTSU方法，获取自适应分割阈值T来建立连通区域用以提取目标：

$$S(x,y)=\begin{cases}1, & S(x,y)\geq T\\ 0, & S(x,y)<T\end{cases}\text{。}$$

5.如权利要求4所述的方法，其特征在于，所述的步骤f具体包括：

步骤S61：平面图像I(x,y)在像素(x,y)处的梯度表示为(D(x,y),θ(D(x,y)))，连续的梯度方向脉冲曲线计算为：

h(ζ)＝||D(x,y)||δ(ζ-θ(D(x,y)))；

步骤S62：对梯度方向脉冲曲线使用Fourier分析：

$$h(\zeta)=\sum_{m=-\infty}^{\infty}c_m e^{im\zeta}\text{；}$$

系数$\hat{c}_m(x,y)=\frac{1}{2\pi}\int_0^{2\pi}h(\zeta)e^{-im\zeta}=\|D(x,y)\|e^{-im\theta(D(x,y))}$；

步骤S63：矢量场内旋转图像并寻找旋转不变性的条件和设计的自导向性核函数$P_j(r)$：

$$\begin{aligned}gF&=H(gI)=H(I\circ T_g)=V*[I,T_g]\\&=e^{im\alpha}[V*T_g]*[I,T_g]=e^{im\alpha}[V*I]\circ T_g\\&=e^{im\alpha}[F\circ T_g]\end{aligned}$$

$$g(F_{m1}*F_{m2})=e^{-i(m1+m2)\alpha_g}\left[F_{m1}*F_{m2}\right]\circ T_g\Rightarrow m_1+m_2=0$$

$$g(F_{m1}*F_{m2})=\left[F_{m1}*F_{m2}\right]\circ T_g$$

$$V_{j,k}(r,\varphi)=P_j(r)e^{ik\varphi},j\in N,k\in Z$$

$$P_j(r)=\min\left(\max\left(1-\frac{|r-j\sigma|}{\sigma},0\right),1\right),\sigma=\frac{R}{J}$$

步骤S64:采用上述核函数卷积建模,根据上述旋转不变性的条件,Fourier HOG旋转不变性描述符表示如下:

$$F_{j,k,m}(x,y)=V_{j,k}(x,y)*\hat{c}_m(x,y)$$

步骤S65:引入圆周频率滤波器CF,利用舰船和周围背景的亮度差异,设计舰船目标的灰度值变化模式,计算像素(i,j)处灰度值的离散傅里叶变换DFT:

$$DFT_{(i,j)}=\frac{1}{N}\sqrt{\left(\sum_{k=0}^{N-1}f_k\cos\frac{ck\pi}{N}\right)^2+\left(\sum_{k=0}^{N-1}f_k\sin\frac{ck\pi}{N}\right)^2}$$

步骤S66:提取出的旋转不变性梯度特征和圆周频率特征,被送入分类器用来区分是否是真船还是虚警:针对直接收集图像金字塔特征效率较慢,在基础尺度d_0的基础上,通过估计比例因子λ来实现不同尺度d_1的快速金字塔特征估计:

$F_{d1}=F_{d0}\cdot(d_0/d_1)^{-\lambda}$。

6.如权利要求5所述的方法,其特征在于,所述的步骤g具体包括如下步骤:

通过将正负样本按照1:3的比例,作为模型的输入端,训练模型,并分类生成候选区域的置信分数,使用交并比作为是否为真是目标的判定标准。

7.如权利要求6所述的方法,其特征在于,所述的步骤h具体包括:

将步骤d提取的疑似舰船目标区域碎片进行测试,判别是真实目标还是虚警,是真实目标则保留,是虚警则剔除,最终在输入图像中标记出来。

光学遥感图像海上舰船目标提取与识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种光学遥感图像海上舰船目标提取与识别方法。

背景技术

[0002] 近年来，海洋遥感技术一直是计算机视觉领域具有挑战性的研究课题之一，其中较具发展前景的当属舰船检测技术。随着遥感信息科学的迅猛发展，利用遥感技术的舰船检测不仅应用于海事侦查、海上打击分析和评估等军用领域，而且被广泛应用于海岛资源调查、海洋勘探、海上救援等民用领域，具有重要的价值。

[0003] 随着空、天平台遥感数据获取能力的日益增强及高分辨率卫星的飞速发展，越来越多的遥感数据可用于研究。从数据获取的角度来看，当前舰船检测大致可以分三类：合成孔径雷达(SAR)图像舰船检测、红外(IR)图像舰船检测和可见光遥感(VRS)图像舰船检测。由于合成孔径雷达(SAR)方法具有不受光照和云雾等复杂天气条件影响的昼夜成像能力以及一定的穿透性，多用来监测海表溢油、海洋表面洋流。世界各国一直都在致力于新型SAR载荷的研制，不断提高空间分辨率，并且取得了令人印象深刻的性能。然而，SAR图像的相干成像机制导致图像中产生大量的斑点噪声，严重干扰了边缘和纹理特征，加之不能利用颜色信息，因此不适合识别舰船目标。此外，红外图像用于增强弱光条件下的视觉效果，但也存在信噪比低、结构信息不足等缺点。而可见光图像中可利用的特征较多，比如颜色、纹理、边缘、方向以及频域特征，因而能够捕捉到更多细节和复杂的结构。

[0004] 目前，海上舰船目标区域的提取和检测方法包括：传统光学遥感图像舰船检测基于灰度信息分割图像，这类方法仅仅适用于平静海面且无云雾干扰的情况，鲁棒性较差；也有基于模板匹配的方法，这类方法主要根据舰船目标形状来剔除海上岛屿区域，但是对于不同的场景不同的舰船种类，模板不易选取；还有基于传统的机器学习方法，主要是为了分离目标和背景区域，高度依赖理想的训练样本；基于深度学习方法，能够有效分类目标和背景，但是对硬件要求高，训练步骤复杂，可解释性较差；基于稀疏表示的方法，目前不成体系，有部分应用于红外图像的舰船检测；还有基于视觉显著性分割方法，与机器学习方法里的滑窗法和灰度信息分割图像法产生的候选区域框的数量相比，能够产生较少的疑似目标区域。

[0005] 总而言之，目前光学遥感图像中的舰船目标检测任务，至少存在以下不足：

[0006] 1.岛屿、浓云、海浪以及各种不确定的海况导致虚警率高。

[0007] 2.可见光成像传感器参数限定、海杂波干扰、舰船尾迹干扰造成舰船目标同质性降低。

[0008] 3.舰船颜色、纹理、大小和种类等自身因素造成目标灰度关联性低；

[0009] 4.基于大规模遥感数据快速性的要求，降低计算负担成为关键问题；

[0010] 5.目标方向各异、特征不明显在检测过程中造成的检测效率低下的问题。

[0011] 因此，如何在恶劣海况、目标同质性和灰度关联性低下、目标几何畸变、目标旋转等复杂情况下进行快速、稳定、鲁棒地提取与检测成为了当前迫切需要解决的问题。

发明内容

[0012] 有鉴于此，有必要提供一种光学遥感图像海上舰船目标提取与识别方法。

[0013] 本发明提供一种光学遥感图像海上舰船目标提取与识别方法，该方法包括如下步骤：a.输入可见光遥感图像；b.引入协方差统计量和同源相似性度量，使用基于协方差联合特征的视觉显著性方法对所述遥感图像中的海面进行全局检测，生成单一尺度显著图；c.对生成的所述单一尺度显著图下行采样，建立多尺度显著图，通过叠乘融合机制并归一化融合获得最终显著图；d.根据获得的最终显著图的灰度统计特征，计算出海面舰船目标的检测阈值，二值化显著图，实现显著图的粗分割，并标记回原始遥感图像，找出每个目标的区域，分离疑似目标和海面背景；e.建立训练集和测试集，所述训练集包括正样本、负样本，所述测试集包括正样本、负样本；f.设计CF-Fourier特征，嵌入聚合通道特征(ACF)和金字塔特征(FGPM)，建立框架，以得到可用于训练和测试的特征向量；g.根据建立的框架及训练集中的正负样本，训练模型，使用Boosting决策树对步骤f的所述特征向量分类；h.根据建立的框架及测试集中的正负样本，测试候选区域，完成光学遥感图像海上舰船目标提取与识别。

[0014] 优选地，所述的步骤a包括：

[0015] 输入空间分辨率为H×W的光学遥感图像f(x,y)，所述遥感图像中有舰船、海雾、厚重云层、岛屿等，其中，舰船的大小和颜色极性各不相同，在海面上的位置随机分布。

[0016] 优选地，所述的步骤b包括：

[0017] 步骤S21：根据输入的所述遥感图像，计算像素m的亮度，提取水平方向和垂直方向的梯度特征，亮度二阶导数特征，以及接近人类视觉的Lab色彩空间的亮度L、对立颜色维度a和b特征，与位置坐标(x,y)形成九维特征向量f_m：

[0018] $$f_m=[x,y,L_m,a_m,b_m,\frac{\partial I}{\partial x},\frac{\partial I}{\partial y},\frac{\partial^2 I}{\partial x^2},\frac{\partial^2 I}{\partial y^2}]$$ ；

[0019] 步骤S22：将所述遥感图像划分为大小相同的正方形区域R，计算特征均值，用f_m对称构建9×9的协方差特征矩阵作为区域描述符S：

[0020] $$C_R=\frac{1}{n^2-1}\sum_{i=1}^{n^2}(f_i-\mu)(f_i-\mu)^T$$ ；

[0021] 步骤S23:对所述区域描述符采用Cholesky分解，得到上三角矩阵中的每一行向量L_i，则区域描述符等价于欧式空间的一组点集S：

[0022] $$S=\begin{cases} L_i & 1\le i\le k \\ -L_i & k+1\le i\le 2k \end{cases}$$

[0023] 合并特征均值μ和点集S得到对C_R编码具有欧式空间计算能力的特征向量$\psi_\mu(C_R)$：

[0024] $\psi_\mu(C_R)=(\mu,s_1,s_2,...,s_k,,s_{k+1},.s_{k+2}..,s_{2k})$；

[0025] 步骤S24：通过上下文相似性度量，寻取最相似的T个度量表示区域的显著性，公式如下：

[0026] $$d(R,R_i)=\|\psi_R-\psi_{R_i}\|$$

[0027] $$Sal=\sum_{j=1}^{T}d^{j}{}_{R,Ri}$$

[0028] 步骤S25:在上述显著性的基础上设计了同源相似性权值函数w_j,增强对比度,获得显著区域的稀疏图:

[0029] $$Sal=\sum_{j=1}^{T}w_j(R,R_i)d^{j}{}_{R,Ri}$$

[0030] 其中,权值函数使用特征距离反函数来度量,被定义为高斯函数:

[0031] $$w_j(R,R_i)=\exp(-\frac{1}{\delta_h}Dist_{R,Ri})$$

[0032] $$Dist_{R,Ri}=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\ln^2\lambda_i(C_R,C_{Ri})}$$ 。

[0033] 优选地,所述的步骤d包括:

[0034] 采用OTSU方法,获取自适应分割阈值T来建立连通区域用以提取目标:

[0035] $$S(x,y)=\begin{cases}1, & S(x,y)\geq T\\ 0, & S(x,y)<T\end{cases}$$ 。

[0036] 优选地,所述的步骤f具体包括:

[0037] 步骤S61:平面图像I(x,y)在像素(x,y)处的梯度表示为(D(x,y),θ(D(x,y))),连续的梯度方向脉冲曲线计算为:

[0038] h(ζ)=||D(x,y)||δ(ζ-θ(D(x,y)));

[0039] 步骤S62:对梯度方向脉冲曲线使用Fourier分析:

[0040] $$h(\zeta)=\sum_{m=-\infty}^{\infty}c_m e^{im\zeta}$$;

[0041] 系数$\hat{c}_m(x,y)=\frac{1}{2\pi}\int_0^{2\pi}h(\zeta)e^{-im\zeta}=\|D(x,y)\|e^{-im\theta(D(x,y))}$;

[0042] 步骤S63:矢量场内旋转图像并寻找旋转不变性的条件和设计的自导向性核函数$P_j(r)$:

[0043] $$\begin{aligned}gF&=H(gI)=H(I\circ T_g)=V*[I,T_g]\\&=e^{im\alpha}[V*T_g]*[I,T_g]=e^{im\alpha}[V*I]\circ T_g\\&=e^{im\alpha}[F\circ T_g]\end{aligned}$$

[0044] $$\begin{aligned}&g(F_{m1}*F_{m2})=e^{-i(m1+m2)\alpha_g}[F_{m1}*F_{m2}]\circ T_g\\&g(F_{m1}*F_{m2})=[F_{m1}*F_{m2}]\circ T_g\end{aligned}\Rightarrow m_1+m_2=0$$

[0045] $$V_{j,k}(r,\varphi)=P_j(r)e^{ik\varphi},j\in N,k\in Z$$

[0046] $$P_j(r)=\min\left(\max\left(1-\frac{|r-j\sigma|}{\sigma},0\right),1\right),\sigma=\frac{R}{J}$$

[0047] 步骤S64:采用上述核函数卷积建模,根据上述旋转不变性的条件,Fourier HOG旋

转不变性描述符表示如下：

[0048] $$F_{j,k,m}(x,y)=V_{j,k}(x,y)*\hat{c}_m(x,y)$$

[0049] 步骤S65：引入圆周频率滤波器CF，利用舰船和周围背景的亮度差异，设计舰船目标的灰度值变化模式，计算像素(i，j)处灰度值的离散傅里叶变换DFT：

[0050] $$DFT_{(i,j)}=\frac{1}{N}\sqrt{\left(\sum_{k=0}^{N-1}f_k\cos\frac{ck\pi}{N}\right)^2+\left(\sum_{k=0}^{N-1}f_k\sin\frac{ck\pi}{N}\right)^2}$$

[0051] 步骤S66：提取出的旋转不变性梯度特征和圆周频率特征，被送入分类器用来区分是否是真船还是虚警：针对直接收集图像金字塔特征效率较慢，在基础尺度d_0的基础上，通过估计比例因子λ来实现不同尺度d_1的快速金字塔特征估计：

[0052] $F_{d1}=F_{d0}\cdot(d_0/d_1)^{-\lambda}$。

[0053] 优选地，所述的步骤g具体包括如下步骤：

[0054] 通过将正负样本按照1:3的比例，作为模型的输入端，训练模型，并分类生成候选区域的置信分数，使用交并比作为是否为真是目标的判定标准。

[0055] 优选地，所述的步骤h具体包括：

[0056] 将步骤d提取的疑似舰船目标区域碎片进行测试，判别是真实目标还是虚警，是真实目标则保留，是虚警则剔除，最终在输入图像中标记出来。

[0057] 本申请没有诸多复杂的参数设置，也不依赖海面背景及目标分布特性的先验知识，针对海面背景下舰船目标的特点，提出了基于协方差联合统计特征的结合视觉显著性检测的方法，将区域的协方差估计与同源相似性加权融合修正不足，增强了整体的优势，从而抑制海面背景干扰。而多尺度叠乘融合增强了检测到的目标整体连续性和目标间的可区分性，高效地搜索海面目标区域。对图像中可能出现的厚重云层和岛屿等虚警，使用嵌入CF-Fourier空间频域联合特征的聚合通道特征-特征金字塔加速框架(ACF-FPGM)对检测到的目标进行进一步鉴别，判断检测到的目标是否为舰船，大大降低了虚警率，提高了检测准确性。

[0058] 另外，本申请检测和鉴别时间都为秒级，实时性好，在自动化程度上有了明显提升，能实现大范围海域、多重背景干扰下舰船目标快速发现定位和数量确定，检测鲁棒性好。为进一步结合无人机平台或卫星姿态数据计算出各个舰船的位置、航向等情报信息，以及舰船目标的分类识别打下基础。

附图说明

[0059] 图1为本发明光学遥感图像海上舰船目标提取与识别方法的流程图；

[0060] 图2为本发明实施例提供的光学遥感图像海上舰船目标提取与识别方法的流程框图；

[0061] 图3为本发明实施例提供的视觉显著性目标提取流程的示意图；

[0062] 图4为本发明实施例提供的多尺度融合效果图例示意图：其中，图4(a)原图；图4(b)$\sigma=2^{-4}$；图4(c)$\sigma=2^{-5}$；图4(d)$\sigma=2^{-6}$；图4(e)融合显著图；

[0063] 图5(a)为本发明实施例提供的原始图像I；

[0064] 图5(b)为本发明实施例提供的方向梯度图Dx/Dy；

[0065] 图5(c)为本发明实施例提供的梯度的Fourier分析系数示意图：

[0066] 图6为本发明实施例提供的CF特征灰度值变化模式以及特征示意图：其中，图6(a)Ships；图6(b)灰度统计图；图6(c)伪彩色图；

[0067] 图7为本发明实施例提供的精细判别流程示意图。

具体实施方式

[0068] 下面结合附图及具体实施例对本发明作进一步详细的说明。

[0069] 参阅图1、图2所示，是本发明光学遥感图像海上舰船目标提取与识别方法较佳实施例的作业流程图。

[0070] 步骤S1，输入空间分辨率为H*W的可见光遥感图像f(x,y)。具体而言：

[0071] 输入空间分辨率为H×W的光学遥感图像f(x,y)，所述遥感图像中有舰船、海雾、厚重云层、岛屿等，其中，舰船的大小和颜色极性各不相同，在海面上的位置分布也很随机。

[0072] 步骤S2，引入协方差统计量和同源相似性度量，使用基于协方差联合特征的视觉显著性方法对所述遥感图像中的海面进行全局检测，生成单一尺度显著图。具体而言：

[0073] 步骤S21：根据输入的所述遥感图像，计算像素m的亮度，提取水平方向和垂直方向的梯度特征，亮度二阶导数特征，以及接近人类视觉的Lab色彩空间的亮度L、对立颜色维度a和b特征，上述三类特征分别对应图3的第二列图的三行图像序列，与位置坐标(x,y)形成九维特征向量f_m：

[0074] $$f_m=[x,y,L_m,a_m,b_m,\frac{\partial I}{\partial x},\frac{\partial I}{\partial y},\frac{\partial^2 I}{\partial x^2},\frac{\partial^2 I}{\partial y^2}]$$

[0075] 步骤S22：将所述遥感图像划分为大小相同的正方形区域R，计算特征均值，用f_m对称构建9×9的协方差特征矩阵作为区域描述符S：

[0076] $$C_R=\frac{1}{n^2-1}\sum_{i=1}^{n^2}(f_i-\mu)(f_i-\mu)^T$$

[0077] 步骤S23:对所述区域描述符采用Cholesky分解，得到上三角矩阵中的每一行向量L_i，那么区域描述符等价于欧式空间的一组点集S：

[0078] $$S=\begin{cases}L_i & 1\le i\le k\\ -L_i & k+1\le i\le 2k\end{cases}$$

[0079] 合并特征均值μ和点集S得到对C_R编码具有欧式空间计算能力的特征向量$\psi_\mu(C_R)$：

[0080] $\psi_\mu(C_R)=(\mu,s_1,s_2,...,s_k,,s_{k+1},.s_{k+2}..,s_{2k})$

[0081] 步骤S24：通过上下文相似性度量，用欧氏距离表示该相似性，寻取最相似的T个度量表示区域的显著性。其中，所述上下文包括：半径为3划分单元长度的三倍，即R_i的编号范围为1-9且不包括R的编号5，本实施例设定T＝5，公式如下：

[0082] $$d(R,R_i)=\|\psi_R-\psi_{R_i}\|$$

[0083] $$Sal=\sum_{j=1}^{T}d^j{}_{R,Ri}$$

[0084] 步骤S25：在上述显著性的基础上设计了同源相似性权值函数w_j，增强对比度，获

得显著区域的稀疏图：

[0085] $$Sal=\sum_{j=1}^{T}w_j(R,R_i)d^j{}_{R,Ri}$$

[0086] 其中，权值函数使用特征距离反函数来度量，被定义为高斯函数：

[0087] $$w_j(R,R_i)=\exp(-\frac{1}{\delta_h}Dist_{R,Ri})$$

[0088] $$Dist_{R,Ri}=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\ln^2\lambda_i(C_R,C_{Ri})}$$

[0089] 步骤S3，对生成的所述单一尺度显著图下行采样，建立多尺度显著图，通过叠乘融合机制并归一化融合获得最终显著图。具体而言：

[0090] 根据上述单一尺度显著图生成过程，扩展到多尺度，平衡区域表征能力和显著图的空间分辨率的对抗关系，采用多尺度乘积融合策略并归一化，请参阅图4，本实施例使用3个尺度，$\Gamma=\{\sigma|2^k\}$ (k＝-4，-5，-6)，如图4(b)-图4(d)所示，最终显著图(图4(e))在细尺度上去除云雾效果较好，粗尺度上有利于凸显舰船目标：

[0091] $$S=Nor(\prod_{\sigma\in\Gamma}Sal_\sigma(x))$$

[0092] 步骤S4，根据获得的最终显著图的灰度统计特征，计算出海面舰船目标的检测阈值，二值化显著图，实现显著图的粗分割，并标记回原始遥感图像，找出每个目标的区域，分离疑似目标和海面背景。具体而言：

[0093] 本实施例采用OTSU方法，获取自适应分割阈值T来建立连通区域用以提取目标：

[0094] $$S(x,y)=\begin{cases}1, & S(x,y)\geq T\\ 0, & S(x,y)<T\end{cases}$$

[0095] 步骤S5，请一并参阅图7，建立训练集和测试集。所述训练集包括正样本、负样本；所述测试集包括正样本、负样本。

[0096] 本实施例建立训练集和测试集，数据集共630张，每个图像大小为56像素*56像素。所述正样本包括不同背景下的各种舰船，所述舰船大小6-20个像素不等；所述负样本来自于海上可能存在的背景干扰，比如海浪、尾迹波、薄云雾、浓云块、岛屿等。

[0097] 步骤S6，设计CF-Fourier特征，嵌入聚合通道特征(ACF)和金字塔特征(FGPM)，建立框架，以得到可用于训练和测试的特征向量。具体而言：

[0098] 步骤S61：如图5(a)、图5(b)所示，平面图像I(x,y)在像素(x,y)处的梯度表示为(D(x,y)，θ(D(x,y)))，那么连续的梯度方向脉冲曲线计算为：

[0099] $h(\zeta)=||D(x,y)||\delta(\zeta-\theta(D(x,y)))$

[0100] 步骤S62：对梯度方向脉冲曲线使用Fourier分析：

[0101] $$h(\zeta)=\sum_{m=-\infty}^{\infty}c_m e^{im\zeta}\ ;$$

[0102] 系数 $\hat{c}_m(x,y)=\frac{1}{2\pi}\int_0^{2\pi}h(\zeta)e^{-im\zeta}=\|D(x,y)\|e^{-im\theta(D(x,y))}$，对应的Fourier域系数图像如图5(c)所示；

[0103] 步骤S63：矢量场内旋转图像并寻找旋转不变性的条件和设计的自导向性核函数$P_j(r)$：

[0104]
$$\begin{aligned} gF &= H(gI) = H(I \circ T_g) = V * [I, T_g] \\ &= e^{im\alpha}[V * T_g] * [I, T_g] = e^{im\alpha}[V * I] \circ T_g \\ &= e^{im\alpha}[F \circ T_g] \end{aligned}$$

[0105]
$$\begin{aligned} g(F_{m1} * F_{m2}) &= e^{-i(m1+m2)\alpha_g}\left[F_{m1} * F_{m2}\right] \circ T_g \Rightarrow m_1 + m_2 = 0 \\ g(F_{m1} * F_{m2}) &= \left[F_{m1} * F_{m2}\right] \circ T_g \end{aligned}$$

[0106]
$$V_{j,k}(r,\varphi) = P_j(r)e^{ik\varphi}, j \in N, k \in Z$$

[0107]
$$P_j(r) = \min\left(\max\left(1 - \frac{|r - j\sigma|}{\sigma}, 0\right), 1\right), \sigma = \frac{R}{J}$$

[0108] 步骤S64：采用上述核函数卷积建模，根据上述旋转不变性的条件，Fourier HOG旋转不变性描述符表示如下：

[0109]
$$F_{j,k,m}(x,y) = V_{j,k}(x,y) * \hat{c}_m(x,y)$$

[0110] 步骤S65：引入圆周频率滤波器(CF)，利用舰船和周围背景的亮度差异，设计舰船目标的灰度值变化模式，请参阅图6，需要计算像素(i，j)处灰度值的离散傅里叶变换(DFT)：

[0111]
$$DFT_{(i,j)} = \frac{1}{N}\sqrt{\left(\sum_{k=0}^{N-1} f_k \cos\frac{ck\pi}{N}\right)^2 + \left(\sum_{k=0}^{N-1} f_k \sin\frac{ck\pi}{N}\right)^2}$$

[0112] 步骤S66：提取出的旋转不变性梯度特征和圆周频率特征，将被送入分类器用来区分是否是真船还是虚警。采用聚合通道特征(ACF)从结构上进行特征细化。将获取的ACF输入到boosting决策树中，快速检测率和低计算要求至关重要。针对直接收集图像金字塔特征效率较慢，在基础尺度d_0的基础上，通过估计比例因子λ来实现不同尺度d_1的快速金字塔特征估计：

[0113] $F_{d1} = F_{d0} \cdot (d_0/d_1)^{-\lambda}$

[0114] 步骤S7，根据建立的框架及训练集中的正负样本，训练模型，使用Boosting决策树对步骤S6的所述特征向量分类。

[0115] 通过将正负样本按照1:3的比例，作为模型的输入端，训练模型，并分类生成候选区域的置信分数，使用交并比(iou)作为是否为真是目标的判定标准。

[0116] 步骤S8，根据建立的框架及测试集中的正负样本，测试候选区域，完成光学遥感图像海上舰船目标提取与识别。

[0117] 本实施例对步骤S4提取的疑似舰船目标区域碎片设置为56*56，送入模型进行测试，判别是真实目标还是虚警，是真实目标则保留，是虚警则剔除，最终在输入图像中标记出来。

[0118] 本申请包括视觉显著性分割提取和监督体系精细判别。视觉显著性分割提取阶段，通过构造属于海面舰船目标的协方差特征，利用同源相似性设计二阶统计量权值，在最

优相似性度量后得到的单显著图能够很好弱化背景，凸显目标；最后设计多尺度融合策略和自适应阈值分割模块，在目标尺度不一、云雾背景杂乱无章、海杂波和尾迹波干扰等多重环境下能够实现无监督海面舰船区域高效的提取。而在监督体系精细判别阶段，设计舰船空间频域CF-Fourier HOG特征，该特征具有旋转不变性，在聚合通道特征和快速特征金字塔加速的框架下，完成对舰船目标的鉴定，对虚警的剔除。

[0119] 虽然本发明参照当前的较佳实施方式进行了描述，但本领域的技术人员应能理解，上述较佳实施方式仅用来说明本发明，并非用来限定本发明的保护范围，任何在本发明的精神和原则范围之内，所做的任何修饰、等效替换、改进等，均应包含在本发明的权利保护范围之内。

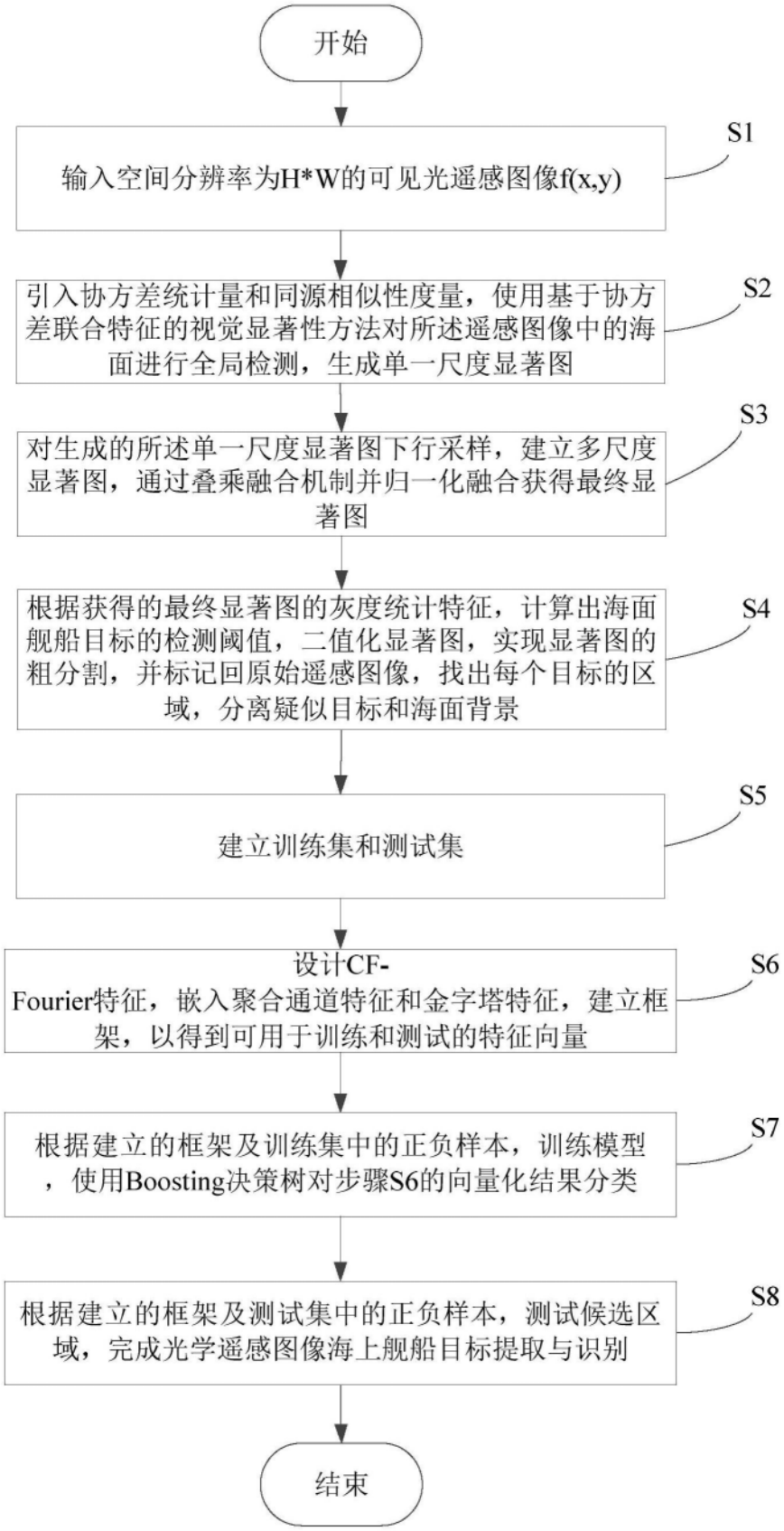

开始
输入空间分辨率为H*W的可见光遥感图像f(x,y)
S1
引入协方差统计量和同源相似性度量，使用基于协方差联合特征的视觉显著性方法对所述遥感图像中的海面进行全局检测，生成单一尺度显著图
S2
对生成的所述单一尺度显著图下行采样，建立多尺度显著图，通过叠乘融合机制并归一化融合获得最终显著图
S3
根据获得的最终显著图的灰度统计特征，计算出海面舰船目标的检测阈值，二值化显著图，实现显著图的粗分割，并标记回原始遥感图像，找出每个目标的区域，分离疑似目标和海面背景
S4
建立训练集和测试集
S5
设计CF-Fourier特征，嵌入聚合通道特征和金字塔特征，建立框架，以得到可用于训练和测试的特征向量
S6
根据建立的框架及训练集中的正负样本，训练模型，使用Boosting决策树对步骤S6的向量化结果分类
S7
根据建立的框架及测试集中的正负样本，测试候选区域，完成光学遥感图像海上舰船目标提取与识别
S8
结束

图1

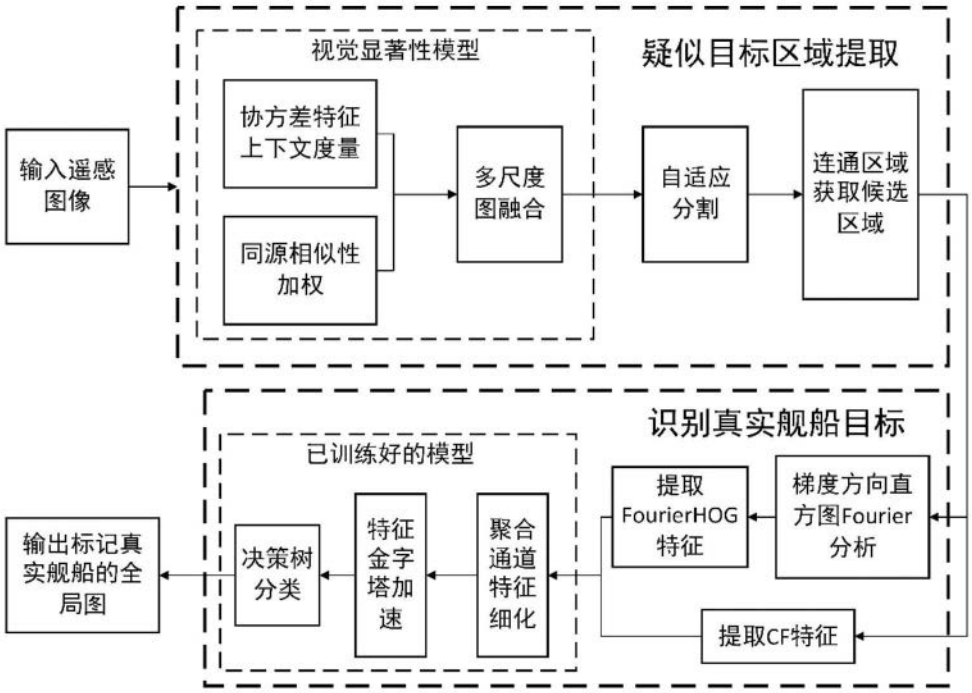

视觉显著性模型
疑似目标区域提取
输入遥感图像
协方差特征上下文度量
同源相似性加权
多尺度图融合
自适应分割
连通区域获取候选区域
识别真实舰船目标
已训练好的模型
输出标记真实舰船的全局图
决策树分类
特征金字塔加速
聚合通道特征细化
提取FourierHOG特征
梯度方向直方图Fourier分析
提取CF特征

图2

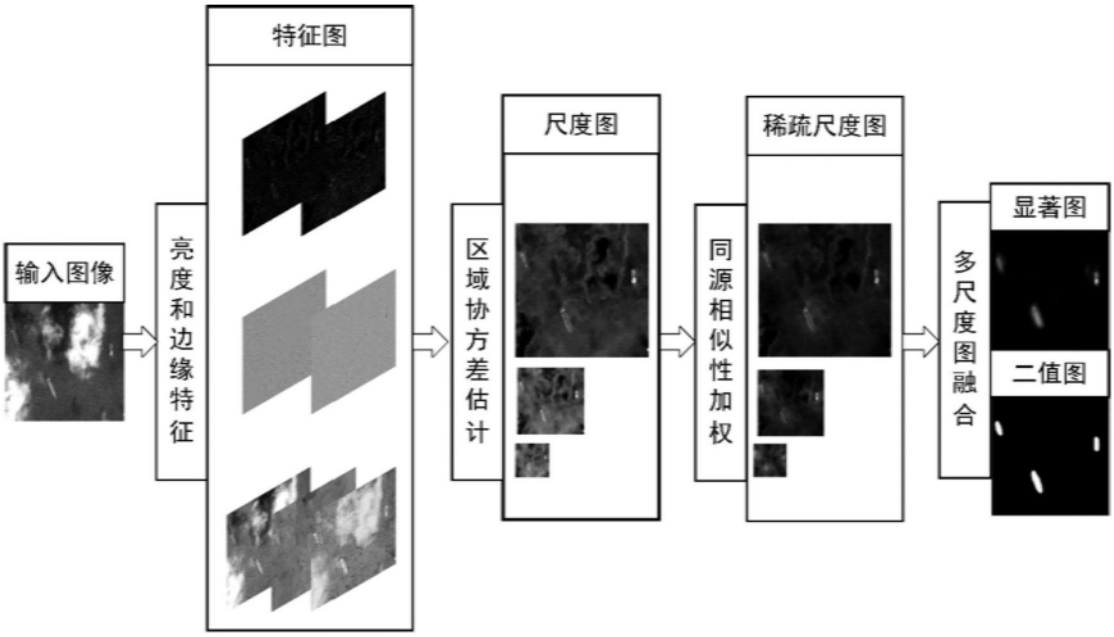
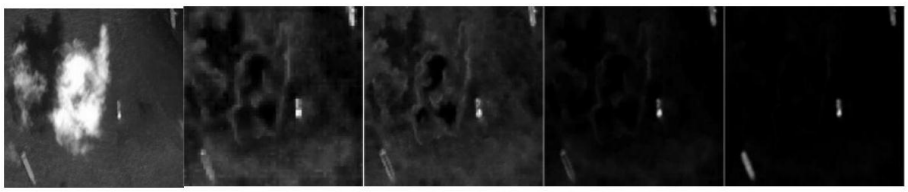

输入图像
亮度和边缘特征
特征图
区域协方差估计
尺度图
同源相似性加权
稀疏尺度图
多尺度图融合
显著图
二值图

图3



(a) (b) (c) (d) (e)

图4

图5(a)

Dx Dy

图5(b)

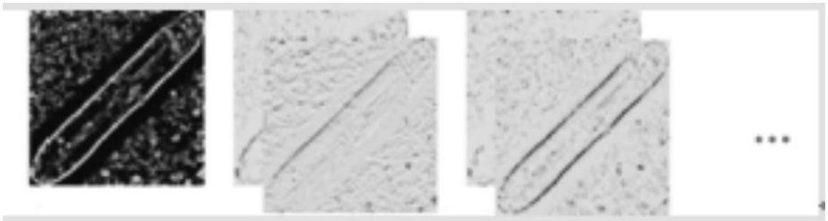


图5(c)

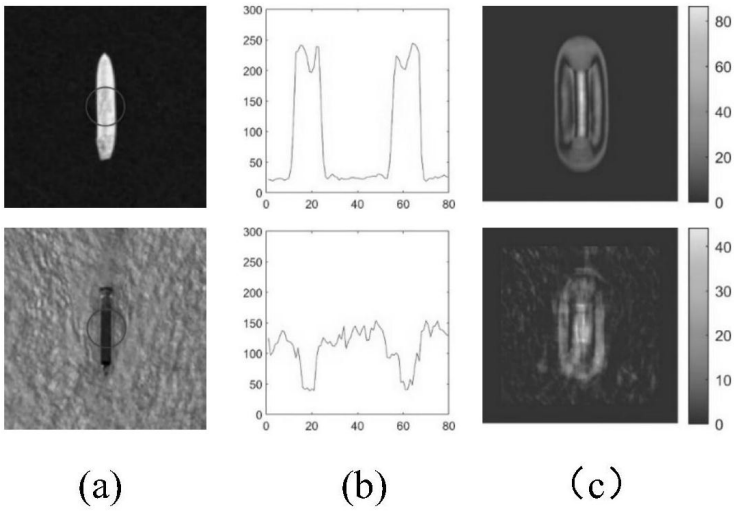

(a)
(b)
(c)

图6

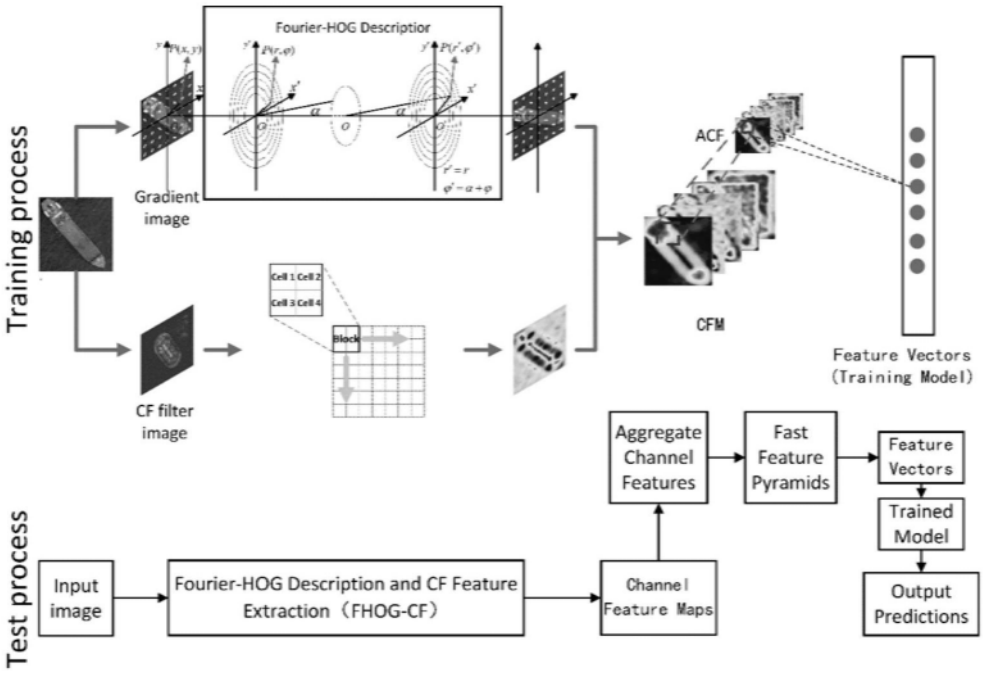

Training process
Fourier-HOG Descriptior
Gradient image
CF filter image
Cell 1 Cell 2
Cell 3 Cell 4
Block
ACF
CFM
Feature Vectors (Training Model)
Test process
Input image
Fourier-HOG Description and CF Feature Extraction（FHOG-CF）
Channel Feature Maps
Aggregate Channel Features
Fast Feature Pyramids
Feature Vectors
Trained Model
Output Predictions

图7