

基于视点转移和视区追踪的图像显著区域检测*

张鹏⁺, 王润生

(国防科学技术大学 ATR 国家重点实验室, 湖南 长沙 410073)

Detecting Salient Regions Based on Location Shift and Extent Trace

ZHANG Peng⁺, WANG Run-Sheng

(ATR National Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-731-4573468, E-mail: zp80272@yahoo.com.cn, <http://www.nudt.edu.cn>

Received 2003-07-17; Accepted 2004-01-07

Zhang P, Wang RS. Detecting salient regions based on location shift and extent trace. *Journal of Software*, 2004,15(6):891~898.

<http://www.jos.org.cn/1000-9825/15/891.htm>

Abstract: A model for detecting salient regions in an image based on location shift and extent trace is proposed in this paper. In this model, the detection is divided into two stages: the first one is location shift at which the location of a new salient region is found according to the global saliency measurement, and the second is extent trace at which the size of the salient region is chosen according to the local saliency measurement. In this way, a series of salient regions are detected through the alternation of location shift and extent trace. Based on this model, a novel algorithm is presented. The results of experiments with many real images show the algorithm is effective and efficient.

Key words: visual attention; visual saliency; salient region; image analysis

摘要: 借鉴心理学中有关视觉注意的研究成果,提出了一个基于视点转移和视区追踪的显著区域检测模型.它首先通过视点转移利用全局显著性度量找到显著区域的位置,然后通过视区追踪利用局部显著性度量确定显著区域的尺寸,并通过视点转移与视区追踪的循环交替依次得到一系列显著区域.根据该模型开发出了一个新的显著区域检测算法.将其应用于多种真实图像,在检测效果、运算速度和抗噪能力等方面均获得了较为满意的实验结果.

关键词: 视觉注意;视觉显著性;显著区域;图像分析

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

基于视觉注意的显著区域检测对于图像分析过程有着非常重要的意义.注意是人类信息加工过程中的一项重要重要的心理调节机制,它能够对有限的信息加工资源进行分配,使感知具备选择能力.如果能够将这种机制引入图像分析领域,将计算资源优先分配给那些容易引起观察者注意的区域,那么必将极大地提高现有图像分析方法的工作效率.显著区域检测正是在这种思想的基础上提出并发展起来的.

根据显著性度量方法的不同,可将目前的显著区域检测算法分为两大类.第1类是基于局部特征的算法.它

* 作者简介: 张鹏(1974—),男,河南洛阳人,博士生,主要研究领域为图像分析,理解与信息融合;王润生(1941—),男,教授,博士生导师,主要研究领域为图像分析,理解与信息融合.

们往往是针对某些特定的目标或图像提出来的,通用性较差,涉及的局部特征主要包括边缘密度^[1]、复杂度^[2]、对称性^[3]等.第2类是基于视觉反差的算法.它们大都是根据视觉感知过程提出来的,通用性较强,涉及的方法主要包括 DOG 滤波^[4]、随机抽样匹配^[5]、Center-surround 算子^[6]等.后者是当前的主要研究方向,其中又以 Itti 的算法最具代表性^[6-8].该算法将多种类型、多种尺度的视觉空间中通过 Center-surround 算子得到的显著性度量结果合成为一幅显著图,按照图中显著值由强到弱的顺序依次找到显著区域的位置,并结合一个固定尺寸,得到显著区域的范围,在检测效果和运算速度上都有突出表现,近年来受到各国研究者的广泛关注^[9-11].

心理学研究发现:视觉注意是在对整个场景初步感知的基础上形成的,注视点的位置和注视区的大小在注意过程中不断发生变化.在 Itti 的算法中,显著性度量完全依靠目标区域及其邻域的局部信息,而没有充分考虑整幅图像的全局信息,这会使检测结果产生局部效应;显著区域的位置按照显著度由强到弱的顺序进行更替,但是显著区域的尺寸却始终保持不变,这与注意过程存在差异.我们认为,视觉注意是由视点转移和视区追踪两个循环交替的感知阶段构成的.它首先在视点转移中利用全局显著性度量找到当前显著区域的位置,然后在视区追踪中利用局部显著性度量确定该显著区域的尺寸,并通过两者的循环交替得到一系列显著区域.据此,本文提出了一个新的显著区域检测算法,它选择亮度、方向和纹理 3 类特征参与检测,在视点转移中根据各个像元与整幅图像的特征差异进行全局显著度量,在视点追踪中根据感受野等级模型进行局部显著性度量.在多种真实图像上的实验结果表明,该算法的检测效果较好,运算速度较快,而且具有一定的抗噪能力,是一种行之有效的显著区域检测方法.

本文第 1 节介绍视觉显著性的相关概念.第 2 节描述基于视点转移和视区追踪的显著区域检测模型和算法.第 3 节提供和分析实验结果.第 4 节对本文内容进行简单的总结.

1 视觉显著性

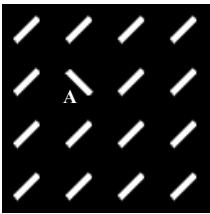


Fig.1 Example of visual saliency

图 1 视觉显著性示例

首先让我们来认识一下视觉显著性.在图 1 中,A 要比其他部分更加突出,能够迅速引起观察者的注意.这种突出性就是视觉显著性,突出性较强的 A 部分就是该图像的显著区域.心理学研究发现,那些能够产生新异的刺激、较强的刺激和人所期待的刺激的场景区域容易引起观察者的注意.据此,可以将视觉显著性划分为两种类型:一种是基于低级视觉,由数据驱动的自下向上的视觉显著性(bottom-up saliency),图 1 中的视觉显著性就属于这种类型;另一种是基于高层视觉,由知识驱动的自上向下的视觉显著性(top-down saliency).由于这两种视觉显著性的形成机理存在较大差异,因此有必要分别对其展开研究.本文的研究就是针对前者展开的.

自下向上的视觉显著性是如何形成的?观察者又是如何根据视觉显著性选择注视点和注视区的?这些都是心理学至今仍在探索研究的内容.根据目前的相关研究成果,我们提出以下假设:视觉注意是由视点转移和视区追踪两个循环交替的感知阶段构成的.为了获取新的注视内容,观察者首先根据整个场景的全局信息判断注视点的位置:计算场景中各个位置相对于整个场景的视觉反差,据此得到各个位置的全局突出程度(全局显著度),进而形成一幅位置显著图,并将注视点转移到图中显著性最强的位置,我们将这一阶段称为视点转移;然后根据注视点附近的局部信息确定注视区的大小:计算注视点处各个尺寸的区域相对于其周边邻域的视觉反差,据此得到各个尺寸区域的局部突出程度(局部显著度),进而形成一个尺寸显著数组,并将注视区调整到数组中显著性最强的尺寸,我们将这一阶段称为视区追踪.为了获取更多的场景信息,观察者需要循环交替地进行视点转移和视区追踪,由此导致的注视内容变化具有以下特点^[12]:

自下向上的视觉显著性是如何形成的?观察者又是如何根据视觉显著性选择注视点和注视区的?这些都是心理学至今仍在探索研究的内容.根据目前的相关研究成果,我们提出以下假设:视觉注意是由视点转移和视区追踪两个循环交替的感知阶段构成的.为了获取新的注视内容,观察者首先根据整个场景的全局信息判断注视点的位置:计算场景中各个位置相对于整个场景的视觉反差,据此得到各个位置的全局突出程度(全局显著度),进而形成一幅位置显著图,并将注视点转移到图中显著性最强的位置,我们将这一阶段称为视点转移;然后根据注视点附近的局部信息确定注视区的大小:计算注视点处各个尺寸的区域相对于其周边邻域的视觉反差,据此得到各个尺寸区域的局部突出程度(局部显著度),进而形成一个尺寸显著数组,并将注视区调整到数组中显著性最强的尺寸,我们将这一阶段称为视区追踪.为了获取更多的场景信息,观察者需要循环交替地进行视点转移和视区追踪,由此导致的注视内容变化具有以下特点^[12]:

- 转移性(refocus):注视点能够按照显著度强弱次序由一个位置向另一个位置转移;
- 缩放性(zoom lens):注视区可以扩大或缩小;
- 排他性(single focus):同一时间只能存在 1 个注视内容;
- 邻近优先性(proximity):注视点转移时倾向于选择与当前注视内容接近的位置;
- 返回抑制性(inhibition of return):注视点转移时抑制返回已被选择过的注视内容.

2 显著区域检测

基于上述思想,本文提出了一个基于视点转移和视区追踪的显著区域检测模型(如图2所示).该模型由数据准备、视点转移和视区追踪三大模块组成.输入图像在数据准备模块经过分辨率选择和特征提取后,形成特征数据 F_{ij} .将 F_{ij} 输入视点转移模块,通过全局显著性度量得到一幅位置显著图 S ,将 S 与返回抑制图 IR 和位置增强图 P 相乘得到决策显著图 S_{Pos} ,据此得到显著区域的位置 $(PosX, PosY)$;将 F_{ij} 和 $(PosX, PosY)$ 输入视区追踪模块,通过局部显著性度量得到一个尺寸显著数组 A ,据此确定显著区域的尺寸 $SizeR$;将 $(PosX, PosY)$ 和 $SizeR$ 结合起来就形成了一个显著区域,输出后再将其输入视点转移模块,更新 IR 和 P ,然后开始新一轮的显著区域检测.根据这一模型,本文开发了一个新的显著区域检测算法,其各部分工作情况如以下几小节所述.

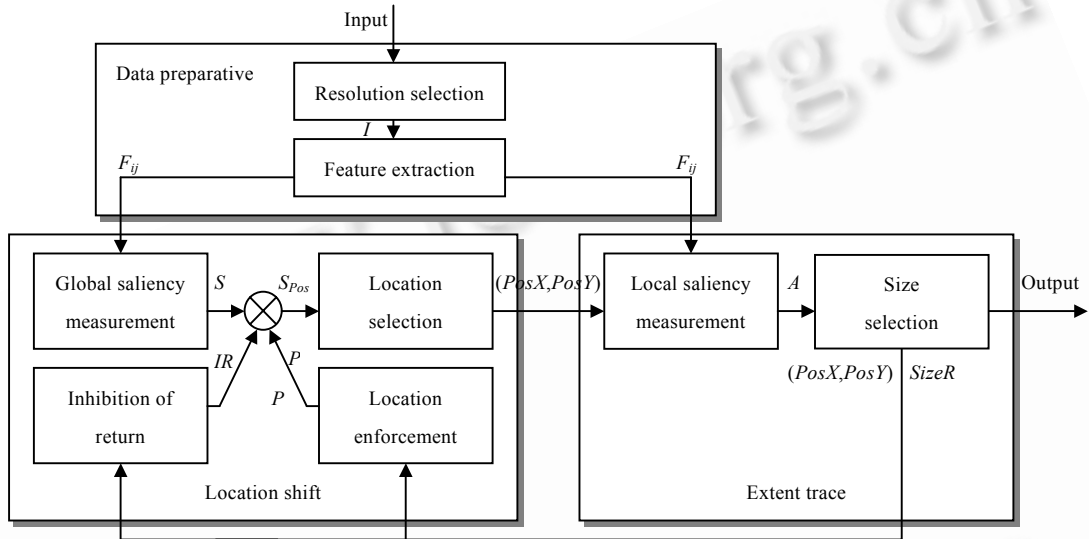


Fig.2 Model for detecting salient regions

图2 显著区域检测模型

2.1 数据准备

2.1.1 分辨率选择

区域的视觉显著性与图像分辨率有关,在高分辨率下,小尺寸区域的显著度会相对提高,而在低分辨率下,大尺寸区域的显著度会相对增强.通常情况下,我们对感兴趣的显著区域尺寸范围都有一个大概的了解,可以据此选择一个合适的分辨率水平,并通过对原始图像(256阶灰度图)的高斯采样获得该分辨率下的图像数据 I .

2.1.2 特征提取

我们设置了一个开放性的特征提取过程,使用者可以根据不同的应用需求选择特征的数量、类型或描述形式,而不会影响到其后的视点转移和视区追踪.本文在这里选择视觉较为敏感的亮度、方向和纹理这3类特征参与检测.直接将图像 I 作为亮度特征图: $L(x, y) = I(x, y)$.用4个方向($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)的Gabor滤波器对 I 滤波得到4幅方向特征图 $O_0, O_{45}, O_{90}, O_{135}$.对 I 进行局部中心矩变换得到3幅纹理特征图 $M_{0,1}, M_{1,0}, M_{1,1}$ ^[3].为保持符号的统一,用 F_{00} 代表亮度特征图,用 $F_{1j}(j=0,1,2,3)$ 代表4幅方向特征图,用 $F_{2j}(j=0,1,2)$ 代表3幅纹理特征图.

2.2 视点转移

2.2.1 全局显著性度量

首先计算各幅特征图对应的位置显著图.具体做法是计算各个像元与图中其他像元的特征差异,将差异均值作为相应像元所在位置的全局显著度,这样就形成了一幅显著图.对于新异刺激,与其特征差异大的像元较多,得到的差异均值较大;对于平泛刺激,与其特征差异小的像元较多,得到的差异均值较小.这符合自下而上视

觉显著性的形成机理.为了进一步加强空间位置间的竞争,我们又对这一过程进行了多次迭代,拉大了显著位置与非显著位置间的显著度差异,获得了更为理想的效果.相关公式如下:

$$\left. \begin{aligned} S_{ij}^0(x,y) &= F_{ij}(x,y) \\ S_{ij}^{l+1}(x,y) &= \left[\sum_{v=V_{\min}}^{V_{\max}} |S_{ij}^l(x,y) - v| H_{S_{ij}^l}(v) \right] / (\text{width} \times \text{height} - 1) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中, F_{ij} 为从数据准备模块输入的第 i 类第 j 幅特征图, S_{ij}^l 为第 l 次迭代得到的显著图, width 和 height 为 S_{ij}^l 的宽度和高度, $H_{S_{ij}^l}$ 为 S_{ij}^l 的直方图, V_{\min} 和 V_{\max} 为 S_{ij}^l 的最小值和最大值.

然后计算各类特征(包含多幅特征图)对应的位置显著图.对于某类特征,先通过算子 $N(\cdot)$ ^[6] 将其各幅特征图对应的显著图规则化,再将它们加以合并:

$$S_i(x,y) = \frac{1}{FNum_i} \sum_{j=0}^{FNum_i-1} N(S_{ij})(x,y) \quad (2)$$

其中, S_{ij} 为 F_{ij} 对应的显著图, $FNum_i$ 为第 i 类特征中的特征图数目,本文中 $FNum_0=1, FNum_1=4, FNum_2=3$.

最后计算所有特征对应的位置显著图.仍然采用规则化算子 $N(\cdot)$ 来完成这一工作:

$$S(x,y) = \frac{1}{CNum} \sum_{i=0}^{CNum-1} N(S_i)(x,y) \quad (3)$$

其中, S_i 为第 i 类特征对应的显著图, $CNum$ 为特征类别数,本文中 $CNum=3$.

图 3 针对一幅真实图像展示了一个完整的全局显著性度量过程.其中,图 3(a)为原始输入图像,图 3(b)~图 3(d)分别为亮度显著图 S_0 , 方向显著图 S_1 和纹理显著图 S_2 , 图 3(e)为统一的位置显著图 S .

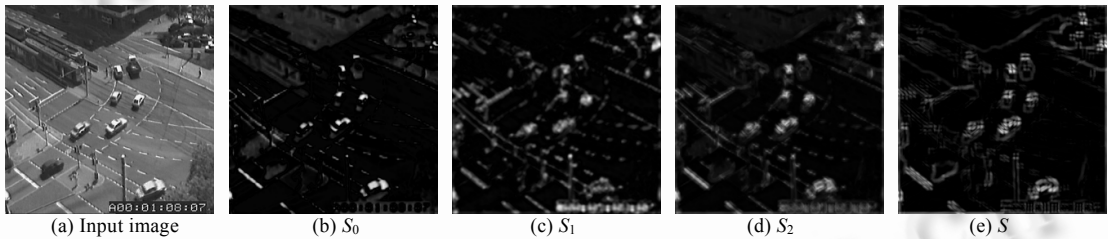


Fig.3 Example of global saliency measurement

图 3 全局显著性度量示例

2.2.2 返回抑制

根据返回抑制性特点,在视点转移中已经被选择过的显著区域的显著度会受到抑制.为此,我们根据显著区域的历史信息利用一幅返回抑制图来调整已经被选择过的显著区域的显著度:

$$IR^0(x,y) = 1$$

$$IR^{k+1}(x,y) = \begin{cases} 0 & \sqrt{(x-PosX^k)^2 + (y-PosY^k)^2} \leq SizeR^k \\ IR^k & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $PosX^k$ 和 $PosY^k$ 为当前显著区域的位置, $SizeR^k$ 为该显著区域的半径.

2.2.3 位置增强

根据邻近优先性特点,在视点转移中与当前显著区域接近的区域的显著度会受到增强.为此,我们根据当前显著区域的相关信息利用一幅位置增强图来调整与当前显著区域接近的区域的显著度:

$$P^0(x,y) = 1 + \alpha_0 G\left(x - \frac{\text{width}}{2}, y - \frac{\text{height}}{2}, \sigma_0\right)$$

$$P^k(x,y) = 1 + \alpha_k G(x - PosX^{k-1}, y - PosY^{k-1}, \sigma_k)$$

其中, G 为高斯函数,其均方差 σ_k 与 $SizeR^k$ 之间满足比例关系 $\sigma_k = k_{Pos} SizeR^k$.

2.2.4 确定显著区域的位置

根据排他性特点,视点转移一次只能选择一个位置.为此,我们首先将全局显著图 S 返回抑制图 IR^k 和位置增强图 P^k 相乘得到一幅决策显著图 S_{Pos}^k ,然后从中选择显著值最大的像元对应的位置作为显著区域的新位置:

$$S_{Pos}^k(x, y) = S(x, y)IR^k(x, y)P^k(x, y) \quad (6)$$

$$(PosX^k, PosY^k) = \arg \max_{(x, y)} S_{Pos}^k(x, y) \quad (7)$$

2.3 视区追踪

2.3.1 局部显著性度量

首先计算各幅特征图对应的尺寸显著数组.具体做法是计算已知位置处各个尺寸的区域与其周边邻域的特征差异,将差异值作为相应尺寸区域的局部显著度,这样就形成了一个显著数组.这里采用了感受野等级模型,它包含一组由小到大分级排列的由中心兴奋区和外围抑制区构成的感受野模板.对于已知位置处某个尺寸的目标区域,选择一级大小合适的感受野模板,使其中心兴奋区和外围抑制区分别对应目标区域和其周边邻域,以模板输出的绝对值作为两者之间的特征差异,它与视觉感知获得的刺激强度相吻合,这符合自下向上视觉显著性的形成机理.感受野模板用 DOG 函数 $DOG(x, y, \sigma_c, \sigma_s)$ 近似表示,其中心兴奋区(正值)大小由 σ_c 控制,周边抑制区(负值)大小由 σ_s 控制.对于特征图 F_{ij} 中的一组以 $(PosX^k, PosY^k)$ 为中心, r ($SizeR_{min} \leq r \leq SizeR_{max}$) 为半径的目标区域,先由 r 确定 $DOG(x, y, \sigma_c, \sigma_s)$,然后通过下式获取一个显著数组:

$$A_{ij}^k(r) = \left| \sum_{y=-m\sigma_s}^{m\sigma_s} \sum_{x=-m\sigma_s}^{m\sigma_s} DOG(x, y, \sigma_c, \sigma_s) F_{ij}(PosX^k + x, PosY^k + y) \right|, SizeR_{min} \leq r \leq SizeR_{max} \quad (8)$$

其中, m 用来控制 DOG 函数的空间范围, $[SizeR_{min}, SizeR_{max}]$ 是感兴趣的显著区域尺寸范围.

然后依次计算各类特征和所有特征对应的尺寸显著数组.这里仍然采用规则化算子 $N(\cdot)$ 完成这些工作:

$$A_i^k(r) = \frac{1}{FNum_i} \sum_{j=0}^{FNum_i-1} N(A_{ij}^k)(r) \quad (9)$$

$$A^k(r) = \frac{1}{CNum} \sum_{i=0}^{CNum-1} N(A_i^k)(r) \quad (10)$$

其中, A_{ij}^k 为 F_{ij} 对应的显著数组, A_i^k 为第 i 类特征对应的显著数组.

图 4 展示了一个完整的局部显著性度量过程.图 4(a)为图 3 中检测到的第 1 个显著区域的位置,图 4(b)~图 4(d)分别为归一化的亮度显著数组 A_0^0 , 方向显著数组 A_1^0 和纹理显著数组 A_2^0 ,随着目标区域半径 r 的变化,在 A_0^0 和 A_1^0 中均出现了比较突出的显著度峰值点,而这种现象在 A_2^0 中表现的并不明显,通过式(10)将这三者合并后可以得到更加稳健的统一的尺寸显著数组 A^0 (如图 4(e)所示).

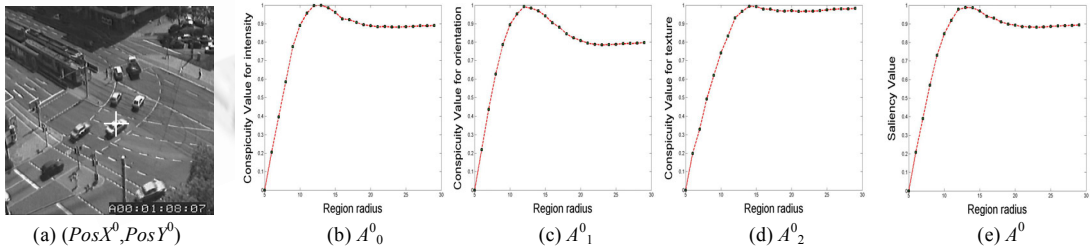


Fig.4 Example of local saliency measurement

图 4 局部显著性度量示例

2.3.2 确定显著区域的尺寸

根据排他性特点,视区追踪一次也只能选择一个尺寸.为此,我们从尺寸显著数组 A^k 中选择显著值最大的单元对应的尺寸作为显著区域的新尺寸:

$$SizeR^k = \arg \max_r A^k(r) \tag{11}$$

这样,就得到一个以 $(PosX^k, PosY^k)$ 为中心, $SizeR^k$ 为半径的新的显著区域。

视点转移模块负责找到显著区域的位置,视区追踪模块负责确定显著区域的尺寸,如此循环交替,我们就可以按照显著度由强到弱的顺序依次得到一系列显著区域,这一序贯检测过程如图 5 所示,图 5(a)~图 5(d)依次是检测出第 1~第 4 个显著区域的情况。

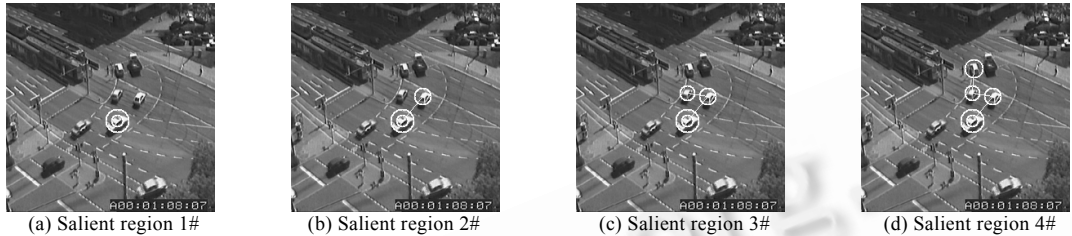


Fig.5 Example of detecting salient regions

图 5 显著区域检测过程示例

3 实验结果与分析

为了验证上述算法的有效性,我们使用 Intel Celeron 400MHz(内存 128M)微机在包括遥感图像、人物图像、建筑物图像和自然场景图像在内的 100 多幅不同类型的真实图像上进行了各种实验,获得了较为满意的结果。

图 6 是本文算法和 Itti 算法的对比实验结果,所使用的 $256 \times 256 \times 8$ bits 原始图像取自 DT 交通序列^[13].图 6(a)是本文算法的检测结果,图 6(b)是 Itti 算法的检测结果,图 6(c)是两种算法的时间曲线,起始标记点是 0 时刻,第 2 个标记点是生成显著图 S 的时刻,其后的标记点依次是找到第 1~第 10 个显著区域的时刻,由于 Itti 算法在多尺度特征提取中耗时较多,因此这里将 0 时刻定为特征提取结束的时刻,以保证对比的有效性.在检测效果上,本文算法比 Itti 算法更加符合视觉感知:首先,显著区域的尺寸在图 6(a)中是变化的,而在图 6(b)中则是固定的,这是由于引入了视区追踪机制;其次,显著区域的转移路线在图 6(a)中较为规整,而在图 6(b)中则有些散乱,这是由于引入了位置增强机制;另外,图 6(b)中位于图像边缘的显著区域 5,6 和 8 在图 6(a)中没有被检测出来,这也是位置增强机制在发挥作用.

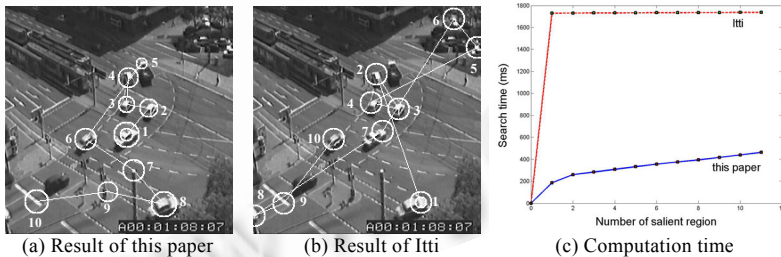


Fig.6 Experiment results of Itti and this paper

图 6 本文算法和 Itti 算法的对比实验结果

且还要确定它的尺寸.但是总的来看,本文算法的运算速度要快于 Itti 算法。

图 7 是本文算法在抗噪能力上的实验结果.图 7(a)~图 7(d)是对图 6 的原始图像添加了不同强度的高斯噪声后的实验结果,高斯噪声的均值都为 0,均方差分别为 16,32,64 和 128,图 7(e)~图 7(f)是对图 6 的原始图像添加了不同强度的椒盐噪声后的实验结果,椒盐噪声的比例分别为 10%,20%,30%和 40%.可以看到,随着噪声强度的增加,检测结果逐渐出现偏差,但是大多数突出的显著区域仍然能够被检测出来(如图 7(a)~图 7(g)所示),当噪声强度过大时,检测算法才随之失效(如图 7(d),图 7(h)所示).这说明本文算法在抗噪声、抗干扰方面具有较强的能力。

图 8(a)~图 8(d)分别是在遥感图像、自然场景图像、人物图像和建筑物图像上的实验结果,为了更好地观察视点转移情况,这里将感兴趣的显著区域尺寸设置得较小.可以看到,它们均与视觉感知有着较强的吻合程度,这说明本文算法具有较为广泛的应用范围.另外,当图像中存在较大尺寸的显著目标时,本文算法检测到的是其中的局部区域,它们不但能够反映目标的空间范围,而且可以体现其结构特征,这对于后续处理分析是十分有用的.

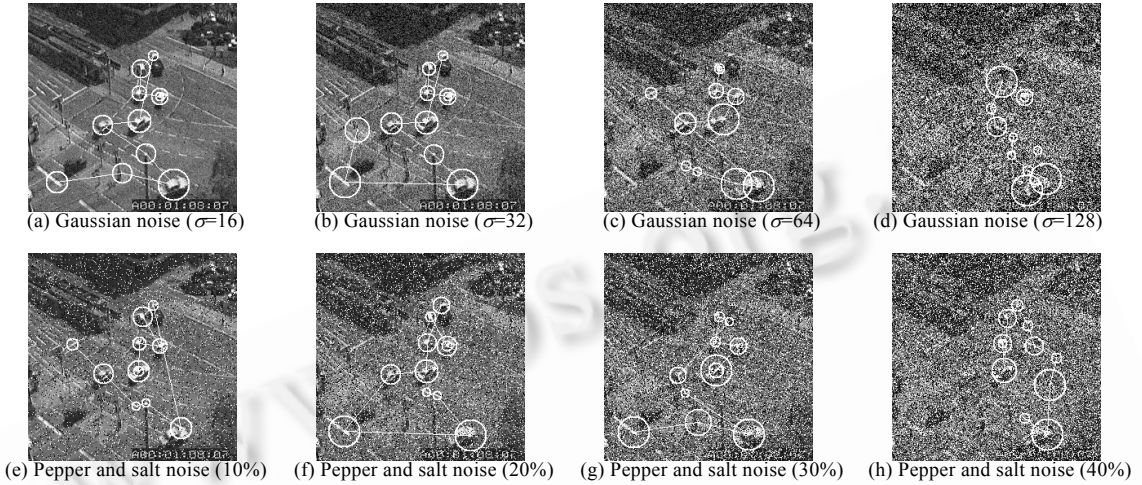


Fig.7 Experiment results of noise influence

图 7 抗噪能力实验结果

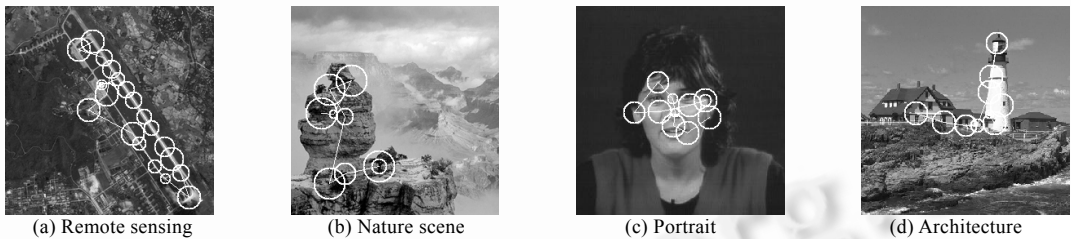


Fig.8 Results in all kinds of images

图 8 多种类型图像的实验结果

4 总 结

本文提出了一种基于视点转移和视区追踪的显著区域检测算法.它首先通过视点转移找到显著区域的位置,然后通过视区追踪确定显著区域的尺寸,并通过视点转移与视区追踪的循环交替依次得到一系列显著区域.将该算法应用于多种真实图像,在检测效果、运算速度和抗噪能力等方面均获得了较为满意的实验结果.

与现有算法相比,本文算法具有以下几个突出特点:首先,本文算法兼顾了位置检测和尺寸确定,并且将两者安排为先后进行的两个过程.现有算法或者将研究重点放在位置检测,或者力图同时得到位置和尺寸这两个指标.前者需要采用固定尺寸来描述显著区域的大小,这不符合注视内容的缩放性变化特点,后者需要计算图像中各个位置上的各个尺寸的区域显著度,其中包含了大量冗余计算.本文算法一方面通过尺寸变化解决了显著区域的缩放问题,另一方面通过层次计算极大地降低了计算量.其次,本文算法根据位置检测和尺寸确定的特点分别采用了全局和局部显著性度量.现有算法或者选择单一的局部显著性度量,或者选择单一的全局显著性度量.前者完全依靠局部信息,虽然可以获得比较准确的区域尺寸,但是区域位置可能出现局部效应,后者完全依靠全局信息,虽然可以获得较为正确的区域位置,但是区域尺寸难以确定.本文算法综合采用了两种显著性度量方式,既避免了位置检测中的局部效应,又可以获得准确的区域尺寸,而且这种安排还有利于降低计算量.

不可否认的是,本文算法仍然存在如下不足之处:首先,本文算法所选择的特征数量、类型和描述形式与视觉感知都还存在一定差距,今后可以一方面考虑如何引入更多更有效的视觉特征,另一方面考虑如何结合应用需求建立完善的特征选择机制;其次,本文算法没有对检测出的显著区域进行编组,而这在视觉感知中却是普遍存在的,今后应该重点解决这一问题;另外,本文算法没有将检测出的显著区域应用到具体的图像分析任务中去,今后我们将结合目标检测、内容检索和图像压缩等具体应用研究如何发挥显著区域检测的资源分配作用。

References:

- [1] Bourque E, Dudek G, Ciaravola P. Robotic sightseeing: A method for automatically creating virtual environments. In: Giralt G, ed. Proc. of the IEEE Conf. on Robotics and Automation. Leuven: IEEE Press, 1998. 3186~3191.
- [2] Kadir T, Brady M. Saliency, scale and image description. *International Journal of Computer Vision*, 2001,45(2):83~105.
- [3] Gesu VD, Valenti C, Strinati L. Local operators to detect regions of interest. *Pattern Recognition Letters*, 1997,18(11~13): 1077~1081.
- [4] Wai WYK, Tsotsos JK. Directing attention to onset and offset of image events for eye-head movement control. In: Huang T, ed. Proc. of the Int'l Association for Pattern Recognition Workshop on Visual Behaviors. Seattle: IEEE Press, 1994. 79~84.
- [5] Stentiford FWM. An evolutionary programming approach to the simulation of visual attention. In: Kim JH, ed. Proc. of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Seoul: IEEE Press, 2001. 851~858.
- [6] 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.
- [7] Itti L, Koch C. Computational modeling of visual attention. *Nature Reviews Neuroscience*, 2001,2(3):194~230.
- [8] Itti L, Koch C. Feature combination strategies for saliency-based visual attention systems. *Journal of Electronic Imaging*, 2001,10(1):161~169.
- [9] Yee H, Pattanaik SN, Greenberg DP. Spatiotemporal sensitivity and visual attention for efficient rendering of dynamic environments. *ACM Trans. on Computer Graphics*, 2001,20(1):39~65.
- [10] Boccignone G, Ferraro M, Caelli T. Generalized spatio-chromatic diffusion. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002,24(10):1298~1309.
- [11] Salah AA, Alpaydin E, Akarun L. A selective attention-based method for visual pattern recognition with application to handwritten digit recognition and face recognition. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002,24(3):420~425.
- [12] Zabrodsky H, Peleg S. Attentive transmission. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 1990,1(2):189~198.
- [13] Durlacher-Tor. Image sequence server. 1992. http://i21www.ira.uka.de/image_sequences/