

文章编号:1007-2780(2016)09-0913-08

基于空频域结合的显著目标检测

杜 慧^{1,2*}, 张 涛¹, 张 叶¹, 穆绍硕¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所 航空光学成像与测量重点实验室,
吉林 长春 130033; 2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要:为了能更准确地检测出图像中的各种显著性目标,针对单一域的显著性目标检测方法容易造成有用信息遗失的缺点,提出一种将图像频域的全局信息与空域的局部信息结合获得更全面的显著性目标信息的新模型。通过融合两个域中的有用信息,将空域中的局部信息与频域中的全局信息进行信息的优势互补。此模型不但可以加强复杂背景下显著区域部分,而且可以有效抑制重复的非显著性部分。实验表明该模型方法相对于其它单一域的模型能较好的提取显著性目标区域,与单一的空频域模型比较,在准确率上相对于空域模型提高 9.5%,相对于频域模型提高了 6.3%。

关键词:计算机视觉;显著性目标检测;空频域结合;局部信息;全局信息;融合显著图

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20163109.0913

Saliency detection based on frequency domain combined with spatial domain

DU Hui^{1,2*}, ZHANG Tao¹, ZHANG Ye¹, MU Shao-shuo¹

(1. *Key Laboratory of Airborne Optical Imaging and Measurement, Changchun Institute of Optics,
Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*
2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

Abstract: In order to detect saliency goals more accurately, saliency detection method for single domain is easy to cause the disadvantage of useful information loss. So a model is proposed by combining global information of the frequency and local information of the spatial to obtain more comprehensive saliency target information. The model is necessary. Through fusing the useful information of two domains, the final saliency detection combines the detail of the local information with the integrity of the global information. This model can not only strengthen saliency regions, but also can suppress non-significant parts in a complex background. Saliency detection which is obtained by the new model are clear and complete, and it can inhibit the background information to highlight the saliency regions. Experiments showed that the proposed model relative to the other single domain model can extract significant target area better. Compared with single domain model, the new model improved 9.5%

收稿日期:2016-06-15;修订日期:2016-07-27.

基金项目:吉林省重大科技攻关项目(No.11DGG001);国家自然科学基金青年资助项目(No.60902067)

Supported by the National Natural Science Foundation of China (No.60902067); Major Scientific and Technology Projects in Jilin Province (No.11DGG001)

* 通信联系人, E-mail:1124298380@qq.com

relatively to spatial domain model, and improved 6.3% relatively to frequency domain model.

Key words: computer vision; saliency detection; joint spatial-frequency; local; global; fusion

1 引言

视觉显著性是视觉感知能力的体现,显著性目标检测是通过模仿人类视觉系统的注意力选择机制,主动选取图像中与周围场景差异较大的目标,快速准确地找到显著区域,为目标识别提供位置信息,使目标识别在复杂的场景或目标分散的状况下效率更高^[1-3]。因而,近年来视觉显著性在心理学家以及计算机视觉研究者的广泛研究下,获得了极大的发展,其主要应用于感兴趣目标的识别跟踪、图像分割、自适应压缩、图像检索及内容感知等方面^[4]。

在国内外视觉显著性目标检测研究中,已有很多具有代表性的模型大体上可分为空间域模型和频率域模型^[5]。其中在空间域中,Itti 等^[6]在 1998 年提出了基于特征整合理论和生物学架构的经典的视觉显著性模型,简称 Itti 模型,此模型为以后的视觉显著性研究提供了很多参考和思路;Harel 等^[7]在 Itti 模型的基础上,基于图论的 GBVS 算法,利用马尔科夫链来计算中央-周边的相互影响;Achanta 等^[8]在 2008 年提出了 AC 算法,基于全分辨率,只考虑输入图像的颜色亮度与周边区域的平均值之差;Goferman 等^[9]于 2010 年在 CVPR 会议上提出的 CA 算法根据图像中的特征具有高显著度,通过模仿视觉系统工作原理来建模突出显著特征。空域模型大多关注图像的局部信息,检测显著目标的细节,不能很好地确定目标的轮廓、屏蔽背景信息,造成错误判定显著目标。在频域中,Hou 等^[10]在 2007 年第一次提出了基于频域的视觉显著性方法 SR 模型,将图像的频谱残差对应为图像的显著区域;Guo 等^[11]在 SR 模型的基础上提出了基于相位的 PFT 模型,对 PFT 模型进行扩展并提出了 PQFT 模型,基于超复数傅里叶变换相位谱进行显著区域检测;Achanta 等^[12]在 2009 年提出了 FT 模型,将图像的低频到高频的连续频带用多个带通滤波器进行滤波,产生全分辨率的显著图;Li 等^[13]于 2013 年在 PQFT 的基础上加入了幅值信息,提出了 HFT 模型,此模型使得显著目标检测的性能

进一步提高。频域模型大多关注图像的全局信息,对显著目标的整体性有很好的表现,可以很好的屏蔽背景,但只能检测到目标的大体轮廓。

通过以上分析看到,现有的显著性检测方法都只是基于单一的域,利用频域或空域的方法来检测显著目标,在空域中更多地关注图像的局部信息,而在频域更多关注的是图像的全局信息,因此遗失了很多有用信息。因此,在本文中提出了一个新的方法,基于频域与空域相结合,同时利用图像的局部和全局信息,使得显著目标可以在空域和频域上进行信息互补,获得更准确、清晰的显著图像。

2 空频域结合的显著性目标检测

人类的视觉系统对一个图像的自然场景中不同的区域分配不同的注意力,例如,一个区域包含独特的、容易辨认的目标,那么这个区域就会得到更多的注意力,而那些重复的相似区域则得到相对较少的注意。在本文中,我们将结合自底向上的方法进行显著性检测,而自底向上的显著性由两个因素决定:局部信息和全局信息。因此,在这一节中,我们将讨论一个新的自底向上的模型,分别结合了空域的局部信息以及频域的全局信息,将两个域的信息进行优势互补,并对频域模型进行了优化和改进,最后选择最适合的融合方法得到本模型的显著性检测结果。

2.1 空域显著性目标检测模型

在空域分析可以解决图像在局部上的信息分布,在这一部分,本节将计算像素和区域的局部显著性。通过采用高斯金字塔对底层特征进行处理,得到多个特征通道的初步特征图,然后再利用图论思想构造马尔科夫链计算特征的相似性,得到最终的显著图,具体步骤如下:首先对输入图像进行多尺度的高斯滤波,假设图像为 $I(x, y)$,高斯金字塔 $G(x, y, \sigma)$,此操作是为了对图像进行滤波和采样,定义如下:

$$R(x, y, \sigma) = I(x, y) \otimes G(x, y, \sigma), \quad (1)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp[-(x^2 + y^2)/2\sigma^2], \quad (2)$$

其中: σ 是尺度因子,通过这一步得到多个特征通道:4个宽调谐颜色通道(R,G,B,Y)如式(3):

$$\begin{aligned} R &= r - (g + b)/2 \\ G &= g - (r + b)/2 \\ B &= b - (r + g)/2 \\ Y &= \frac{r+g}{2} - \frac{|r-g|}{2} - b \end{aligned} \quad (3)$$

通过高斯金字塔可以得到颜色特征图: $R(\sigma), G(\sigma), B(\sigma), Y(\sigma)$ 。其中局部信息尺度空间 $O(\sigma, \theta)$ 是通过将亮度通道 $I(\sigma)$ 和Gabor金字塔 $G(\sigma, \theta)$ 卷积得到的,方向特征通道采用4个方向分量,其中 $\theta \in (0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ)$ 。

$$\begin{aligned} O(\sigma, \theta) &= I(\sigma) \otimes G(\sigma, \theta) = \\ &= \frac{r+g+b}{3} \otimes G(\sigma, \theta). \end{aligned} \quad (4)$$

由此就得到了在多个尺度下的颜色、亮度、方向上的初步特征图M,接下来利用马尔科夫链的平稳性分布来得到最终的显著图。在给定特征图M上, (i, j) 和 (p, q) 两个像素点处的特征值分别用 $M(I, j)$ 和 $M(p, q)$ 表示,两个像素点之间的差异性 $d((i, j), (p, q))$,如式(5):

$$d((i, j), (p, q)) = |\log(M(i, j)/M(p, q))|, \quad (5)$$

则两个像素点 (i, j) 和 (p, q) 之间边的连接权值如式(6):

$$\begin{aligned} w_1((i, j), (p, q)) &\triangleq d((i, j), (p, q)) \cdot \\ &F(i-p, j-q), \\ F(a, b) &\triangleq \exp\left(-\frac{a^2+b^2}{2\delta^2}\right), \end{aligned} \quad (6)$$

其中: δ 为常数,决定邻接矩阵范围的大小,由此可获得有向图 G_A ,然后在有向图上定义马尔科夫链。将有向图中每个顶点的边和权重归一化为1,利用马尔科夫链平稳分布的性质得出此点位于某点的概率,从而估计有向图上的显著度,得到关注图A。对关注图A进行最终的归一化,在图上建立另外一个马尔科夫链,对每一点 (i, j) ,与其连接点 (p, q) ,再次引入两点之间的连接权值,如式(7):

$$w_2((i, j), (p, q)) \triangleq A(p, q) \cdot F(i-p, j-q). \quad (7)$$

本节在关注图上再次建立马尔科夫链,获得每个节点的连接权值,能使得节点之间的计算分

布更平衡,而且此步骤令结果更加准确。

2.2 改进的频域显著性目标检测模型

频域分析对图像进行全局上的信息处理。频域分析是将空域的信息变换到频域上,在频域中定义显著目标进行检测。本节将计算图像在频域上的全局信息。采用了Li^[13]等提出的HFT模型,利用超复数傅里叶变换对幅度谱进行高斯平滑滤波的方式将幅度谱中的冗余信息舍弃,并加入了颜色、强度等信息来提取显著特征。下面介绍HFT模型的具体算法如下:

首先将原输入图像表示成超复数矩阵的形式:

$$f(n, m) = w_1 f_1 + w_2 f_2 + w_3 f_3 + w_4 f_4, \quad (8)$$

其中: $w_1 \sim w_4$ 是权重, f_1 为运动特征通道, f_2 为亮度特征通道, f_3 和 f_4 则为颜色特征通道,当处理静态输入图像时,令 $f_1=0$,其它几个特征通道为: $f_2=(r+g+b)/3, f_3=R-G, f_4=B-Y$ 。经过大量实验验证,本文中最优权重值设为 $w_1=0, w_2=0.5, w_3=0.25, w_4=0.25$ 。由式(8),我们可以将超复数傅里叶变换为极坐标的形式:

$$F_H[u, v] = \|F_H[u, v]\| e^{j\varphi(u, v)}, \quad (9)$$

其中幅度谱 $A(u, v)$ 和相位谱 $P(u, v)$ 以及能量轴谱 $\chi(u, v)$ 如式(10):

$$\begin{aligned} A(u, v) &= \|F_H[u, v]\| \\ P(u, v) &= \varphi(u, v) = \tan^{-1} \frac{\|V(F(u, v))\|}{\|S(F(u, v))\|}, \\ \chi(u, v) &= \frac{V(F(u, v))}{\|V(F(u, v))\|} \end{aligned} \quad (10)$$

式中: S 表示四元数的实部, V 表示四元数的虚部。然后采用不同的高斯核函数对幅度谱进行平滑滤波,得到一个谱尺度空间。谱尺度空间的定义如下:

$$\Lambda(u, v; k) = (g(\cdot, \cdot; k)A)(u, v), \quad (11)$$

其中: k 是空间尺度参数($k=1, 2, 3, \dots, K$), K 是由输入图像的大小决定,即 $k=\lceil \log_2 \min\{H, W\} + 1 \rceil$; H, W 分别是输入图像的高和宽, $t_0=0.5$ 。通过分析,可以得出不同尺度上的显著图,如式(12):

$$s_k = g * \|F_H^{-1}\{\Lambda_k(u, v) e^{j\varphi(u, v)}\}\|^2, \quad (12)$$

g 是一个固定尺度的高斯核函数,由此我们就可以得到一系列的显著图 $\{s_k\}$,并从一系列的显

著图里选出最佳显著图。选用图像的熵值作为选择最佳显著图的准则,其中将熵值最小的显著图认为是效果最好的,最佳尺度定义如式(13):

$$k_p = \arg \min \{ H(s_k) \} \quad (13)$$

$$H(x) = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i$$

由此根据 k_p 最小化的原则从 $\{s_k\}$ 序列中选出最佳的显著图。对于本文,需要将空域和频域的信息结合使得显著信息可以优势互补,在要求准确率的同时,整个过程的运算速度也很重要。因此,对于 HFT 模型,本文对其在不影响准确率的前提下进行了改进,使其运算速度有一定的提升。由上面分析可以看出,对幅度谱做了 k 个尺

度的高斯平滑,得到 k 幅显著图。本文结合多尺度融合的概念,通过减少幅度谱平滑次数,来提高检测速度。因此本文对原输入图像进行 3 个尺度下的间隔向下采样,尺度分别是原图像的 1/2、1/4 和 1/8,然后将这 3 个尺度进行尺度融合,将多尺度融合后的显著图作为最后的显著图。经过大量的实验验证,进行多尺度融合后的显著图与原模型得到的显著图在准确率上差距并不大,但是在此基础上时间缩短了 21.51%。因此,本文对 HFT 模型的改进和优化是有价值的,有意义的,将改进后的模型称为 HFT* 模型。图 1 为 HFT 模型与改进后的 HFT* 模型的效果对比图。

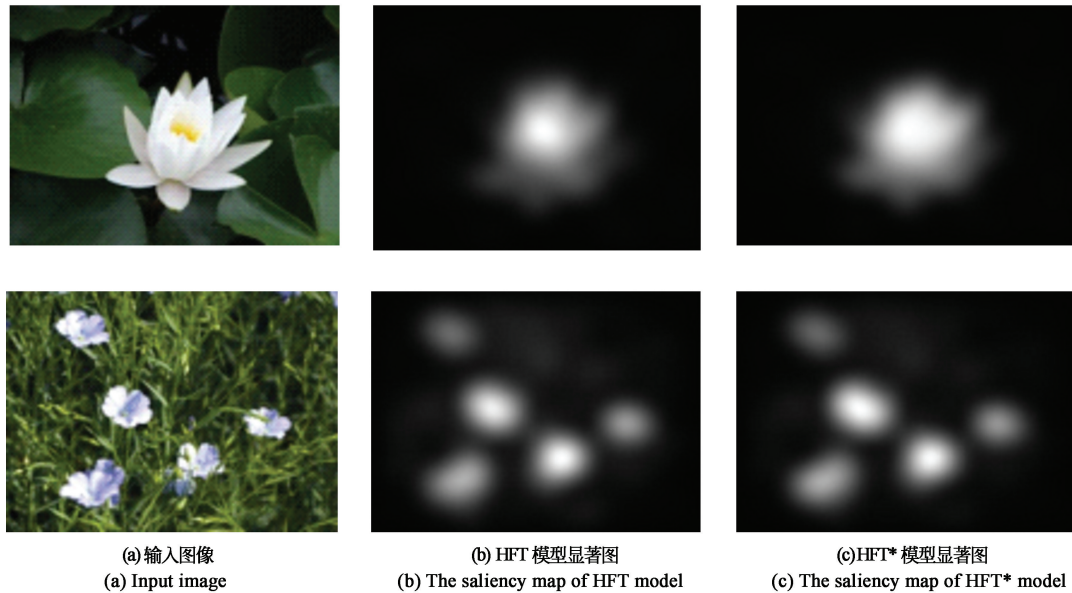


图 1 HFT 模型与 HFT* 模型的效果对比图

Fig.1 Effects of HFT model compared with HFT* model

从图中可以看出,改进后的 HFT* 模型在准确率上相对于 HFT 模型并没有下降,能够准确的找到显著目标,而且相对于 HFT 模型效果更好,不但能够抑制背景信息,还能使显著区域更突出,并且更加完整,因此对于提高速度并兼顾准确率来说,本文对 HFT 模型的改进是有意义的。

2.3 空频域显著图融合

由上面分析可以看出,空域的显著模型更加注重图像的局部信息,在得到的显著图中倾向于表现图像的细节,但是空域模型对背景信息的屏蔽不够完全,在进行目标检测时容易将非目标区域一并检测出来;频域模型则关注图像的全局信

息,在得到的显著图中可以清楚地找到目标的位置,也可以很好地屏蔽掉背景信息,但是不能很好地检测出目标的细节,而且不能检测到完整的目标。因此,为了得到清晰、完整、准确的显著区域信息,本文提出 GBVS_HFT* 模型,即将空域的局部信息与频域的全局信息利用加权平均的方式进行融合,使得它们各自的优势可以互补,做到既能有效的屏蔽背景信息,又能得到清晰、准确的显著目标。

在视觉显著性检测领域,对显著图的融合并不多,在对两个域的显著图进行融合时,主要有相乘、取最大值两种方式,如式(14)(15),相乘法容

易使得非显著区域被误判为显著区域,取最大值法相对于相乘法有很大进步,但是会使一部分背景信息没有屏蔽掉,使得显著区域的轮廓比需要的显著区域大,因此本文提出加权平均的方式对显著图进行融合,即 GBVS_HFT* 模型。为了下面分析的方便,将空域得到的显著图定义为 S_l , 频域得到的显著图定义为 S_g 。

显著图相乘的方式如式(14):

$$S(z) = S_l(z) \cdot S_g(z). \quad (14)$$

取最大值的方式如式(15):

$$S(z) = \max(S_l(z), S_g(z)). \quad (15)$$

本文的融合方式为加权平均的结合方式,对

频域和空间域的两幅显著图分别赋予不同的权值,对应像素值相加,如式(16):

$$S(z) = m \cdot S_l(z) + (m-1) \cdot S_g(z), \quad (16)$$

其中: S 为融合之后的显著图, m 为相加的权值, z 为像素点。根据输入图像特征确定 m 的大小,由于采用颜色、亮度等底层特征,通过实验图可知空域模型对于亮度的依赖性更大使得一些背景信息被误认为目标信息,因此在融合图中空域模型的比重应较小。由大量实验验证,当选取 $m=0.45$ 时,90%以上的融合显著图效果最好,因此,在本文中选取 $m=0.45$ 作为最终的权值。

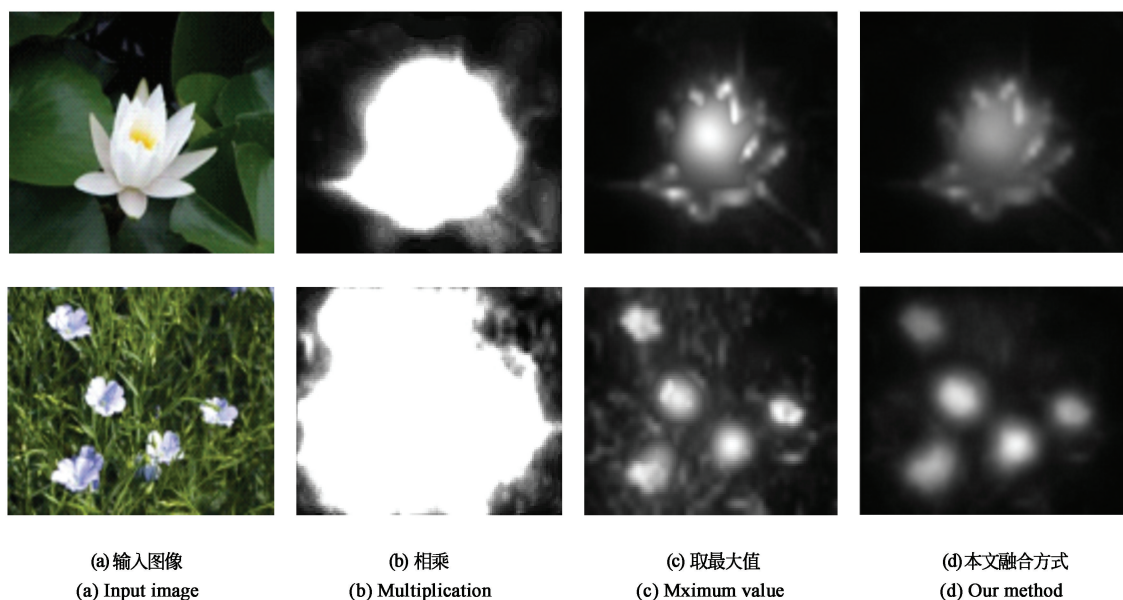


图2 本文融合方式与其他融合方式效果对比图
Fig.2 Contrast figures of three kinds of fusion methods

图2为本文提出方法与相乘法、取最大值法三种融合方式得到的效果对比图。由效果对比图可以看出,相乘法得到的融合图效果非常不好,选取的显著目标轮廓太大,使得一些非显著区域也被误判为显著区域;取最大值得到的融合图相对于相乘法有很大进步,显著目标基本都能表示出来,也相对准确,但是背景信息没有屏蔽掉,使得显著区域的轮廓仍然比需要的显著区域大;而(d)所示的本文提出的加权平均得到的融合图相对于前两个方法,融合图不但能准确地找到显著区域,并且可以有效地屏蔽掉背景信息,使显著

目标更加突出。因此,本文提出加权融合的方式来作最后的融合部分。

3 实验结果分析

为了验证本文模型 GBVS_HFT* 的检测性能,我们用多个现有的优秀模型进行对比。实验硬件为 Intel Core i5-2320 处理器,主频 3.0 GHz,内存 3.0 GHz 的配置,Windows7 旗舰版平台,软件为 Matlab2014a,采用 MSRA 公开测试图库,该图库由 9 人进行了显著目标人工标定。

效果对比如图 3,其中(a)为输入图像,(b)为 GBVS 模型显著图,(c)为 HFT 模型显著图,(d)为本文模型显著图,(e)为人工标定的显著区域。从图中可以看出,GBVS 模型虽然可以得到显著



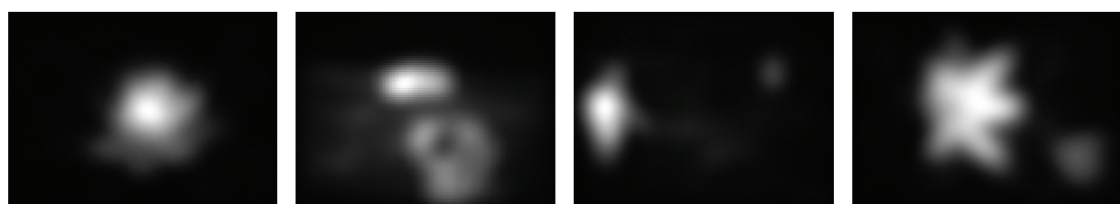
(a)输入图像

(a)Input image



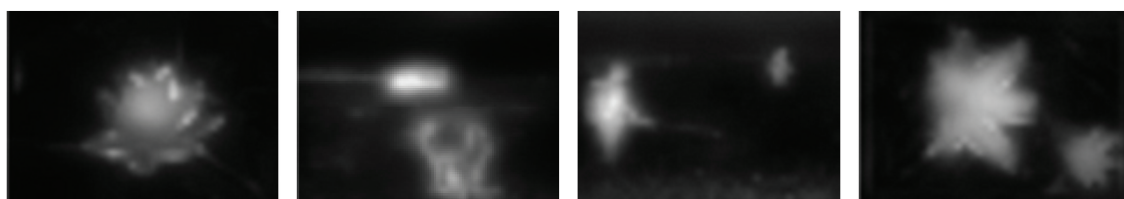
(b)GBVS 模型显著图

(b)Saliency map of GBVS model



(c)HFT 模型显著图

(c)Saliency map of HFT model



(d)本文模型显著图

(d)Saliency map of our model



(e)人工标定的显著区域

(e)Saliency regions of manual calibration

图 3 本文方法与其他方法的效果对比图

Fig.3 Contrast figures of proposed model and existing models

目标的细节信息,但是不能抑制背景信息,将一些背景信息也误判成显著区域,使得准确率下降;HFT 模型虽然很好地抑制了背景信息,但是 HFT 模型对目标的细节、轮廓不能很好地表现出来,对一些较小的显著目标检测效果不好。通过对比可以看出,本文模型相对 GBVS 模型能更好地突出物体的内部信息并且抑制复杂的背景信息;相对于 HFT 模型则能更好地突出物体的边缘信息,使得目标轮廓更加清晰;与人工标定的显著区域对比,本文的模型不但得到了清晰完整的显著目标,而且明显地抑制了背景信息,为后续的目标分割、识别、压缩等工作提供了有力的条件。

为了得到更直观的对比结果,我们利用 ROC (Receiver Operating Characteristics) 曲线进行准确率的计算,并且用 AUC (Area Under ROC Curve) 值来进行准确率的度量。其中,人工标定的显著图中显著区域为正例,其他区域为负例,将各模型得到的显著图认为是一个分类器,对显著图进行分割会得到正例分对率和正例分错率,将正例分对率作为纵坐标、正例分错率作为横坐标得到 ROC 曲线,而 AUC 值为 ROC 曲线下的面积, AUC 的值越接近 1 说明准确率越高,越接近人工标定的显著区域。图 4 为 ROC 曲线图,图 5 为各模型的 AUC 值。

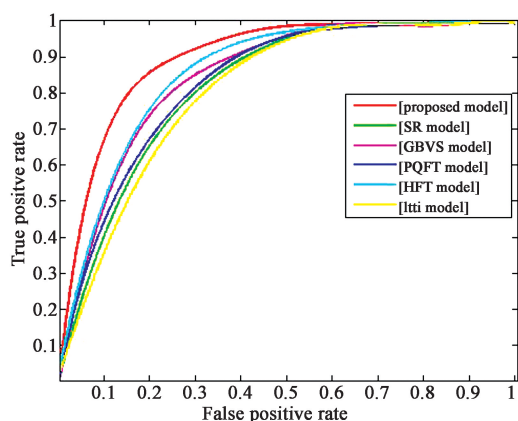


图4 各模型 ROC 曲线图

Fig.4 ROC curves of each model

为了使结果更有说服力,还对前文提到的 Itti 模型、SR 模型及 PQFT 模型进行了仿真实验,将其仿真结果与本文提出的模型进行对比。从 ROC 曲线图及 AUC 直方图可以看出,本文模

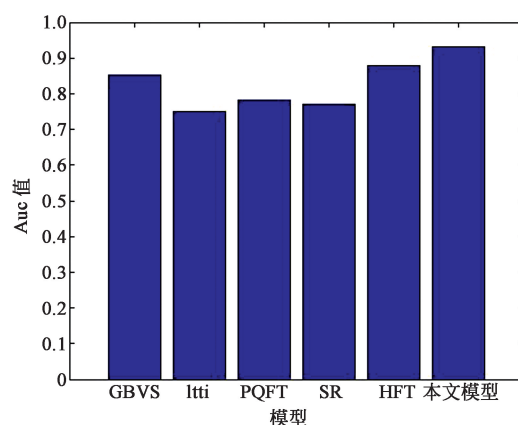


图5 各模型 AUC 值

Fig.5 AUC value of each model

型的 ROC 曲线下的面积即 AUC 的值最大,因此本文提出的模型在检测显著区域的准确率上都优于现有的五个模型。

视觉显著性目标检测是目标分割,识别,压缩等工作的前提,因此对模型的评价除了准确率以外,模型在运行时间的要求也很重要。对此,我们选取了 MSRA 图库里的 250 幅图像分为 5 组,每组 50 幅图像,进行显著目标检测,并计算平均运行的时间。各模型的平均运行时间如表 1, Itti 模型、SR 模型以及 PQFT 模型复杂度相对于 GBVS 模型及 HFT 模型简单一些,因此运行时间也较短, HFT* 模型在 HFT 模型的基础上,利用多尺度融合的方式进行了优化改进,在时间上有很大的提高。本文模型融合了 GBVS 模型和 HFT* 模型,因此在时间上也比这两个模型的运行时间稍微长一些,但是相对于在准确率上的提升,少量时间的耗费是有价值的。

表1 各模型运行时间表

Tab.1 Running time table of each model

显著模型	运行时间/s
Itti	1.130
SR	0.925
PQFT	1.817
GBVS	2.345
HFT	2.231
HFT*	1.673
Proposed	2.356

5 结 论

本文提出一种无监督的基于将空域的局部信息和频域的全局信息进行信息优势互补的新模型,利用图像的初级特征:颜色、亮度、方向,分别在空域运用马尔科夫链随机游走的方式计算显著目标与周边信息的影响,以及在频域利用超复数

矩阵对初级特征进行处理,并利用多尺度融合的方式对原有模型进行了优化改进,最终选取本文提出的加权平均的融合方式得到最优的显著图。本文的模型相在准确率上相对于空域模型提高 9.5%,相对于频域模型提高了 6.3%。不但在较复杂的背景下可以准确地得到多个显著目标的位置,获得清晰完整的显著目标的细节和轮廓,并且能够很好的抑制背景信息,进一步突出显著目标。

参 考 文 献:

- [1] 杜杰,吴谨,朱磊.基于区域特征融合的 RGBD 显著目标检测[J].液晶与显示,2016,31(1):117-123.
DU J, WU J, ZHU L. RGBD salient object detection based on regional feature integration [J].*Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(1): 117-123. (in Chinese)
- [2] CHEN D, MA L Y, ZHANG R. Region based saliency detection by learning background information [C]//*Proceedings of IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting*, Beijing: IEEE, 2014: 1-6.
- [3] CHEN D Y, JIA T, WU C D. Visual saliency detection: from space to frequency [J].*Signal Processing: Image Communication*, 2016, 44: 57-68.
- [4] LI J, LEVINE M D, AN X J, et al. Saliency detection based on frequency and spatial domain analysis [C]//*Proceedings of the 22nd British Machine Vision Conference*, Dundee: University of Dundee, 2011: 1-11.
- [5] 张颖颖,张帅,张萍,等.融合对比度和分布性的图像显著性区域检测[J].光学精密工程,2014,22(4):1012-1019.
ZHANG Y Y, ZHANG S, ZHANG P, et al. Detection of salient maps by fusion of contrast and distribution [J].*Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(4): 1012-1019. (in Chinese)
- [6] 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.
- [7] HAREL J, KOCH C, PERONA P. Graph-based visual saliency [C]//*Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems 19: Proceedings of the 2006 Conference*, Vancouver: MIT Press, 2006.
- [8] ACHANTA R, ESTRADA F, WILS P, et al. Salient region detection and segmentation [C]//*Proceedings of the 6th International Conference on Computer Visual Systems*, Berlin Heidelberg: Springer, 2008: 66-75.
- [9] GOFERMAN S, ZELNIK-MANOR L, TAL A. Context-aware saliency detection [C]//*Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, San Francisco, CA: IEEE, 2010.
- [10] HOU X D, ZHANG L Q. Saliency detection: a spectral residual approach [C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Minneapolis, MN: IEEE, 2007: 1-8.
- [11] GUO C L, MA Q, ZHANG L M. Spatio-temporal saliency detection using phase spectrum of quaternion Fourier transform [C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Anchorage, AK: IEEE, 2008: 1-8.
- [12] ACHANTA R, HEMAMI S, ESTRADA F, et al. Frequency-tuned salient region detection [C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Miami, FL: IEEE, 2009: 1597-1604.
- [13] 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.

作者简介:杜慧(1990—),女,山东临沂人,硕士研究生,2014 年于山东大学获得学士学位,主要从事计算机视觉,图像处理,模式识别等方面的研究。E-mail:1124298380@qq.com