

# 多尺度下幅度谱与相位谱相融合的视觉注意建模

袁小艳<sup>1,2</sup> 王安志<sup>1</sup> 潘刚<sup>2</sup> 王明辉<sup>1</sup>

(四川大学计算机学院 成都 610064)<sup>1</sup> (四川文理学院智能制造学院 达州 635000)<sup>2</sup>

**摘要** 针对现有大多数频域显著性检测算法仅单独使用频域幅度谱或相位谱的不足,提出了多尺度下频域幅度谱与相位谱相结合的视觉注意模型。该模型先对图像进行四元变换以得到幅度谱和相位谱,然后对幅度谱进行了伽马修正和高斯滤波,最后采用信息熵作为权重对多尺度显著图进行融合。在两个公开数据集 Bruce 和 Judd 上,采用 ROC 曲线、AUC 值和 F-Measure 测量方法对算法进行了验证和评估。实验结果表明提出的算法优于现有的 5 种视觉注意模型,能够更准确地预测出人们注意的显著区域,取得了更令人满意的结果。

**关键词** 多尺度,幅度谱,相位谱,信息熵,视觉注意

**中图分类号** TP301.6 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.07.053

## Visual Attention Modeling Based on Multi-scale Fusion of Amplitude Spectrum and Phase Spectrum

YUAN Xiao-yan<sup>1,2</sup> WANG An-zhi<sup>1</sup> PAN Gang<sup>2</sup> WANG Ming-hui<sup>1</sup>

(College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610064, China)<sup>1</sup>

(Intelligent Manufacturing Institute, Sichuan University of Arts and Science, Dazhou 635000, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Aiming at the deficiency of most existing frequency domain saliency detection algorithms which only use frequency domain amplitude spectrum or phase spectrum information alone, a visual attention model combining multi-scale frequency amplitude spectrum and phase spectrum was proposed. Firstly, the amplitude spectrum and the phase spectrum are obtained by quaternary transforming the image, and then the gamma correction and Gaussian filtering are performed on the amplitude spectrum. Finally, the entropy is used as weight to fuse the multi-scale saliency map. On the two published data sets, Bruce and Judd, the ROC curve, AUC value and F-Measure method were used to validate and evaluate the algorithm. The experimental results show that the proposed algorithm outperforms five visual attention models, predicts the significant attention areas more accurately, and achieves more satisfactory results.

**Keywords** Multi-scale, Amplitude spectrum, Phase spectrum, Information entropy, Visual attention

人们之所以能快速定位场景中的显著区域,并从中获取有价值的视觉信息,主要得益于人类的视觉注意机制<sup>[1]</sup>。人类的视觉注意机制是一个非常复杂的问题,它跨越了多个学科,涉及到计算机视觉、心理学、神经生物学等多个领域<sup>[2]</sup>;同时它也是一个非常重要的问题,是计算机对周围物体认知、理解和识别的基础,已用于目标检测<sup>[3]</sup>、图像分割<sup>[4]</sup>等领域。目前视觉注意模型研究的一个重要方向是频域分析。频域分析是指对图像进行傅里叶变换以得到图像信号,从而对信号进行处理。该方法的最大优点是速度快。Hou 等<sup>[5]</sup>通过分析输入图像的幅度谱,提取图像的光谱残留,然后将其映射到空域,以此获得视觉注意区域。Guo 等<sup>[6]</sup>在仔细分析上文后发现幅度谱不能充分预测视觉注意区域,为此利用图像相位谱信息构建显著图。图像采用傅里叶变换后得到幅度谱和相位

谱,两者意义不同。幅度谱检测每个正弦分量有多少<sup>[7]</sup>,即对图像的亮度值进行分析;而相位谱检测每个正弦分量出现的位置<sup>[7]</sup>,即对图像的纹理结构、形状信息进行分析。两者在图像频域的检测中缺一不可。但目前基于频域检测的方法大多仅利用幅度谱或相位谱信号对图像进行分析,没有同时考虑这两种信号。

大量研究表明,多尺度技术在图像特征提取方面的作用越来越大,因为不同的图像结构所适用的尺度是不相同的,所以需要采用多种尺度来提取图像特征。

针对以上问题,本文提出同时对图像的幅度谱和相位谱进行分析的视觉注意模型。在此模型中,将频域的幅度谱和相位谱进行多尺度分析,并进行融合得到视觉注意区域,其流程如图 1 所示。将本文算法在两个公开数据集 Bruce 和 Judd

到稿日期:2017-01-04 返修日期:2017-03-11 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),四川文理学院 2015 年度特色培育一般项目(2015TP001Y),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);潘刚(1977—),男,硕士,讲师,主要研究方向为计算机视觉、机器学习和物联网应用技术;王明辉 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。

上进行了测试,并与频域的其他5个算法做了比较,实验证明了将幅度谱和相位谱相结合的有效性,其结果也更令人满意。

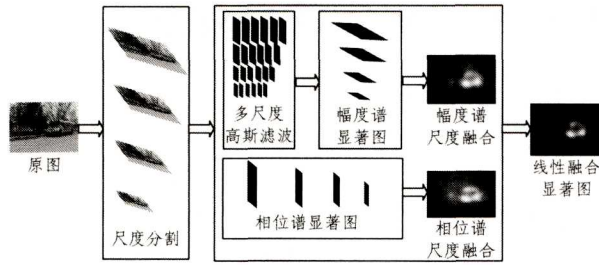


图1 本文算法流程图

## 1 相关工作

鉴于视觉注意在计算机视觉中的重要性,越来越多的研究者从不同的角度对视觉注意进行研究。Li等<sup>[8]</sup>针对现有视觉注意模型不能充分利用全局信息的问题,提出了一种自底向上、基于频域的方法来预测视觉注意区域。Achanta等<sup>[9]</sup>通过保留原始图像中更多的频谱信息来获取突出明确的对象边界,这种方法实现简单,计算效率高。Yu等<sup>[10]</sup>针对SR<sup>[5]</sup>和PQFT<sup>[6]</sup>方法缺乏生物合理性的问题,提出了基于脉冲冲余弦变换的注意模型,模拟了横向环绕抑制神经元相似的视觉特性。Schauerte等<sup>[11]</sup>在基于离散余弦变换的图像签名和人脸检测的基础上预测视觉注意区域。Hou等<sup>[12]</sup>研究了近似前景与视觉注意区域是否重叠,并对图像进行了签名。Jung等<sup>[13]</sup>采用局部频域信号检测图像的结构信息,并结合全局频域信号共同预测视觉注意区域。Zhao等<sup>[14]</sup>使用频域分析方法研究视觉注意模型,对图像的幅度谱、log幅度谱进行高斯滤波和伽马修正,并根据最小信息熵选择显著图。Ma等<sup>[15]</sup>提出了一种基于小波变换和熵理论的显著性检测方法,该方法不需要进行逆小波变换,并设计了基于熵理论的显著图融合方案。Chen等<sup>[16]</sup>针对大部分的基于空域模型在功能完整性和计算成本之间难以平衡的问题,对空域过滤器和频域进行分析,将空域向频域进行转换,并采用竞争机制来选择多通道多尺度显著图。

## 2 多尺度频域视觉注意分析

为了加快处理速度,首先采用双线性插值算法对图像进行缩小(1/2),然后再采用二元高斯金字塔<sup>[17]</sup>创建4个尺度空间,对图像进行低通滤波和二次采样。在4个尺度上进一步对幅度谱和相位谱进行分析和融合,得到相应的显著图。

### 2.1 多特征图四元傅里叶变换

早期的视觉注意模型仅仅采用图像的亮度特征计算视觉注意区域,但实际上能引起人们视觉注意的还有很多特征,如颜色、运动等。本文采用超复数矩阵<sup>[6-7]</sup>来组合这些特征,形成多特征图:

$$f_s(n, m) = \lambda_1 f_{s,1} + \lambda_2 f_{s,2} i + \lambda_3 f_{s,3} j + \lambda_4 f_{s,4} k \quad (1)$$

其中,  $(n, m)$  是像素位置,  $s$  是尺度[1, 2, 3, 4],  $\lambda$  是每个尺度特征图  $f_{s,1} - f_{s,4}$  的权重,  $i, j, k$  相互正交,  $i^2 = j^2 = k^2 = -1, k = i * j$ , 且它们采用的颜色和亮度特征均来自于 RGB 颜色空间。本文认为 RGB 颜色空间适合于人眼视觉,但并不适合数字图片处理,因此本文采用与设备无关的 LAB 颜色空间来提

取特征,其中  $L$  表示像素的亮度,  $A$  表示红色到绿色的范围,  $B$  表示黄色到蓝色的范围,因此在式(1)中:

$$f_{s,1} = M_s, f_{s,2} = A_s, f_{s,3} = B_s, f_{s,4} = L_s \quad (2)$$

其中,  $M_s$  是运动特征,由于本文只分析静态图片,因此式(1)中权重  $\lambda_1 - \lambda_4$  的值分别为 0, 0.25, 0.25, 0.5。

由于本文对频谱进行分析,因此需要对多特征图进行傅里叶变换<sup>[6]</sup>,故式(1)改写为:

$$f_s(n, m) = f_{s,1}(n, m) + f_{s,2}(n, m) j$$

$$f_{s,1}(n, m) = \lambda_1 M_s(n, m) + \lambda_2 A_s(n, m) i \quad (3)$$

$$f_{s,2}(n, m) = \lambda_3 B_s(n, m) + \lambda_4 L_s(n, m) i$$

对其进行四元傅里叶变换<sup>[6]</sup>:

$$Q[u, v] = F_{s,1}[u, v] + F_{s,2}[u, v] j$$

$$F_{s,p}[u, v] = 1/\sqrt{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} e^{-i2\pi(mv/M + nu/N)} f_{s,p}(n, m) \quad (4)$$

其中,  $(u, v)$  是频域中像素的位置,  $N$  和  $M$  是图像高度和宽度,  $f_{s,p}$  是式(3)中的  $f_{s,1}$  和  $f_{s,2}$ 。再对其进行四元傅里叶逆变换<sup>[8]</sup>便可以得到显著图:

$$f_{s,p}(n, m) = 1/\sqrt{MN} \sum_{v=0}^{M-1} \sum_{u=0}^{N-1} e^{i2\pi(mv/M + nu/N)} F_{s,p}[u, v] \quad (5)$$

根据式(4)得到图像各尺度的频域表示  $Q[u, v]$ , 将其转换到极坐标表示为:

$$Q[u, v] = \|Q[u, v]\| e^{i\mu_s(u, v)} \quad (6)$$

因此各尺度幅度谱  $A_s(u, v)$ 、相位谱  $P_s(u, v)$ 、轴谱  $\mu_s(u, v)$  定义为:

$$A_s(u, v) = \|Q[u, v]\|$$

$$P_s(u, v) = \phi_s(u, v) = \|Q[u, v]\| / Q[u, v] \quad (7)$$

$$\mu_s(u, v) = V(Q[u, v]) / \|V(Q[u, v])\|$$

其中,  $V(\cdot)$  是频谱的虚数部分。

### 2.2 多尺度幅度谱显著图

Li等<sup>[8]</sup>对幅度谱做了大量实验,发现频域的高斯滤波能大幅度地抑制重复模式,即图像非显著区域,因此本文对幅度谱进行高斯过滤,产生了幅度谱尺度空间<sup>[16]</sup>:

$$\Lambda_s(u, v; q) = (g(u, v; q) \otimes A_s)(u, v) \quad (8)$$

其中,  $g(u, v; q)$  是高斯过滤器,  $q$  是尺度参数,  $q = 1, 2, \dots, Q$ ,  $Q = \lceil \log_2 \min(N, M) \rceil + 1$ ,  $\otimes$  是卷积运算。

根据心理能量法则,人眼视觉系统近似于能量函数,为了补偿人眼视觉系统感知光或者颜色,本文对  $\Lambda_s$  尺度空间进行伽马修正<sup>[14]</sup>:

$$\Omega_s(u, v; q) = (\Lambda_s(u, v; q))^{\gamma_q} \quad (9)$$

其中,  $\gamma_q = q/16$ 。将其与原始相位谱进行四元傅里叶逆变换,得到各尺度初始幅度谱显著图。

$$sal_{ini, \Lambda_s}(n, m; q) = \|T^{-1}[\Omega_s(u, v; q) e^{i\mu_s(u, v)}]\|^2 \quad (10)$$

Li<sup>[8]</sup>和Zhao<sup>[14]</sup>等根据初始显著图的信息熵值来选择显著图,熵值越小显著图越优,但本文认为每个显著图均包含部分重要信息,这些信息一旦被舍弃则会导致显著图不准确,因此本文将熵值作为显著图的权重加入到计算中<sup>[18]</sup>,公式如下:

$$sal_{\Lambda_s} = \min(S_{\Lambda_s, q}) + (1/H(S_{\Lambda_s, q})) \cdot S_{\Lambda_s, q}$$

$$\text{if } (H(S_{\Lambda_s, q}) < H_{\Lambda_s, avg}) \quad (11)$$

其中,  $\min(S_{A,s,q})$  用于取尺度  $s$  上熵值最小的幅度谱显著图,  $S_{A,s,q} = sal\_ini_{A,s}(n,m;q)$ ,  $H(\cdot)$  计算显著图的熵值,  $H_{A,s,avg}$  是尺度  $s$  上一组幅度谱显著图的熵的平均值。

最终幅度谱显著图融合公式如下:

$$S_A = \sum_{s=1}^n g \otimes sal_{A,s} / n \quad (12)$$

其中,  $g$  是高斯模糊核, 本文取为  $0.05 * M$ ;  $n$  是尺度数量, 本文取为 4。幅度谱显著图融合后的结果如图 2 所示。

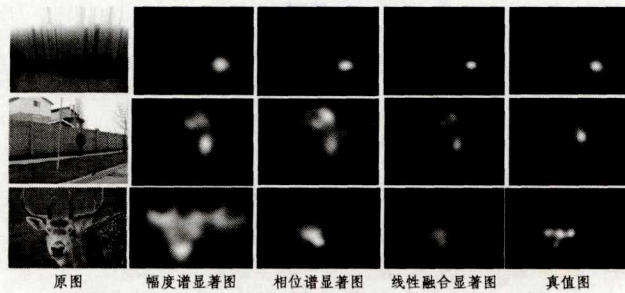


图 2 特征图

### 2.3 多尺度相位谱显著图

大量实验证明即使将图像幅度谱的信息去掉, 仅对相位谱进行重构, 也能保留图像的完整形状信息。因此本文没有对相位谱进行任何过滤和修正, 仅对相位谱进行四元傅里叶逆变换, 得到各尺度的相位谱显著图:

$$sal\_ini_{P,s}(n,m) = \| T^{-1}[P_s(u,v)] \|^2 \quad (13)$$

各尺度相位谱显著图的融合与幅度谱是一样的, 同样采用基于最小熵值的显著图, 公式如下:

$$Sal_P = \min(S_{P,s}) + (1/H(S_{P,s}) \cdot S_{P,s}) \quad \text{if}(H(S_{P,s}) < H_{P,avg}) \quad (14)$$

其中,  $\min(S_{P,s})$  用于取熵值最小的相位谱显著图,  $S_{P,s} = sal\_ini_{P,s}(n,m)$ ,  $H_{P,avg}$  是各尺度相位谱显著图的熵的平均值。

最后, 对相位谱显著图进行高斯模糊:

$$S_P = g \otimes Sal_P \quad (15)$$

相位谱显著图融合后的结果见图 2。

### 2.4 显著图融合

本文对幅度谱和相位谱显著图的融合采用 4 种方法, 分别是线性加 (Sal\_Add)、线性乘 (Sal\_Mul)、贝叶斯<sup>[19-20]</sup> (Sal\_Bayes) 和多层元胞自动机<sup>[21]</sup> (Sal\_MCA) 融合, 公式如下:

$$\begin{aligned} Sal\_Add &= 0.5 \cdot (S_A + S_P) \\ Sal\_Mul &= S_A \cdot S_P \\ Sal\_Bayes &= Pro(F_{GA} | S_P) + Pro(F_{GP} | S_A) \\ Sal\_MCA &= 0.5 \cdot (S_A^{N_2} + S_P^{N_2}) \end{aligned} \quad (16)$$

其中, 贝叶斯融合中,  $F_{GA}$  是幅度谱显著图的前景区域,  $F_{GP}$  是相位谱显著图的前景区域,  $Pro(F_{GA} | S_P)$  是以幅度谱前景区域为先验来计算相位谱显著图的后验概率,  $Pro(F_{GP} | S_A)$  是以相位谱前景区域为先验来计算幅度谱显著图的后验概率, 这能有效高亮显示共同的显著性区域。多层元胞自动机融合中,  $S_A^{N_2}$  是幅度谱显著图经过  $N_2$  个时间步后所有元胞 (像素点) 的显著性值,  $S_P^{N_2}$  同理。

这 4 种显著图的融合方式的性能有所区别, 如图 3 所示, 本文选择线性乘的方法对幅度谱和相位谱显著图进行融合。

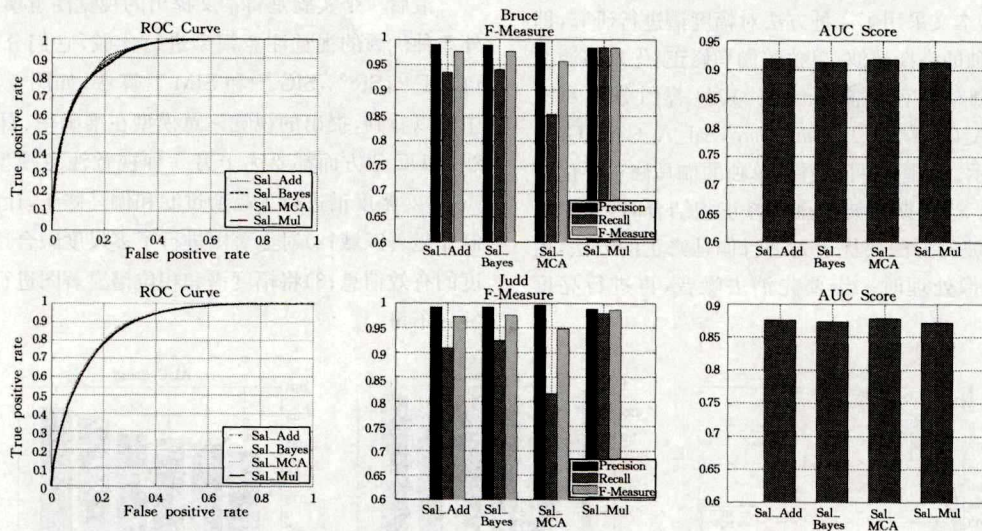


图 3 幅度谱与相位谱显著图不同融合方法的比较

## 3 实验结果

### 3.1 测试数据集

为了获得预测结果, 本文将算法在公开的视觉注意数据集 Bruce<sup>[22]</sup> 和 Judd<sup>[23]</sup> 上进行预测。Bruce 数据集是在视觉注意研究中使用最多的数据集, 它包含了 120 张图像, 分辨率均为  $511 \times 681$ , 其眼动数据包含了 20 个主题, 包含室内、室外两种场景。Judd 数据集也叫 MIT 数据集, 是 15 位观察者在 1003 张图像上的眼动数据, 分辨率较广, 从  $405 \times 1024$  到

$1024 \times 1024$ , 包含了 779 张风景图像和 228 张肖像图像, 可用于训练和测试。

### 3.2 性能评估方法

为了测试本文提出的算法的性能, 采用了 3 种常用方法来进行评估实验, 包括 ROC 曲线、F-Measure 方法和 AUC 值。ROC 曲线是受试者工作特征曲线, 主要用于测试敏感性和特异性的相互关系, 常用于视觉注意预测评估。ROC 曲线用于检测真阳率和假阳率的关系, 通过设置一系列的阈值得到相应的真阳率和假阳率, 公式如下:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (17)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}$$

其中,TPR是真阳率,指预测为正且实际是正的样例比率;FPR是假阳率,指预测为正但实际是负的样例比率;TP是被预测为正的样例;FP是被预测为正的负样例;TN是被预测为负的正样例;FN是被预测为负的正样例。一个好的视觉注意模型应该是随着真阳率越来越大,假阳率变得越来越小,即接近坐标的左上角。

但ROC曲线有时并不能清晰地反映哪个分类方法更好,一个固定值就能说明此问题,即AUC值,它用于计算ROC曲线下的面积,其值一般在0.5~1之间,越接近1说明这种分类方法越好;越接近0.5说明这种分类方法越随机。

以上两种方法都不能测试预测结果的准确率和召回率,因此本文还用到F-measure方法。F-measure方法不仅能检测准确率和召回率,还能检测准确率和召回率出现矛盾时的综合指标F-Score,公式如下:

$$F_{\beta} = \frac{(\beta^2 + 1)P \cdot R}{\beta^2(P + R)} \quad (18)$$

其中,P是准确率,R是召回率, $\beta$ 是参数。

### 3.3 实验对比分析

本文主要做了3个实验,即幅度谱显著图比较实验、显著图融合比较实验和各种方法的显著图比较实验,下面依次对这3个实验进行分析。

幅度谱显著图比较实验是对幅度谱进行高斯滤波和伽马修正的比较实验,本文采用了4种方法对幅度谱进行研究,即对幅度谱进行单独的高斯滤波、单独的伽马修正、先高斯滤波再伽马修正、先伽马修正再高斯滤波,其显著图分别对应Sal\_A\_Gau,Sal\_A\_Gam,Sal\_A\_Gau\_Gam,Sal\_A\_Gam\_Gau,其比较如图4所示。从图中可以看到单独的伽马修正要优于单独的高斯滤波。当高斯滤波和伽马修正相结合时,先对幅度谱进行高斯滤波的方法要优于先进行伽马修正的方法,由此可见在进行图像处理时一定要先消去噪音,再进行亮度修正。

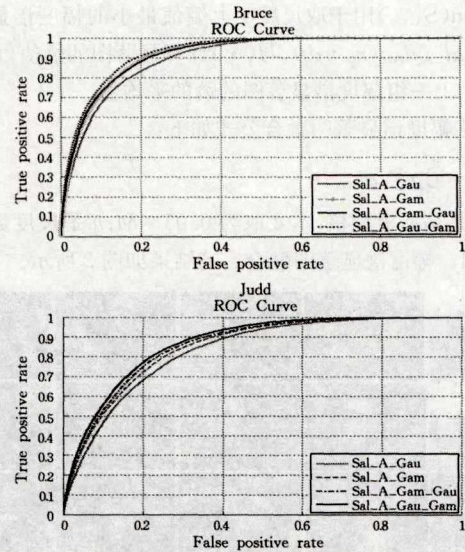


图4 两个数据集上幅度谱的不同改进方法的比较

显著图融合比较实验是对幅度谱和相位谱显著图融合的方法进行比较。本文同样采用了4种方法对幅度谱和相位谱显著图进行融合,如图3所示。在ROC曲线中,虽然Sal\_MCA在两个数据集上都优于另外3种方法,但其召回率太低,因此本文不选择多层元胞自动机融合方法。另3种方法在ROC曲线和AUC值上相差不大,但在召回率和F-Score上线性乘明显优于另外3种方法,因此本文选择线性乘对幅度谱和相位谱显著图进行融合。

最后一个实验是将本文提出的视觉注意模型与现有的另外5种优秀的视觉注意模型进行比较,它们分别是HFT<sup>[7]</sup>,PQFT<sup>[6]</sup>,SR<sup>[5]</sup>,SIG<sup>[12]</sup>和SIM<sup>[24]</sup>算法,如图5所示。从图5中可以看到,提出的视觉注意模型在准确率、召回率、ROC曲线、AUC值方面都要优于另5种视觉注意模型,其原因有3点:1)对幅度谱进行了高斯滤波和伽马修正,让幅度谱更能抑制非显著区域;2)对显著图进行了多尺度融合,利用了每个尺度的有效信息;3)将幅度谱和相位谱显著图进行了融合,二者缺一不可。

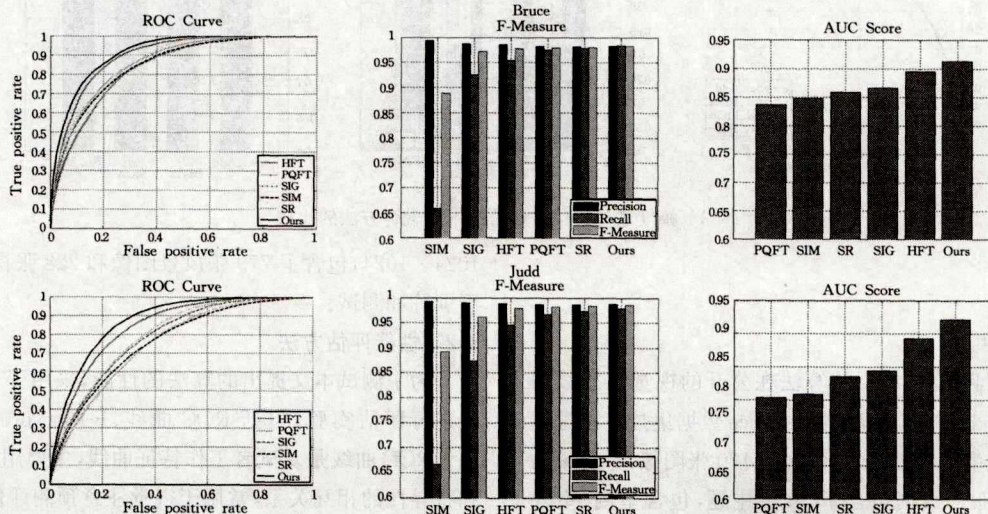


图5 两种数据集上不同算法的比较

将本文预测的视觉注意区域与另外5种模型预测的区域进行了比较,结果如图6所示,不论是预测小物体、大型区域,

还是简单背景、复杂背景,采用本文模型预测的视觉注意区域都比另外5种视觉注意模型更令人满意。

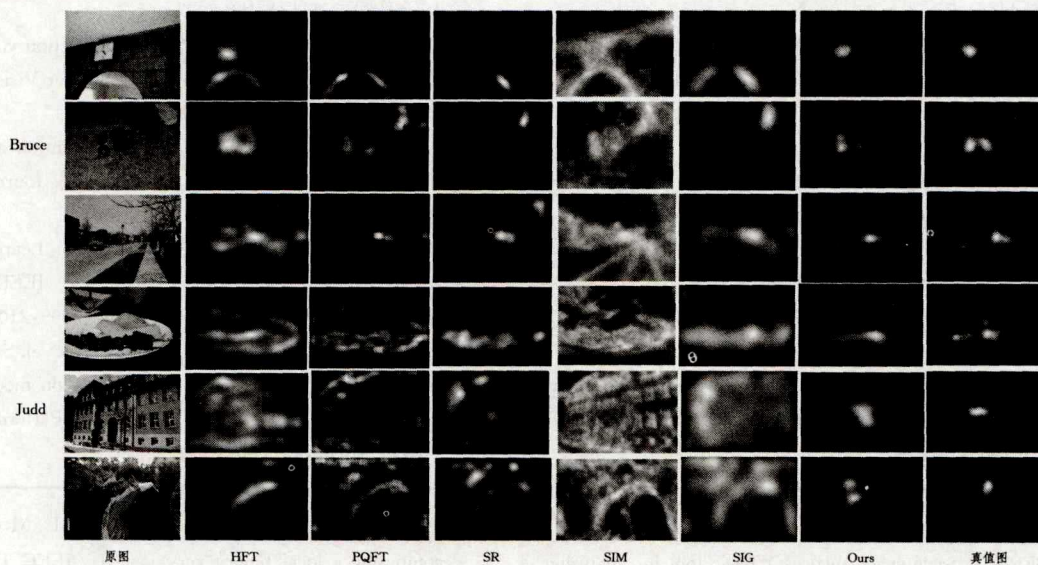


图6 两种数据集上不同方法的显著图

**结束语** 图像视觉注意预测是对图像中可能引起人们注意的区域进行预测,其中一种方法就是对图像的特征进行变换以得到频域信号,并进行处理。本文对图像频域信号的幅度谱和相位谱信息都进行了分析,并采用显著图的信息熵作为权重对显著图进行融合,取得了较好的视觉注意区域预测效果。在 Bruce 和 Judd 两个数据集上的实验结果表明,本文提出的视觉注意模型比现有的5种视觉注意模型更令人满意,其预测的视觉注意区域也更精确。

### 参考文献

- [1] QIAN X L, GUO L, HAN J W, et al. A Spectral Algorithm Based on Weighted Sparse Coding for Visual Saliency Detection [J]. *Acta electronica Sinica*, 2013, 41(6): 1159-1165. (in Chinese)  
钱晓亮, 郭雷, 韩军伟, 等. 一种基于加权稀疏编码的频域视觉显著性检测算法[J]. *电子学报*, 2013, 41(6): 1159-1165.
- [2] WANG F J, TIAN M, HUANG Y P, et al. Classification Model of Visual Attention Based on Eye Movement Data [J]. *Computer Science*, 2016, 43(1): 85-89. (in Chinese)  
王凤娇, 田媚, 黄雅平, 等. 基于眼动数据的分类视觉注意模型[J]. *计算机科学*, 2016, 43(1): 85-89.
- [3] LI C, LI Y L, AN D X, et al. UWB SAR Change Detection of Foliage-Concealed Targets Based on Visual Attention [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(1): 39-46. (in Chinese)  
李超, 李悦丽, 安道祥, 等. 基于视觉注意机制的 UWB SAR 叶簇隐蔽目标变化检测[J]. *电子学报*, 2016, 44(1): 39-46.
- [4] 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.
- [5] HOU X D, ZHANG L Q. Saliency Detection: A Spectral Residual Approach [C] // *Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*. Minneapolis, MN, 2007: 1-8.
- [6] GUO C L, MA Q, ZHANG L M. Spatio-temporal Saliency De-

- tection Using Phase Spectrum of Quaternion Fourier Transform [C] // *Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*. Anchorage, AK, 2008: 1-8.
- [7] CASTLEMAN K. *Digital Image Processing* [M]. Prentice-Hall, New York, 1996.
- [8] 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.
- [9] ACHANTA R, HEMAMI S, ESTRADA F, et al. Frequency-tuned salient region detection [C] // *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Miami, FL, 2009: 1597-1604.
- [10] YU Y, WANG B, ZHANG L M. Pulse discrete cosine transform for saliency-based visual attention [C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Development and Learning*. Shanghai, 2009: 1-6.
- [11] SCHAUERTE B, STIEFELHAGEN R. Predicting human gaze using quaternion DCT image signature saliency and face detection [C] // *Proceedings of IEEE Workshop on the Applications of Computer Vision (WACV)*. Breckenridge, CO, 2012: 137-144.
- [12] HOU X, HAREL J, KOCH C. Image Signature: Highlighting Sparse Salient Regions [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(1): 194-201.
- [13] JUNG C, KIM C. A Unified Spectral-Domain Approach for Saliency Detection and Its Application to Automatic Object Segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(3): 1272-1283.
- [14] 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.
- [15] MA X L, XIE X D, LAM K M, et al. Efficient saliency analysis based on wavelet transform and entropy theory [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2015, 30(7): 201-207.

- [16] CHEN D Y, JIA T, WU C D. Visual saliency detection: From space to frequency[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2016, 44(5): 57-68.
- [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] LI M. Design and Implementation of a Biological Plausibility Visual Attention Model In frequency Domain[D]. Xinxiang: Henan Normal University, 2015. (in Chinese)  
李铭. 生物可信性频域视觉注意模型的设计与实现[D]. 新乡: 河南师范大学, 2015.
- [19] LI X H, LU H C, ZHANG L H, et al. Saliency Detection via Dense and Sparse Reconstruction[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*. Sydney, NSW, 2013: 2976-2983.
- [20] WANG A, WANG M, PAN G, et al. Salient object detection with high-level prior based on bayesian fusion[J]. *IET Computer Vision*, 2017, 11(3): 199-206.
- [21] QIN Y, LU H, XU Y, et al. Saliency detection via Cellular Automata[C]//*Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston, MA, 2015: 110-119.
- [22] BRUCE N D, TSOTSOS J K. Saliency, attention, and visual search: an information theoretic approach[J]. *Journal of Vision*, 2009, 9(3): 1-24.
- [23] JUDD T, EHINGER K, DURAND F, et al. Learning to predict where humans look[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*. Kyoto, 2009: 2106-2113.
- [24] MURRAY N, VANRELL M, OTAZU X, et al. Saliency estimation using a non-parametric low-level vision model[C]//*Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*. Providence, RI, 2011: 433-440.
- (上接第 288 页)
- [2] LINDEBERG T. Scale space theory: A basic tool for analyzing structures at different scales[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2000, 37(2): 151-172.
- [3] WANG S H, YOU H J, FU K. BFSIFT: A novel method to find feature matches for SAR image registration[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(4): 649-653.
- [4] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral Filtering for Gray and Color Images[C]//*IEEE International Conference on Computer Vision*. 1998: 839-846.
- [5] FAN J W, WU Y, WANG F, et al. SAR Image Registration Using Phase Congruency and Nonlinear Diffusion-Based SIFT[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(3): 562-566.
- [6] ALCANTARILLA P F, BARTOLI A, DAVISON A J. KAZE Features[C]//*European Conference on Computer Vision (ECCV)*. Firenze, Italy, Springer, 2012: 214-227.
- [7] ALCANTARILLA P F, NUEVO J, BARTOLI A. Fast Explicit Diffusion for Accelerated Features in Nonlinear Scale Spaces[C]//*British Machine Vision Conference (BMVC)*. Bristol, UK, 2013: 1-11.
- [8] ZHANG Z Q, WANG W Y. A modify bilateral filtering algorithm[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(3): 443-447. (in Chinese)  
张志强, 王万玉. 一种改进的双边滤波算法[J]. *中国图像图形学报*, 2009, 14(3): 443-447.
- [9] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors[J]. *IEEE Transactions Pattern Analysis Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [10] KE Y, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors[C]//*Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2004: 506-513.
- [11] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, GOOL L V. Speed-Up Robust Features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [12] TOLA E, LEPETIT V, FUA P. DAISY: An Efficient Dense Descriptor Applied to Wide-Baseline Stereo[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 32(5): 815-830.
- [13] CALONDER M, LEPETIT V, OZUYSAL M, et al. BRIEF: computing a local binary very fast[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1281-1298.
- [14] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//*Proceedings of International Conference on Computer Vision*. Barcelona, Spain, 2011: 2564-2571.
- [15] LEUTENEGGER S, CHLI M, SIEGWART R Y. BRISK: Binary robust invariant scalable keypoints[C]//*IEEE International Conference on Computer Vision*. 2011: 2548-2555.
- [16] YANG X, CHENG K T. Local Difference Binary for Ultrafast and Distinctive Feature Description[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(1): 188-194.
- [17] ZHAO J, MA J Y, TIAN J W, et al. A robust method for vector field learning with application to mismatch removing[C]//*IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. New York, IEEE, 2011: 2977-2984.
- [18] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided Image Filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 35(6): 1397-1409.
- [19] LEE J S, HOPPEL K, MANGO S A. Unsupervised estimation of speckle noise in radar images[J]. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 1992, 4(4): 298-305.
- [20] HAN C M, GUO H D, WANG C L, et al. Edge-Preserving Filter for SAR Images[J]. *High Technology Letters*, 2003, 13(7): 11-15. (in Chinese)  
韩春明, 郭华东, 王长林, 等. 保持边缘的 SAR 图像滤波方法[J]. *高技术通讯*, 2003, 13(7): 11-15.
- [21] PERPNA P, MALIK J. Scale space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7): 629-639.
- [22] DELLINGER F, DELON J, GOUSSEAU Y, et al. SAR-SIFT: A SIFT-Like Algorithm for SAR Images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(1): 453-466.