

文章编号 1004-924X(2014)04-1012-08

融合对比度和分布性的图像显著性区域检测

张颖颖*, 张 帅, 张 萍, 卢 成

(南阳师范学院 物理与电子工程学院, 河南 南阳 473061)

摘要:单独基于对比度的显著性检测方法由于忽略了特征的空间分布,且只在 RGB 空间或 LAB 空间下单独进行计算,故实验结果不理想。本文提出了结合 RGB 和 LAB 两种特征空间并融合了对比度和分布性的图像显著性区域检测算法。该算法首先提取图像分块在 RGB 空间和 LAB 空间下的原始特征并进行组合,在主成分分析(PCA)降维的基础上自动选择有效特征;然后计算图像分块的对比度和分布性,融合对比度特征和分布性特征实现对原始图像的显著性区域提取。实验结果显示,本文算法的平均准确率为 0.821 7,平均召回率为 0.692 5,综合指标 F 值达 0.787 8。计算的显著性区域的效果比在 RGB 空间或 LAB 空间下单独基于对比度的计算方法有明显改善,相比其他检测方法更加准确,符合人眼的观测结果,均匀突出了显著性区域。

关键词:视觉显著性;RGB 空间;LAB 空间;对比度;分布性;主成分分析

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20142204.1012

Detection of salient maps by fusion of contrast and distribution

ZHANG Ying-ying*, ZHANG Shuai, ZHANG Ping, LU Cheng

(Department of Physics & Electronic Engineering, Nanyang Normal University, Nanyang 473061, China)

* Corresponding author, E-mail: zyyzs226@126.com

Abstract: The existing saliency detection algorithm can not obtain an ideal result because the contrast based method ignores the specific spatial distribution and calculates only in a RGB space or a LAB space. An algorithm of salient region detection based on the fusion of contrast and distribution under the combination of RGB space and LAB space was proposed. By this method, original image patches in the RGB space and the LAB space were extracted and combined, and the effective features were automatically selected based on Principle Component Analysis(PCA) dimensionality reduction. The contrast and distribution of image patches were calculated in the reduced dimensional space and finally were fused to extract the saliency region. Experimental results show that the precision ratio, the recall ratio and overall F-measure of the proposed detection are 0.821 7, 0.692 5 and 0.787 8, respectively. The effect of the proposed algorithm is more improved than the two algorithms based on the contrast in the RGB space or the LAB space alone. This method is more accurate and is more in line with the human eye observation results, uniformly highlighting the whole salient areas.

Key words: visual saliency; RGB space; LAB space; contrast; distribution; Principal Component Analysis(PCA)

收稿日期:2013-07-03;修订日期:2013-08-10.

基金项目:河南省自然科学基金资助项目(No. 2011B140015);河南省青年骨干教师基金资助项目(No. 2012GGJS-152)

1 引言

随着信息技术的快速发展,图像日益成为信息传递的主要媒介,同时图像数据的规模和复杂程度也在不断增加,这给图像的后期处理及目标检测分析带来了很大的挑战。近年来的研究^[1-2]发现,人类视觉具有选择性预注意的能力,能在大量图像数据中迅速找出显著区域。故建立基于人类视觉选择性注意机制的计算模型可以使计算系统优先处理图像的显著区域,从而有助于提高海量数据的处理速度和分析准确性。

目前显著性区域的检测算法大体上分为两类:空间域模型和频谱域模型。对于空间域模型:Itti 和 Koch 等在 Treisman^[3]的特征融合理论和 Koch^[4]的神经生物学框架的启发下,提出了视觉注意模型^[5],该模型通过提取图像在不同尺度下的亮度、颜色、方向 3 个底层特征,用中心-周围算子对多尺度多特征的图像进行线性融合计算。文献^[6]根据多尺度多特征图的分布信息来估计融合权值。文献^[7]中基于对比度的方法计算图像中每个像元的显著性,进而得到显著图,此方法需要计算图像中每个像元相对于全局区域或局部邻域的显著性,计算量较大。文献^[8-10]提出了基于区域分割的对比度模型法,此类方法利用图像分割算法将图像按照颜色、亮度、纹理等特征的同质性划分成不同的区域;虽然此类算法依赖于性能良好的区域分割算法,但由于图像的复杂性,找到一个适合所有图像的区域分割算法十分困难。文献^[11]直接在图像 RGB 颜色特征图上进行均匀采样,不需要预先运行复杂的分割算法;其具体做法为:采用 PCA 提取图像块的有效特征,根据图像块的全局对比度及其空间位置计算图像块的显著度。文献^[12]在以往的颜色、方向以及强度通道上加入了局部能量金字塔并行通道,再通过局部能量获取轮廓信息以强化显著目标的全局孤立性,最后通过最大熵准则来实现自动判别目标显著性。对于频谱域模型:Hou 和 Zhang 提出了频域谱残余方法^[13],即在图像的频谱域对幅度谱进行处理,得到残余谱,经过傅里叶逆变换计算出空域显著区域。Guo 等人^[14]认为傅里叶变换的相位谱是提取显著区域的重要参数。文献^[15]通过对图像傅里叶频谱进行多种非线性自适

应调谐来抑制图像中的冗余特征,从而增强显著特征。Yu 等人^[16]提出了基于脉冲余弦变换的显著性检测方法,其利用脉冲余弦变换对图像显著性进行二元编码。

目前,利用图像显著性计算空间模型主要是通过度量视觉特征的对比特性,并没有从整幅图像全局角度考虑显著目标与背景的特性。因此,当背景特征与显著性区域特征的对比度相同时,就会出现误判现象,检测结果不够理想。针对上述问题,本文提出了一种融合对比度和分布性的图像显著性区域检测算法,该算法主要依据显著性区域的另外一个特征,即分布紧凑性,使得具有高对比度的显著性区域的特征空间分布紧凑一致,而背景区域则分布在显著性区域的周边,并且相对显著性区域分布而言,其空间分布具有高方差。实验发现该算法单独在 RGB 颜色特征空间或者 LAB 颜色特征空间下的结果并不理想,但在 2 种空间下的结果呈现互补性。故本文采用结合 RGB 空间和 LAB 空间的颜色特征来进行图像分块对比度和分布性的融合计算。

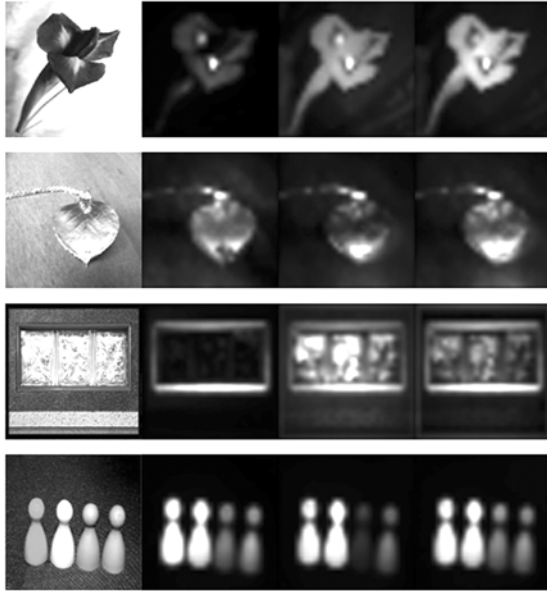
2 模型结构

本文中,首先进行图像分块的特征提取及降维,然后在降维的特征空间中计算图像分块的对比度和分布性,在此基础上,将其融合为最终的显著图。

2.1 图像分块及特征提取

几乎所有的图像显著性检测算法都只在单独的 RGB 颜色特征空间或者单独的 LAB 颜色特征空间下进行。其中,RGB 主要用于图像文件中的图像颜色表述,LAB 具有模拟人眼感知颜色的能力。本文结合 RGB 空间和 LAB 空间的颜色特征进行检测,效果如图 1 所示,客观统计实验结果见 3.2 小节。首先计算图像 $I(H \times W)$ 的 RGB 特征颜色空间和 LAB 特征颜色空间的 6 个特征,将这 6 个特征图分别分解为一系列尺寸为 $k \times k$, 互不重叠的图像块 $\{p_1, \dots, p_N\}$, 该图像分块总数 $N = [H/k] \cdot [W/k]$ 。用列向量形式堆叠表示图像分块 $p_i (1 \leq i \leq N)$ 的特征,该向量维数 $d = k \times k \times 6$, 最终该图像的图像分块矩阵 $\mathbf{F} = [p_1, p_2, \dots,$

$p_N]$, 其大小为 $d \times N$ 。考虑算法的计算量, 本文实验中将图像大小均调整为 300×300 , 图像分块尺寸 k 取 10。



(a)原始图 (b)RGB (c)LAB (d)融合显著图
(a)Original (b)RGB (c)LAB (d)Fused saliency maps

图 1 不同颜色特征的显著性区域检测结果

Fig. 1 Experimental results of salient region with different color features

为了便于比较图像分块之间的特征差异, 采用 PCA 方法选择对显著性计算有用的特征^[17], 去掉不必要的特征, 以降低图像分块的特征维数。在低维空间计算图像分块的对比度和分布性, 从而减少计算量^[11]。对矩阵 \mathbf{F} 中的每一列 p_i 进行中心化, $\mathbf{F} = [p_1 - \bar{p}, p_2 - \bar{p}, \dots, p_N - \bar{p}]$, $\bar{p} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i$, \mathbf{F} 的协方差矩阵 $\mathbf{C} = (\mathbf{F}\mathbf{F}^T) / N^2$, 计算该协方差矩阵的特征值和特征向量, 取前 n 个最大的特征值及其对应的特征向量进行投影, 得出图像分块矩阵 \mathbf{F} 在低维特征空间中的表示 $\mathbf{A} = [x_1, \dots, x_N]$, 降维后的图像分块 x_i 的特征维数为 n 。

2.2 对比度计算

图像中图像分块的显著性取决于该图像分块与周围环境的差异, 其本身视觉特征并不决定其

显著性。图像分块与其周围环境的特征差异越大, 该图像分块越有可能是一个高显著区域。同时, 若进行比较的其他图像分块与该图像分块之间的空间距离越近, 对比性越明显, 该图像分块更容易引起视觉注意, 所以图像分块的对比度与空间距离成反比。故图像分块的显著性计算公式如下:

$$LC(x_i) = \sum_{j=1}^N \omega(s_i, s_j) \cdot d(x_i, x_j), \quad (1)$$

其中: $d(x_i, x_j) = \|x_i - x_j\|^2$ 为图像分块 x_i 的特征值相对于图像分块 x_j 的特征值的差异, 其显著性的空间权值为 $\omega(s_i, s_j) = \frac{1}{Z_s} \exp(-\frac{\|s_i - s_j\|^2}{\sigma_s^2})$, Z_s 为归一化因子, s_i 和 s_j 分别为图像分块 x_i 和 x_j 的中心位置, 本文实验中 σ_s 取值为 20。

此外, 引起视觉注意的图像分块的显著性不仅在其局部邻域内是对比显著的, 在整幅图像中也是突出显著的, 故需计算图像分块在整幅图像中的特征显著性:

$$GC(x_i) = \|x_i - \bar{x}\|^2, \quad (2)$$

其中: $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$ 为整幅图的特征平均值。

最终算出图像分块 x_i 的对比度 C_1 为:

$$C_1(x_i) = LC(x_i) \cdot GC(x_i). \quad (3)$$

2.3 分布性计算

在计算图像分块特征的视觉对比度的基础上, 还应考虑显著性区域和背景区域的特征值空间分布的不同, 显著性区域空间分布趋于紧凑一致, 其内部特征趋于相似, 显著性较高, 而背景区域分布在显著性区域的周边, 位置也比较分散, 相较显著性区域分布, 其具有高方差的空间分布, 不容易引起视觉注意。图像分块特征分布的空间方差计算如下:

$$C_2(x_i) = \sum_{j=1}^N \omega(x_i, x_j) \cdot d(\bar{s}_i, s_j), \quad (4)$$

其中: 图像分块 x_i 的空间特征分布的质心为 $\bar{s}_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \omega(s_i, s_j) \cdot s_j$, 图像分块 x_j 与图像分块 x_i 的空间特征距离为 $d(s_i, s_j) = \|s_i - s_j\|^2$, 图像分块 x_i 特征值相对于图像分块 x_j 的特征值的相似权值 $\omega(x_i, x_j) = \frac{1}{Z_x} \exp(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma_x^2})$, Z_x 为归

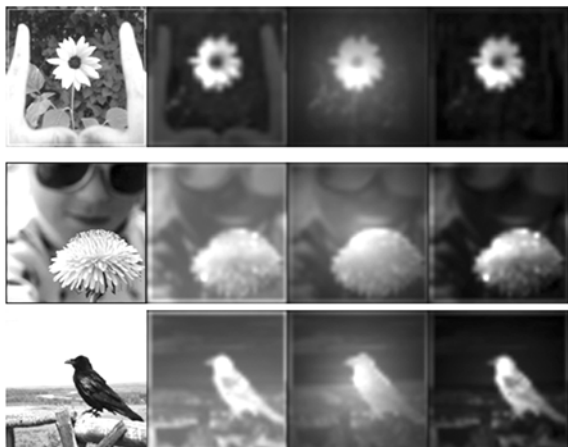
一化因子,本文实验设置参数 $\sigma_x=2$ 。

2.4 显著性区域计算

经实验发现,用指数函数可以合理地衡量分布性在显著性计算中的权值,从而将图像分块的对比性和分布性相乘,得出图像分块的显著性度量。此外人类视觉系统比较容易注意处于中心位置的图像分块,而处于边缘位置的图像分块的显著性偏低,所以将图像分块与原始图像中心位置的距离作为图像分块显著性的位置权值,最终图像分块的显著性计算值为:

$$S(x_i) = w(x_i) \cdot \exp\left(1 - \frac{C_2(x_i)}{\delta}\right) \cdot C_1(x_i), \quad (5)$$

其中:位置权值 $w(x_i) = \exp\left(-\frac{\|s_i - s_0\|^2}{\sigma_0}\right)$, s_0 为整幅图的中心位置, $\delta = \max(C_2)$, σ_0 值为 80。本文算法的实验结果如图 2 所示。



(a)原始图 (b)对比度图 (c)分布性图 (d)显著性图
(a)Original (b)Contrast (c)Distribution (d)Saliency maps

图2 本文算法显著性区域检测的分布实验结果

Fig. 2 Experimental results of salient region detection of proposed method

3 实验结果与分析

为验证算法的有效性,本文实验采用公开图像数据库^[10]的1000幅原始图片和人工精确标注的显著性区域图,在Matlab7.0环境下运行,将结合RGB和LAB特征的对比度算法CS、对比度与分布性的融合算法CSC、单独LAB特征下的融合算法CSC-lab、单独RGB特征下的融合算法

CSC-rgb与其他现有的9种算法进行了主、客观两方面的对比实验。

3.1 显著图主观视觉效果比较

图3~图5为本文算法CSC、单独LAB特征下的本文算法CSC-lab,单独RGB特征下的本文算法CSC-rgb与Itti^[5]、LC^[7]、RC^[8]、SR^[13]、FT^[18]、MZ^[19]、AC^[20]、CA^[21]、GB^[22]等其他9种主流检测算法的显著性区域图的主观视觉效果。从中可以看出:一方面本文算法图(n)CSC检测的显著性区域能够弥补CSC-lab算法图(l)或CSC-rgb算法图(m)的缺陷。另外,由图3、图5可知,图(b)Itti和(i)GB没有完全突出显著性区域;图(c)SR,(d)MZ和(f)CA主要突出了显著性区域边缘,而显著性区域内部却被赋予很低的显著性值,易受背景的干扰。图4(e)AC,4(g)FT,4(j)LC和4(k)RC错误地将复杂背景呈现出高显著性值。而本文算法CSC图4(n)不但能均匀地突出显著性区域,而且与背景的分别比较明显,不易受背景干扰。图4(a)的原始图为红色交通标志“STOP牌”和规则的红砖背景。图4(b)Itti,4(c)SR,4(d)MZ,4(e)AC,4(f)CA,4(g)FT和4(i)GB均没有完整均匀地显示出整个交通标示牌,4(g)FT和4(k)RC弱化了标识牌里字母“STOP”的显著性,4(j)LC和4(k)RC则把背景的红砖纹理标注为高显著性,只有本文算法CSC图4(n)基本能够将整个交通标示牌区域均匀呈现高显著值,抑制了背景红砖纹理的干扰,相比之下与人工标注的图像显著性区域图4(h)更加吻合一致。

总之,图中测试数据库选出的样本例子在主观上可以看出,本文算法能够在复杂的背景下更好地突出显著性区域。为了全面验证本文算法在整个测试数据库中^[10]的算法性能,下面进行统计方面的客观性能评估。

3.2 客观性能测试

依据参考文献^[18]提出的两种实验方法,对现有9种主流算法与本文算法CS、CSC、CSC-lab、CSC-rgb进行数值比较,来客观检验评估本文算法的显著性区域检测效果。

第一个实验用某一设定阈值 $T \in [0, 255]$ 对显著性图进行二值化分割,并计算该阈值分割后

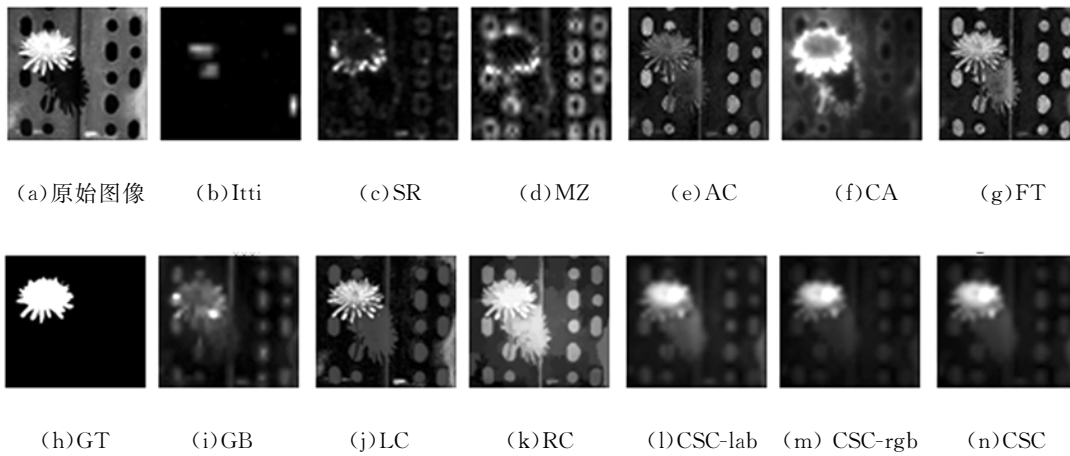


图 3 显著性区域检测的视觉对比度实验 1

Fig. 3 Visual contrast experiment 1 of salient region detection

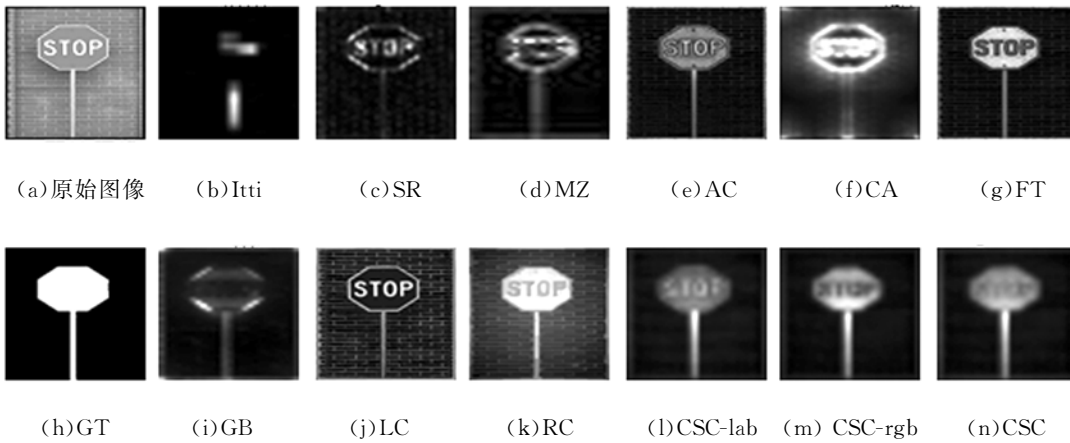


图 4 显著性区域检测视觉对比度实验 2

Fig. 4 Visual contrast experiment 2 of salient region detection

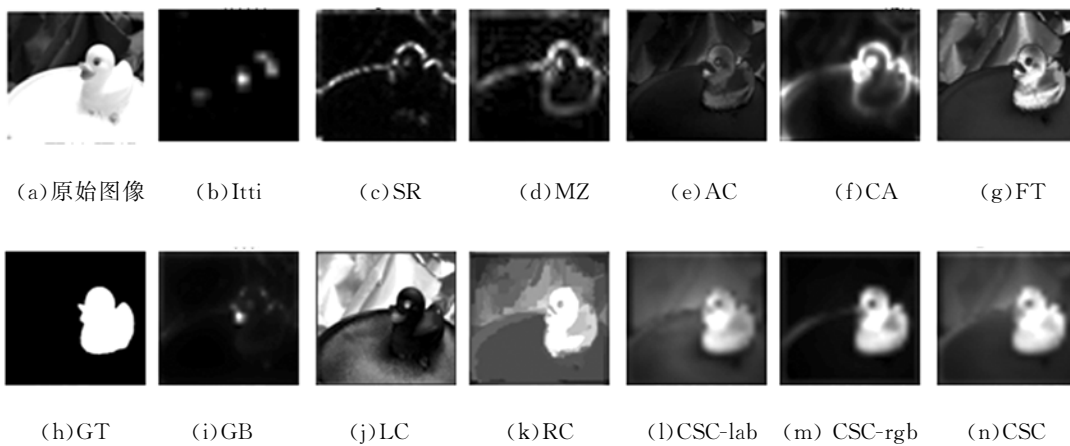


图 5 显著性区域检测的视觉对比度实验 3

Fig. 5 Visual contrast experiment 3 of salient region detection

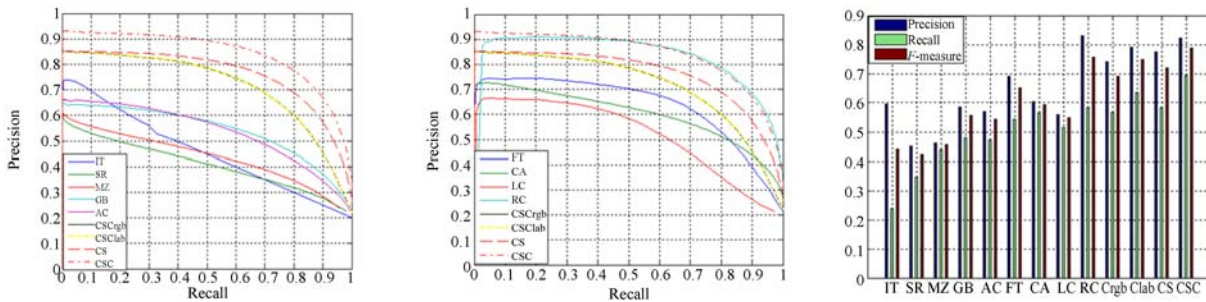
的准确率 $\text{Precision} = \frac{|O \cap G|}{|O|}$ 以及召回率 $\text{Recall} = \frac{|O \cap G|}{|G|}$ 。其中: O 是显著性区域, G 是人

工标注显著性区域 GT 。当设定阈值 T 的取值从 0 逐一递增至 255 时,得到不同阈值下显著性分割图的准确率和召回率,由此得出准确率和召回率曲线,便于比较不同方法的效果,检验显著性区域检测方法对于阈值的鲁棒性,如图 6(a)(彩图见期刊电子版)、6(b)(彩图见期刊电子版)所示。第二个实验对显著性图进行自适应二值化分割,每幅显著性图的自适应阈值为其自身显著性图均值的二倍,计算公式为: $T_a = \frac{2}{W \times H} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H S(i, j)$ 。其中: W 和 H 是显著性图的宽和高; $S(i, j)$ 是显著性图 S 中位于 (i, j) 的像素显著性值。其统计的均值依赖于显著性检测方法计算的显著性值。以图 3 为例,各种显著性检测方法的自适应阈值 T_a 分别设为 Itti-7.68, SR-26.77, MZ-78.34, AC-62.65, CA-108.95, FT-84.26, GB-51.30, LC-70.91, RC-146.05, CSC-lab-65.91, CSC-rgb-30.75, CSC-50.73。这 12 种不同方法的自适应阈值各不相同,由此得出各自阈值下分割图的准确率和召回率。在测试数据库^[10]的 1 000 幅图片上比较了平均正确率,召回率,除了计算相应的平均准确率和平均召回率外,还利用 F -measure 测量值在综合准确率和召回率的基础上,全面评价显著性区域检测效果,计算结果如图 6(c)(彩图

见期刊电子版)所示。 F -measure 测量值定义如下:

$$F = \frac{(1 + \beta^2) \cdot Precision \cdot Recall}{\beta^2 \times Precision + Recall} \text{ 参考}^{[18]}, \text{ 其中: } \beta = 0.3。$$

从图 6 的比较结果可以看出,图 6(a)、6(b)的准确率和召回率曲线表明本文算法 CS、CSC、CSC-lab、CSC-rgb 明显优于其他 Itti、SR、MZ、AC、CA、FT、GB、LC 8 种方法。CS、CSC-lab、CSC-rgb 算法检测性能低于 CSC 算法。这进一步表明本文提出结合 RGB 和 LAB 两种颜色空间下的对比度和分布性的融合算法的有效性。CSC 算法和 RC 算法的准确率和召回率曲线几乎重合。图 6(c)的柱状图数据表明,本文算法 CSC 的平均准确率(0.821 7)明显高于其他算法,较 RC (0.830 3)略低。本文算法的平均召回率(0.692 5)最高,RC 算法的召回率仅为 0.582 6,从准确率和召回率综合测量的指标 F 值(0.787 8)来看,本文算法较当前最好的 RC 算法(0.756 1)有着一定的优势,显著性图的分割效果更加精确,并且不需 RC 算法中的分割算法。因此,本文算法所计算出的显著图算法性能良好,能以更大的显著值均匀突出显著区域。



(a)不同方法的准确率和召回率曲线图 1 (b)不同方法的准确率和召回率曲线图 2 (c)准确率,召回率和综合值
 (a) Precision-recall curves 1 of different methods (b) Precision-recall curves 2 of other methods (c) Precision, recall and F-measures

图 6 准确率,召回率和 F 指标的对比实验结果

Fig. 6 Comparison results of precision, recall, and F -measure values

4 结 论

本文依据显著性区域的高对比性和空间分布

紧凑性,通过实验验证了单独 RGB 和 LAB 颜色特征的算法互补性,在此基础上,提出了一种在 RGB 和 LAB 特征空间的结合下,融合特征对比度和分布性的显著性检测算法,可以更加均匀地

检测出图像的显著性区域。在客观比较和主观比较本文方法与其他方法的结果中可以看出,本文方法一方面改善了单独基于对比度的方法的检测效果,也进一步提高了单独基于 RGB 空间或 LAB 空间的融合算法的性能。与其他方法相比,本文的检测结果更加符合人工标注显著性结果,从自适应分割算法的平均准确率值(0.821 7)和平均召回率值(0.692 5)以及综合测量的指标 F 值(0.787 8)来看,本文算法较当前的主流算法有着一定的优势,并且本文算法无需事先进行分割

算法,因而具有良好的普适性。

在未来的研究工作中,有意把纹理特征的分析用于显著性检测,以期能更好地处理具有复杂纹理背景的图像显著性区域检测,并用 2DPCA^[23]来计算图像分块的有效特征,避免本文 1DPCA 计算带来的高维数特征灾难,保留原始图像分块的几何结构特征,从而完善本文现有算法的不足,并且进一步研究在显著性区域检测中不同的颜色特征空间的选择对显著性区域检测的影响机制。

参考文献:

- [1] TEUBER H. Physiological psychology [J]. *Annual Review of Psychology*, 1955, 6(1):267-296.
- [2] MANNAN S K, KENNARD C, HUSAIN M. The role of visual salience in directing eye movements in visual object agnosia [J]. *Current Biology*, 2009, 19(6):247-248.
- [3] TRIESMAN A M, GELADE G. A feature-integration theory of attention [J]. *Cognitive Psychology*, 1980, 2(1):97-136.
- [4] KOCH C, ULLMAN S. Shifts in selective visual attention: towards the underlying neural circuitry [J]. *Human Neurobiology*, 1985, 4(4):219-227.
- [5] 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.
- [6] 刘琼, 秦世引. 视觉选择性注意模型化计算中的特征整合权值估计与图像显著性区域提取[J]. *模式识别与人工智能*, 2011, 24(4):548-554.
LIU Q, QIN SH Y. Weight estimation for feature integration and saliency region extraction in modeling computation of visual selective attention [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2011, 24(4):548-554. (in Chinese)
- [7] ZHAI Y, SHAH M. Visual attention detection in video sequences using spatiotemporal cues [C]. In: *Proceedings of the 14th Annual ACM International Conference on Multimedia, New York, USA*, 2006, 815-824.
- [8] CHENG M M, ZHANG G X, MITRA N J, et al.. Global contrast based salient region detection [C]. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Colorado, USA; IEEE*, 2011, 409-416.
- [9] AZIZ M Z, MERTSEHING B. Fast and robust generation of feature maps for region-based visual attention [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(5):633-644.
- [10] LIU T, SUN J, ZHANG N, et al.. Learning to detect a salient object [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(2):353-367.
- [11] DUAN L, WU C, MIAO J, et al.. Visual saliency detection by spatially weighted dissimilarity [C]. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Colorado, USA*, 2011, 473-480.
- [12] 赵宏伟, 陈霄, 刘萍萍, 等. 视觉显著目标的自适应分割[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(2):531-538.
ZHAO H W, CHEN X, LIU P P, et al.. Adaptive segmentation for visual salient object [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(2):531-538. (in Chinese)
- [13] HOU X D, ZHANG L Q. Saliency detection: a spectral residual approach [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2007, CVPR'07, Minneapolis, USA, 2007, 1-8.
- [14] GUO C L, MA Q, ZHANG L M. Spatio-temporal saliency detection using phase spectrum of quaternion Fourier transform [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Anchorage, USA*; 2008, 1-8.
- [15] 李崇飞, 曲智国, 卢凯, 等. 基于侧抑制频谱调谐的显著性检测方法[J]. *计算机科学*, 2011, 38(12):258-262.
LI CH F, QU ZH G, LU K, et al.. Saliency detection method based on spectrum tuning using lateral inhibition [J]. *Computer Science*, 2011, 38(12):

- 258-262. (in Chinese)
- [16] 余映,王斌,张立明. 基于脉冲余弦变换的选择性视觉注意模型[J]. 模式识别与人工智能,2010,23(10):616-623.
- YU Y, WANG B, ZHANG L M. Selective visual attention model based on pulsed cosine transform [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2010,23(10):616-623. (in Chinese)
- [17] 王丽荣,王建蕾. 基于主成分分析的唇部轮廓建模[J]. 光学精密工程,2012,20(12):2768-2772.
- WANG L R, WANG J L. Lip contour modeling based on PCA [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(12):2768-2772. (in Chinese)
- [18] ACHANTA R, HEMAMI S, ESTRADA F, *et al.*. Frequency-tuned salient region detection [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Miami Beach, Florida*, 2009,1579-1604.
- [19] MA Y F, ZHANG H J. Contrast-based image attention analysis by using fuzzy growing [C]. *Multimedia'03 Proceedings of the 11th ACM International Conference on Multimedia, New York, USA*, 2003,374-381.
- [20] ACHANTA R, ESTRADA F, WILS P, *et al.*. Salient region detection and segmentation [C]. *Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision Systems, Berlin, Heidelberg, Springer-Verlag*, 2008, 5008: 66-75.
- [21] GOFERMAN S, ZELNIK-MANOR L, TAL A. Context-aware saliency detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,2012,34(10):1915-1926.
- [22] HAREL J, KOCH C, PERONA P. Graph-based visual saliency [C]. *Proceedings of the Neural Information Processing Systems, Vancouver, Canada*,2006,545-552.
- [23] 罗菁,林树忠,詹湘琳,等. 基于2DPCA和EBFNN的指纹识别方法[J]. 光学精密工程,2008,16(9):1773-1780.
- LUO J, LIN SH ZH, ZHAN X L, *et al.*. A novel fingerprint recognition algorithm based on 2DPCA and EBFNN [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(9):1773-1780. (in Chinese)

作者简介:



张颖颖(1983—),女,河南南阳人,硕士,讲师,2006年于北京理工大学测控技术与仪器专业获得学士学位,2008年于北京理工大学光学工程专业获得硕士学位,主要研究方向为机器视觉图像处理及智能控制。E-mail: zyyzs226@126.com



张帅(1978—),男,河南南阳人,硕士,讲师,2002年于解放军信息工程大学获学士学位,2006年于中国地质大学获硕士学位,当前研究方向为数字视频信号处理。E-mail: Cug_zhang@163.com

(版权所有 未经许可 不得转载)