

融入频域信息聚焦特征的显著性目标检测算法

袁小艳¹ 王安志² 王明辉³

(四川文理学院智能制造学院 四川 达州 635000)¹ (西南民族大学计算机科学与技术学院 成都 610041)²
(四川大学计算机学院 成都 610064)³

摘要 由于视觉注意预测能够快速、准确地定位图像中的显著区域,因此将视觉注意中的频域信息融入显著性目标检测中,从而有效地在复杂场景中检测显著性目标。首先,采用改进的频域检测方法对图像进行视觉注意预测,将该频域信息融入 Focusness 特征中计算得到频域信息聚焦特征,并将此特征与颜色特征进行融合得到前景显著图。然后,对 RBD 背景进行优化,得到背景显著图。最后,对前景显著图、背景显著图进行融合。在 ESSCD, DUT-OMON 两个具有挑战性的数据集上进行了大量实验,并采用 PR_Curve, F-Measure, MAE 对结果进行了评估,结果表明,所提出的方法要优于 6 种对比方法(HFT, PQFT, HDCT, UFO, DSR 和 RBD),并且能够处理复杂场景的图像。

关键词 频域信息, Focusness, 背景, 边框连接性, 显著性

中图分类号 TP301.6 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.10.048

Saliency Object Detection Algorithm Integrating Focusness Feature of Frequency Domain Information

YUAN Xiao-yan¹ WANG An-zhi² WANG Ming-hui³

(School of Intelligent Manufacturing, Sichuan University of Arts and Science, Dazhou, Sichuan 635000, China)¹

(School of Computer Science and Technology, Southwest Minzu University, Chengdu 610041, China)²

(College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610064, China)³

Abstract Since visual attention prediction can locate the salient area of image quickly and accurately, in this paper, the frequency domain information of visual attention was integrated into the saliency object detection, to detect the saliency object effectively in the complex scene. Firstly, the improved frequency domain detection method is used to predict the visual attention of image, and the frequency domain information is blended into Focusness feature to calculate the frequency domain information focusness feature, which is combined with the color feature to generate the foreground saliency map. Next, the RBD background is optimized to generate the background saliency map. Finally, the foreground saliency map and background saliency map are fused to generate saliency map. A large number of experiments were carried out on two challenging datasets (ESSCD and DUT-OMON), and the results were evaluated by PR curve, F-Measure and MAE. Experimental results show that the proposed method is better than HFT, PQFT, HDCT, UFO, DSR and RBD, and it can deal with the images with complex scenes.

Keywords Frequency domain information, Focusness, Background, Boundary connectivity, Saliency

众多的精彩表演中一般都含有大量的视觉刺激,如道具、演员、舞台灯等,但能引起观众注意的仅是一些有趣的场景,特别是由聚光灯引导的场景^[1],这就是计算机视觉中的视觉注意机制。视觉注意模型能够快速、准确地找出复杂场景中感兴趣的区域,即显著区域。目前,越来越多的模型被提出,并在目标跟踪^[2]、目标检测^[3]、图像理解^[4]、图像分割^[5]等领域展示了强大的功能。视觉注意模型主要包括视觉注意预测和显著性目标检测^[6]两方面,其中显著性目标检测研究得更

多,但很多显著性目标检测算法在具有复杂背景、多个目标的场景下会失效。为了解决这个问题, Wang 等^[7]提出了符合人类视觉系统的显著性检测方法,即首先采用光谱残留法^[8]定位视觉显著点,然后对此结果进行传播。Mishra 等^[9]利用用户指出的预测点来定位显著性区域,并结合立体、运动特征来检测目标。

受以上工作的启发,本文提出了对频域的视觉注意预测信息进行聚焦,并与空域背景信息进行融合的显著性目标检

收到日期:2017-09-02 返修日期:2017-12-14 本文受国家重点研究与发展计划(2016YFB0700802, 2016YFB0800600), 国家海洋局海洋遥感工程技术研究中心创新青年项目(2015001), 四川省教育厅一般项目(18ZB0509), 四川文理学院智能制造产业技术开发研究专项项目(2017ZZ006Y)资助。

袁小艳(1982-),女,硕士,讲师,CCF会员,主要研究方向为计算机视觉、机器学习和个性化云服务, E-mail: 214381870@qq.com; 王安志(1986-),男,博士生,主要研究方向为计算机视觉、机器学习, E-mail: andyscu@163.com(通信作者); 王明辉(1971-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为图象图形处理、信息融合、医学大数据。

测方法。首先,通过改进的 HFT^[10]方法得到视觉注意预测区域,并将其融入到 Focusness^[11]特征中进行计算,从而得到频域信息聚焦特征(Fre_Focus);然后,在超像素的基础上融入颜色和背景特征,得到融合显著图;最后,采用元胞自动机对显著图进行优化,得到最终显著图。算法流程如图1所示。在 ESSCD 和 DUT-OMON 数据集上,将本文算法与 2 种视觉预测算法和 4 种显著性检测算法进行比较,结果表明本文算法的效果较优。

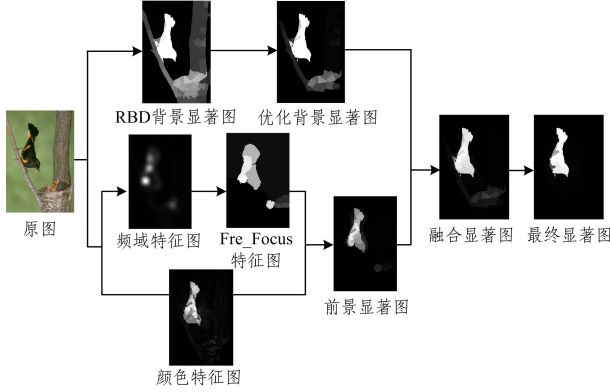


图1 所提显著性目标检测算法的流程图

Fig.1 Flowchart of proposed saliency object detection algorithm

1 相关工作

显著性检测方法主要分为自上而下和自下而上的方法:自上而下的方法是以目标为导向、场景依赖的检测方法,速度较慢;自下而上的方法是以数据^[6]为驱动、任务无关的检测方法,速度较快。本文主要研究自下而上的方法。视觉注意预测计算的显著图被用来模拟人类的真实眼动数据,其中对图像的频域谱研究得较多。Li等^[10]提出了一种四元傅里叶变换的方法,其充分利用了多尺度幅度谱和相位谱信息。Jiang等^[11]提取了 Uniqueness, Focusness, Objectness 3种特征以检测显著性目标。Guo等^[12]提出对相位谱进行四元傅里叶变换,检测物体的结构。与视觉注意预测不同,显著性目标检测是高亮显示整个显著性区域。Zhu等^[13]提出采用边框连接性检测背景,并结合颜色特征对显著图进行优化。Wang等^[14]通过提取背景和前景种子计算显著图,并对前景和背景显著图进行融合。为了结合视觉预测和显著性检测各自的优点, Li等^[6]先通过视觉注意预测得到初始显著区域,然后结合多层图学习方法得到最终显著图; Sun等^[15]结合了频域和空域的显著性梯度变换; Liu等^[16]采用 HFT^[10]得到频域显著图,并在此基础上融合空间对比度函数,从而得到最终显著图。

2 显著性检测

很多显著性检测算法都仅研究前景显著性区域的检测,但本文认为前景检测有时也会存在背景噪音,因此本文在前景和背景上分别进行检测。

2.1 前景显著图

一个可靠的前景显著图在显著性检测中具有重要的作用。本文基于频域信息聚焦特征(Fre_Focus)和颜色特征对

前景显著区域进行检测。

2.1.1 频域特征

显著性区域是最吸引人们注意力的区域,也即视觉预测焦点。本文有效利用该特点,首先采用改进的 HFT^[10]定位显著性区域,得到显著性目标轮廓,即频域特征图。

HFT 频域检测模型采用四维超复数表示图像:

$$f(m, n) = f_1 + f_2 i + f_3 j + f_4 k \quad (1)$$

其中, f_1 是运动特征, f_2 是亮度特征, f_3 和 f_4 是颜色特征, $f_2 = (r + g + b)/3$, $f_3 = R - G$, $f_4 = B - Y$, $R = r - (g + b)/2$, $G = g - (r + b)/2$, $B = b - (r + g)/2$, $Y = (r + g) - |r - g|/2 - b$. r, g, b 是 RGB 颜色空间的红、绿、蓝 3 个颜色, $i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1$, m 和 n 是像素位置。

HFT 模型对图像进行四元傅里叶变换, $f(m, n)$ 的频域表示为:

$$F_H[u, v] = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} e^{-i2\pi(\frac{mv}{M} + \frac{nv}{N})} f(m, n) \quad (2)$$

其中, $\mu^2 = -1$, M 和 N 是图像的高度和宽度。

在频域空间取图像的幅度谱和相位谱,并对幅度谱进行多尺度变换。最后,对其进行逆傅里叶变换:

$$f(m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{v=0}^{M-1} \sum_{u=0}^{N-1} e^{i2\pi(\frac{mv}{M} + \frac{nv}{N})} F_H[u, v] \quad (3)$$

HFT 模型中的 RGB 颜色空间与人眼视觉有一定的差距,因此本文采用更符合人眼视觉的 CIELAB 颜色空间。为了进一步降低颜色的非显著性^[16],加强其生物学的合理性,本文对亮度特征进行了调整:

$$I = (L' + A' + B')/3 \quad (4)$$

其中, $L' = L - L_m$, $A' = A - A_m$, $B' = B - B_m$; L, A, B 是 LAB 空间的三颜色组件; L_m, A_m, B_m 分别是其平均值。

由于亮度特征在复杂背景下易受影响,为了加强频域特征超复数表示的鲁棒性,本文在亮度特征的基础上加入方向特征^[17],在多个尺度上进行中心-环绕^[17]操作。

$$I(c, s) = |I(c) \otimes I(s)| \quad (5)$$

$$D(c, s, \theta) = |D(c, \theta) \otimes D(s, \theta)|$$

其中, θ 包括 4 个角度(0, 45, 90, 135), $D(\theta)$ 是采用 Gabor 滤波器得到的方向特征, \otimes 是中心-环绕操作,中心是在尺度 $c \in \{2, 3, 4\}$ 上的像素,环绕是在尺度 $s = c + d$ 上对应的像素,其中 $d \in \{3, 4\}$ 。通过该操作得到 6 个亮度特征图和 24 个方向特征图,最后融合得到亮度特征图 I 和方向特征图 D 。

通过以上调整,最后图像的超复数表示为:

$$f(m, n) = (I + D)/2 + L' i + A' j + B' k \quad (6)$$

图像的颜色与人眼视觉系统所感知的亮度和颜色有差距,因此本文对幅度谱尺度空间 Λ 进行伽马修正^[18]:

$$\Omega(q) = (\Lambda(q))^{\gamma_q} \quad (7)$$

其中, $\gamma_q = q/16$, q 是幅度谱的原尺度。

HFT 模型采用信息熵最小的方法选择了特征图。本文认为,不同尺度的特征图所表达的信息的重要性是不同的,均不应该被忽略,因此最后的频域特征图为:

$$sal_{Fre} = \min(S_q) + (1/H(S_q)) \cdot S_q, \quad \text{if } H(S_q) < H_{avg} \quad (8)$$

其中, $\min(S_q)$ 是尺度空间中熵值最小的特征图, $H(\cdot)$ 是特

征图的熵值, H_{avg} 是尺度空间所有特征图的平均熵。其特征图如图 2 所示。

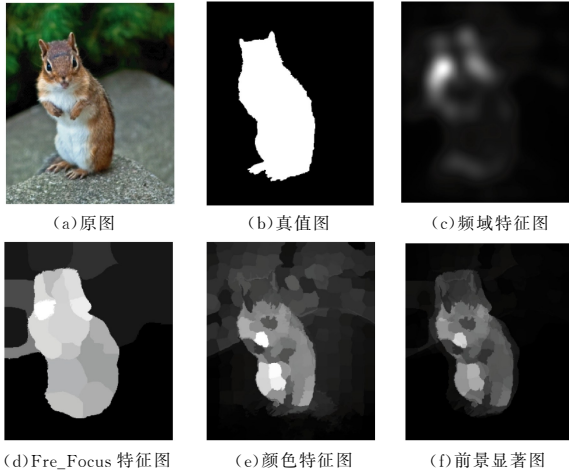


图 2 前景
Fig. 2 Foreground

2.1.2 频域信息聚焦特征

Focusness^[11] 特征主要用于定位焦点,而焦点的等级又与图像的模糊程度相关,模糊度越低,焦点的等级越高。频域特征图的背景较干净,并且是聚焦的、模糊的,这正好与 Focusness 特征不谋而合。因此,本文将频域特征代入聚焦的 Focusness 特征中进行计算,以进一步屏蔽背景信息,从而得到 Fre_Focus 特征,如图 2 所示。该算法的具体实现步骤如算法 1 所示。

算法 1 Fre_Focus 特征计算算法

步骤 1 输入模糊频域显著图 sal_{Fre} 。

步骤 2 在多个尺度(1, 2, ..., 16)上计算像素点 x 的 DOG 响应:

$$f_{\text{Fre}}(t, \sigma_1) = \nabla_g(x, \sigma_1) \otimes sal_{\text{Fre}} \quad (9)$$

其中, $\nabla_g(x, \sigma_1)$ 是 DOG 算子; $\sigma_1 = \sqrt{2}\sigma$ 和 $\sigma = \lambda c$ 是尺度,即边缘模糊度; c 是 CoC^[12] 直径; t 是位置。在边缘像素附近,当 $t=0$ 时,响应达到最大值,因此边界像素响应为:

$$f_{\text{Fre}}(\sigma_1) = f_{\text{Fre}}(0, \sigma_1) = \frac{h\sigma_1^2}{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \sigma_1^2)}} \quad (10)$$

其中, h 用于描述垂直边缘的一维边缘模型 $I_E(x)$:

$$I_E(x) = \begin{cases} \kappa + h, & \text{if } x < t \\ \kappa, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

步骤 3 估计一阶导数 f'_{Fre} :

$$f'_{\text{Fre}} = (f_{\text{Fre}}(j) - f_{\text{Fre}}(j-1)), j = 2, 3, \dots, 16 \quad (12)$$

步骤 4 计算像素点 x 的模糊等级:

$$b_{\text{Fre}}(x) = \frac{\sqrt{2}}{2} \arg \max_j (f'_{\text{Fre}}) \quad (13)$$

步骤 5 计算像素点 x 的 Fre_Focus 值:

$$F_{\text{Fre},p}(x) = \frac{1}{b_{\text{Fre}}(x)} \quad (14)$$

步骤 6 计算区域 sp 的 Fre_Focus 值:

$$F_{\text{Fre},p}(sp_i) = \frac{1}{m_i} \sum_{P \in B_i} |\nabla_g(P)| \cdot \exp\left(\frac{1}{m_i + n_i} \sum_{Q \in (B_i \cup E_i)} F_{\text{Fre},q}(Q)\right) \quad (15)$$

其中, B_i 是区域 sp_i 的边界像素集,其像素个数是 m_i , E_i 是区域 sp_i 的内部边缘像素集,其像素个数是 n_i 。然后再将区域的 Fre_Focus 值转换为相应像素的显著值,得到 Fre_Focus 特征图 sal_F 。

2.1.3 颜色特征

人眼视觉之所以能迅速定位显著性区域,颜色是其中一个很重要的因素。很多显著性检测采用了不同的颜色检测方法, Kim 等^[19]更是采用了高维颜色变换来检测显著性。颜色空间有多种,如 HIS, HSV, RGB, CIELAB, YIQ, YUV 等,本文采用 HSV 和 CIELAB 两种颜色空间。显著性检测常用对比度、直方图、分布、上下文等方法来检测颜色特征。根据研究,这些方法并非对所有的颜色空间都有效,本文选择了 CIELAB 空间的局部对比度^[19]、全局对比度^[19]、颜色分布^[19]、上下文^[19], HSV 空间的局部直方图、全局直方图^[20]等方法计算颜色特征,计算方法如下:

$$sal_C = (LC \cdot GC + LH \cdot GH + Con) \cdot D \quad (16)$$

其中, LC 和 GC 分别表示局部对比度和全局对比度, LH 和 GH 分别表示局部直方图和全局直方图, Con 是颜色上下文特征, D 是颜色分布。融合后的颜色特征图如图 2 所示。

计算 Fre_Focus 特征和颜色特征后,采用线性乘的方式将两者进行融合,得到前景显著图:

$$sal_{fg} = sal_F \cdot sal_C \quad (17)$$

其中, sal_F 是 Fre_Focus 显著图, sal_C 是颜色显著图。

2.2 背景显著图

颜色特征对前景和背景相近的颜色难以区分,这就需要进一步检测背景特征。

2.2.1 背景先验

很多背景检测算法都是以边界为背景先验,它们在检测与边界略有接触的显著性目标时存在误差。Zhu 等^[13]提出了一种检测边框连接性的背景检测算法,该方法的鲁棒性更强,因为它表示了整个图像相对于边界的空间分布,因此本文将边框连接性作为背景先验。边框连接性被定义为连接了边界的区域的周长与该区域开方的比率,区域 r 的背景图为:

$$BG_r = \frac{\sum_{i=1}^N \exp\left(-\frac{d_g^2(r, i)}{2\sigma_c^2}\right) \cdot \xi(i \in B)}{\sqrt{Area_r}} \quad (18)$$

其中, $d_g^2(r, i)$ 是区域 r 和区域 i 的几何距离; σ_c^2 是调节算子,此处设为 10; ξ 为 1 或 0,表示该区域是否连接边界; $Area_r$ 是区域 r 的面积; N 是区域数量。

2.2.2 背景优化

虽然已有研究使用的背景鲁棒性较强,但当显著性目标连接边界时,生成的显著图不精确,同时还会生成一些小的闭合区域,如图 3 所示的 RBD 背景图和直接以 RBD 背景为背景先验的显著图。为了解决这个问题,本文对 RBD 背景进行了简单的优化,在 RBD 背景的基础上去掉与显著性区域有连接的边界区域(认为其是前景噪音)。

本文采用边界概率(PB^[21])计算边界特征, PB 值越大,越可能是显著性目标。区域 r 的 PB 值是该区域所有像素 PB 值的平均值:

$$PB_r = \frac{\sum_{x \in B_r} x^{pb}}{m_r} \quad (19)$$

其中, x^{pb} 是像素点 x 的 PB 值, B_r 是区域 r 的边界像素集, m_r 是区域 r 的边界像素总量。

根据该方法得到的背景会更稳健和鲁棒,如图 3(e)所示。在此基础上再次根据式(17)计算背景显著图,结果如图 3(f)所示。

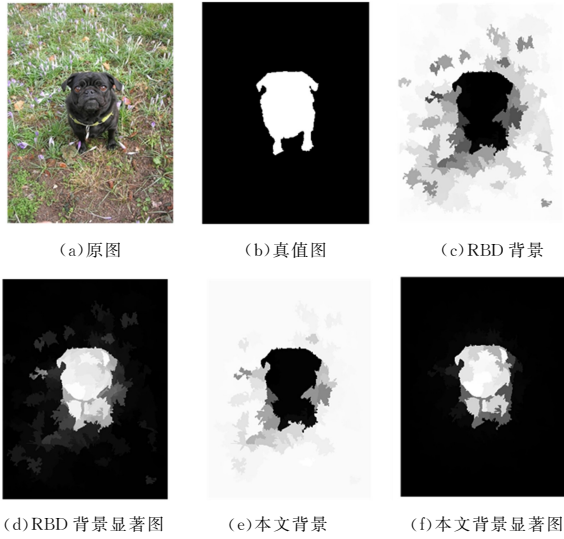


图 3 背景

Fig. 3 Background

2.3 显著图融合

受文献[22]的启发,本文采用元胞自动机对前景显著图、背景显著图进行融合。在多层元胞自动机(MCA)中,元胞就是像素,显著值是由一系列元胞状态集构成的。在每一次迭代中,元胞状态由上一时刻的元胞及其 $W-1$ 个邻居的状态决定。元胞邻居是指其他显著图中相同位置的元胞。若元胞邻居被二值化为前景,则该元胞的显著值将提升。 Sal_x^t 是元胞 x 在时刻 t 的显著值,其同步更新机制为:

$$\ln(Sal_w^{t+1}) = \ln(Sal_w^t) + \sum_{d=1}^W \text{sign}(Sal_d^t - \gamma_d \cdot 1) \cdot \ln\left(\frac{\mu}{1-\mu}\right) \quad (20)$$

其中, $Sal_w^t = [Sal_{w,1}^t, \dots, Sal_{w,U}^t]^T$ 是 t 时刻第 w 幅显著图上所有元胞的显著值;矩阵 $1 = [1, 1, \dots, 1]^T$ 共有 U 个元素, U 是显著图的元胞数; W 是采用不同方法生成的显著图个数; γ_d 是采用 OTSU 算法产生的第 d 幅显著图的适应性阈值; μ 是

元胞 x 为前景且邻居 j 也为前景的概率。

经过 T 个步骤迭代后,最终的集成显著图为:

$$Sal^T = \frac{1}{W} \sum_{w=1}^W Sal_w^T \quad (21)$$

经过融合后,仍然有些显著图的效果不太理想,因此本文使用单层元胞自动机[22]进行优化。单层元胞自动机中,元胞是超像素,元胞的状态是超像素的显著值,元胞邻居是与该元胞有共同边界的邻接元胞,因此所有边界上的元胞都互为邻居。根据邻居间的内在联系,单层元胞自动机可以增强相似区域间显著性的一致性,具有稳定的局部性。通过单层元胞自动机优化的显著图能很好地区分前景和背景。

3 实验结果与分析

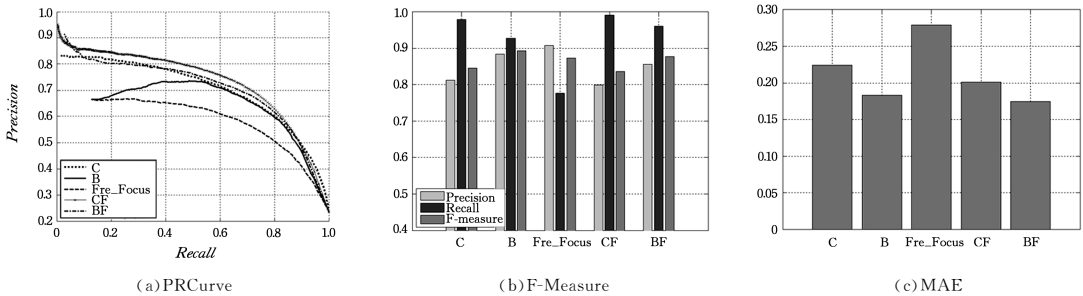
3.1 数据集和评价方法

在 ESSCD[19]和 DUT-OMON[23]两个数据集上对本文算法进行了大量实验。ESSCD 数据集包含 1000 张图像,在前景和背景上有不同的图案,含有丰富的语义和复杂的背景。DUT-OMON 数据集含有 5168 张图像,有的图像含有多个目标,并且背景复杂,非常具有挑战性。

本文对实验结果进行了定量分析,从 PRcurve, F-Measure 和 MAE 3 个方面对其进行了评价。PRcurve 是从精准率和召回率两个方面进行评估;精准率是指正确检测出的显著像素数量与总的显著像素数量的比率,作为 y 轴;召回率是指正确检测出的显著像素数量与真值像素数量的比率,作为 x 轴。PRcurve 有时也存在偏差,因此本文对精准率和召回率计算了加权平均,即 F-Measure。MAE 计算显著图和真值图间的差异,从反方向评估结果,是 PRcurve 的补充。

3.2 实验结果的比较与分析

由于本文算法初次尝试将频域信息进行聚焦,因此需要将频域聚集特征(Fre_Focus)与其他特征进行比较,并尝试融合,结果如图 4 所示。从图中可以看到,颜色与 Fre_Focus 特征融合的召回率非常高,说明其查全率很好;虽然其精准率和平均误差稍差,但 PRCurve 没有受到较大影响,因此本文选择将 Fre_Focus 特征与颜色特征进行融合。后续研究将提高其精准率和平均误差。



注: C 为颜色特征; B 为背景特征; CF=C·F, 即颜色与 Fre_Focus 特征的线性融合, 其他同理

图 4 ESSCD 数据集上的特征融合比较结果

Fig. 4 Comparison result of feature fusion on ESSCD dataset

将前景显著图和背景显著图融合时,本文采用了 RBD[13],比较 BFS[14],MCA[22]和融合方法,如图 5 所示。BFS 方法虽然召回率很高,但精度太低,其 PRCurve 也略差于 MCA

方法和 RBD 方法。MCA 方法与 RBD 方法在精准率和召回率上差不多,但前者的误差低于后者,因此本文选择了 MCA 方法。以上说明多层元胞自动机的方法更适合于显著图的融合。

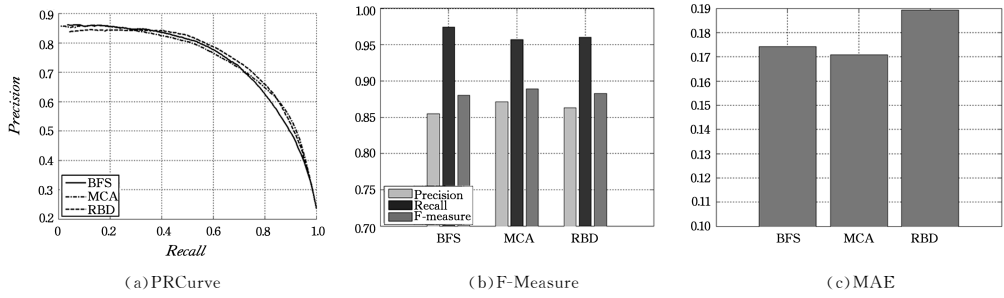


图 5 ESSCD 数据集上前景与背景融合的比较结果

Fig. 5 Comparison result of foreground and background fusion on ESSCD dataset

将本文算法与 2 种频域和 4 种空域算法进行比较, 这 6 种算法分别是 HFT^[10], PQFT^[12], UFO^[11], HDCT^[19], DSR^[14], RBD^[13], 比较结果如图 6、图 7 所示。在数据集 ESS-CD 上, 本文算法的精准率、召回率、F-Measure 要高于其他算

法, MAE 误差也最低, 说明本文算法比其他算法更优。在数据集 DUT-OMON 上, 本文算法在 PRcurve 上与 RBD 算法和 DSR 算法相近, 在 F-Measure 评估中要略低于 RBD 算法和 HDCT 算法, 但误差明显最低。

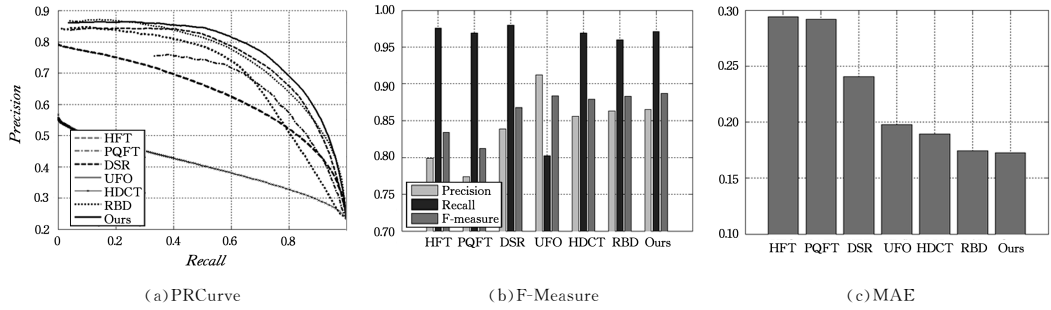


图 6 ESSCD 数据集上不同算法的比较结果

Fig. 6 Comparison results of different algorithms on ESSCD datasets

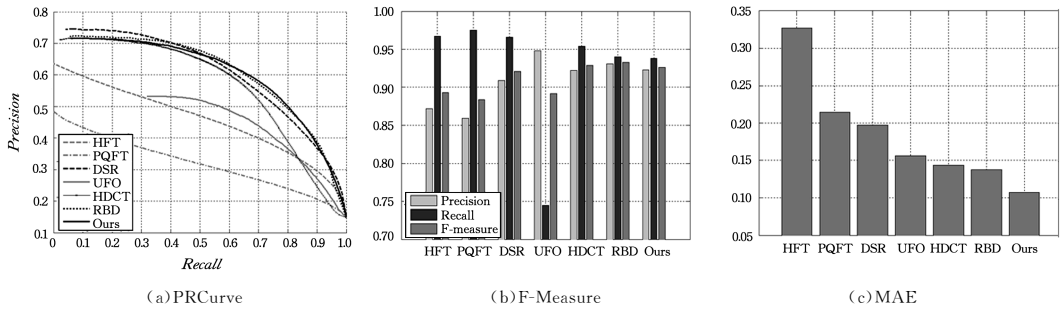


图 7 DUT-OMON 数据集上不同算法的比较结果

Fig. 7 Comparison results of different algorithms on DUT-OMON datasets

图 8 给出了本文算法与其他 6 种算法的显著图。从图中可以看到, 本文显著图的背景明显比其他显著图更干净, 轮廓

更清晰, 与真值图更一致, 从而说明本文算法在查全率上相较于其他算法有一定的提升。

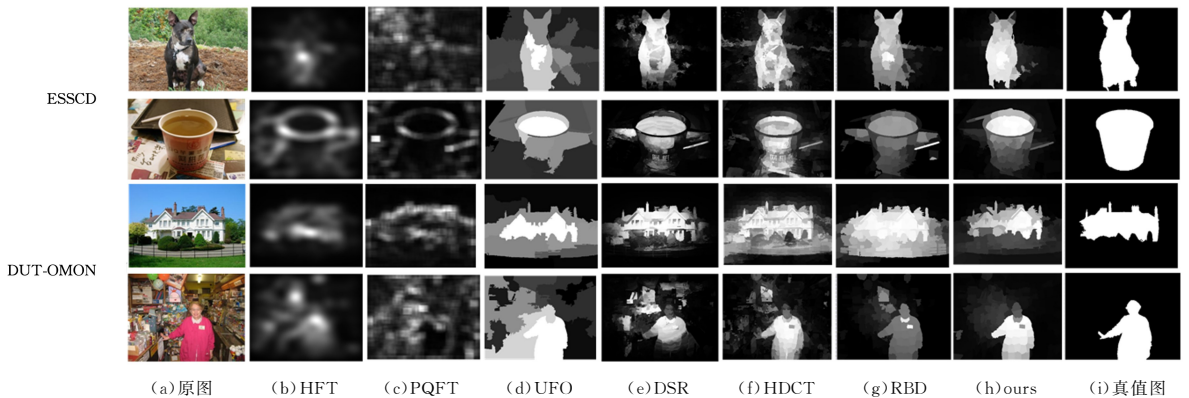


图 8 两种数据集上不同方法的显著图

Fig. 8 Saliency detection maps of different algorithms on two datasets

结束语 本文提出了一种将频域信息进一步聚焦,并与空域特征相融合的显著性目标检测算法,它基于前景显著图和背景显著图进行计算。由于频域特征能快速、有效地提取目标位置和结构,因此将其作为原图代入到 Focusness 特征中进行计算,能够使 Focusness 特征中的背景更干净。与传统背景先验不同的是,本文将 RBD 背景作为背景先验,提高了背景检测的准确度。最后,本文采用多层元胞自动机对前景显著图和背景显著图进行了融合。在 ESSCD 和 DUT-OMON 数据集上,本文算法均优于现有的 6 种算法,从而说明将频域特征进行聚焦,并与空域特征相结合,对显著性检测和复杂场景分析等有重要的意义。

参考文献

- [1] SHANG W L, JIAN L H, YAN M C. Saliency Detection Based on Spatio-Frequency Information[C]//IEEE International Conference on Communication Software and Networks. 2016:642-646.
- [2] BI F K, CHEN H, SHI H, et al. Identifying and Tracking Specific Building Areas in Airborne Remote Sensing Video with Complicated Scenes[J]. Journal of Electronics, 2016, 44(6):1394-1399. (in Chinese)
毕福昆, 陈禾, 师皓, 等. 机载复杂遥感场景下特定建筑区检测跟踪算法[J]. 电子学报, 2016, 44(6):1394-1399.
- [3] GAO Z Y, TANG W F, HE L J. Moving object detection with moving camera based on motion saliency[J]. Journal of Computers Application, 2016, 36(6):1692-1698. (in Chinese)
高智勇, 唐文峰, 贺良杰. 基于运动显著性的移动镜头下的运动目标检测[J]. 计算机应用, 2016, 36(6):1692-1698.
- [4] BORJI A, ITTI L. Scene classification with a sparse set of salient regions[C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation. 2011:1902-1908.
- [5] ZHOU J B, REN Y F, YAN Y Y. Unsupervised Image Segmentation Based on Saliency Detection[J]. Computer Science, 2015, 42(8):52-56. (in chinese)
周静波, 任永峰, 严云洋. 基于视觉显著性的非监督图像分割[J]. 计算机科学, 2015, 42(8):52-56.
- [6] LI S Q, ZENG C, LIU S P, et al. Merging fixation for saliency detection in a multilayer graph[J]. Neurocomputing, 2017, 230(C):173-183.
- [7] WANG Z S, LI B X. A two-stage approach to saliency detection in images[C]//International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. IEEE, 2008:965-968.
- [8] HOU X, ZHANG L. Saliency detection: A spectral residual approach[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2007:1-8.
- [9] MISHRA A, ALOIMONOS Y, FAH C L. Active segmentation with fixation[C]//IEEE Proceedings of the 12th International Conference on Computer Vision. 2009:468-475.
- [10] 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, 2013, 35(4):996-1010.
- [11] JIANG P, LING H B, YU J Y, et al. Salient Region Detection by UFO: Uniqueness, Focusness and Objectness[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. 2013:1976-1983.
- [12] GUO C L, MA Q, ZHANG L M. Spatio-temporal Saliency Detection Using Phase Spectrum of Quaternion Fourier Transform [C]//Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, AK, 2008:1-8.
- [13] ZHU W J, LIANG S, WEI Y C, et al. Saliency Optimization from Robust Background Detection[C]//Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. 2014:2814-2821.
- [14] WANG J P, LU H C, LI X H, et al. Saliency detection via background and foreground seed selection[J]. Neurocomputing, 2015, 152(C):359-368.
- [15] SUN X L, ZHU Z S, LIU X L, et al. Frequency-spatial domain based salient region detection[J]. Optik, 2015, 126(9-10):942-949.
- [16] LIU S W, HU J L. Visual saliency based on frequency domain analysis and spatial information[J]. Multimed Tools & Applications, 2016, 75(23):1-13.
- [17] ITTI L, KOCH C, NIEBUR E. A Model of Saliency-Based Visual Attention for Rapid Scene Analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(11):1254-1259.
- [18] ZHAO B, DELP E J. Visual Saliency Models Based on Spectrum Processing[C]//Proceedings of IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision. Waikoloa, HI, 2015:976-981.
- [19] KIM J, HAN D, TAI Y W, et al. Salient Region Detection via High-Dimensional Color Transform[C]//IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. 2014:883-890.
- [20] JIANG H Z, WANG J D, YUAN Z J, et al. Automatic Salient Object Segmentation Based on Context and Shape[C]//British Machine Vision Conference. 2011:1-12.
- [21] MARTIN D R, FOWLKES C C, MALIK J. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(5):530-549.
- [22] QIN Y, LU H, XU Y, et al. Saliency detection via Cellular Automata[C]//Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2015:110-119.
- [23] CHUAN Y, HE L Z, CHUAN H L, et al. Saliency Detection Via Graph-Based Manifold Ranking[C]//IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. 2013:3166-3173.