

基于颜色通道比较的显著性检测^①

户卫东, 丁军娣

(南京理工大学 计算机科学与工程系, 南京 210094)

摘要: 为了快速有效地检测图像中的显著性区域, 利用颜色通道差异信息和空间信息, 提出了一种基于颜色通道比较的显著性检测算法. 该算法将显著性检测任务看作对图像前景区域和背景区域进行分离和识别的过程, 首先基于 RGB 颜色空间构造了一组反映不同色彩信息的颜色通道, 通过通道比较将不同颜色的区域分离开, 然后通过分析空间信息选择出属于前景的区域, 最后对所有前景区域进行合并得到最终的显著图. 我们在两个公开数据集上与现有的一些检测算法进行了对比试验, 结果表明该算法具有较低的计算复杂度以及较高的检测准确率和召回率, 证明该算法是简单有效的.

关键词: 视觉显著性; RGB 颜色空间; 颜色通道比较; 空间信息; 显著性检测

Saliency Detection Based on Comparison of Color Channels

HU Wei-Dong, DING Jun-Di

(Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: To detect the salient regions in images quickly and efficiently, using information of difference between color channels and spatial information, this paper proposes a saliency detection approach based on comparison of color channels. The algorithm regarded the saliency detection task as a process of separating and identifying the foreground region and the background region of the image. Firstly, it defines a set of color channels based with RGB color space, and separates regions with different colors in image by making comparisons between different channels. Then, it selects foreground regions by analyzing spatial information. Lastly, it combines all foreground regions to obtain the final saliency map. We evaluate and compare the performances of our algorithm against previous algorithms on two public datasets. The experimental results show that our algorithm has lower computational complexity and high precision and recall rate, and prove that our algorithm is simple and effective.

Key words: visual saliency; RGB color space; color channels comparison; spatial information; saliency detection

人类视觉系统可以快速准确的找到场景中感兴趣的区域, 并能够自适应的将注意力集中在这些区域, 使感知具备选择能力^[1]. 视觉显著性模型就是将人类选择性注意机制引入图像分析领域, 通过相关计算方法提取出与人类视觉观察结果相符合的图像中的显著性区域. 利用显著性检测算法提取出的显著图, 可以对计算资源进行合理分配, 并且能够为其他图像处理任务提供良好的空间支持. 因此, 视觉显著性检测被广泛应用于图像分割^[2,3]、目标识别^[4,5]、图像检索^[6,7]

等计算机视觉和模式识别的多个领域.

一般认为显著性是源于视觉的独特性、稀有性、不可预测性、奇异性, 并且由图像的颜色、亮度、梯度、边缘等底层特征所致. 本文将显著性检测任务看作是一个自底向上的对图像前景和背景区域进行分离和识别的过程. 由于不同的颜色在通道间的分布特点不同, 本文通过颜色通道比较来将图像中不同颜色的区域分离开. 利用前景和背景区域空间分布特点的不同, 通过分析每个区域的空间信息来分辨该区域属于

^① 基金项目: 国家自然科学基金青年基金(61103058)

收稿时间: 2015-12-01; 收到修改稿时间: 2016-02-02 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005317]

前景或者背景. 最后我们对属于前景的区域进行合并就得到了最终的显著图. 本文在 MSRA-B^[8] 和 ECCSD^[9] 图像数据集上对本文算法和现有的一些检测算法进行了对比实验, 结果显示本文算法具有较高的检测准确率和召回率以及较小的计算消耗.

1 相关工作

Itti 等人在 1998 年首次提出了显著性模型 Itti^[10] 模型, Itti 模型是一种自底向上的信号检测, 显著值是像素在颜色、亮度、方向等方面与周边背景的对比值. 随后人们提出了很多基于不同思想的显著性检测模型. Harel 等人在 2006 年提出了基于图论的显著性分析算法 GBVS(Graph- Based Visual Saliency)^[11]. 该算法是在提取特征后构建二维图像的马尔可夫链, 通过求其平衡分布而得到显著图. Achanta 等在 2008 年提出了一种纯计算的显著性检测算法 AC 算法^[12]. 该算法将图像看成是由若干区域构成的, 每个区域的显著值通过在不同尺度下计算该区域与周边区域的平均特征向量的相似性距离得到的. Cheng 在 2011 年提出基于颜色直方图对比度的图像显著性检测算法 HC(Histogram Contrast)^[13], 每个像素的显著值是基于颜色直方图通过计算全局的颜色对比度来定义的. 作为对 HC 算法的改进, Cheng 提出了基于区域对比度的显著性检测算法 RC (Region Contrast)^[13], 该算法首先将图像分割为若干区域, 然后通过计算每个区域与其他区域的全局颜色对比度来决定该区域的显著性值.

最近, 人们又将统计学习方法引入显著性检测领域. Jiang 等人^[14]融合大量图像底层和高层特征使用回归学习的方法进行基于区域的显著性检测. Borji 和 Itti^[15]使用基于块的字典学习方法来学习一个基于稀有度的显著性模型. Kim 等人^[16]提出了一种通过高维颜色变换进行显著性检测的方法, 该算法首先通过多特征的回归学习得到初始的显著图, 然后根据初始显著图对图像前景和背景颜色进行采样, 最后通过在高维颜色空间求解最优的线性组合来突出前景颜色和抑制背景颜色.

2 基于颜色通道比较的显著性检测

本文利用颜色通道差异信息和空间信息, 提出了基于通道比较的显著性检测算法. 首先, 我们基于 RGB 颜色空间构造输入图像的 6 个颜色通道图, 我们

对通道进行两两比较得到一系列通道差异图, 从而将不同颜色的区域分离到不同的通道差异图中. 然后, 通过分析每个通道差异图的空间信息来评估差异图包含的区域属于前景的可能性. 最后, 我们选择最可能包含前景区域的若干差异图进行合并以得到最终的显著图.

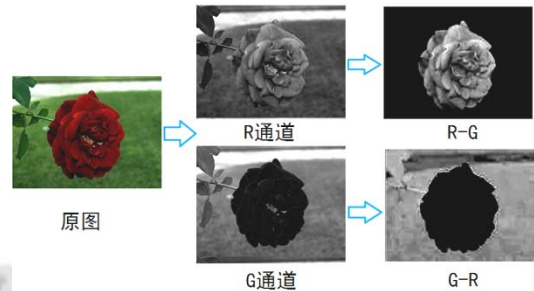


图 1 利用通道比较分离图像中不同颜色的区域

2.1 颜色通道比较

RGB 颜色空间是最常用的一种颜色表示方式, 每种颜色都可以表示成红、绿、蓝(R,G,B)三原色的组合. 不同颜色在三个分量间的分布特点是不同的, 相近的颜色在分量间的分布特点相似, 而差别较大的颜色其分布规律则有显著的差异. 如图 1 所示, 花朵区域的像素颜色相近, 且这些像素在 R 通道上的值都大于 G 通道, 而绿色草地区域的像素在两通道间的分布规律则相反. 如果我们将 R、G 两个通道进行比较, 就能得到 R-G 和 G-R 两个通道差异图, 可以看到花朵区域和绿色草地区域分别分布在 R-G 和 G-R 两个差异图中, 这样就可以将两个不同颜色的区域分离开.

根据以上分析, 我们提出了一个基于颜色通道比较对图像不同颜色区域进行分离的方法. 我们将图像每个颜色通道矩阵看做一个整体, 假设有 k 个通道, 计算通道间的差异:

$$Map_{i,j} = I_i - I_j, \quad i, j \in [1, k] \quad (1)$$

其中, $Map_{i,j}$ 表示第 i 个通道减去第 j 个通道得到的通道差异图, I_i 表示图像的第 i 个通道. 由于我们需要将不同颜色的区域分离开, 因此在公式(1)中我们将舍去 $Map_{i,j}$ 中小于 0 的值, 因为这些值为负的位置在 $Map_{j,i}$ 中为正. 如果两种颜色在 i 通道和 j 通道间的分布规律不同, 那么这些颜色的像素将被分离到 $Map_{i,j}$ 和 $Map_{j,i}$ 这两个差异图中, 同理分布规律相似的颜色像素将会分布到同一个差异图中.

为了使区域分离的更准确, 我们对差异图进行阈值化以舍弃差异图中的较小的值, 因为这些值对应的

颜色在两个通道上的值基本相等,需要在其他通道间进行分离.我们选取差异图平均值的 2 倍作为阈值对其进行二值化.设 $R_{i,j}$ 为二值化后的差异图

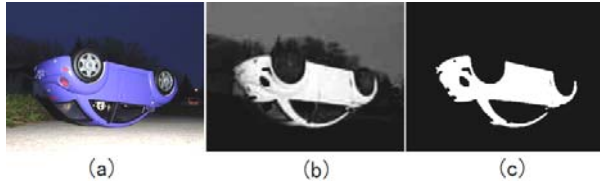


图 2 (a)是输入图像,(b)是通道差 $B-R$ 的原始结果,(c)是阈值化后的结果.

$$R_{i,j}(x,y) = \begin{cases} 255 & \text{if } \text{Map}_{i,j}(x,y) \geq T \\ 0 & \text{if } \text{Map}_{i,j}(x,y) < T \end{cases} \quad (2)$$

$$T = \frac{2}{W * H} \sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H \text{Map}_{i,j}(x,y) \quad (3)$$

其中, (x,y) 为坐标位置, W 和 H 表示图像的宽度和高度.图 2 展示了阈值化后的效果,可以看出,进行阈值化能够得到更准确的区域分离结果.

2.2 扩展的 RGB 颜色通道

为了能通过通道比较准确分离图像中的各个区域,我们需要构造一组能全面反映颜色信息的通道,使得对所有颜色都具有很好的分辨能力.在 R 、 G 、 B 三通道间进行通道比较可以将彩色颜色分离开来,但由于灰度色在三通道上具有相同的值,仅采用 RGB 通道将不能分离出灰度色区域.因此,本文基于 RGB 颜色空间构造了三个新的通道, L 、 D 和 Mm 来增强对灰度色的分辨能力,它们的计算公式如下:

$$L = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (4)$$

$$D = 255 - L \quad (5)$$

$$Mm = \max(R,G,B) - \min(R,G,B) \quad (6)$$

其中, $\max(R,G,B)$ 和 $\min(R,G,B)$ 表示像素在三分量上的最大值和最小值组成的矩阵.

通道 L 即亮度, D 是亮度的反相,它们分别反映了颜色的亮和暗的程度,引入这两个通道可以将亮和暗的颜色分离开. Mm 通道反映了颜色在 RGB 三通道间分布的不均匀度,而灰度色在该通道上值为 0,引入该通道可以将灰度色与彩色分离开.这样,通过加入三个新的与灰度色相关的通道,我们基于 RGB 颜色空间构造了 6 个反映不同颜色信息的通道 R 、 G 、 B 、 L 、 D 和 Mm .图 3 展示了构造这些颜色通道的例子.

我们对 6 个通道进行两两比较就可以将图像不同颜色的区域分离到 30 个通道差异图中.如图 4(b)所

示,可以看出有些差异图包含了前景显著性区域,有些则是背景不显著区域.

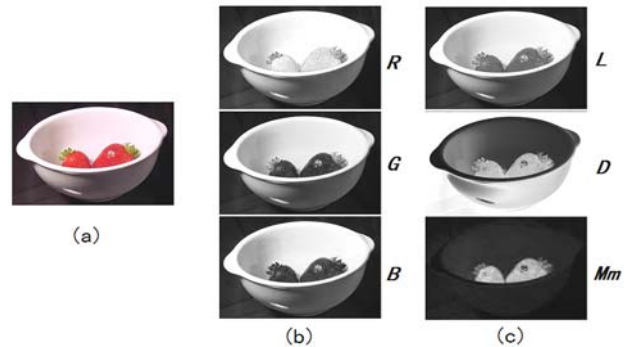


图 3 (a)为输入图像,(b)为 RGB 通道,(c)为扩展通道

2.3 空间信息分析

由于人眼是基于对焦进行工作的,我们认为分布较紧凑连贯的区域更可能是前景区域,而分布范围较大较分散的区域更可能是背景区域.此外,由于人眼对场景中央位置的视觉刺激反应更强烈,因此“中央偏执”现象普遍存在于人工拍摄的图像中^[17],如果一个区域分布于图像中央位置附近,那么该区域将更有可能是显著性区域而不是背景区域.

基于以上认识,我们通过分析通道差异图的空间信息来评估该差异图包含区域是显著性区域的程度.对于差异图 $R_{i,j}$,我们用非零元素距质心的平均欧几里得距离 $D_D(R_{i,j})$ 来描述其空间分布的分散程度,该距离越大说明区域越分散,也就越可能属于背景.我们用非零元素距图中心的平均距离 $D_L(R_{i,j})$ 来描述其偏离中央位置的程度,该值越大说明区域分布在图像边缘部分,则更有可能属于背景区域.

$$D_D(R_{i,j}) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sqrt{(x_k - x_c)^2 + (y_k - y_c)^2} \quad (7)$$

$$D_L(R_{i,j}) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sqrt{(x_k - x_o)^2 + (y_k - y_o)^2} \quad (8)$$

其中, (x_k, y_k) 表示第 k 个非零元素在图中的位置坐标, N 表示图中非零元素的个数, (x_c, y_c) 表示图的质心坐标, (x_o, y_o) 表示图的中心坐标,其计算公式如下:

$$\begin{cases} (x_c, y_c) = \begin{pmatrix} \frac{m_{10}}{m_{00}} & \frac{m_{01}}{m_{00}} \\ \frac{W}{2} & \frac{H}{2} \end{pmatrix} \\ (x_o, y_o) = \begin{pmatrix} \frac{W}{2} & \frac{H}{2} \end{pmatrix} \end{cases} \quad (9)$$

其中, $m_{u,v} = \sum_{k=1}^N x_k^u y_k^v$

其中, W 和 H 表示图的宽度和高度.

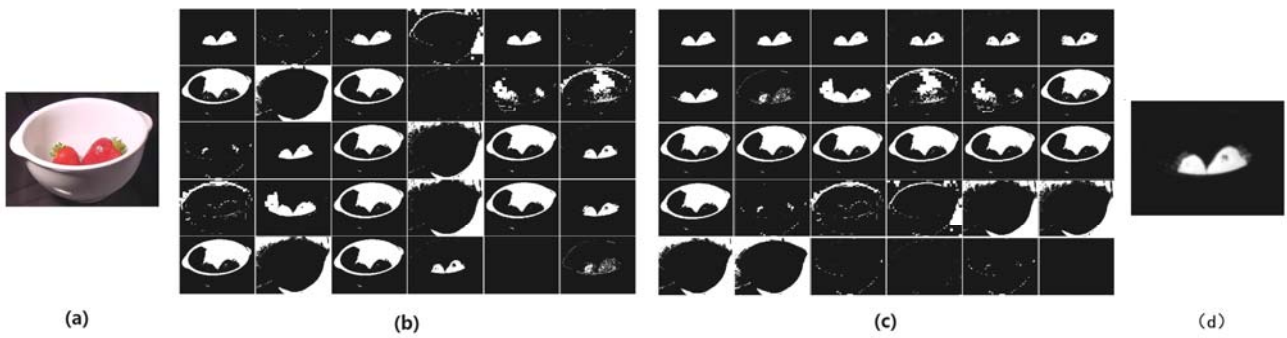


图 4 (a)是输入图像, (b)列为通道差异图, (c)列为排序结果, (d)列为合并得到的最终显著图.

为了综合考虑区域的空间信息, 我们将分布信息与位置信息相结合, 计算一个广义的空间距离 $D_S(\mathbf{R}_{i,j})$,

$$D_S(\mathbf{R}_{i,j}) = D_D(\mathbf{R}_{i,j}) + D_L(\mathbf{R}_{i,j}) \quad (10)$$

从公式可以看出, 当 $D_D(\mathbf{R}_{i,j})$ 和 $D_L(\mathbf{R}_{i,j})$ 都较小, 即 $\mathbf{R}_{i,j}$ 非零区域分布较紧凑且集中分布于中央区域时, $D_S(\mathbf{R}_{i,j})$ 是最小的, 那么该区域也最有可能是图像的前景区域. 因此, 我们用 $D_S(\mathbf{R}_{i,j})$ 的大小来描述差异图中的区域属于前景区域的程度, 该值越小区域越显著.

由于尺度很小的区域是不会引起人们的注意的, 因此我们还要考虑差异图包含区域的大小. 对于图 $\mathbf{R}_{i,j}$, 如果其非零区域面积少于图像面积的 1%, 我们就设定其 $D_S(\mathbf{R}_{i,j})$ 为无穷大, 说明该差异图不包含显著性区域. 这样, 我们对输入图像的所有通道差异图计算其空间距离 $D_S(\mathbf{R}_{i,j})$, 然后按照空间距离从小到大进行排序, 就得到了按显著性从大到小排序后的差异图结果, 如图 4(c)所示.

2.4 生成显著图

由于图像中的显著性区域可能由不同颜色的子区域组成, 因而会有多个差异图包含不同的前景区域. 为了得到完整的前景区域, 我们从已排序好的差异图中选择前 K 个进行合并, 并作为初步的显著图 S_i ,

$$S_i = \frac{1}{K} \sum_{q=1}^K \mathbf{R}_q \quad (11)$$

其中, \mathbf{R}_q 是已排序差异图中的第 q 个差异图, 本文中 K 设为固定值 $K=8$. 由于图像中可能包含一些细节信息或者噪声信息, 我们基于空间信息对合并得到的初步显著图进行进一步得改善. 首先, 我们对初始显著图 S_i 进行均值滤波以减少噪声的影响. 然后, 为了强调“中央偏执”的影响, 我们对每个像素的显著值进行空间加权, 对距离图像中心较近的像素赋予较高的权

值以抑制图像周边可能出现的背景和噪声的影响. 这样就得到最终的显著图 S ,

$$\begin{cases} S(x, y) = S_r(x, y) * w(x, y) \\ S_r(x, y) = \frac{1}{121} \sum_{x=-5}^5 \sum_{y=-5}^5 S_i(x, y) \\ w(x, y) = \exp\left\{-\left(\frac{(x-x_0)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y-y_0)^2}{\sigma_y^2}\right)\right\} \end{cases} \quad (12)$$

其中, $S_r(x,y)$ 是 S_i 中以 (x,y) 为中心的边长为 11 的正方形区域的平均显著值, $w(x,y)$ 是用高斯函数计算的空间权值, (x_0, y_0) 为图像的中心位置坐标, σ_x 和 σ_y 我们设为 $0.5*W$ 和 $0.5*H$, W 和 H 是图像的宽度和高度. 图 4(d) 展示了生成最终显著图的一个例子.

3 实验

3.1 实验设置

我们在两个图像公开测试集 MSRA-B^[8,14] 和 ECCSD^[9] 上对本文算法和已有的 8 个显著性检测算法进行了对比实验. 这些算法包括 FT^[18]、GBVS^[11]、HC/RC^[13]、HDCT^[16]、Itti^[10]、LC^[19] 以及 SR^[20]. 我们的实验平台是配备 Intel Core i5-4210U @ 1.7GHz CPU 和 4G 内存的便携式计算机.

3.2 实验比较

首先, 我们在两个数据库上通过对检测结果进行 [0, 255] 的固定阈值分割统计了各算法检测结果的平均准确率和召回率. 图 5 第一行展示了算法在两个数据库上的准确率-召回率曲线.

然后, 为了更直观的比较各算法的性能, 我们比较各算法在最优阈值下的性能指标, 我们计算 F -measure 值作为评价结果好坏的最终指标以综合考虑准确率和召回率,

$$F_{\beta} = \frac{(1 + \beta^2) \cdot P \cdot R}{\beta^2 \cdot P + R} \quad (13)$$

与文献[18]一样,我们将设置 $\beta^2=0.3$, 以强调准确率的重要性, 其中 P 和 R 是固定阈值下的平均准确率和召回率. 我们基于[0,255]的固定阈值分割, 选择每个算

法所能达到的最大的 F -measure 值作为该算法在最优阈值下的性能指标. 图 5 第二行比较了各算法的最优阈值下的 F -measure 值.

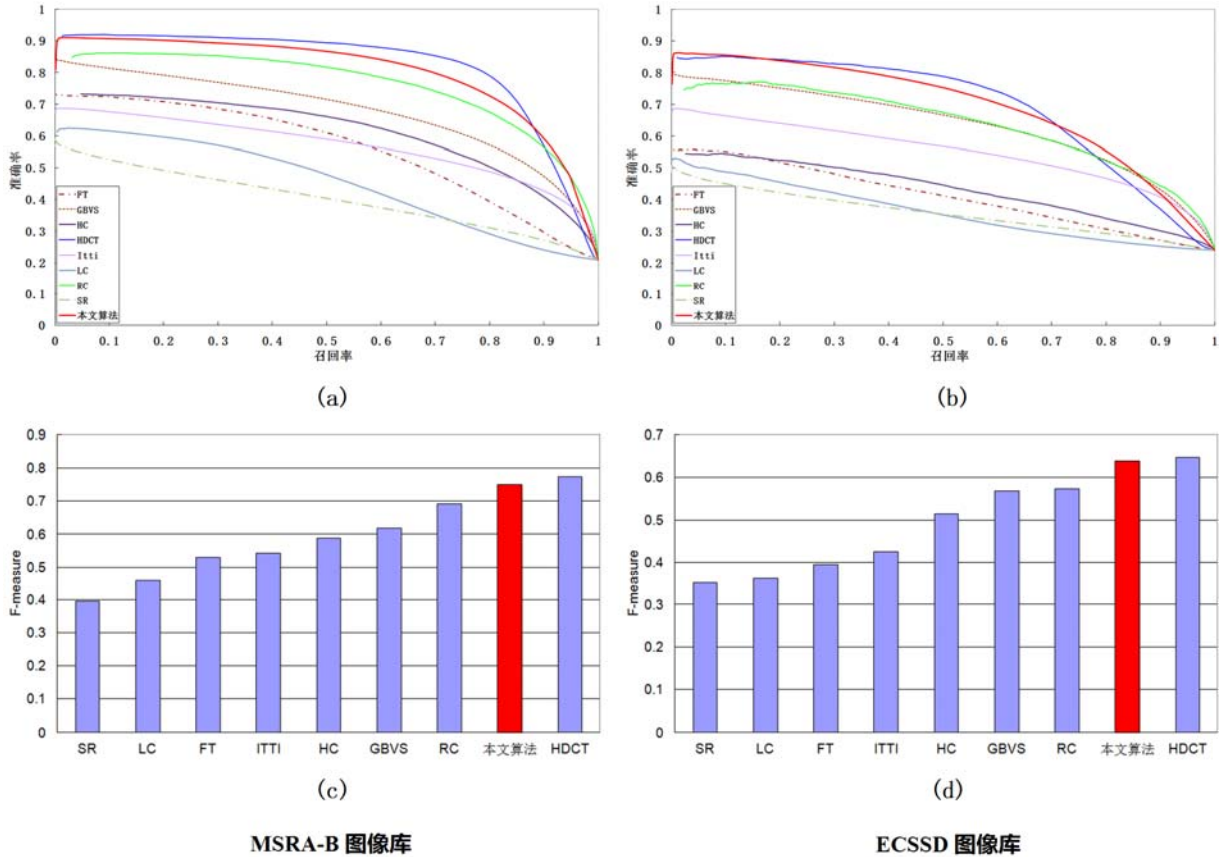


图 5 (a)和(b)为不同算法的准确率-召回率曲线, (c)和(d)是各算法在最优阈值分割下的 F-measure 值的柱状图

最后,我们对检测效果较好的 RC、HDCT 以及本文算法统计了在 MSRA-B 数据库上平均检测一幅图像各自所用的时间,以此来衡量算法的计算复杂度. 表 1 显示了统计结果.

表 1 算法处理一幅图像的平均运行时间比较

方法	本文算法	RC	HDCT
运行时间(s)	0.56	2.74	4.29
代码类型	Matlab	C++	Matlab

3.3 结果讨论

从实验结果可以看出,本文提出的显著性检测算法具有较高的准确率和召回率,同时在计算上是简单高效的. 从两个数据库上的结果对比可以看出,本算法在两个数据库上都取得了较有竞争力的检测结果,

说明本算法具有很好的通用性. 虽然本算法在准确率和召回率上稍低于 HDCT 算法,但是本算法在计算时间上更具优势,因此也具有更高的实用性.

4 结语

我们从前景-背景的视角处理视觉显著性检测任务,利用图像在 RGB 颜色空间下的分布特点,提出了利用颜色通道差异信息和空间信息的显著性检测算法. 实验结果表明,本算法以较小的计算消耗取得了较好的检测效果,说明了本文利用通道间差异信息分离图像中不同颜色区域的方法是有效性,也说明了空间信息对视觉显著性的影响是非常重要的. 未来我们将尝试融合纹理、边缘等更多的图像特征,在保证算法简单高效的前提下进一步提高本算法的检测准确率.

参考文献

- 1 Eihhauser W, Konig P. Does luminance-contrast contribute to a saliency map for overt visual attention? *European Journal of Neuroscience*, 2003, 17: 1089–1097.
- 2 周静波,任永峰,严云洋.基于视觉显著性的非监督图像分割. *计算机科学*, 2015, 42(8): 52–55.
- 3 柯鑫,江威,朱江兵.基于视觉注意机制的眼底图像视盘快速定位与分割. *科学技术与工程*, 2015, 15(35): 47–53.
- 4 张文杰,熊庆宇,张家齐.基于视觉显著性的指针式仪表读数识别算法. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2015, 27(12): 2282–2295.
- 5 李君浩,刘志.基于视觉显著性图与似物性的对象检测. *计算机应用*, 2015, 35(12): 3560–3564.
- 6 孔超,张化祥,刘丽.基于兴趣区域特征融合的半监督图像检索算法. *山东大学学报(工学版)*, 2014, 44(3): 22–28.
- 7 Chen T, Cheng MM, Tan P, et al. Sketch2photo: Internet image montage. *ACM Trans. on Graph*, 2009, 28(5): 1241–1250.
- 8 Liu T, Yuan Z, Sun J, et al. Learning to detect a salient object. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(2): 353–367.
- 9 Yan Q, Xu L, Shi JP, et al. Hierarchical Saliency Detection. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013.
- 10 Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1254–1259.
- 11 Harel J, Koch C, Perona P. Graph-based visual saliency. *Conference on Neural Information Processing Systems*, 2006: 545–552.
- 12 Achanta R, Estrada F, Wils P, et al. Salient region detection and segmentation. *International Conference on Virtual Storytelling*. 2008. 66–75.
- 13 Cheng MM, Zhang G, Mitra N, et al. Global contrast based salient region detection. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2011. 409–416.
- 14 Jiang H, Wang J, Yuan Z, et al. Salient object detection: A discriminative regional feature integration approach. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2013.
- 15 Borji A, Itti L. Exploiting local and global patch rarities for saliency detection. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2012. 478–485.
- 16 Kim J, Han D, Tai YW, et al. Salient region detection via high-dimensional color transform. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2014.
- 17 Borji A, Itti L. State-of-the-art in visual attention modeling. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012.
- 18 Achanta R, Hemami S, Estrada F, et al. Frequency-tuned salient region detection. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2009. 1597–1604.
- 19 Zhai Y, Shah M. Visual attention detection in video sequences using spatiotemporal cues. *ACM Multi-Media Conference*. 2006. 815–824.
- 20 Hou X, Zhang L. Saliency detection: A spectral residual approach. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2007. 1–8.