

自底向上的显著性目标检测研究综述

吴加莹¹ 杨 赛^{1,2} 堵 俊¹ 林宏达¹

(南通大学电气工程学院 江苏 南通 226019)¹ (南通先进通信技术研究院 江苏 南通 226019)²

摘 要 文中对显著性目标检测(Salient Object Detection)领域内的国内外发展现状进行了综述。首先,介绍了显著性目标检测的研究背景和发展历程;然后,根据各个模型所使用特征的不同,分别从手工设计特征和深度学习特征这两个方面对显著性计算进行综述,在论述基于手工设计特征的显著性计算的研究进展时,将其细分为基于对比度先验的显著性计算、基于前景先验的显著性计算以及基于背景先验的显著性计算 3 个子类,并对每个类别中的若干典型算法的建模思路进行了描述;最后,进行分析与总结,并指出显著性目标检测领域仍需解决的问题及未来的研究方向。

关键词 显著性目标检测,显著性先验,深度学习,显著图融合

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.03.006

Review of Bottom-up Salient Object Detection

WU Jia-ying¹ YANG Sai^{1,2} DU Jun¹ LIN Hong-da¹

(School of Electrical Engineering, Nantong University, Nantong, Jiangsu 226019, China)¹

(Nantong Research Institute for Advanced Communication Technologies, Nantong, Jiangsu 226019, China)²

Abstract This paper reviewed the current development status at home and abroad in the field of salient object detection. Firstly, this paper introduced the research background and development process of salient object detection. Then, aiming at the difference of the features used by each saliency model, it summarized the saliency calculation from two aspects of hand-crafted features and deep learning features. While the saliency calculation based on hand-crafted features are addressed, it is further classified into the following three subcategories, i. e. the saliency calculation based on contrast prior, the saliency calculation based on foreground prior, and the saliency calculation based on back ground prior. Meanwhile, this paper elaborated the basic ideas of saliency modeling in each subcategory. Finally, it discussed the problems to be solved and further research directions of salient object detection.

Keywords Salient object detection, Saliency prior, Deep learning, Fusion of saliency maps

1 引言

信息冗余问题是目前计算机进行视觉感知需要解决的最大问题之一,为此,计算机视觉领域的研究人员通过构建有效的视觉注意模型来提升计算机视觉系统处理海量数字媒体信息的能力。1998年,Itti等^[1]提出了第一个具有里程碑意义的显著性计算模型,从此大量的视觉显著性检测模型相继被提出。依据检测目的和模型功能的不同,视觉显著性检测可分为眼动点预测和显著性目标检测两个研究方向。近年来,显著性目标检测因在计算机视觉领域被广泛应用而得到了研究学者的更多关注。显著性目标检测算法又可以进一步分为自底向上模型和自顶向下模型,前者是无意识下受底层视觉信号直接刺激而产生的,而后者往往与特定的目标相关联。本文主要关注自底向上的显著性目标检测研究。

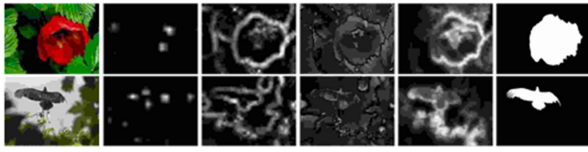
2 基于人工设计特征的显著性计算

2.1 基于对比度先验的显著性计算

图像场景中具有独特性的区域往往更能引起人类视觉的注意,因此显著性检测算法直观地引入对比度先验来衡量显著性。例如,Itti等^[1]提取了图像不同尺度下的颜色、方向和亮度特征,通过计算多尺度中心-周边差异得到不同特征的显著性图;Ma等^[2]通过计算像素与其邻域像素在CIELuv颜色空间的欧氏距离得到显著性值;Achanta等^[3]以像素点为中心选取不同的内部窗口和外部窗口,并将两个窗口之间的平均颜色特征距离作为像素的显著性值;而Goferman等^[4]在计算像素所在窗口的局部对比度时考虑了它们之间的空间位置关系。部分基于局部对比度的显著性检测算法的显著图如图1所示,这类方法只能检测到显著性目标的边界,会丢失内部区域。

收稿日期:2018-03-13 返修日期:2018-07-12 本文受江苏省普通高校自然科学基金(16KJB520037),南通大学-南通智能信息技术联合研究中心(KFKT2017A02)资助。

吴加莹 女,硕士,主要研究方向为机器视觉与模式识别;杨 赛 女,博士,讲师,主要研究方向为计算机视觉与机器学习;堵 俊 男,教授,主要研究方向为信号检测、信号及系统分析,E-mail:du.j@ntu.edu.cn(通信作者);林宏达 男,主要研究方向为计算机视觉与机器学习。



(a)原图 (b)IT^[1] (c)MZ^[2] (d)AC^[3] (e)CA^[4] (f)DGT

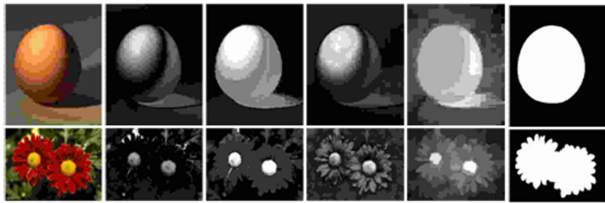
图 1 基于局部对比度的典型显著性检测算法的显著图

Fig. 1 Saliency maps obtained by adopting typical salient object detection algorithms based on local contrast prior

全局对比度的显著性检测方法在整个图像范围内衡量某一像素或超像素的奇异性。例如, Zhai 等^[5]通过计算某个像素与图像其余所有像素的颜色距离来衡量该像素的显著性; Cheng 等^[6]在 CIELab 颜色空间的 3 个通道分别计算像素在整幅图像上的全局对比度; Achanta 等^[7]将高斯低通滤波后的每个像素值与全局平均像素值之间的欧氏距离定义为图像的显著性值。对于具有 M 个元素的图像, 计算全局对比度的复杂度为 $O(M^2)$, 当图像尺寸较大时将非常耗时。为此, Cheng 等^[6]提出了 RC 算法, 其将图像分割为若干超像素, 同时考虑了空间距离和图像小块大小来计算每个图像小块在整幅图像内的颜色加权对比度。由后文中图 7 的结果可知, 与 LC, HC, FT 算法相比, RC 算法的查准率、查全率和 F-Measure 值明显更高。Cheng 等提出的超像素分割和基于区域的全局对比度的计算被很多后续算法所采用。

2.2 基于前景先验的显著性计算

部分基于全局对比度的显著性检测算法的显著图如图 2 所示。这类方法只能检测到图像中颜色最奇异的区域, 不能检测到整个目标区域。为此, 很多学者力图寻找一些先验的前景或者背景知识来提高显著性检测的精确性。例如, Jiang 等^[8]使用图割方法将图像快速分成不同的超像素块, 通过计算每个小块与近邻小块之间的颜色距离以及与中心区域之间的位置距离生成显著图; Yan 等^[9]将全局颜色对比度与中心先验的乘积作为单尺度下的显著性; Tong 等^[10]利用局部颜色对比度与中心先验的乘积来计算单尺度下的显著性值, 并使用多尺度加权融合得到像素级别的显著图。



(a)原图 (b)LC^[5] (c)HC^[6] (d)FT^[7] (e)RC^[6] (f)DGT

图 2 基于全局对比度的典型显著性检测算法的显著图

Fig. 2 Saliency maps obtained by adopting typical salient object detection algorithms based on global contrast prior

然而, 上述从前景目标出现在图像中心区域的角度出发进行显著性检测的方法, 对于目标实际位置并不在图像中心的例子会造成错误检测。如图 3(b)~图 3(d)所示, 当显著性目标偏离中心区域时, CBS, HS 以及 MSS 算法没有准确地检测到显著性目标。为此, Xie 等^[11]利用角点检测算法得到待

测图像的多个兴趣点, 并用包含这些兴趣点的最小凸多边形(即凸包)作为目标大致的位置信息来计算观测似然概率; 但是此模型的检测结果受凸包影响较大, 如图 3(e)所示, 当图像中的背景变得复杂时, 背景区域的角点相应地变多, 导致所检测的显著性区域的范围过大。而 Chang 等^[12]发现目标性和显著性能够相互促进, 因此提出基于图模型的能量方程将二者结合。受上述方法的启发, 杨赛等^[13]随机抽取图像中的若干个窗口, 通过计算每个窗口的目标性得到先验概率显著图, 完成对文献[11]中方法的改进。



(a)原图 (b)CBS^[8] (c)HS^[9] (d)MSS^[10] (e)CHB^[11] (f)DGT

图 3 基于前景先验的典型显著性检测算法的显著图

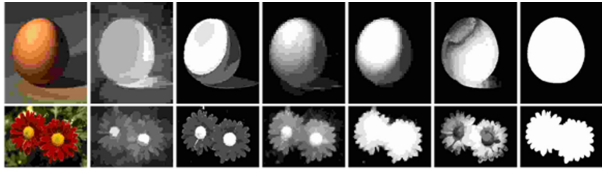
Fig. 3 Saliency maps obtained by adopting typical salient object detection algorithms based on foreground prior

2.3 基于背景先验的显著性计算

在 2012 年的国际会议 ECCV 上, Wei 等^[14]提出了背景先验的概念, 从背景与边界相连而非前景区域的性质入手, 以图像四周区域为背景基准, 定义了一种用测地线距离表示的显著性计算。从此之后, 如何更好地利用背景先验信息构造显著性检测模型, 成为了研究人员积极探讨的问题。该方法通常以超像素为计算单元, 将其中位于图像四周的超像素标定为背景种子点, 然后利用某种传播机制来估计未标定的超像素的显著性值。根据所使用的传播机制, 此类方法又可以进一步分为以下 3 类。

(1) 基于部分区域对比度的显著性计算

如果背景区域已经确定, 显著性目标区域则可以直观地被认定为与背景区域相比具有较高的特征对比度。Wei 等^[14]将图像小块的显著性定义为与图像四周边界的最短测地线距离。Zhu 等^[15]利用每个区域包含边界的比例定义边界连通性来进一步判定图像四周中的超像素是否属于背景, 从而得到更鲁棒的背景先验信息。另外, 计算重构残差也是使用频率较高的区域对比度量方法。例如, Li 等^[16]利用图像四周的超像素来构建背景词典, 将各个图像块投影在背景词典上, 分别获得其稠密和稀疏的表达系数, 并通过计算在该系数下各个图像块的稠密和稀疏重构误差得到显著图。这类方法也可以被推广到同时利用背景和前景种子点进行显著性计算的情景。例如, Tong 等^[17]使用超像素区域的 CIELab 颜色特征、RGB 颜色特征、LBP 和 HOG 等底层视觉特征计算对比度, 得到全局显著性线索图, 并利用此显著图分别构建背景和前景词典来计算重构残差, 从而得到局部显著性线索图。基于部分区域对比度的典型显著性检测算法的显著图如图 4 所示。与 RC 算法相比, GS, wCtr, DSR 算法不再只是凸显图像中颜色最奇异的区域, 还能够更好地抑制背景区域。



(a)原图 (b)RC^[6] (c)GC (d)GS^[14] (e)wCtr^[15] (f)DSR^[16] (g)GT

图4 基于部分区域对比度的典型显著性检测算法的显著图

Fig.4 Saliency maps obtained by adopting typical salient object detection algorithms based on partial region contrast

(2)基于图模型的显著性计算

此类方法的基本思想为:对于过分割后的图像,以超像素为节点、节点之间的相似性权重为边建立图模型,显著性信息可以通过图模型进行传播。例如, Yang 等^[18]提出了一种基于流行排序(Manifold Ranking)算法的显著性目标检测算法。该算法主要分两个步骤完成:1)采用4个边缘的超像素作为背景种子点,利用流行排序算法计算显著性线索图;2)根据第一阶段的显著图选择新的前景种子点,再次采用流行排序算法计算最终的显著图。Jiang 等^[19]通过对关系矩阵的特征分析得知某个节点的显著性等价为非零种子点的加权和,权值取决于该节点与种子点的相似性,因此提出对关系矩阵进行特征分解,找出最具判别性的特征向量组成新的关系矩阵以及种子点。Aytekin 等^[20]则提出使用卷积核函数网络来学习图模型中的连接权重系数。还有部分研究者从随机游走这一角度出发考虑图像的显著性区域检测问题。例如, Jiang 等^[21]把图像中的每个节点看作一个随机游走者,将每个随机游走者走到图像边界所用的时间看作该元素的显著性值。Sun 等^[22]只利用图像的左边界和上边界作为图像的背景点,将每一个节点的显著性定义为被图像的左边界和上边界上所有与该节点相似的虚拟吸收节点吸收的概率之和。基于图模型的典型显著性检测算法的显著图如图5所示。与DSR相比,GBMR,MAC,MAP的显著图的目标边界更清晰,这是因为基于区域对比度的显著性计算没有考虑区域之间的空间关系。



(a)原图 (b)DSR (c)GBMR^[18] (d)MAC^[19] (e)MAP^[22] (f)GT

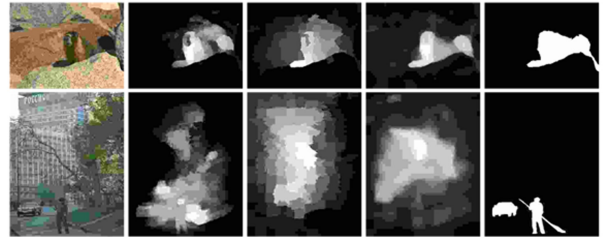
图5 基于图模型的典型显著性检测算法的显著图

Fig.5 Saliency maps obtained by adopting typical salient object detection algorithms based on graph model

(3)基于监督学习的显著性计算

基于监督学习的显著目标检测方法的本质就是在训练过程中学习特征的权重。Jiang 等^[23]对输入图像进行多尺度分割,进而提取高维度的区域特征,然后借助随机森林回归模型学习特征描述子到显著性值的映射,再利用最小二乘将得到的多层次上的显著性整合到显著图中。Lu 等^[24]假设图像边

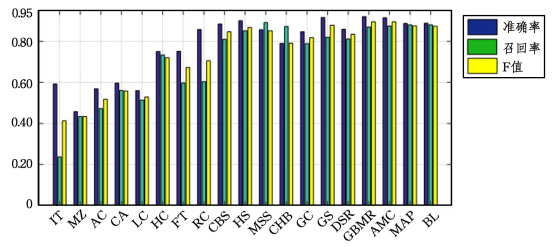
缘为背景,通过计算所有区域与背景区域的对比度来构建弱显著图,从而得到正负样本的训练集合,利用训练集合学习的强显著性检测模型对所有超像素样本进行测试,得到单尺度的强显著图,最终强显著图为多个尺度显著图的加和平均。Li 等^[25]提出使用马氏距离来度量超像素之间的距离,并选取部分前景和背景种子点作为训练样本学习其中的参数。最近, Aytekin 等^[26]提出了对边界连接和光滑条件进行编码的概率框架,该方法能够将基于图模型的方法和基于监督学习的方法进行一致性解释。基于监督学习的典型显著性检测算法的显著图如图6所示。基于部分区域对比度和图模型的显著性模型通过计算与背景的颜色对比度来凸显前景目标,当目标与背景的颜色相近时,DSR和GBMR算法的检测效果较差;对于BL算法,由于其使用监督学习对背景和前景区域进行区分,在某种程度上能够解决此问题。但当图像的场景更复杂时,DSR,GBMR和BL的效果都比较差。同时,由图7的结果可知,这些算法在包含复杂目标的SOD数据库上的查准率、查全率和F-measure值也比较低,其主要原因是这些算法都具有使用手工设计的特征。



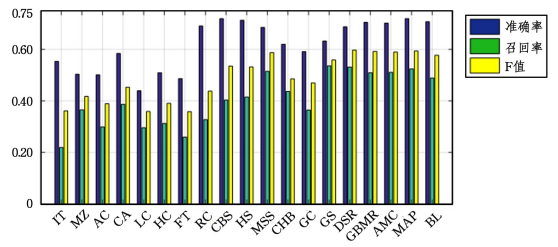
(a)原图 (b)DSR (c)GBMR^[18] (d)BL^[23] (e)GT

图6 基于监督学习的典型显著性检测算法的显著图

Fig.6 Saliency maps obtained by adopting salient object detection algorithms based on supervised learning



(a) ASD



(b) SOD

图7 本文所提到的显著性方法的准确率、召回率以及F值曲线
Fig.7 Precision, recall and F-measure for adaptive thresholds of saliency methods mentioned in this paper

3 基于深度学习的显著性计算

近年来,显著性检测领域涌现出了大量基于深度学习的

方法,且它们的性能明显优于以往的方法。Li等^[27]提出了一种基于多尺度深度特征(Multiscale Deep Features, MDF)的显著性检测算法,该算法在不同尺度下将图像分割为若干个超像素,使用 AlexNet 预训练模型来提取超像素自身所在矩形区域内的特征、在周围矩形区域内的局部对比度特征以及在整幅图像内的全局对比度特征,这3种特征被拼接起来对 CNN 网络参数进行微调,作为显著性检测器。Zhao等^[28]同样利用 CNN 提取超像素的局部和全局上下文特征,由于对图像进行单尺度分割,与 MDF 相比,该算法的复杂度大幅下降,检测时间缩短至 1/10。Wang等^[29]提出了一种局部估计与全局搜索相结合的显著性检测算法:在局部估计阶段,该算法使用滑动窗口方法提取每个像素所在的 51×51 图像小块作为包含 3 个卷积层和 3 个全连接层的 CNN 的输入,训练得到 DNN-L 检测器;在全局搜索阶段,结合使用前面阶段所得到的显著性图提取每个目标候选区域的 72 维特征来训练 6 层全连接神经网络,从而得到 DLL-G 检测器。上述 3 种基于深度神经网络的显著性检测算法虽然比先前工作取得了更优良的性能,但是仍然存在以下问题:1)为了配合 CNN 进行工作,往往需要将逐块或者逐点扫描得到的不同图像块送入神经网络,这些图像块即使是重叠的,也会被视为相互独立的样本,这样会忽略检测中发挥着关键作用的空间信息,同时在计算和存储过程中会产生大量的冗余信息;2)由于卷积神经网络包含多层卷积层和池化层,对图像进行显著性检测时得到的显著图比较模糊,显著性目标的边界不清晰;3)之前的工作中已证明有效的各种先验信息被基于 CNN 的方法完全抛弃了。

针对上述问题,相关人员随后展开了深入的研究。Chen等^[30]将通过选择性搜索方法对图像进行过分割得到的图像小块作为 CNN 的输入,与基于滑动窗口的检测方法相比,使用候选框将显著减少判断的窗口个数,并提高检测效率。针对 CNN 所提取的高层语义特征无法对目标位置进行精确定位的问题,研究人员采用将像素级别的显著性线索图与超像素级别的显著性线索图相结合的策略进行改进。例如, Li等^[31]将 VGG16 中的最后两个全连接层变成卷积核尺寸为 1×1 的卷积层作为预训练模型,得到像素级别的显著性线索图,使用空间池化策略得到超像素级别的显著性图。最近, Hu等^[32]提出了一种基于深度水平集的显著性检测算法,该算法分别对基于 CNN 的像素级别和超像素级别的显著性计算进行优化,其中使用水平集能量函数作为训练 CNN 的价值函数来达到对每个像素之间的空间关系建立模型的目的。Zhang等^[33]则提出了一种新颖的全连接卷积网络来学习深度不确定特征,从而实现更鲁棒、更精确的显著性目标检测。Lee等^[34]提出了一种底层特征和高层特征相结合的显著性目标检测算法,其中高层特征使用 GoogleNet 进行提取。

4 发展动态分析

综上所述,多种多样的显著性检测算法在近年来不断涌现,但该领域仍然存在以下问题。

1)基于图模型传播机制的显著性目标检测模型将输入图像的超像素作为节点,并利用节点之间的相似性来定义权重

构建图模型,进而构建空间信息传播模型。所使用的模型主要为流形排序和随机游走模型,但无论哪种方式都会将最终显著性表示为关联矩阵与种子点向量的乘积。由此可见,关系矩阵的计算和种子点的选取是此类方法的关键环节。因此,如何获得最优化的背景和前景种子点以及构建更充分表征图像结构信息的图模型是目前该领域的研究热点。

2)深度学习凭借其深层非线性网络结构能够从数据中学习到的复杂的特征和模型的优势,迅速成为显著性目标检测领域内的研究热点。这种高层语义特征在评测目标性方面具有明显优势,但在目标位置的精确定位方面却显得捉襟见肘。虽然目前已经出现了少量的改进方法,但此类方法在处理尺度和空间问题方面仍有很大的改进余地。

3)由于视觉显著性检测是一个不适定问题,目前国际上仍然没有关于显著性的准确定义。很多研究者根据自己的理解和假设,将总结出来的显著性目标特征作为先验知识进行显著性检测。为了使检测性能更具鲁棒性,以使得显著目标在具有挑战性的复杂场景中也能被凸显出来,将多种先验进行融合是更好的选择。另外,显著性目标或图像背景往往包含小尺度、高对比度的区域。由于没有关于显著性目标特定尺度的先验知识,因此很难在单一尺度上进行准确检测。为了整体突出显著目标,多尺度被越来越多地应用在显著性检测算法中。

结束语 本文对自底向上的显著性目标检测进行了综述。通过对国内外研究现状的分析可知,利用机器学习的方法可以在比较复杂的场景中获得良好的检测效果,有助于完成凸显著性这一终极目标。然而,在借助复杂机器学习方法达到精确度要求的同时,提高算法的计算速度同样需要引起研究人员的关注。总之,快速、准确地提取出显著目标区域是一个好的显著性目标检测算法致力达到的目的。

参考文献

- [1] ITTI L, KOCH C, NIEBUR A. 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.
- [2] MA Y F, ZHANG H J. Contrast-based image attention analysis by using fuzzy growing[C]// Proceedings of the 11th ACM Conference on Multimedia. New York: ACM, 2003: 374-381.
- [3] ACHANTA R, ESTRADA F, WILSON P, et al. Salient region detection and segmentation[C]// Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision Systems. Berlin: Springer-Verlag, 2008: 66-75.
- [4] GOFERMAN S, ZELNIK-MAMOR L, TAL A. Context-aware saliency detection[C]// Proceedings of the 23rd International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2010: 2376-2383.
- [5] ZHAI Y, SHAH M. Visual attention detection in video sequences using spatiotemporal cues[C]// Proceedings of the 14th ACM Conference on Multimedia. New York: ACM Press, 2006: 815-824.

- [6] CHENG M M, ZHANG G X, MITRA N J, et al. Global contrast based salient region detection[C]// Proceedings of the 24th International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2011: 409-416.
- [7] ACHANTA R, HEMAMI S, ESTRADA F, et al. Frequency-tuned salient region detection[C]// Proceedings of the 22nd Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2009: 1597-1604.
- [8] JIANG H Z, WANG J D, YUAN Z J, et al. Automatic salient object segmentation based on context and shape prior[C]// Proceedings of the 14th British Machine Vision Conference. Norwich, UK: British Machine Vision Association, 2011: 111-122.
- [9] YAN Q, XU L, SHI J P, JIA J Y. Hierarchical Saliency Detection[C]// Proceedings of the 26th International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2013: 1155-1162.
- [10] TONG N, LU H C, ZHANG L H, et al. Saliency detection with Multi-Scale Superpixels [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 21(9): 1035-1039.
- [11] XIE Y L, LU H C, YANG M H. Bayesian saliency via low and mid level cues [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(5): 1689-1698.
- [12] CHANG K Y, LIU T L, CHEN H T, et al. Fusing Generic Objectness and Visual Saliency for Salient Object Detection[C]// Proceedings of the 13th International Conference on Computer Vision. Los Alamitos: IEEE, 2011.
- [13] YANG S, ZHAO C X, XU W. A novel salient object detection method using bag-of-features[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(8): 1259-1273. (in Chinese)
杨赛, 赵春霞, 徐威. 一种基于词袋模型的新的显著性目标检测算法[J]. 自动化学报, 2016, 42(8): 1259-1273.
- [14] WEI Y, WEN F, ZHU W, et al. Geodesic saliency using background priors[C]// Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer-Verlag, 2012: 29-42.
- [15] ZHU W J, LIANG S, WEI Y C, et al. Saliency optimization from robust background detection[C]// Proceedings of the 27th International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2014: 2814-2821.
- [16] LU H C, LI X H, ZHANG L H, et al. Dense and sparse reconstruction error Based saliency descriptor[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2016, 25(4): 1592-1603.
- [17] TONG N, LU H C, ZHANG L H, et al. Salient object detection via global and local cues[J]. Pattern Recognition, 2015, 48(10): 3258-3267.
- [18] ZHANG L H, YANG C, LU H C, et al. Ranking saliency[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(9): 1-15.
- [19] JIANG P, VASCONCELOS N, PENG J L. Generic promotion of diffusion-based salient object detection[C]// Proceedings of the 15th International Conference on Computer Vision. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2015: 217-225.
- [20] AYTEKINA C, LOSIFIDIS A, KIRANYAZ S, et al. Learning graph affinities for spectral graph-based salient object detection [J]. Pattern Recognition, 2017, 64(4): 159-167.
- [21] JIANG B W, ZHANG L H, LU H C, et al. Saliency detection via Absorbing Markov Chain[C]// Proceedings of the 14th International Conference on Computer Vision. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2013: 1665-1672.
- [22] SUN J, LU H, LIU X. Saliency Region Detection based on Markov Absorption Probabilities [J]. IEEE Trans Image Process, 2015, 24(5): 1639-1649.
- [23] JIANG H Z, YUAN Z J, CHENG M M, et al. Salient object detection: a discriminative regional feature integration approach [C]// Proceedings of the 26th International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2013: 2083-2090.
- [24] LU H C, TONG N, ZHANG X N, et al. Co-bootstrapping saliency [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(1): 414-425.
- [25] LI S, LU H C, ZHE L, et al. Adaptive metric learning for saliency detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3321-3331.
- [26] AYTEKINA C, LOSIFIDIS A, KIRANYAZ S, Gabbouj M. Probabilistic saliency estimation[J]. Pattern Recognition, 2018, 74(2): 359-372.
- [27] LI G, YU Y. Visual saliency based on multiscale deep features [C]// Proceedings of the 28th International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2015: 5455-5463.
- [28] ZHAO R, OUYANG W, LI H, et al. Saliency detection by multi-context deep learning[C]// Proceedings of the 28th International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2015: 1265-1274.
- [29] WANG L, LU H, RUAN X, et al. Deep networks for saliency detection via local estimation and global search[C]// Proceedings of the 28th International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2015: 3183-3192.
- [30] CHEN J, CHEN J, LU H, et al. CNN for saliency detection with low-level feature integration [J]. Neurocomputing, 2017, 226(C): 212-220.
- [31] LI G, YU Y. Deep contrast learning for salient object detection [C]// Proceedings of the 29th International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2016: 478-487.
- [32] HU P, SHUAI B, LIU J, et al. Deep level sets for salient object detection[C]// Proceedings of the 30th International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2017.
- [33] ZHANG P, WANG D, LU H C, et al. Learning uncertain convolutional features for accurate saliency detection[C]// Proceedings of the 16th International Conference on Computer Vision. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2017: 1665-1672.
- [34] LEE G, TAI Y W, KIM J. ELD-Net: An efficient deep learning architecture for accurate saliency detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, PP (99): 1.