

文章编号:1673-0062(2018)02-0074-07

基于扩散的视觉显著目标检测

宣东东,汪 军*

(安徽工程大学 计算机与信息学院,安徽 芜湖 241000)

摘 要:针对图像背景颜色和视觉显著检测目标信息颜色相近时,显著检测结果的精度和效率不高的问题,提出了一种基于扩散的视觉显著目标检测模型.首先通过对对称矩阵的构造并丢弃常数特征向量和辨别力进行了重新组合扩散矩阵,然后对扩散矩阵中的种子向量进行重新构造,最后将重新组合的扩散矩阵和重新构造的种子向量进行扩散,得出了基于扩散的视觉显著目标检测算法.实验结果表明:该算法较之前的算法有一定的改进,在背景颜色和视觉目标信息颜色相近的情况下,该算法显著目标检测效果有了明显的提升.

关键词:扩散矩阵;种子向量;拉普拉斯矩阵;视觉显著目标检测

中图分类号:TP391.41

文献标志码:A

Visually Salient Target Detection Based on Diffusion

XUAN Dong-dong, WANG Jun*

(School of Computer and Information Science, Anhui Polytechnic University, Wuhu, Anhui 241000, China)

Abstract: When the image background and visual saliency detection's target information are similar in color, the accuracy and efficiency of the saliency detection's result are not high. Aiming at this problem, a diffusion-based visual saliency target detection model is proposed. Firstly, it recombined the diffusion matrix by constructing the symmetric matrix and discarding the constant eigenvector and discriminating force and the constructed symmetric matrix. Secondly, it reconstructs the seed vectors in the diffusion matrix. Finally, a diffusion-based visual saliency target detection algorithm is obtained by diffusing the recombined diffusion matrix and the reconstructed seed vector. The experimental results show that the proposed algorithm has some improvements over the previous one. In the case that background color is similar with the visual target information color, the proposed algorithm can significantly

收稿日期:2018-03-05

基金项目:安徽省高校省级自然科学研究重点项目(KJ2015A311);安徽省重点研究与开发计划科技预警项目(1604d0802002)

作者简介:宣东东(1994-),男,硕士研究生,主要从事图像处理与模式识别方面的研究.E-mail: 274349401@qq.com.

* 通讯作者:汪 军, E-mail: wangjun@ahpu.edu.cn

cantly improve the detection effect.

key words: diffusion matrix; seed vector; laplace matrix; visually salient target detection

0 引言

随着计算机视觉、图像处理、模式识别等技术越来越多地应用于日常生活中^[1-2],发现图像或视频中感兴趣的目标是计算机视觉算法中一个非常重要的环节,即提取图像或视频中有用的信息.日常生活中,很多不同的目标因为某些原因会吸引我们的注意力,比如鲜艳的物体、令人惊奇的物体或有意识要寻找的物体等,人们希望计算机也能像人类一样有效地处理视觉信息,显著目标检测方法正是从这样的想法中提炼出来的,它能够快速准确的找到图像中的显著目标区域,这样就可以简化对图像的处理.

显著目标检测的目的主要是为了提取图像中人类视觉所感兴趣的区域,在显著检测领域,可将显著性检测方法分为两个分支:一种是基于数据驱动的自底向上^[3]的视觉显著目标检测,这种方法快速的、与任务无关的;另一种是基于任务驱动的自顶向下^[4-5]的视觉显著性检测方法,这种方法是缓慢的、依赖于特定任务,也是结合低层次特征和高层次特征的方法.前者主要针对图像中的单一显著目标区域,通过算法准确的检测出能够引起人类视觉注意的所有位置,并将各个位置按照显著性的大小排序,从而实现主动视觉的功能.后者主要针对的是整幅图像的检测,通过显著检测算法能够准确且完整的检测出显著目标,从而实现完整提取显著目标的功能,该功能可以用来指导更高级的图像处理及计算机视觉任务.

显著目标检测来源于视觉注意机制模型的研究,在对视觉注意机制模型的研究中,主要包括两方面的内容:第一,显著图的计算;第二,视觉注意焦点的转移.其中对显著检测图的计算更为重要.显著目标检测相当于一个二值分割问题,只不过是在这个基础上加了显著目标的条件约束.Treisman 和 Gelade 等^[6]提出的特征融合方法为显著性目标检测的广泛探索和应用奠定了坚实的理论基础;Koch 和 Ullman 等^[7]提出了一种基于显著图合并的视觉显著性检测模型,该模型使用显著性图来表示不同环境下的图像显著性,它是较早的检测模型;Itti 等^[8]在该模型的基础上提出了一种新的显著性检测算法,采用中心-周围对比思想求出每个特征在不同尺度下的多个特征显著

性图,然后将每个特征的多个特征显著性图融合成一张显著性图,最后将多个显著性图通过规范化合并成最终的显著性图.Itti 将其命名为 Itti 模型,上述的这些算法都是显著目标检测算法的最初模型,后来的显著性检测算法都是通过对 Itti 模型进行改进.Harel^[9]采用 Itti 的模型构建了不同类型特征的显著图,然后使用基于图论的算法对这些显著图进行规范化合并操作,是较早的采用图论方法进行显著检测的模型.Gopalakrishnan^[10]对 Itti 模型生成不同类型的显著图,采用合适的指引函数,抛去不含显著区域的显著图,保留对显著区域贡献大的显著图,这样能够有效避免规范化操作对最终结果所造成的影响.通过将颜色、纹理和运动目标信息综合特征结合卡尔曼滤波器对运动目标状态进行预测,从而大大的提高复杂背景下运动目标的跟踪精度和跟踪稳定性^[11].

本文研究的重点是如何处理图像背景颜色和视觉显著检测目标信息颜色相近时,导致显著检测结果精度和效率不高的问题,对此提出了一种基于扩散的视觉显著目标检测模型,该模型通过对种子向量和扩散矩阵的重新合成来完成基于扩散的视觉显著目标检测模型.首先,通过特征分析来了解扩散矩阵的工作原理,进而找到最终的显著性节点(主要节点),它等于所有非零种子显著性值的权重和,其中权重值由对应种子节点和主要节点的相似性决定.其次,由于显著性扩散的过程和谱聚类^[12]相似,受到谱聚类的启发,本文提出用自适应权重调整后的特征向量和构建的对称矩阵来重新组合扩散矩阵.最后,通过对重新合成的扩散矩阵和重新构建的种子向量进行相似性计算,得到基于扩散的视觉显著目标检测图.作为一个特例,本文使用逆归一化的拉普拉斯矩阵,并改进相应的显著目标检测方法.大量的实验和分析表明:本文的算法优于其他的视觉显著目标检测算法.

1 扩散的相关知识

1.1 相关理论基础

自底向上的显著性检测模型主要通过提取图像的一些底层特征,根据这些底层特征中的一种或者几种特征进行视觉显著性检测,如颜色、亮

度、纹理、方向和运动等.颜色特征是图像显著性检测中最重要的一种特征,也是使用最多的特征,因为它能最为直观地反映出图像的表面性质,相比其他低级特征,更能吸引人眼的注意.颜色特征作为一种全局特征,在利用其进行显著性检测时,首先要选取合适的颜色空间,然后在空间下对颜色特征进行提取,本文中所使用的就是 CIELAB 颜色空间^[13]的颜色特征来进行显著性检测的.

基于扩散的视觉显著目标检测算法,首先通过构造具有作为节点 V 的超像素单层图 $G(V, E)$ 和作为边界 E 的节点对之间的连接,因为显著检测目标很少占据在图像的边缘区域.将图像边界周围的超像素作为虚拟背景来吸收节点,其中每个节点(瞬态或吸收)连接到与其相邻的瞬态节点或与其相邻共享公共边界节点,这意味着任何一对吸收节点都是未连接的.此外,我们检测的图像边界周围的瞬态节点(即边界节点),彼此完全连接,这可以减少类似超像素之间的测地距离.由于边缘的权值对节点关联性进行了编码,这样节点与高权重连接的节点被认为是强连接的,而低权重的边缘则表示几乎断开连接的节点.因此,在相邻节点 i 和 j 之间的边界 e_{ij} 的权值 w_{ij} 被定义为:

$$w_{ij} = e^{-\frac{\|x_i - x_j\|}{\sigma^2}} \quad (1)$$

其中 x_i 和 x_j 分别表示两个节点在 CIELAB 空间的平均颜色值, σ 是用于控制权重强度的常数.

首先对节点进行重新编号,使得第一个 t 节点为瞬态节点,最后的 r 节点为吸收节点,然后定义表示节点的关联矩阵 N .

$$a_{ij} = \begin{cases} w_{ij} & j \in N(i), 1 \leq i \leq t \\ 1 & i = j \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中 $N(i)$ 表示连接到节点 i 的节点,记录连接到每个节点的权重的顶点度矩阵可写为:

$$D = \text{diag}(\sum_j a_{ij}) \quad (3)$$

最后,给出稀疏矩阵连接图的过度矩阵 M

$$M = D^{-1} \times N \quad (4)$$

其中 N 是作为节点本地链接的原始归一化矩阵, M 是具有少量非零元素的稀疏矩阵.

1.2 扩散矩阵

基于扩散的方法^[14-15]中使用相似的主要公式为:

$$f = P^{-1}s \quad (5)$$

其中 P^{-1} 为扩散矩阵(也称为排序矩阵或者

传输矩阵), s 是种子向量(也称为查询向量), f 是最终要计算的显著性向量.这里 s 通常包含节点的一部分初始显著性信息,也就是说 s 不包含全部的显著性信息,这就需要将 s 中的部分显著性信息沿着图像边缘传播到整个显著区域,得到最终的全局显著性图,扩散矩阵 P^{-1} 就是用来完成这样的任务.

不同的算法得到扩散矩阵和种子向量的方法不同,一般使用图拉普拉斯矩阵来构造最初的扩散矩阵.常见的图拉普拉斯矩阵的构造有两种类型:一类是未规范化的拉普拉斯,另一类是规范化的拉普拉斯.

基于上述对图的定义,未规范化的拉普拉斯矩阵的定义如下:

$$L = D - W \quad (6)$$

规范化的拉普拉斯矩阵的定义如下:

$$L_{rw} = 1 - D^{-1}W \quad (7a)$$

$$L_{rw} = D^{-1}(D - W) \quad (7b)$$

逆拉普拉斯矩阵 L^{-1} 也可以作为扩散矩阵^[16],并用二值化的背景和前景指示向量作为两个阶段各自的种子向量.相应的显著性扩散公式为:

$$f = L^{-1}s \quad (8)$$

其中 $L = D - W$,通过结合上百个显著性特征 F 和学习权重 W 计算 $s = FW$,并使用逆归一化拉普拉斯矩阵 L_{rw}^{-1} 作为扩散矩阵,相应的显著性扩散公式为:

$$f = L_{rw}^{-1}s \quad (9)$$

其中 $L_{rw} = D^{-1}(D - W)$.将复制图像边缘的超像素作为视觉背景的吸收节点,并且将内部节点作为暂态节点.之后的种子向量中若 $s_i = 1$,则为暂态节点, $s_i = 0$,则为其它.相应的显著性扩散公式为:

$$f = (1 - A)^{-1}s = L_{rw}^{-1}s \quad (10)$$

其中 $A = D^{-1}W$,且 F 称为暂态矩阵.

在谱聚类中 L_{rw} 比 L 的效果更好,因为其有较好的内簇一致性和聚类一致性.因此,文中使用 L_{rw} 来解释和说明本文提出的算法.

1.3 种子向量

显著性检测对种子向量的选择可分为两种:

1)显著种子向量:不在图像边界的高对比节点;

2)背景种子向量:图像边界上的低对比节点.

1.3.1 显著种子向量

显著种子向量被分为两个步骤提取:

第一步是基于全局对比度的,它被定义为具有空间所有节点的全局对比度权重,如式(11):

$$s_{\text{color}}(i) = \sum_{j \neq i} \exp(-D_s(i,j)/\sigma_s^2) A(j) D_c(i,j) \quad (11)$$

其中 $D_s(i,j)$ 和 $D_c(i,j)$ 表示节点 i 和 j 之间的空间和颜色距离, $A(j)$ 表示节点 j 的面积, σ_s^2 表示空间的方差.空间权重反映附近节点对种子向量的价值,区域权重反映有多少像素有助于对种子向量的计算,相反而言,区域权重也能够影响更大区域的测量对比度.

第二步是基于中心先验的,它是由节点位置和图像中心之间的空间距离表示,如下公式:

$$s_{\text{center}} = \exp(-D_s(i,c)) \quad (12)$$

其中 c 表示图像中心,虽然以前的中心有时会在显著性目标靠近图像边界时会对显著性检测精确度产生负面影响,但是由于大多数图像在周围都没有显著物体,所以总体显著性检测效果精度得以提高.

最后,通过将表示基于全局对比度的和表示基于中心先验的两个公式相乘得到最终的显著种子向量,公式如下:

$$s(i) = s_{\text{color}}(i) \times s_{\text{center}}(i) \quad (13)$$

全局对比度和中心先验可以很容易地用少量公式进行计算,因为当构建图时,已经进行区域分段.全局对比度对提取显著的种子起着重要的作用,而中心先验有助于背景抑制.

1.3.2 背景种子向量

由于图像边界上的节点很少成为显著对象的一部分,所以我们选择边界节点作为背景种子.当背景种子可能来自属于显著节点的高对比度区域时,这和正常的显著对象区域位置是相互矛盾的,因此我们从显著种子和背景种子中消除种子,得到背景种子向量.

2 基于扩散的显著目标检测

2.1 对称矩阵的构造

由于对称矩阵^[17]在图像特征分解的过程中能够得到稳定的解,因此通过利用光谱图聚类的方法对原始的扩散矩阵进行对称矩阵的构造.首先利用原始的扩散矩阵 L_{rw}^{-1} 来构造对角矩阵 A ,然后将对角矩阵和原始的扩散矩阵结合构造对称矩阵 A ,计算公式如下:

$$A = \sum_{i=1}^n L_{rw}^{-1} \quad (14)$$

$$A = A^{-\frac{1}{2}} L_{rw}^{-1} A^{\frac{1}{2}} \quad (15)$$

2.2 常数特征向量

一般情况下, L_{rw} 的特征值 λ_l 和特征向量 $v_l (1 \leq l \leq N)$ 满足这样的规律,即当 $v_l = 1$ 时,有 $0 = \lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_N$.通过构建 $L = D - 0.99W$ 来避免得到零特征值,其中 L 仍然可逆.假设 λ_l 和 $v_l (l = 1, 2, \dots, N)$ 是 $L_{rw} = D^{-1}(D - 0.99W)$ 的特征值和特征向量,可以证明得到 $v_l = v_l$ 和 $\lambda_l = 0.99\lambda_l + 0.01$.因此,当 $v_l = 1$ 时,有 $0.01 = \lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_N$.

尽管数值不为零,但是它很小.因此,常数特征向量不包含对节点的扩散图有重要影响的判别信息,并且有时会影响其他的特征向量,减弱扩散图的判别力.因此,本文中丢弃常数特征向量并且重新合成扩散矩阵.

2.3 辨别力

在某些情况下,一个特征向量可能从背景中区分出微小区域,这些微小区域不太可能是要寻找的显著区域.此外,这些微小区域可能会被主要特征向量捕捉.因此,像这样的特征向量有较低的辨别力,有的甚至会因为过分的强调小区域而破坏最终的结果.为了解决这种情况,文中用的方差估计特征向量的辨别力,并且过滤掉方差值 $\text{var}(v_l)$ 小于某一个阈值 u 的特征向量. v_l 的辨别力的指标由下面的公式来表示:

$$dc(v_l) = \begin{cases} 0, & \text{var}(v_l) < u \\ 1, & \text{else} \end{cases} \quad (16)$$

$$DC = \text{diag}\{dc(v_2) \dots dc(v_r)\} \quad (17)$$

2.4 扩散矩阵的构造

通过上述三个步骤对原始的扩散矩阵进行重新合成,得到具有较高判别力的扩散矩阵,即丢弃常数特征向量^[18]和特征差距的特征值及权重矩阵 DC 并扩散矩阵构建的对称矩阵 A 将原始扩散矩阵 L_{rw}^{-1} 重新合成为 P^{-1} ,计算公式如下:

$$V = [v_1, \dots, v_n] \quad (18)$$

$$P^{-1} = VA^{-1}DCV^T \quad (19)$$

2.5 重新构建种子向量

一般的基于扩散的显著目标检测的方法通常使用低层次的特征来构建种子向量.在本文中,通过对原始的拉普拉斯矩阵进行重新合成得到扩散矩阵,虽然通过公式(13)可以计算得到显著种子向量,但是其估算种子值的精度不够高,我们对种子向量进行重新构建,得出新的种子向量,从而避

免估算种子值精度不高的问题,而且还避免了额外的基于颜色的显著性搜索。

通过所有非边界的 m 个节点的扩散图的内积和^[19-20]来计算种子向量的每个分量 s_i ($1 \leq i \leq N$),假设非边界节点分配最小的指标,计算 s 通过下面的式子:

$$s = P^{-1}x \quad (20)$$

其中 $s = (s_1, \dots, s_N)$, $x = (x_1, \dots, x_N)$, 当 v_i 为非边界节点时, $x_i = 1$; 其他点时, $x_i = 0$ 。

2.6 基于扩散的显著性计算

式(20)中 s 做为种子向量,公式(19)重新合成的 P^{-1} 作为扩散矩阵,计算最终的显著性向量 f 如下:

$$f = P^{-1}s = (P^{-1})^2x \quad (21)$$

计算出显著向量之后,通过分配值到相对应的节点 v_i ($1 \leq i \leq N$) 来得到全局显著性图 S 。

2.7 基于扩散的显著目标检测算法

我们给出的基于扩散的显著目标检测的算法流程如表 1。

表 1 基于扩散的显著目标检测的算法流程

Table 1 The algorithm flow of the diffusion-based saliency target detection

序号	步骤
1	输入带显著目标检测的图像,用超像素对其进行分割,将超像素作为节点,节点之间的关系作为边来构造图 G ,并得到其关联矩阵 W 和定点度矩阵 D ;
2	用上述得到的关联矩阵 W 和定点度矩阵构造 D 来构造原始的拉普拉斯矩阵 L_{rw} ;
3	对 L_{rw} 矩阵从三个方面进行重新合成,得到扩散矩阵 P^{-1} ;
4	结合扩散图的知识通过公式(20)计算得到种子向量;
5	用上述得到的扩散矩阵 P^{-1} 和种子向量 s 通过公式(21)计算得到显著向量,然后得到最终的全局显著性图 S 。

3 实验结果及评价分析

3.1 实验结果

将上述采用基于扩散矩阵的显著性检测方法,通过对 MSRA-1000 公开数据集进行检测,从数据集中挑选了不同场景下不同景物的 6 张基于扩散的显著目标检测的图像结果进行展示,这 6 张图像中包含动物、物体、植物,结果如图 1 所示。实验的第一行表示待检测的图像,即原始图像,第二行表示显著目标检测的结果图像。通过实验我们可以看出显著目标检测的结果,就是将一张图像中人眼第一眼就看到的東西检测出来。

3.2 实验分析

3.2.1 性能评价

为了能够客观的评价本文的显著性检测方法性能,我们使用 MSRA-1000 的数据集对显著性检测进行测试,通过利用准确率-召回率曲线在 MSRA-1000 上评估显著性检测算法的性能,评价指标统计如图 2 和图 3 所示。

3.2.2 检测结果评价

同时,通过对其他的 6 种引用较多的显著性检测算法(ITTI,GBVS,SR,PQFT,AIM,SUN)进行比较,证明本文方法的高效性,比较检测结果如图 4 所示。

3.2.3 时效评价

显著检测算法的速度也是评判方法好坏的一个重要指标,它的时间长短决定了算法是否能够进行实时有效的处理图像显著图。表 2 表示了 7 种方法对图像处理所用的平均计算时间。实验中,所有的显著检测方法均在双核 3.2 GHz 处理器和 16 GB 内存的 Windows 系统计算机平台中运行,实验环境是在 Matlab R2014a 下运行,所有算法均采用 Matlab 语言代码实现。

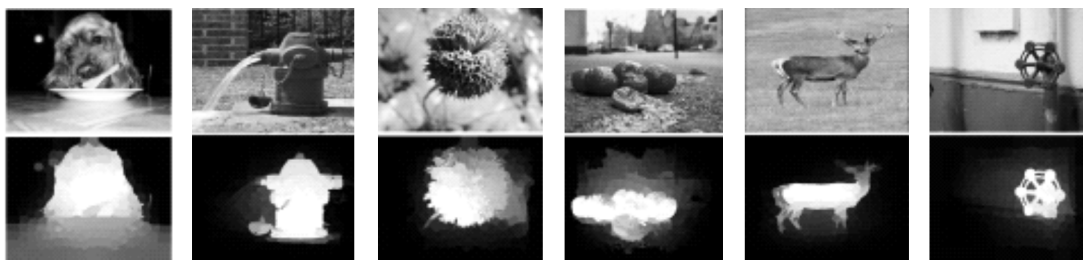


图 1 显著目标检测结果

Fig.1 Salient target test results

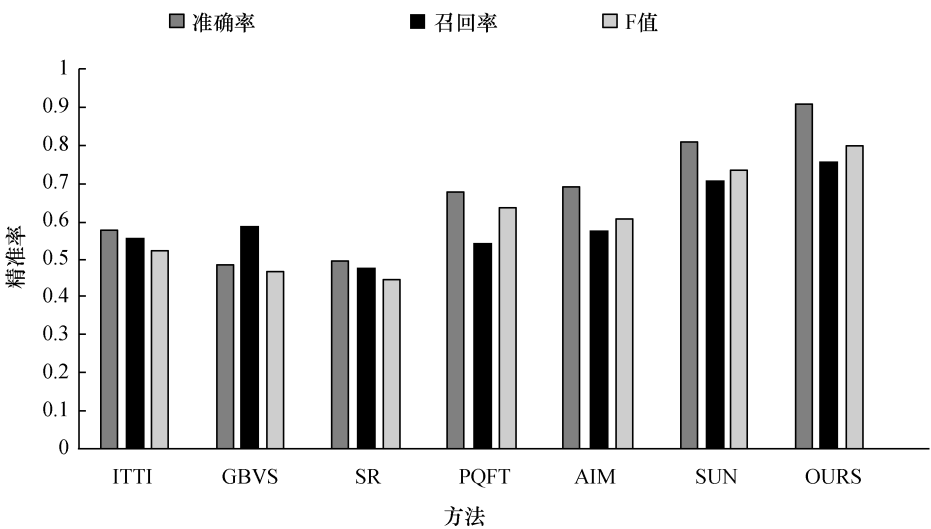


图 2 不同算法的准确率、召回率、F 值的自适应阈值二值化

Fig.2 The accuracy, recall and f measure's adaptive threshold binarization of different algorithms

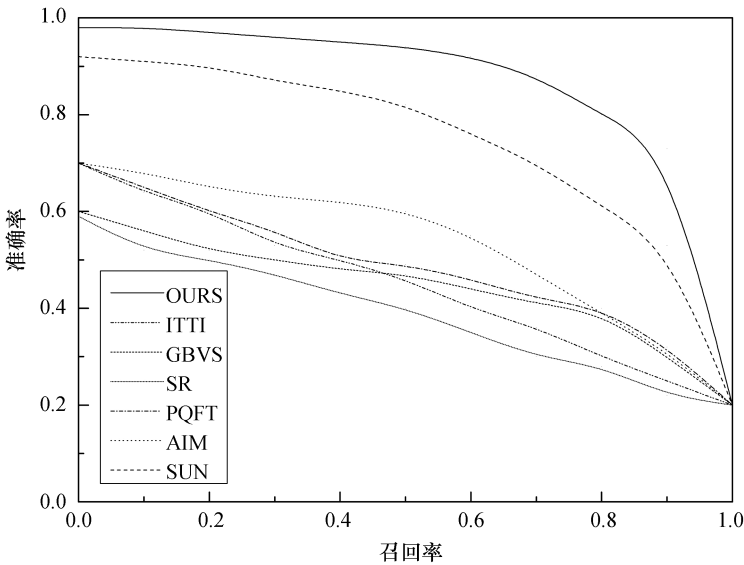


图 3 不同算法 PR 曲线比较

Fig.3 PR comparison of different algorithms

表 2 显著性检测算法处理图像所用的方法和平均时间

Table 2 The methods and the average time comparison of saliency detection algorithm to process the image

模型	代码类型	时间开销/s
ITTI	Matlab	0.52
GBVS	Matlab	1.22
SR	Matlab	0.26
PQFT	Matlab	0.32
AIM	Matlab	4.71
SUN	Matlab	0.47
OURS	Matlab	0.18

4 结 论

本文提出的基于扩散的显著目标检测,通过分析得到每一个节点的显著性都是由所有种子显著性值的权重和求得,其中的权重由节点间的扩散图相似性计算得到.为了增加扩散图的判别力,文中只保留通过自适应调整后的主要特征向量和对称矩阵的重新组合得到新的扩散矩阵,进而本文在非边界节点扩散图相关性的基础上构建种子向量,最后通过扩散矩阵将种子向量的部分显著性信息扩散到整个显著区域,得到全局显著性图.通过对基于扩散的视觉显著目标检测模型的

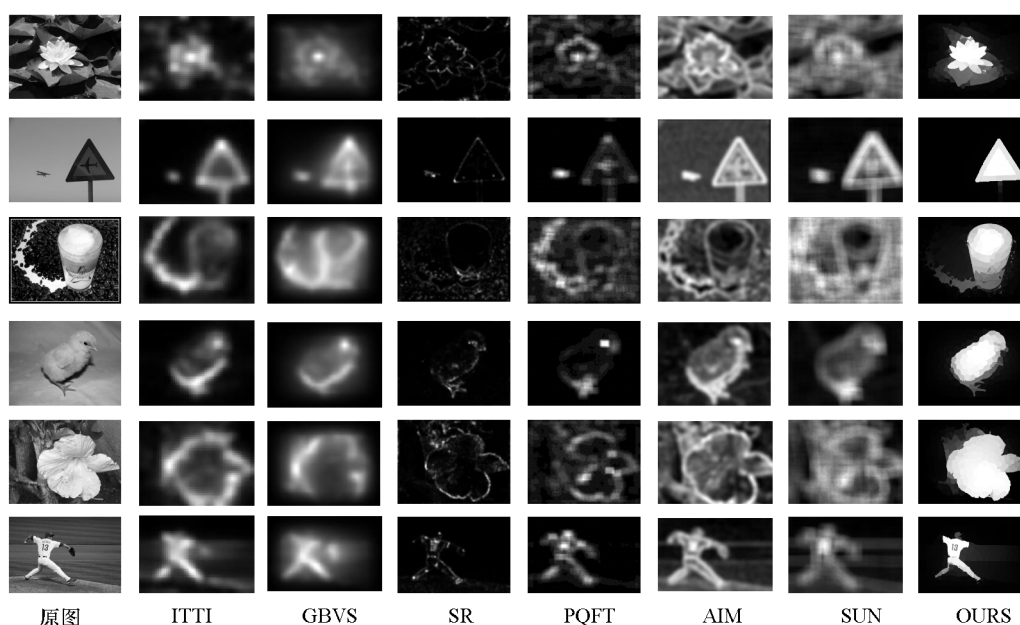


图4 不同显著性检测算法结果的对比

Fig.4 Comparison of different saliency detection algorithm results

实验结果分析,该算法能够快速的识别图像的显著区域,能够高效的处理目标区域和背景颜色相近的图像.本文方法具有很好的鲁棒性,能够很好的处理显著目标区域,研究的成果对机器智能识别以及人工智能神经网络^[21]方面具有很广泛的应用价值.

参考文献:

- [1] 李锋林,李亮.基于显著性检测的目标图像分割算法[J].电子科技,2017,30(1):69-71.
- [2] 李丽华,汪凤麟,陈灵娜,等.基于视觉显著性的彩色图像分割[J].南华大学学报(自然科学版),2015,29(3):73-77.
- [3] LANG C, FENG J, LIU G, et al. Improving bottom-up saliency detection by looking into neighbors [J]. IEEE transactions on circuits & systems for video technology, 2013, 23(6): 1016-1028.
- [4] HE S, LAU R W H. Exemplar-driven top-down saliency detection via deep association [C]//Las Vegas: IEEE computer society, 2016: 5723-5732.
- [5] XU Y, LI J, CHEN J, et al. A novel approach for visual saliency detection and segmentation based on objectness and top-down attention [C]//Chengdu: IEEE computer society, 2017: 361-365.
- [6] TREISMAN A M, GELADE G. A feature integration theory of attention. cog. psychol [J]. Cognitive psychology, 1980, 12(1): 97-98.
- [7] KOCH C, ULLMAN S. Shifts in selective visual attention: towards the underlying neural circuitry [J]. Human neurobiology, 1985, 4(4): 219-227.
- [8] ITTI L, KOCH C, NIEBUR E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [M]. IEEE computer society, 1998.
- [9] HAREL J, KOCH C, PERONA P. Graph-Based visual saliency [C]//Washington: International conference on neural information processing systems. Boston: MIT Press, 2006: 545-552.
- [10] GOPALAKRISHNAN V, HU Y, RAJAN D. Salient region detection by modeling distributions of color and orientation [J]. IEEE transactions on multimedia, 2009, 11(5): 892-905.
- [11] 杨威,付耀文,潘晓刚,等.弱目标检测前跟踪技术研究综述[J].电子学报,2014,42(9):1786-1793.
- [12] 周林,平西建,徐森,等.基于谱聚类的聚类集成算法[J].自动化学报,2012,38(8):1335-1342.
- [13] 黄仁,胡敏.综合颜色空间特征和纹理特征的图像检索[J].计算机科学,2014,41(增刊1):118-121.
- [14] LU S, MAHADEVAN V, VASCONCELOS N. Learning optimal seeds for diffusion-based salient object detection [C]//Columbus: IEEE computer society, 2014: 2790-2797.
- [15] JIANG B, ZHANG L, LU H, et al. Saliency detection via absorbing markov chain [C]//Columbus: IEEE computer society, 2014: 1665-1672.

(下转第 86 页)

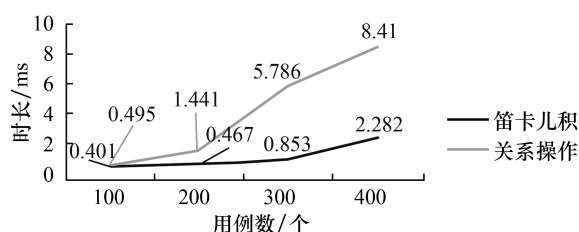


图4 计算时长随用例数增多的变化情况

Fig.4 The change of calculation time with increase in the number of cases

4 结 论

根据似然蜕变关系动态发现方法设计的算法及实现的似然蜕变关系发现工具能够依据测试数据找出计算函数程序的蜕变关系,而对于复杂的计算函数程序,该工具虽能找到似然蜕变关系,但其中可能存在伪似然蜕变关系.因此下一步工作要增加程序轨迹数据个数、扩充预设的关系形式库,为真正蜕变关系的构造提供有效的启发信息.

参考文献:

- [1] CHEN L, CAI L, LIU J, et al. A generating criterion of test cases based on equivalence classes for meta-morphic testing[J]. International journal of digital content technology & its applications, 2013, 7(5): 1184-1193.
- [2] 董国伟, 徐宝文, 陈林, 等. 蜕变测试技术综述[J]. 计算机科学与探索, 2009, 3(2): 130-143.
- [3] ZHOU Z Q, HUANG D H, TSE T H, et al. Metamorphic testing and its applications[C]//Proceedings of the 8th International Symposium on Future Software Technology. Tokyo: Software Engineers Association, 2004: 1-5.
- [4] CHEN T Y, FENG J, TSE T H. Metamorphic testing of programs on partial differential equations: a case study [C]//Proceedings 26th Annual International Computer Software and Applications. Oxford, England: IEEE Computer Society, 2002: 327-327.
- [5] MAYER J, GUDERLEI R. On random testing of image processing applications [C]//International Conference on Quality Software. Czech Republic: IEEE Computer Society, 2006: 85-92.
- [6] CHAN W K, HO J C F, TSE T H. Piping classification to metamorphic testing: an empirical study towards better effectiveness for the identification of failures in mesh simplification programs [C]//International Computer Software and Applications Conference. Beijing: IEEE, 2007: 397-404.
- [7] SIM K Y, PAO W K S, LIN C. Metamorphic testing using geometric interrogation technique and its applications [J]. Ecti transactions on computer and information technology, 2006, 1(2): 91-95.
- [8] CHAN W K, CHEUNG S C, LEUNG K P H. A metamorphic testing approach for on-line testing of service-oriented software applications[J]. International journal of web services research, 2007, 4(2): 61-81.
- [9] ZHANG J, CHEN D, Hao D, et al. Search-based Inference of Polynomial metamorphic relations [C]//Proceedings of the 29th ACM/IEEE international conference on Automated software engineering. New York: ACM, 2014: 701-712.
- [10] SU F H, BELL J, MURPHY C, et al. Dynamic Inference of Likely Metamorphic Properties to Support Differential Testing [C]//IEEE/ACM, International Workshop on Automation of Software Test. Austin, TX (USA): IEEE, 2015: 55-59.
- [11] (责任编辑: 扶文静)
- [16] YANG C, ZHANG L, LU H, et al. Saliency detection via graph-based manifold ranking [C]// IEEE conference on computer vision and pattern recognition. IEEE computer society, 2013: 3166-3173.
- [17] CHEN J, LI Z, HUANG B. Linear spectral clustering superpixel. [J]. IEEE transactions on image processing, 2017, 26(7): 3317-3330.
- [18] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods. [J]. IEEE transactions on pattern analysis & machine intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [19] RAO A V, MEASE K D. Eigenvector approximate dichotomic basis method for solving hyper-sensitive optimal control problems [J]. Optimal control applications & methods, 2015, 21(1): 1-19.
- [20] JIANG B, ZHANG L, LU H, et al. Saliency detection via absorbing markov chain [C]// IEEE international conference on computer vision. IEEE, 2014: 1665-1672.
- [21] 曾玖贞, 王超, 王彦, 等. 基于卷积神经网络的钢轨测量廓形畸变动态识别[J]. 南华大学学报(自然科学版), 2017, 31(1): 47-53.
- [22] (责任编辑: 龙威)

(上接第80页)