

超复数域小波变换的显著性检测

余映 吴青龙* 邵凯旋 康迁星 杨鉴

(云南大学信息学院 昆明 650500)

摘要: 针对现有频域显著性检测方法得到的显著区域不完整的问题, 该文提出一种多尺度分析的频率域显著性检测方法。首先由输入图像特征通道信息构建4元超复数, 然后通过小波变换对4元超复数域中幅度谱进行多尺度分解, 计算生成多尺度下的视觉显著图, 最后由评价函数选出效果较好显著图合成最终视觉显著图。实验结果表明, 该文方法能够有效地抑制背景干扰, 快速、精确地找到完整的显著目标, 具有较高的检测精确度。

关键词: 图像处理; 显著性检测; 显著图; 视觉注意; 超复数傅里叶变换; 小波变换

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)09-2231-08

DOI: 10.11999/JEIT180738

Saliency Detection Using Wavelet Transform in Hypercomplex Domain

YU Ying WU Qinglong SHAO Kaixuan KANG Yuxing YANG Jian

(School of Information Science and Engineering, Yunnan University, Kunming 650500, China)

Abstract: To solve the incompleteness of the salient region obtained by the existing saliency detection method in the frequency domain, a frequency saliency detection method of multi-scale analysis is proposed. Firstly, the quaternion hypercomplex is constructed by the input image feature channels. Then, the multi-scale decomposition of the quaternion amplitude spectrum is performed by wavelet transform, and the multi-scale visual saliency map is calculated. Finally, the better saliency map is fused based on the evaluation function, and central bias is used to generate the final visual saliency map. The experimental results show that the proposed method can effectively suppress the background interference, find significant target quickly and accurately, and have high detection accuracy.

Key words: Image processing; Saliency detection; Saliency map; Visual attention; Hypercomplex Fourier transform; Wavelet transform

1 引言

选择性视觉注意机制使灵长类动物在信息量繁杂的视觉场景中快速地找到最感兴趣的目标, 极大地减少脑神经资源占用。这种视觉信息处理机制通过各级感受野及外周整合野的相互作用来对比和检测视觉场景中物体的多类特征^[1]。视觉显著性检测方法主要通过模拟人的视觉注意机制, 从而快速准确地找到图像中的显著目标。该类方法能降低计算机对图像内容分析的复杂度, 有效提升处理效率, 降低运算成本, 广泛应用于图像分割、图像压缩、

图像检索、目标检测和识别等图像分析与处理领域。根据视觉注意驱动机制的不同, 视觉显著性检测算法可以分为任务驱动的自顶向下方法以及数据依赖的自底向上方法。

本文研究的是自底向上的显著性自动检测方法。Itti等人^[2,3]最早提出选择性视觉注意计算模型, 通过多特征金字塔模型并依据“中心-周边”拮抗的神经生物机制得到视觉显著图。随后, Zhang等人^[4]提出基于自然统计的贝叶斯网络结构的显著性检测方法(Saliency Using Natural Statistics, SUN)。Achanta等人^[5]提出最大可能对称环绕均值计算方法(Maximum Symmetric Surround, MSS)。此外, Cheng等人^[6,7]利用基于色彩直方图反差(Histogram-based Contrast, HC)和基于局部区域的反差(Region-based Contrast, RC)来计算输入图像的视觉显著性, Zhang等人^[8]以图像节点与前景和背景相似性排序并取较优结果来合成显著图, 文献^[9]提出了基于对象多尺度选择性搜索的显

收稿日期: 2018-07-20; 改回日期: 2019-02-17; 网络出版: 2019-03-16

*通信作者: 吴青龙 mywuqinglong6268@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61263048), 云南省应用基础研究计划项目(2018FB102), 云南大学“中青年骨干教师培养计划”(XT412003)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61263048), Yunnan Province Applied Basic Research Project (2018FB102), The “Young and Middle-Aged Backbone Teachers” Cultivation Plan of Yunnan University (XT412003)

显著性检测方法。上述显著性检测方法是在空间域进行计算的,大多存在参数设置敏感及计算复杂度高的问题。近年来出现了一类基于深度学习的显著性检测方法,Wang等人^[10]提出了基于视觉注意网络的显著性检测方法,Cao等人^[11]提出了基于多特征图的深度卷积神经网络的显著性检测方法,吴泽民等人^[12]提出了基于卷积神经网络与全局优化的协同显著性检测算法。该类方法得到的显著图精确度高,但是训练过程复杂,模型应用速度较慢。另一类具有代表性的显著性检测方法是在频域里进行计算的,该类方法包括Hou等人^[13]最早提出的谱残差方法(Spectral Residual, SR),Guo等人^[14]提出的基于相位谱4元数傅里叶变换的显著性计算方法(Phase spectrum of Quaternion Fourier Transform, PQFT),以及Li等人^[15]提出尺度空间分析的方法(Hypercomplex Fourier Transform, HFT)等。基于频域计算的显著性检测方法具有计算效率高的优势,但是对于大尺度显著目标,该类方法容易突出高亮边缘,从而导致得到的显著目标区域不完整。

针对频域算法中显著目标高亮区域多局限于边缘、且准确度不高的问题,本文提出一种具有较高精确度,能够有效地检测到完整显著目标,且计算效率高的显著性检测方法。通过多特征定义4元超复数,对超复数幅度谱进行多层小波分解,保留不同程度的有效信息,重构出多尺度下的幅度谱,将新得到的幅度谱和相位谱分别结合,生成多尺度下的超复数域矩阵集,并由矩阵集计算得到多尺度下的显著图集,通过评价函数选取背景干扰较少的多幅显著图并结合自适应系数融合为一幅显著图,对融合显著图进行中央偏见优化作为最终显著图。

2 算法模型

模型在频率域中实现对图像的显著性检测,它将输入图像由空间域变换到频率域,即将图像的灰度分布函数变换为图像的频率分布函数,通过幅度谱和相位谱表征图像频率域信息,其中幅度谱包含图像整体灰度信息,相位谱包含图像中可辨别物体的定位信息^[14,15]。视觉显著性检测的频域方法通过对幅度谱进行处理,减弱或消除显著图中背景区域的显著值,增强显著目标或区域的显著值,从而得到符合人眼视觉感知特性的显著图。

2.1 超复数域

与传统定义图像特征通道的方法相比,超复数能够将图像的多个特征分量融合为一个矢量整体,能更好地构建特征分量之间的关系,如文献^[14-16]采用4元超复数定义关联特征。首先将待检测的原始图像缩放为 $m \times n$ 分辨率的图像,将其作为算法

模型的输入图像并构建纯虚部的4元超复数如式(1)

$$\left. \begin{aligned} f &= \omega_1 f_1 i + \omega_2 f_2 j + \omega_3 f_3 k \\ f_1 &= I = C_r + C_g + C_b \\ f_2 &= RG = R - G \\ &= [C_r - (C_g + C_b)/2] \\ &\quad - [C_g - (C_r + C_b)/2] \\ f_3 &= BY = B - Y \\ &= [C_b - (C_r + C_g)/2] - [(C_r + C_g)/2 \\ &\quad - |C_r - C_g|/2 - C_b] \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中, $i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1$, $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 为特征矩阵权重系数, f_1, f_2, f_3 代表特征矩阵, C_r, C_g, C_b 分别为输入图像红、绿、蓝的颜色通道, R, G, B, Y 为广义RGB模型颜色通道。

超复数傅里叶左变换和左逆变换为

$$\mathcal{F}[u, v] = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} e^{-\mu 2\pi \left(\frac{mu}{M} + \frac{nv}{N} \right)} f(m, n) \quad (2)$$

$$f(m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} e^{\mu 2\pi \left(\frac{mu}{M} + \frac{nv}{N} \right)} \mathcal{F}[u, v] \quad (3)$$

其中, $(m, n), (u, v)$ 为空间域和超复数域中的坐标。 μ 为4元超复数的单位虚向量,且超复数图像空间中任何的色向量,与 μ 轴平行的分量代表该向量的亮度,垂直的分量代表该向量的色度^[17], \mathcal{F} 为超复数域矩阵,同时包含幅度、相位信息,以极坐标的形式表示如式(4)

$$\mathcal{F}[u, v] = \|\mathcal{F}[u, v]\| e^{\mu \varphi(u, v)} \quad (4)$$

其中, $\|\mathcal{F}[u, v]\|$ 为幅度谱, $\varphi(u, v)$ 为相位谱。

2.2 小波变换

小波变换能有效地分离出图像垂直、水平和对角线的高频成分^[18]。采用Symlet小波函数对超复数域中幅度谱进行多尺度小波变换,该函数正则性较好,能在重构中获得较好的平滑效果,较其它函数具有更好的对称性,能够减少分解和重构中产生的相位失真问题。在 p 尺度空间下低频子带的Mallat分解公式为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{LL}_{i,l}^{p-1} &= \sum_{k,d} h(k-2i)h(d-2l)\mathbf{LL}_{k,d}^p \\ \mathbf{HL}_{i,l}^{p-1} &= \sum_{k,d} g(k-2i)h(d-2l)\mathbf{LL}_{k,d}^p \\ \mathbf{LH}_{i,l}^{p-1} &= \sum_{k,d} h(k-2i)g(d-2l)\mathbf{LL}_{k,d}^p \\ \mathbf{HH}_{i,l}^{p-1} &= \sum_{k,d} g(k-2i)g(d-2l)\mathbf{LL}_{k,d}^p \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

对应的重构公式为

$$\begin{aligned} \mathbf{LL}_{(k,d)}^p &= \sum_{i,l} [\mathbf{LL}_{i,l}^{p-1} \mathbf{h}(k-2i) \mathbf{h}(d-2l) \\ &+ \mathbf{HL}_{i,l}^{p-1} \mathbf{g}(k-2i) \mathbf{h}(d-2l) \\ &+ \mathbf{LH}_{i,l}^{p-1} \mathbf{h}(k-2i) \mathbf{g}(d-2l) \\ &+ \mathbf{HH}_{i,l}^{p-1} \mathbf{g}(k-2i) \mathbf{g}(d-2l)] \end{aligned} \quad (6)$$

式(5)、式(6)中, \mathbf{h} , \mathbf{g} 分别表示低通滤波和高通滤波, 将2维的图像矩阵依次按行、列进行1维小波分解, p , $p-1$ 为分解的尺度空间, \mathbf{LL} 表示低通分量子带, \mathbf{HL} 表示垂直方向细节子带, \mathbf{LH} 表示水平方向细节子带, \mathbf{HH} 表示对角线方向细节子带。

本文提出的频域显著性检测方法与文献[13-15,19]等提出的频域方法在幅度谱的处理上思路相近, 均近似于对幅度谱进行白化处理, 其中文献[19]详细论证了该处理过程模拟生物视觉注意机制的中央周边处理, 具有生物合理性。本文方法更偏重于生物机理的视觉显著性检测, 对超复数域中幅度谱进行多尺度的小波变换能够模拟不同程度的中央周边处理过程, 保留不同程度的有效信息, 生成多尺度下的视觉显著图。按式(5)对幅度谱进行多尺度小波分解, 提取每层的低通分量子带, 构建多尺度下的幅度谱集 $\{\mathbf{A}\}$, 将相位谱与幅度谱集 $\{\mathbf{A}\}$ 中每个幅度谱结合, 生成多尺度下的超复数域矩阵集 $\{\mathcal{F}_A\}$ 。对矩阵集 $\{\mathcal{F}_A\}$ 中所有矩阵按式(3)进行超复数傅里叶左逆变换, 得到新的图像空间域矩阵集 $\{\mathbf{f}_a\}$ 并按式(7)生成每层尺度下的显著图

$$\mathbf{S} = \mathbf{G}_1 \cdot \|\mathbf{f}_a\|^2 \quad (7)$$

其中, \mathbf{S} 为显著图, $\|\mathbf{f}_a\|$ 表示对矩阵 \mathbf{f}_a 中各元素取绝对值, \mathbf{G}_1 为2维高斯低通滤波器。

2.3 最终显著图

2.3.1 评价函数

为从多尺度的显著图集 $\{\mathbf{S}\}$ 中得出最优显著图, 构建评价指标对所有显著图进行评测。在图像处理领域中, 信息熵常被作为评价图像质量的量化标准, 这里对灰度显著图进行分析, 不论对于单个或多个显著目标的情况, 显著图的最优结果应当是显著目标完整, 显著区域紧凑, 不存在背景干扰。对于模型中多幅显著图的对比情况, 熵值可以表征显著图的混乱程度, 熵值越大, 表明显著图越杂乱, 即背景干扰越多^[15]。

为保障评价指标的有效性, 在信息熵上添加对应显著图的噪声系数。依据人类视觉系统特点, 图像的中心区域更易成为显著区域^[20,21], 由此构建与显著图同分辨率的背景干扰矩阵, 其中最大值为1, 最小值为0, 如式(8)所示

$$\mathbf{K} = 1 - \mathbf{G}_2 \times \frac{mn}{3} \quad (8)$$

其中, m , n 为输入图像的行列数, \mathbf{G}_2 表示尺寸模板为 M , 标准值为 $M/4$ 的高斯低通滤波矩阵, \mathbf{K} 为背景干扰矩阵。

噪声系数定义为背景干扰矩阵与显著图矩阵各对应元素乘积之和, 由定义可知, 噪声系数越小, 则背景干扰越少, 即对应的显著图越优。算法模型对同自然图像计算出的显著图进行平行对比, 对于显著目标偏离中心区域的情况, 其噪声系数依然可以表征背景干扰情况。

评价函数定义如式(9)

$$H = E \sum_x \sum_y \mathbf{S}(x,y) \mathbf{K}(x,y) \quad (9)$$

其中, H 为评价指标, E 为信息熵, \mathbf{S} , \mathbf{K} 表示显著图和背景干扰矩阵。

2.3.2 多尺度融合

为提高算法模型的鲁棒性和自适应性, 选取评价函数结果最小的3幅显著图按式(10)融合, 即选取显著图中最优的3幅显著图融合, 并将融合图进行中央偏见优化后得到最终显著图

$$\begin{aligned} \mathbf{S} &= \Psi \left(\sqrt{H_2+H_3} \mathbf{S}_1 + \sqrt{H_1+H_3} \mathbf{S}_2 \right. \\ &\quad \left. + \sqrt{H_1+H_2} \mathbf{S}_3 \right) \end{aligned} \quad (10)$$

其中, Ψ 为中央偏见矩阵, \mathbf{S}_1 , \mathbf{S}_2 , \mathbf{S}_3 为评价函数数值从小到大的显著图集 $\{\mathbf{S}\}$ 中显著图, H_1 , H_2 , H_3 分别为对应显著图的评价函数。

图1为算法模型示例流程图, 如第1, 2列所示, 由输入图像构建 \mathbf{RG} , \mathbf{BY} , $\mathbf{I3}$ 个特征通道; 如第3列所示, 依据3个特征通道矩阵构建超复数, 并通过超复数傅里叶变换得到幅度谱和相位谱; 如第4列所示, 将幅度谱进行多尺度小波变换重构为多尺度下的幅度矩阵; 如第5列所示, 将多尺度幅度矩阵分别结合相位谱后逆变换生成多尺度显著图; 如第6列所示, 将多尺度显著图以评价函数择优融合为最终显著图。

3 实验结果与评价

为有效评价提出模型的性能, 实验选取多个评测方式对提出的模型进行测试, 并与其它7种经典算法进行对比。测试实验从心理物理学模板、人眼注视点图、显著目标分割图以及计算速度4个方面进行实验对比。选取的对比算法包括4种空间域方法: Itti模型(IT)^[2], SUN^[4], MSS^[5], HC^[6], 3种频域方法: SR^[13], PQFT^[14], HFT^[15]。具体实验时, 算法取输入图像的行列数 $m = n = 128$, 式(1)中权重

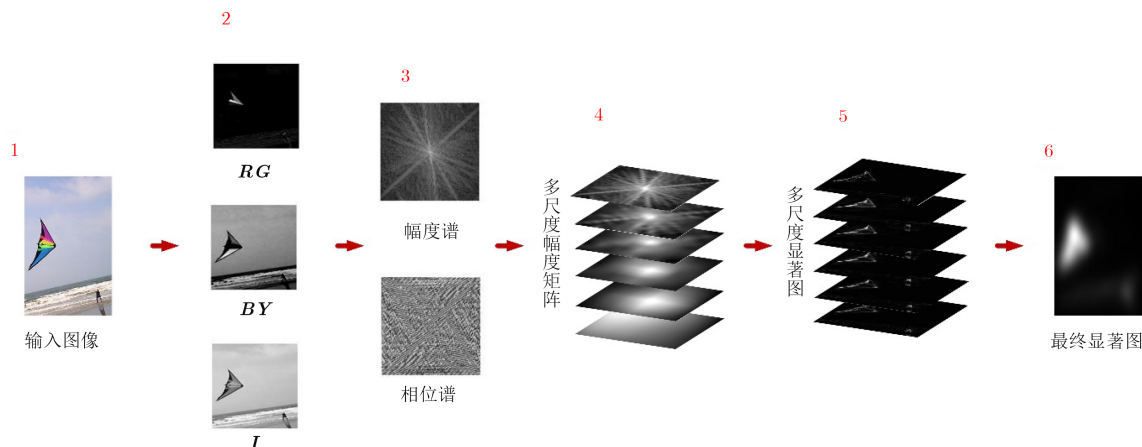


图1 算法模型流程图

参数分别设置为 $\omega_1 = 0.4$, $\omega_2 = 0.3$, $\omega_3 = 0.3$, 小波分解尺度层数取为6层。

3.1 客观评价指标

通过 P - R (Precision-Recall)曲线^[22], ROC (Receiver Operating Characteristic)曲线和AUC(Area Under the Curve)指标对提出的算法进行客观评价。评价指标的计算是通过给定阈值 τ , 令 τ 从0-255依次取值, 每次取值后将自然图像中大于 τ 的像素赋值为255, 小于等于 τ 的像素赋值为0, 划分为二值图像, 将得到的二值图像与人工标注图像进行比对, 以此确定每次显著图与GT图的契合度, 契合度以两幅图像相关对应位置的像素点取值是否相同定义相关参量TP, FP, FN, TN。TP为正确识别目标的像素数, FP为错误地被识别为目标的像素数, FN为错误地被识别为非目标的像素数, TN为正确识别非目标的像素数。

P - R 曲线中定义精确度 P 为纵轴、召回率 R 为横轴, 如式(11)

$$P = \frac{TP}{TP+FP}, \quad R = \frac{TP}{TP+FN} \quad (11)$$

ROC曲线定义真阳性率TPR(True Positive Rate)为纵轴、假阳性率FPR(False Positive Rate)为横轴, 如式(12)

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN}, \quad FPR = \frac{FP}{FP+TN} \quad (12)$$

取同一阈值下所有显著图中横纵坐标的平均值作为该阈值下最终值, 共得到256组数据, 依据式(11)和式(12)可绘出 P - R 曲线和ROC曲线, AUC为ROC曲线的下面积。 P - R 曲线和ROC曲线越高, AUC值越大, 则精确度越高。

3.2 心理物理学模板结果与评价

心理物理学模板常用来测试和评价视觉显著性

模型的性能^[2,23]。实验采用多类型的心理物理学模板测试和比较算法的性能, 测试模板如图2(a)所示, 第1张为方向特征模板, 第2张为增加椒盐噪声和方向干扰的颜色方向特征模板, 第3张为空缺特征模板, 第4张为弧形特征模板, 第5张为椭圆方向特征模板。

从图2对比算法显著图可以看出, 空间域的IT, SUN, MSS, HC算法对于心理物理学模板难以得出有效的显著图, SUN和HC算法抗干扰性较差, 在第2张和第3张得到全白或全黑的显著图; SR算法得到的显著目标不够清晰, 背景干扰较强; 本方法与PQFT、HFT方法能较好地得出各类心理物理学模板的视觉显著图, 符合人眼视觉注意机制对于多种特征的认知与辨识能力。

3.3 人眼注视点预测结果与评价

为评价视觉注意模型与人眼注视点的一致性, 实验采用Bruce等人^[23]提供的自然图像数据库和对应的人眼注视轨迹数据作为对照基准。库中包含120张 681×511 像素的自然场景照片、测试人的注视轨迹数据以及由轨迹数据图得出的人眼注视点密度图。

图3为各算法模型得到的注视点显著图, 可以看出IT, SUN, MSS, HC方法在复杂的背景抑制上不足, 显著图中背景干扰强烈, 难以有效地标注出显著目标; 频域方法中, SR显著图仅能标注显著目标轮廓, 中心区域不能高亮, HFT, PQFT对第6张以颜色特征为主的复杂背景图片下难以得到有效的显著图, 而本模型能得到较好的注视点显著图, 在人眼注视点预测上的结果更接近于人类视觉注意机制的结果, 采用AUC得分作为注视点预测图的评价指标, 各算法模型AUC得分如表1所示, 从表1中可以看出本文算法AUC得分最高, 在人眼注视点预测上优于其它算法。

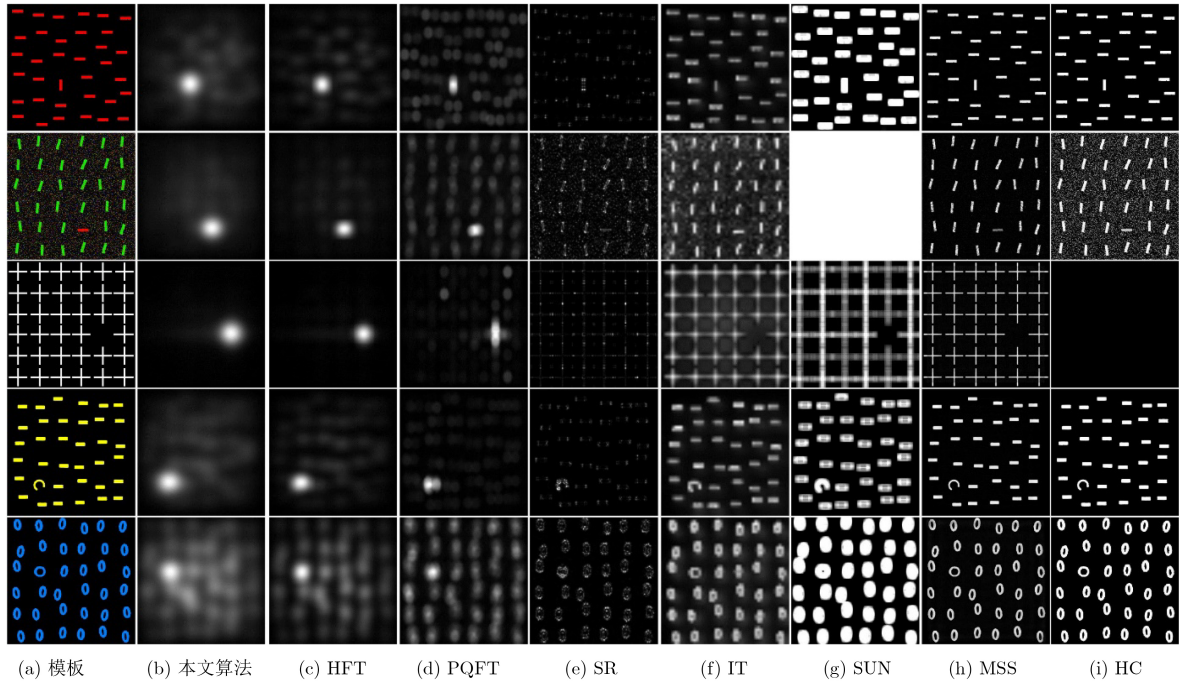


图 2 心理物理学模板对比

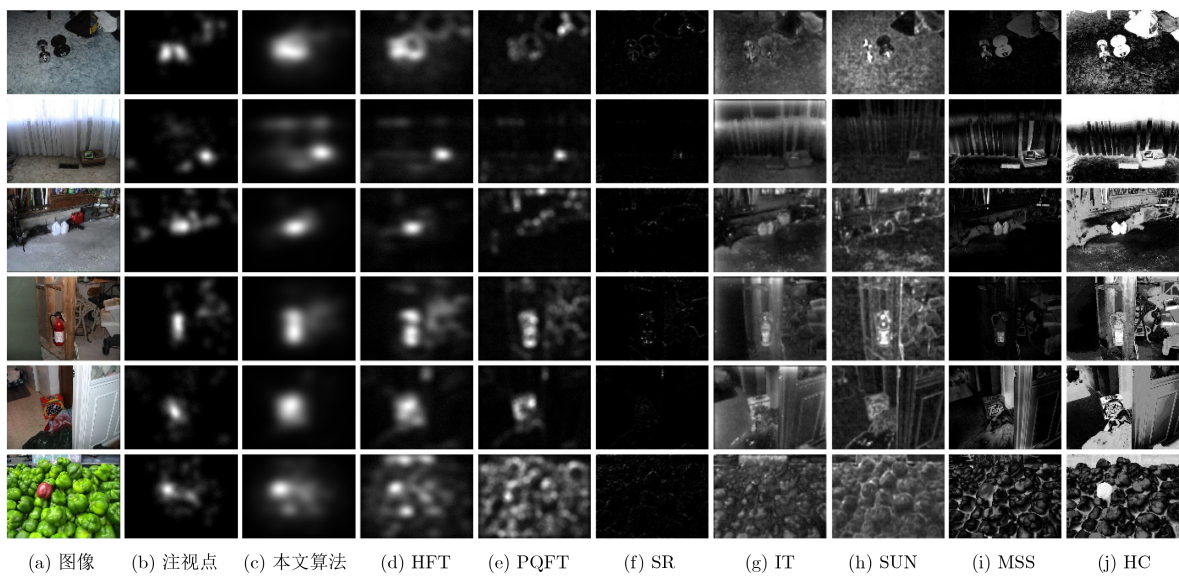


图 3 人眼注视点显著图

表 1 注视点AUC得分

注视点	本文算法	HFT	PQFT	SR	IT	SUN	MSS	HC
全部	0.8328	0.8046	0.7570	0.6228	0.5365	0.6729	0.6558	0.5766
2个	0.8831	0.8402	0.7696	0.6274	0.5444	0.6746	0.6698	0.5853

3.4 自然图像结果与评价

为证明算法的有效性，选取计算机视觉领域广泛认可的MSRA-1000图像数据库进行实验，并与其他主流显著性检测算法得到的显著图进行对比。MSRA-1000图像数据库中包含1000张自然图像和

对应的人工标注GT图，分别作为输入图像和显著性检测算法显著图的对比图。

图4为各模型得到的显著图，可以看出相对于空间域方法，为有效标注显著目标整体而采用低分辨率处理的频域方法显著图中显著目标模糊。相对

于IT, HC算法, 本文算法能够有效地去除复杂场景中的背景干扰, 突出显著目标位置; 与SR算法相比, 本文算法能够有效地找到显著物体, 精确性更高; 与SR, HFT算法相比, 本文算法能够得到高亮完整的显著目标, 保留目标内部区域不被抑制。

图5包含P-R曲线对比图和ROC曲线对比图, 其中, GT为人工标注图像, 各方法AUC得分如表2所示。从图5中可以看出本文算法精确度高, 但由于降低分辨率的原因导致其P-R曲线下降速度较快, 总体效果略低于空间域中用于显著目标精确分割的HC算法; 表2中方法的AUC得分高于同类的频域方法, 在自然图像显著目标分割性能上与HC算法相当, 但本文算法显著性检测模型更侧重于模拟基于生物机理的选择性视觉注意机制, 在心理物理学模板测试和人眼注视点预测上优于HC算法。客观指标表明本文算法在显著区域分割上准确

性和精确度较高, 能够有效地标注显著区域, 抑制背景区域。

3.5 计算速度结果与评价

计算速度是评价显著性检测算法优越性的一个重要指标, 它决定了算法能否应用于实时处理系统中, 在保证精确度达到预期目标的情况下, 计算速度越快, 表明算法的计算复杂度越低。本文实验中, 所有模型均在Matlab R2017b环境下运行, 计算机平台配置的CPU为4.0 GHz的i7-6700K, 内存为16 GB。表3所示为各种算法模型对上述实验所用数据库中每幅自然图像的平均计算时间, 可以看出本方法计算一张显著图仅用了0.0832 s, 明显快于IT, HC和SUN这些经典的空间域计算方法, 和HFT, MSS的计算时间基本处于同一数量级, 计算速度都非常快。SR由于仅用输入图像的亮度特征进行计算, 其计算速度很快, 但它不能检测到颜色

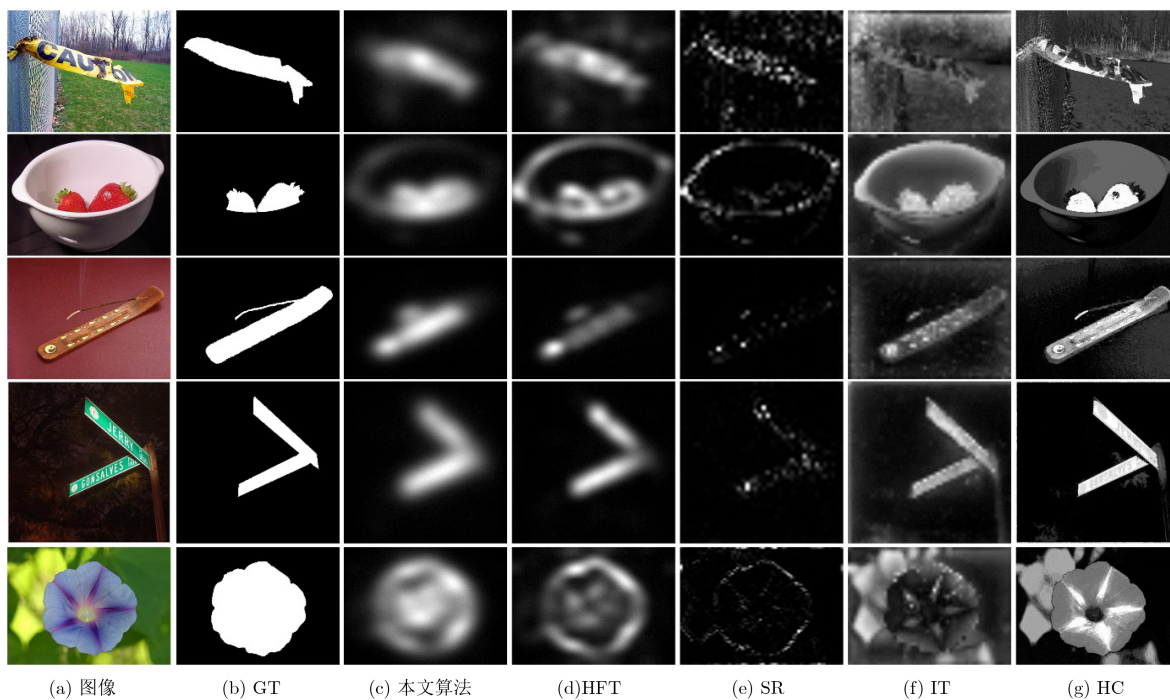


图4 算法显著图对比

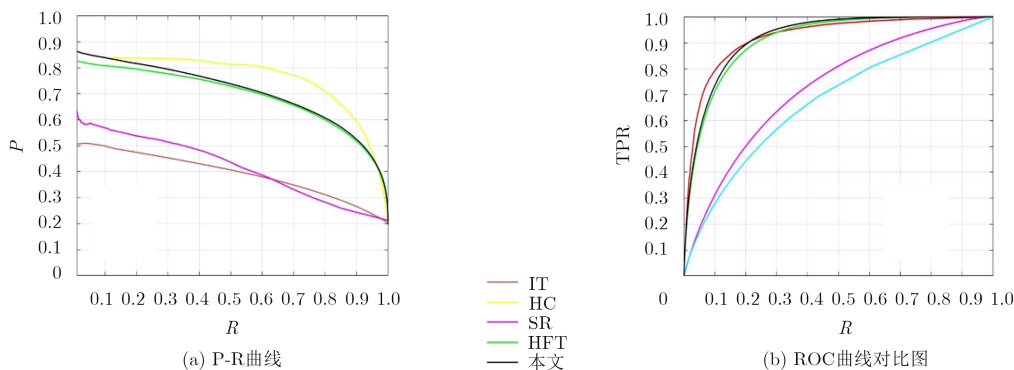


图5 算法评价曲线对比图

表2 自然图像AUC得分

方法	本文算法	HFT	SR	IT	HC
AUC	0.9202	0.9118	0.6736	0.7252	0.9212

表3 算法计算速度(s)

方法	本文算法	HFT	PQFT	SR	IT	SUN	MSS	HC
时间	0.0832	0.0936	0.0198	0.0081	0.2697	1.6185	0.0767	0.6585

4 结束语

本文提出一种快速、有效的视觉显著性检测方法,该方法为自底向上的频率域计算方法,它对4元超复数域中幅度谱进行多尺度小波变换逐层去除背景信息,选取较优显著图合成最终显著图。与现有方法相比,本文算法能得到精确完整的显著目标,有效抑制背景干扰,且计算速度较快,可应用于实时系统,对图像分割、目标识别及图像压缩等领域具有重要的使用价值和意义。本文算法不涉及自顶向下检测方法,将在之后的检测模型中采用双向结合,构建针对特定任务追踪的更加高效的显著性目标检测方法。

参考文献

- [1] YAO Haishan and LI Chaoyi. Clustered organization of neurons with similar extra-receptive field properties in the primary visual cortex[J]. *Neuron*, 2002, 35(3): 547–553. doi: [10.1016/S0896-6273\(02\)00782-1](https://doi.org/10.1016/S0896-6273(02)00782-1).
- [2] ITTI L, KOCH C, and 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. doi: [10.1109/34.730558](https://doi.org/10.1109/34.730558).
- [3] ITTI L and KOCH C. Computational modelling of visual attention[J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2001, 2(3): 194–203. doi: [10.1038/35058500](https://doi.org/10.1038/35058500).
- [4] ZHANG Lingyun, TONG M H, MARKS T K, et al. SUN: A Bayesian framework for saliency using natural statistics[J]. *Journal of Vision*, 2008, 8(7): 32, 1–20. doi: [10.1167/8.7.32](https://doi.org/10.1167/8.7.32).
- [5] ACHANTA R and SÜSTRUNK S. Saliency detection using maximum symmetric surround[C]. 2010 IEEE International Conference on Image Processing, Hong Kong, China, 2010: 2653–2656. doi: [10.1109/ICIP.2010.5652636](https://doi.org/10.1109/ICIP.2010.5652636).
- [6] CHENG Mingming, ZHANG Guoxin, MITRA N J, et al. Global contrast based salient region detection[C]. CVPR 2011, Colorado Springs, USA, 2011: 409–416. doi: [10.1109/CVPR.2011.5995344](https://doi.org/10.1109/CVPR.2011.5995344).
- [7] CHENG Mingming, MITRA N J, HUANG Xiaolei, et al. Global contrast based salient region detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(3): 569–582. doi: [10.1109/TPAMI.2014.2345401](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2014.2345401).
- [8] ZHANG Lihe, YANG Chuan, and LU Huchuan. Ranking saliency[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(9): 1892–1904. doi: [10.1109/TPAMI.2016.2609426](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2609426).
- [9] AZAZA A and DOUIK A. Saliency detection based object proposal[C]. The 14th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices, Marrakech, Morocco, 2017: 597–600. doi: [10.1109/SSD.2017.8167000](https://doi.org/10.1109/SSD.2017.8167000).
- [10] WANG Wenguan and SHEN Jianbing. Deep visual attention prediction[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(5): 2368–2378. doi: [10.1109/TIP.2017.2787612](https://doi.org/10.1109/TIP.2017.2787612).
- [11] CAO Feilong, LIU Yuehua, and WANG Dianhui. Efficient saliency detection using convolutional neural networks with feature selection[J]. *Information Sciences*, 2018, 456: 34–49. doi: [10.1016/j.ins.2018.05.006](https://doi.org/10.1016/j.ins.2018.05.006).
- [12] 吴泽民, 王军, 胡磊, 等. 基于卷积神经网络与全局优化的协同显著性检测[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(12): 2896–2904. doi: [10.11999/JEIT180241](https://doi.org/10.11999/JEIT180241).
WU Zemin, WANG Jun, HU Lei, et al. Co-saliency detection based on convolutional neural network and global optimization[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(12): 2896–2904. doi: [10.11999/JEIT180241](https://doi.org/10.11999/JEIT180241).
- [13] HOU Xiaodi and ZHANG Liqing. Saliency detection: A spectral residual approach[C]. 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis, USA, 2007: 1–8. doi: [10.1109/CVPR.2007.383267](https://doi.org/10.1109/CVPR.2007.383267).
- [14] GUO Chenlei, MA Qi, and ZHANG Liming. Spatio-temporal saliency detection using phase spectrum of quaternion Fourier transform[C]. Proceedings of 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Anchorage, USA, 2008: 1–8. doi: [10.1109/CVPR.2008.4587715](https://doi.org/10.1109/CVPR.2008.4587715).
- [15] LI Jian, LEVINE M D, AN Xiangjing, 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. doi: [10.1109/TPAMI.2012.147](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2012.147).
- [16] SANGWINE S J. Fourier transforms of colour images using quaternion or hypercomplex, numbers[J]. *Electronics*

- Letters*, 1996, 32(21): 1979–1980. doi: [10.1049/el:19961331](https://doi.org/10.1049/el:19961331).
- [17] ELL T A and SANGWINE S J. Hypercomplex Fourier transforms of color images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(1): 22–35. doi: [10.1109/TIP.2006.884955](https://doi.org/10.1109/TIP.2006.884955).
- [18] ANTONINI M, BARLAUD M, MATHIEU P, *et al.* Image coding using wavelet transform[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1992, 1(2): 205–220. doi: [10.1109/83.136597](https://doi.org/10.1109/83.136597).
- [19] BIAN Peng and ZHANG Liming. Visual saliency: A biologically plausible contourlet-like frequency domain approach[J]. *Cognitive Neurodynamics*, 2010, 4(3): 189–198. doi: [10.1007/s11571-010-9122-0](https://doi.org/10.1007/s11571-010-9122-0).
- [20] GOFERMAN S, ZELNIK-MANOR L, and TAL A. Context-aware saliency detection[C]. *Processing of 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Francisco, USA, 2010: 2376–2383. doi: [10.1109/CVPR.2010.5539929](https://doi.org/10.1109/CVPR.2010.5539929).
- [21] GOFERMAN S, ZELNIK-MANOR L, and TAL A. Context-aware saliency detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(10): 1915–1926. doi: [10.1109/TPAMI.2011.272](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2011.272).
- [22] DAVIS J and GOADRICH M. The relationship between precision-recall and ROC curves[C]. *Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning*, Pittsburgh, USA, 2006: 233–240. doi: [10.1145/1143844.1143874](https://doi.org/10.1145/1143844.1143874).
- [23] BRUCE N D B and TSOTSOS J K. Saliency, attention, and visual search: An information theoretic approach[J]. *Journal of Vision*, 2009, 9(3): 5, 1–24. doi: [10.1167/9.3.5](https://doi.org/10.1167/9.3.5).
- 余 映: 1977年生, 副教授, 研究方向为图像与视觉、人工神经网络。
- 吴青龙: 1993年生, 硕士生, 研究方向为图像处理、计算机视觉。
- 邵凯旋: 1993年生, 硕士生, 研究方向为图像处理、计算机视觉。
- 康迁星: 1993年生, 硕士生, 研究方向为图像处理、压缩感知。
- 杨 鉴: 1964年生, 教授, 研究方向为语音信号处理、模式识别。