

# 结合基元对比度与边界先验的显著性区域检测<sup>①</sup>

窦 燕<sup>②\*\*\*</sup> 陈美奂<sup>\*</sup> 段亮亮<sup>\* \*\*</sup>

(<sup>\*</sup> 燕山大学信息科学与工程学院 秦皇岛 066004)

(<sup>\*\*</sup> 河北省计算机虚拟技术与系统集成重点实验室 秦皇岛 066004)

**摘要** 研究了对完成计算机视觉任务有重要作用的视觉显著性检测,考虑到单纯依靠对比度计算进行显著性检测具有一定的局限性,提出了一种结合基元对比度与边界先验信息的显著性区域检测算法。该算法通过 Mean-Shift 分割构造图像基元结构,以图像基元为基础,利用图像颜色和亮度两种特征获得基元对比度显著图,再利用图像边界先验条件得到边界显著图;为了突出显著性目标,采用一种新的融合方式将以上检测结果进行融合,最后对显著图像进行多尺度增强操作,以获得更加高质量的显著性图。在国际公开数据集上的实验表明,该算法与现有的较成熟的方法相比,基本符合人眼的主观判断,具有较高的精度召回率。

**关键词** 显著性区域, 基元对比度, 边界先验, 特征融合, 多尺度

## 0 引言

人类的视觉系统具有视觉选择性注意机制,这种机制能够使人的目光迅速地集中到场景中的感兴趣区域,即显著性区域,以有限的系统资源获取尽可能有用的信息。准确地检测提取显著性区域,对计算机视觉研究有重要意义。显著性区域检测已被广泛地应用到诸多领域,例如图像分割<sup>[1]</sup>、图像检索与跟踪<sup>[2]</sup>、场景的分析与理解<sup>[3]</sup>、目标识别<sup>[4]</sup>等。本文基于对已有显著性区域检测方法不足的分析,提出了一种基于基元对比度和边界先验的显著性区域检测算法,该算法能够获得更高质量的显著性图,取得更好的实际应用效果。

## 1 相关研究

现有的显著区域检测方法主要分为两大类:一

类是结合高层信息、任务驱动的自顶向下的计算模型;一类是基于底层特征、数据驱动的自底向上的计算模型。由于前者主要基于某种观察任务,而不同的任务涉及到的知识也不同,目前并没有很好的知识描述模型,而是具体问题具体看待,所以,自底向上的模型成为现在的主流。Itti 于 1998 年提出的 IT 算法<sup>[3]</sup>,揭开了显著性区域检测的帷幕。该算法利用颜色、方向、边缘等底层特征,并将这些特征通过高斯金字塔和中心-周边算子合成显著图。作为最早的检测算法,其在效果和时间复杂度上都处于较低的水平。Harel 等提出的 GB 算法<sup>[5]</sup>,采用了 IT 算法构造特征图的方法,通过图像统计进行归一化得到显著图,使检测效果明显好于 IT 算法。Zhai 等人提出的 LC 算法<sup>[6]</sup>,利用全图像像素点间的对比度来定义显著性值,检测效果有所提升,但是其只使用了单通道的亮度信息,所以并不理想。Achanta 提出的 FT 算法<sup>[7]</sup>,显著性值的确定依赖于每个像素与全局颜色平均值的差异。后来,人们发现单纯以

<sup>①</sup> 国家自然科学基金(4020471),河北省科技支撑计划(13211801D)和燕山大学博士基金(B540)资助项目。

<sup>②</sup> 女,1968 年生,博士,副教授;研究方向:机器视觉与模式识别;联系人,E-mail: douyan@ysu.edu.cn

(收稿日期:2014-12-15)

像素点为单位计算显著性,工作量大,而且不能从整体上把握显著区域,导致显著区域不完整。Achanta 等人提出的 AC 算法<sup>[8]</sup>,利用图像某区域的像素平均特征向量与其周围邻域内的像素平均特征向量的差值来衡量显著性值,同时在多尺度下检测。Goferman 等人提出的 CA 算法<sup>[9]</sup>,在构造图像单元的基础上,计算图像单元之间的差异,更好地体现全局特性,检测效果提升很多,但是时间复杂度较大。Cheng 提出的 RC 算法<sup>[10]</sup>,首先将图像进行分割,再利用区域间颜色对比度实现显著性值的计算,该方法效果明显,有很高的精度召回率,但是不能很好地将目标的轮廓进行提取。除了以像素或者区域为单位计算显著性,转换的思想也常常被涉及。Hou 曾提出的 SR 算法<sup>[11]</sup>,将空域中的图像转换到频域中去,基于谱残差构造显著图,其运算速度快,鲁棒性好,但是精度不是很高,仅仅能够定位显著性区域的大致位置。Shen 提出的 LR 算法<sup>[12]</sup>,将图像表示为一个低秩矩阵(非显著区)加上稀疏噪音(显著区),再将低秩矩阵恢复,得到的稀疏噪音就是显著区域,该算法效果较好,但是其提取特征较多,计算量较大。

通过对近几年所做工作的总结发现,对比度是底层视觉显著性计算中最为重要的影响因素,它表现为局部对比度和全局对比度。对比度特征能很好地突出显著性目标,使显著性检测取得了一定的成功,但是大量的实验证明,显著对象内部也得到了衰减,故单纯依靠对比度特征进行显著性检测有一定的局限性。本文提出了一种基于基元对比度和边界先验的显著性区域检测算法。该算法在图像分割的基础上,利用基元之间的颜色和亮度差异获取对比度显著图,再结合图像的边界先验得到最终的显著结果;为了更好地抑制冗余背景,突出显著性目标,利用多尺度融合进行图像增强。实验证明,该方法能够准确地检测出显著区域,更好地保留轮廓且对目标内部衰减问题有所改善。

## 2 结合基元对比度和边界先验的显著性检测算法

本文提出的显著区域检测算法分为 4 个阶段:

第 1 阶段,将原图像根据 Mean-Shift 分割算法进行分割,获取基元结构;第 2 阶段,计算基元间颜色对比度、亮度对比度以及边界先验显著图;第 3 阶段,单尺度下基元对比度图和边界先验显著图的结合;第 4 阶段,多尺度融合显著图,以增强显著效果,获得更高质量的显著图。

### 2.1 Mean-Shift 分割算法获取图像基元

最初的显著区域检测算法均以像元为单位,其特征提取方便,便于理解和操作,但是易受噪声点的影响,计算量较大。而以固定大小进行图像分割虽然效果有所提升,但是其破坏了像元间颜色与空间的相关性。为了克服这些缺点,本文采用 Mean-Shift 分割算法进行基元的获取,该算法可以将原始图像分割成为互不重叠的若干个子区域,同时还能保留图像最基本的信息。

目前流行的分割算法有 3 种:基于图的分割算法<sup>[13]</sup>、Mean-Shift 分割算法<sup>[14]</sup>以及 SLIC 超像素分割算法<sup>[15]</sup>。其中 SLIC 超像素分割的基元面积近似相等,与固定大小分割图像类似,在本文中没有考虑使用。基于图的分割,实现简单,速度比较快,主要依赖图的贪心聚类算法,结果如图 1(b) 所示。而 Mean-Shift 算法能够综合考虑到颜色、区域大小、空间距离等多方面的因素,所以能够把颜色相近、空间分布紧凑的像元划分到同一个区域,结果如图 1(c) 所示。对比这两种分割算法的结果,发现 Mean-Shift 分割结果能够更好地保留目标的轮廓,对内部信息的模糊程度也较低,颜色和空间上都有良好的特性,故本文使用 Mean-Shift 分割算法获取图像的基元结构,方便后续工作的进行。



(a) 待分割图 (b) 基于图分割算法 (c) 基于 Mean-Shift 分割算法

图 1 基元结构图像

### 2.2 基元颜色对比显著度计算

颜色是彩色图像中非常重要的信息,研究表明,人类视觉感知系统对颜色信息较为敏感,能够快速注意到颜色鲜明且颜色信息集中的区域,而这在数

学形式的角度上则表现为该区域与其周围区域的对比度强,对比度越大则区域越显著<sup>[16]</sup>。文献[10]使用颜色对比度和区域像素数两部分的乘积就能取得不错的检测效果。本文从颜色差异、基元到图像中心的距离以及基元的像素数目三部分考虑,定义基元全局颜色对比度的公式如下:

$$\begin{cases} S_{\text{color}}^{(E_i)} = D_{\text{cent-dis}}^{(E_i)} \times \sum_{j=1, j \neq i}^n \text{Num}(E_j) \cdot \log(1 + D_{\text{color}}^{(E_i, E_j)}) \\ D_{\text{cent-dis}}^{(E_i)} = \frac{1}{\sqrt{\left(e_x - \frac{w}{2}\right)^2 + \left(e_y - \frac{h}{2}\right)^2 / \sigma^2}} \\ D_{\text{color}}^{(E_i, E_j)} = \sqrt{(L_i - L_j)^2 + (A_i - A_j)^2 + (B_i - B_j)^2} \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $n$  为基元的总个数,  $\text{Num}(E_j)$  为基元  $E_j$  内的像素总数。

$D_{\text{color}}^{(E_i, E_j)}$  为基元  $E_i$  与基元  $E_j$  之间颜色差异。由于 Lab 颜色空间分布均匀,比较适合计算图像之间的距离,更符合人类的感知,所以本文通过利用 Lab 空间下颜色对比度的差异来度量显著度值。

$D_{\text{cent-dis}}^{(E_i)}$  为基元  $E_i$  到图像中心距离的权值。我们知道,显著物体一般分布在图像的中心区域,正如拍照时,总是会把人物或者想要传达给别人的信息放到照片的中心位置,文献[17]验证了图像中越靠近中心位置的显著度值越大这一假设是成立的,故本文提出了一种新的定义方式,如式(1)所示,其中  $e_x, e_y$  分别是基元  $E_i$  的中心点的横纵坐标;  $w, h$  分别为原始图像的宽度和高度;  $\sigma$  为调节参数,控制了中心空间权值的强度,  $\sigma$  越大, 中心空间权值影响越大, 本文中  $\sigma$  取 0.5。

利用上述三种因素的结合可以有效地提取图像中颜色对比度特征,基元的颜色显著图如图 2(a)所示。

### 2.3 基元亮度对比显著度计算

我们可以把灰度图像称为一副无彩色图像,对这样的图像,即使没有颜色信息,也可以准确地分辨出哪些是显著区域,哪些是背景区域,这正如人们依旧可以在黑白电视的屏幕或者黑白照片上捕捉到自己感兴趣的目标物体一样,由此可见,亮度仍然是一个不可忽视的特性。在一幅灰度图像中,显著物体

的灰度值分布均匀且与周围背景有一定的差异,这被称为亮度对比度显著。

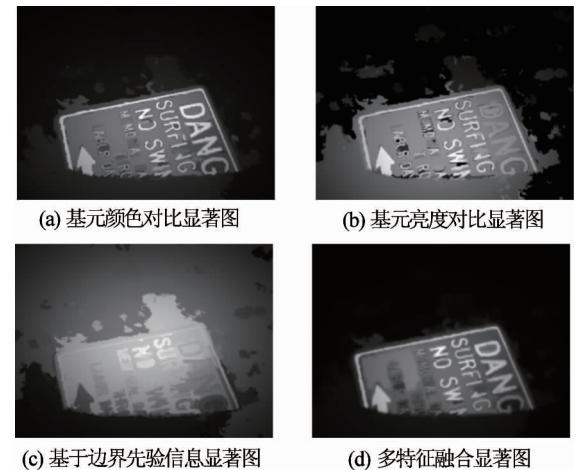


图 2 多特征检测结果图

在 2.1 图像分割的基础上,定义基元的亮度对比度如下式所示:

$$\begin{cases} S_{\text{luminance}}^{(E_i)} = D_{\text{cent-dis}}^{(E_i)} \times \sum_{j=1, j \neq i}^n \text{Num}(E_j) \cdot \log(1 + D_{\text{luminance}}^{(E_i, E_j)}) \\ D_{\text{cent-dis}}^{(E_i)} = \frac{1}{\sqrt{\left(e_x - \frac{w}{2}\right)^2 + \left(e_y - \frac{h}{2}\right)^2 / \sigma^2}} \\ D_{\text{luminance}}^{(E_i, E_j)} = |l_i - l_j| \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $l_i, l_j$  分别为基元  $E_i$  与基元  $E_j$  的亮度值。

利用该公式可以有效地将图像中亮度对比度较大的区域提取出来,且有助于检测图像中的显著性目标区域,基元的亮度显著图如图 2(b)所示。

### 2.4 边界先验显著度计算

事实上,单纯地依靠底层数据特征进行显著性检测并不能达到很好的效果,人们发现,适当地加入一些先验知识能够更加准确地定位显著区域。文献[18]提出了两种先验信息来实现显著性检测:(1)边界先验(boundary prior),图像的边界为背景,即显著目标不会置于视角的边界上;(2)连通性先验(connectivity prior),图像的边界具有连通性,证明即使不处于图像边界处的区域也有可能成为背景区域。于是,Wei 等人<sup>[18]</sup>依据这两种先验条件定义了显著度图像。

本文定义了一种计算图像任意区域  $E_i$  与边界区域相似度的度量方法,从该区域与边界区域颜色差异与空间连通性两部分入手:(1)背景颜色一般都比较纯净而且色调一致,与前景具有一定差别;(2)图像的 4 个边界认定为背景区域,该区域在空间距离上与边界越远则成为显著区域的可能性越大于离边界越近的区域。

#### 2.4.1 边界的设定

定义从左到右,自上而下扫描整幅图像,取图像周边一圈的 10 个像素作为边界区域的候选区域。边界区域横纵坐标的范围如下式所示:

$$\begin{cases} x \in \{x \mid 0 \leq x \leq w \cup w - 10 \leq x \leq w\} \\ y \in \{y \mid 0 \leq y \leq h \cup h - 10 \leq y \leq h\} \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $w, h$  分别为图像的宽和高。

故定义图像的左边界  $boud_l$ 、右边界  $boud_r$ 、上边界  $boud_u$ 、下边界  $boud_d$ 。

#### 2.4.2 边界先验显著值定义

在 1.1 图像分割的基础上,定义基元  $E_i$  的边界先验显著度值的公式为

$$\left\{ \begin{array}{l} S_{\text{boundary}}^{(E_i)} = \sum_{j=1}^4 (1 - e^{-\frac{D_{\text{color}}(E_i, boud_j)}{2\tau^2}}) \cdot \left(1 - \frac{D_{\text{dis}}(E_i, boud_j)}{\sqrt{w^2 + h^2}}\right) \\ D_{\text{color}}(E_i, boud_j) = \sqrt{(L_i - L_{\text{boud}})^2 + (A_i - A_{\text{boud}})^2 + (B_i - B_{\text{boud}})^2} \\ D_{\text{dis}}(E_i, boud_j) = \sqrt{(e_x - b_x)^2 + (e_y - b_y)^2} \end{array} \right. \quad (4)$$

其中,  $D_{\text{color}}(E_i, boud_j)$  是基元  $E_i$  与边界  $boud_j$  的颜色差异,差异越大的,成为背景的可能性越小,即越有可能成为显著目标,其中  $\tau$  为控制参数,控制基元与边界间的颜色差异对最后显著性的影响,  $\tau$  越大,颜色差异影响越小,在本文的实验中,  $\tau^2$  设置为 0.25。

$D_{\text{dis}}(E_i, boud_j)$  为基元  $E_i$  与边界  $boud_j$  中心点的欧式距离,该值越大,成为背景的概率就越小。

利用式(4)可以有效地根据边界先验提取图像中显著性目标区域,效果图如图 2(c)所示。

### 3 特征的融合与增强

息得到了各自的显著度图像,由于选取的特征不同,各显著度图中侧重的信息也有所不同,选择合适的融合方法不仅能够使显著目标更加突出,而且可以对背景起到抑制的作用,本节将对特征融合以及增强显著效果进行介绍。

#### 3.1 特征融合

现有的特征融合算法主要有连乘<sup>[10,16]</sup>、加权求和<sup>[3]</sup>、指数结合<sup>[19]</sup>、对数结合<sup>[20]</sup>等,这些方法实现较为简单,但是简单的线性融合方式可能会使较好的显著性特征变得更差,而连乘的融合方式仅仅提取多种检测方法中均显著的区域,不会将多种显著特性方式进行相互弥补。还有一些算法利用监督学习的方法,使用条件随机场将多特征结合得到最终结果<sup>[21]</sup>。本文提出了一种新的融合方式,如式

$$S_{\text{salience}}^{(E_i)} = (\rho + S_{\text{color}}^{(E_i)}) \times S_{\text{luminance}}^{(E_i)} \times e^{S_{\text{boundary}}^{(E_i)}} \quad (5)$$

所示,该方式能够将已选择的特征有效地结合起来,均匀凸显显著性物体的目标,实现简单,效果显著。

边界先验特性对公共数据集中的几乎每一张图像都有较好的效果,但是,其特征分布不是很明显,故将其放到了指数的位置上,边界先验性越大,对应最后的显著性值贡献就越大。为了更好地抑制背景区域,利用权值  $\rho$  控制基元颜色对比度在图像显著分析任务中的作用,  $\rho$  设为 0.6。然后与亮度对比度进行乘积运算,将显著性值归一化到 [0 - 1] 之间。

基元对比度显著图和边界先验显著图根据式(5)融合之后的结果图如图 2(d)所示。在基元颜色对比显著图中,显著区域能够完整地检测出来,但是背景中的部分虚警区域也有一定的显著值。在基元亮度对比显著图中,显著目标内部的英文字母由于有较大的亮度变化,显著值较高,但是图像下侧和显著目标接触的区域也被错误地检测成为了显著区域。在基于边界先验信息显著图中,成功地将图像的四周边界排除了显著区域的范围,包括图像的下侧与图像连通的区域,但是其显著目标清晰度不高。通过该融合方法得到的显著图,冗余背景区域得到了很好的抑制,整幅图像背景清晰,而前景目标轮廓分明,内部信息也得到充分的展现。

在上文中,分别依据底层特征以及高层先验信

### 3.2 多尺度下显著区域的增强

自然图像的内容复杂多样,仅仅依靠单一尺度获取显著区域有时并不能达到预期的效果,多尺度表示对于图像显著区域的检测已经被广泛应用。在大尺度下输出的显著图像可以准确地定位显著区域的位置并且能够更好地对背景进行抑制,而小尺度下输出的显著图像可以清晰地突出显著区域内部的细节,因此如果将各个尺度的显著图进行融合,就可以弥补各自的不足,进而达到显著区域增强的目的。

本文通过对输入图像进行高斯金字塔采样,得到三个尺度图,分别是原图像大小、 $1/2$  图像大小和  $1/4$  图像大小,定义的多尺度融合的具体公式如下式所示:

$$sal = (sal1)^2 \oplus (sal2)^2 \quad (6)$$

$$saliency = (sal)^2 \oplus (sal3)^2 \quad (7)$$

其中,  $\oplus$  表示该符号之前图像线性插值到该符号之后图像大小之后求和。将  $1/4$  尺度下的显著图  $sal1$  线性插值到  $1/2$  尺度大小,与  $1/2$  尺度的显著图  $sal2$  点对点平方融合,得到  $sal$ 。将该融合结果线性插值到原图像大小,与原尺度大小的显著图  $sal3$  点对点平方融合,得到最终的显著图  $saliency$ 。这种方法达到了较好的效果,能够将背景中的冗余信息进一步削弱,前景显著目标的显著性值均匀提升。

简单地将三尺度线性加权的结果如图 3(d) 所示,利用本文的多尺度融合策略得到的结果图如图 3(e) 所示,目标的显著值整体上都有所提高,且目标内部信息体现也很完整,背景更大程度的得到了抑制,与图 3(f) 所示的 groundtruth 更加接近。

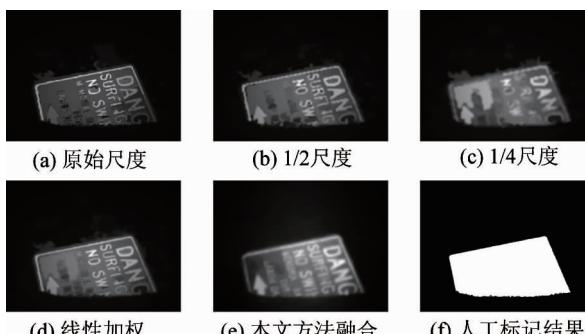


图 3 各尺度下的显著图以及最后的显著结果

## 4 实验结果与分析

为了更好地说明本文算法的效果,在 Achanta 等人<sup>[9]</sup>提供的目前的最大数据集上进行测试,该数据集包含 1000 幅图像,并且由人工精确标注了显著性区域。实验的运行环境:Intel(R) Core(TM) i3, CPU M 350 @ 2.27 GHz, 内存 4.00 GB, 硬盘 240 GB。开发环境为 Window7 操作系统,利用 C++ 编程,结合使用 OpenCV 函数库实现。

本文与其他多种方法进行比较,这几种方法包括:IT<sup>[3]</sup>, SR<sup>[11]</sup>, CA<sup>[9]</sup>, AC<sup>[8]</sup>、FT<sup>[7]</sup>, HC<sup>[10]</sup>, RC<sup>[10]</sup>, LR<sup>[12]</sup>。在本机上运行作者提供的源码,各种方法实验结果的定性对比如图 4 所示。

为了更好地说明本文算法的准确性,参考文献 [10,19] 中提出的评估方式,利用静态的精度-召回率曲线和动态阈值分割得到的精度-召回率- $F_\beta$  柱状图的方式来检测,得到的对比结果如图 5 所示,各算法的平均运行时间如表 1 所示。在时间上,虽不及 FT、SR 算法,但是也超越了 AC、CA、LR 等算法,而且在精度和召回率方面明显高于其他算法,可以看到图像中显著区域被均匀显示,背景区域得到了很好的抑制,整体检测效果较好。本文算法的显著性区域检测结果可以进一步应用到图像分割、分类以及目标识别等方面。

## 5 结 论

本文提出的结合基元间对比度和边界先验条件的显著区域检测算法,在图像分割的基础上利用颜色和亮度信息求取基元之间对比度显著,在利用图像的边界为背景这一假设弥补对比度显著图中的不足,采用新的融合方式使其生成更加符合人类视觉感知的特征图,在多尺度的基础上增强图像中的显著区域,在突出前景目标时更好地抑制冗余的背景区域,从而获得更加高质量的显著性图,使其更好地应用到实际中去。

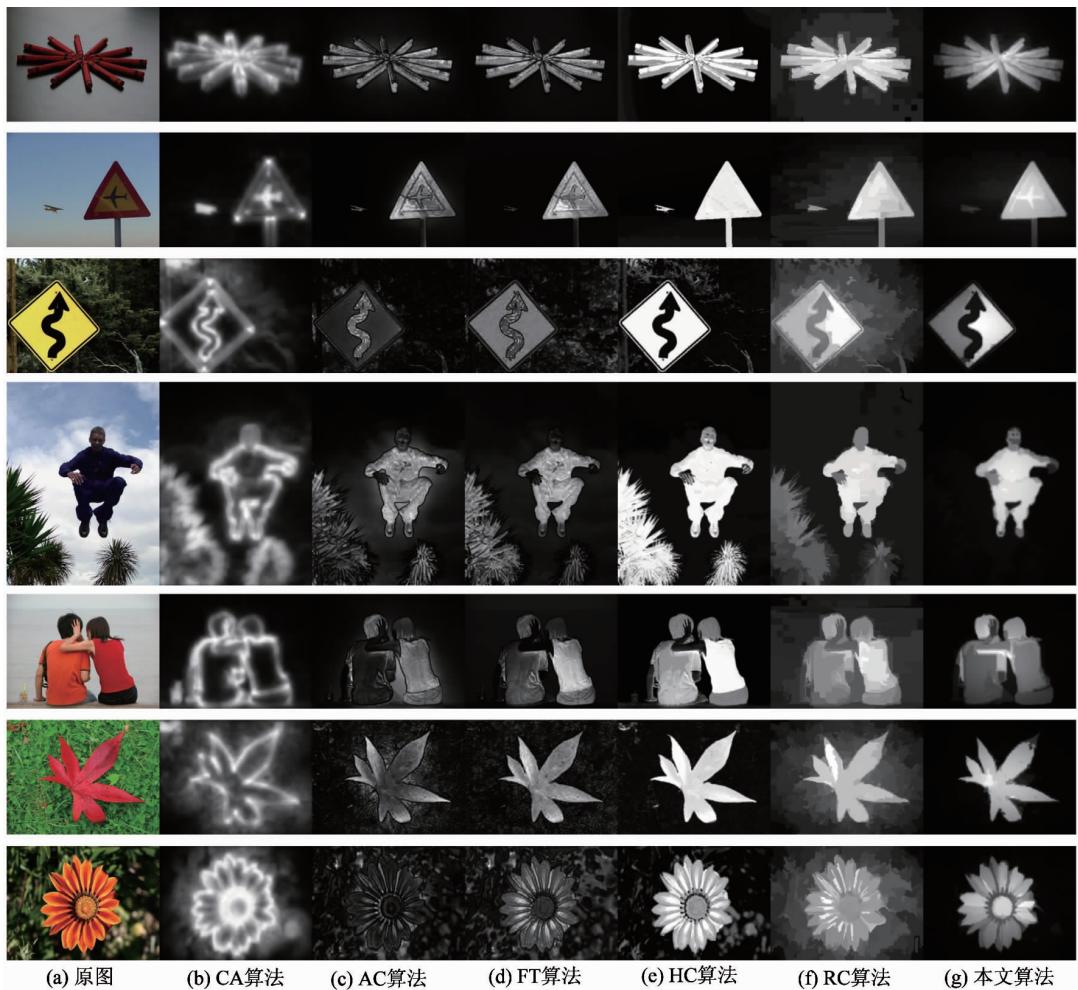


图 4 不同方法的显著性检测结果对比

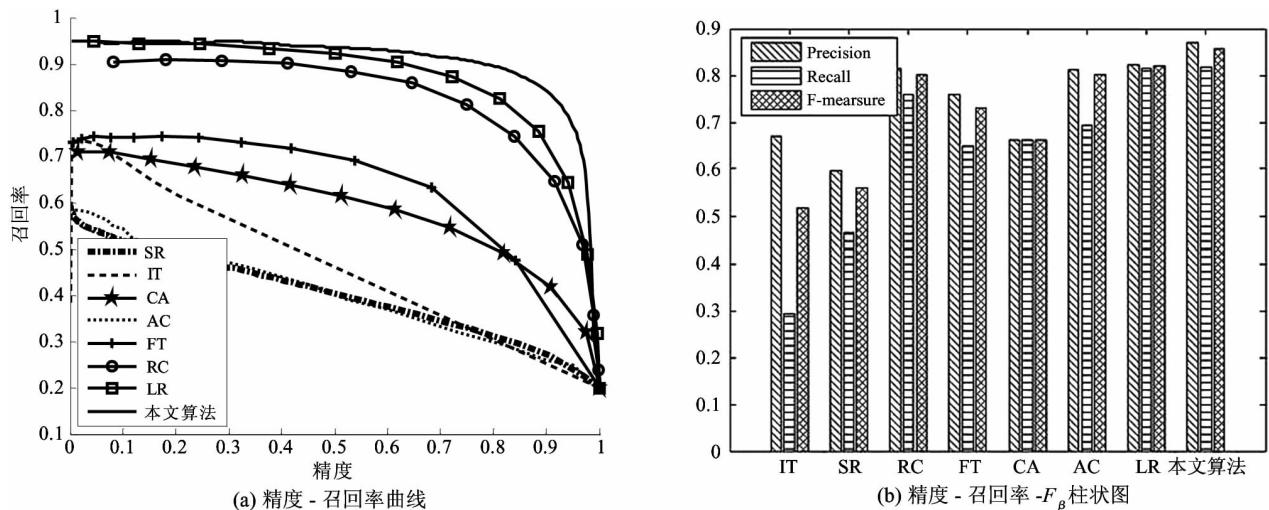
图 5 不同方法的精度、召回率、 $F_\beta$  的对比

表 1 不同方法的平均运行时间对比

	IT	SR	CA	AC	FT	RC	LR	本文算法
时间	0.692	0.021	60.3	0.140	0.016	0.329	42.2	0.105
代码类型	Matlab	C + +	Matlab	C + +	C + +	C + +	Matlab	C + +

在最大的国际公开数据集上与目前较成熟的算法进行的比较表明,本文算法在精度召回率方面有明显的提升,对背景以及噪声有一定的抑制作用。但是本文算法仍然存在不足,当显著区域处于一个复杂环境中时,检测效果并不是特别理想,而且运行速度虽有提升但仍然较慢,下一步的工作将对其进行完善,且要进一步考虑其他的高层先验信息或者特定任务来增强显著效果,例如图像深度、人脸或者边缘等。

## 参考文献

- [ 1 ] Han J, Ngan K, Li M, et al. Unsupervised extraction of visual attention objects in color images. *Circuits and Systems for Video Technology*, 2006, 16(1) : 141-145
- [ 2 ] Tilke J, Ehinger K, Dur F, et al. Learning to predict where humans look? In: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2009: 2106-2113
- [ 3 ] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(11) : 1254-1259
- [ 4 ] Walther D, Itti L, Riesenhuber M, et al. Attentional selection for object recognition a gentle way. *Lecture Notes in Computer Science*, 2002, 2525(1) : 472-479
- [ 5 ] Harel J, Koch C, Perona P. Graph-based visual saliency. In: Proceedings of the 2006 MIT Annual Conference on Neural Information Processing Systems, Vancouver, Canada, 2006. 545-552
- [ 6 ] Zhai Y, Shah M. Visual attention detection in video sequences using spatiotemporal cues. In: Proceedings of the 14th Annual ACM International Conference on Multimedia, Santa Barbara, USA, 2006. 815-824
- [ 7 ] Achanta R, Hemami S, Estrada F J, et al. Frequency-tuned salient region detection. In: Proceedings of the 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Miami, USA, 2009. 1597-1604
- [ 8 ] Achanta R, Estrada F, Wils P, et al. Salient region detection and segmentation. In: Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision Systems, Berlin, Germany, 2008. 66-75
- [ 9 ] Goferman S, Zelnik-Manor L, Tal A. Context-aware saliency detection. In: Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco, USA, 2010. 2376-2383
- [ 10 ] Cheng M M, Zhang G X, Mitra N J, et al. Global contrast based salient region detection. In: Proceedings of the 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Colorado Springs, USA, 2011. 409-416
- [ 11 ] Hou X D, Zhang L Q. Saliency detection: a spectral residual approach. In: Proceedings of the 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis, USA, 2007. 1-8
- [ 12 ] Shen X, Wu Y. A unified approach to salient object detection via low rank matrix recovery. In: Proceedings of the 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Rhode Island Provine, USA, 2012. 853-860
- [ 13 ] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Efficient graph-based image segmentation. *International Journal of Computer Vision*, 2004(59) : 167-181
- [ 14 ] Comaniciu D, Meer P. “Mean shift”: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, (24) : 603-619
- [ 15 ] Achanta R, Shaji A, Smith K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012(34) : 2274-2282
- [ 16 ] Duan L J, Wu C, Miao J, et al. Visual saliency detection by spatially weighted dissimilarity. In: Proceedings of the 2011 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Colorado Springs, USA, 2011. 473-480
- [ 17 ] Fu K, Gong C, Yang J, et al. Saliency object detection via color contrast and color distribution. In: Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Asian Conference on Computer Vision, Daejeon, Korea, 2012. 111-122
- [ 18 ] Wei Y C, Wen F, Zhu W J, et al. Geodesic saliency using background priors. In: Proceedings of the 2012 IEEE Conference on European Conference on Computer Vision, Florence, Italy, 2012. 29-42
- [ 19 ] Perazzi F, Krahenbuhl P, Pritch Y, et al. Saliency filters: Contrast based filtering for salient region detection. In: Proceedings of the 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco, USA, 2012. 2376-2383

ference on Computer Vision and Pattern Recognition, Rhode Island Provine, USA, 2012. 733-740

- [20] Jiang H, Wang J, Yuan Z, et al. Automatic salient object segmentation based on context and shape prior. In: Proceedings of the 2011 IEEE Computer Society Confer-

ence on British Machine Vision Conference, London, UK, 2011. 1-12

- [21] Liu T, Sun J, Zheng N N, et al. Learning to detect a salient object. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(2) : 353-367

## Salient region detection based on element contrast and boundary prior

Dou Yan<sup>\* \*\*</sup>, Chen Meihuan<sup>\*</sup>, Duan Liangliang<sup>\* \*\*</sup>

(<sup>\*</sup> College of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004)

(<sup>\*\*</sup> The Key Laboratory for Computer Virtual Technology and System Integration  
of Hebei Province, Qinhuangdao 066004)

### Abstract

The visual saliency detection, which plays an important role in completing computer vision tasks, was studies, and it was found that the detection relying on contrast calculation simply has its limitations, so a salient region detection algorithm based on the information of element contrast and boundary prior was proposed. Based on the element obtained by the Mean-Shift partition, the algorithm uses two kinds of characteristics of image color and lumiance to get the contrast saliency map. Then receives the boundary saliency map by taking advantage of the image boundary prior condition. It uses a new fusion method to fuse the above results. Lastly, the final saliency map with high quality is got by fusing the preliminary saliency maps of different scales. The results of the experiment on one of the largest publicly available data sets show that this algorithm can quickly extract salient regions consistent with human visual perception, and obtain the higher precision and better recall rate.

**Key words:** salient region, element contrast, boundary prior, feature fusion, multi-level