



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2015
12
VOL.20

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



特征点检测 P1639



第20卷第12期（总第236期）

2015年12月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文
编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
邮政信箱 北京9718信箱
邮 编 100101
电子信箱 jig@radi.ac.cn
电 话 010-64807995
网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

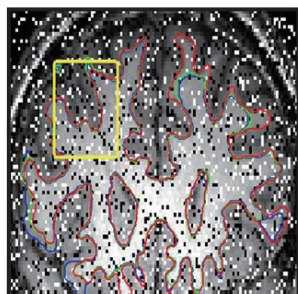
Title inscription: Song Jian Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

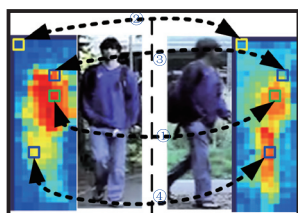
Editor-in-Chief LI Xiaowen
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics
P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China
Zip code 100101
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-64807995
Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 50.00元



融合全局和局部相关熵的图像分割(第1619页)



多方向显著性权值学习的行人再识别(第1674页)



混合编码差分进化粒子群算法及多示例学习的高光谱影像降维与分类(第1689页)

综述

遥感影像变化检测算法综述

佟国峰, 李勇, 丁伟利, 岳晓阳1561

图像处理和编码

紧框架域混合正则化模型在图像恢复中的应用

李旭超, 马松岩, 边素轩1572

色彩熵在图像质量评价中的应用

徐琳, 陈强, 汪青1583

图像分析和识别

字典学习和稀疏表示的海马子区图像分割

时永刚, 王东青, 刘志文1593

阈值标记的分水岭彩色图像分割

张海涛, 李雅男1602

改进K-means活动轮廓模型

张倩颖, 吴纪桃, 谢晓振, 王晓涛1612

融合全局和局部相关熵的图像分割

黄扬, 郭立君, 张荣1619

递进的迭代脉冲噪声检测

孙劲光, 黄旭1629

对数极坐标系下尺度不变特征点的检测与描述

陶涛, 张云1639

子块鉴别分析的路面裂缝检测

钱彬, 唐振民, 徐威, 陶玉婷1652

多尺度构图先验的显著目标检测

王娇娇, 刘政怡1664

多方向显著性权值学习的行人再识别

陈莹, 霍中花1674

基于最大相关熵准则的2维主成分分析

赵丽美, 贾维敏, 王标标, 于强1684

遥感图像处理

混合编码差分进化粒子群算法及多示例学习的高光谱影像降维与分类

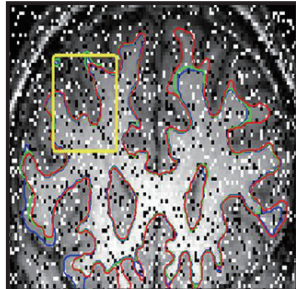
高红民, 李臣明, 王艳, 谢科伟, 陈玲慧, 何振宇1689

InSAR中应用可靠度导向改进的分级表相位展开算法

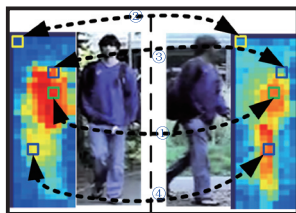
宋芳, 李勇, 余涛1699

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Integration of global and local correntropy image segmentation algorithm(P1612)



Person re-identification based on multi-directional saliency metric learning(P1674)



Dimension reduction and classification for hyperspectral image based on particle swarm optimization and differential evolution algorithm with hybrid encoding and multiple instance learning(P1689)

Review

Review of remote sensing image change detection

Tong Guofeng, Li Yong, Ding Weili, Yue Xiaoyang 1561

Image Processing and Coding

Applying a hybrid regularization model in a tight frame domain to image restoration

Li Xuchao, Ma Songyan, Bian Suxuan 1572

Application of color entropy to image quality assessment

Xu Lin, Chen Qiang, Wang Qing 1583

Image Analysis and Recognition

Segmentation of hippocampal subfields using dictionary learning and sparse representation

Shi Yonggang, Wang Dongqing, Liu Zhiwen 1593

Watershed algorithm of color image segmentation with threshold mark

Zhang Haitao, Li Yanan 1602

Improved K-means active contours stem

Zhang Qianying, Wu Jitao, Xie Xiaozhen, Wang Xiaotao 1612

Integration of global and local correntropy image segmentation algorithm

Huang Yang, Guo Lijun, Zhang Rong 1619

Progressive iterative impulse noise detection

Sun Jinguang, Huang Xu 1629

Detection and description of scale-invariant keypoints in log-polar space

Tao Tao, Zhang Yun 1639

Pavement crack detection algorithm based on sub-patch discriminant analysis

Qian Bin, Tang Zhenmin, Xu Wei, Tao Yuting 1652

Multi-scale saliency detection based on composition prior

Wang Jiaojiao, Liu Zhengyi 1664

Person re-identification based on multi-directional saliency metric learning

Chen Ying, Huo Zhonghua 1674

Two-dimensional principal component analysis based on maximum correntropy criterion

Zhao Limei, Jia Weimin, Wang Biaobiao, Yu Qiang 1684

Remote Sensing Image Processing

Dimension reduction and classification for hyperspectral image based on particle swarm optimization and differential evolution algorithm with hybrid encoding and multiple instance learning

Gao Hongmin, Li Chenming, Wang Yan, Xie Kewei, Chen Linghui, He Zhenyu 1689

Reliability-guided phase unwrapping algorithm based on improved classification table for InSAR

Song Fang, Li Yong, Yu Tao 1699

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2015)12-1664-10

论文引用格式: Wang J J, Liu Z Y. Multi-scale saliency detection based on composition prior[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(12): 1664-1673. [王娇娇, 刘政怡. 多尺度构图先验的显著目标检测[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(12): 1664-1673.] [DOI:10.11834/jig.20151211]

多尺度构图先验的显著目标检测

王娇娇, 刘政怡

安徽大学计算机科学与技术学院, 合肥 230601

摘要: 目的 针对基于对比度的显著检测方法,因忽略了特征的空间分布而导致准确性不高的问题,启发于边界先验关于图像空间布局的思想,提出构图先验的显著检测方法。方法 假定目标分布于三分构图线周围,根据相关性比较计算显著值。首先,对图像进行多尺度超像素分割并构造闭环图;其次,提取构图线区域超像素特征并使用 Manifold Ranking 算法计算显著目标与背景的分佈;然后,从目标和背景两个角度对显著值进行细化并利用像素区别性对像素点的显著值进行矫正;最后,融合多尺度显著值得到最终显著图。结果 在公开的 MSRA-1000、CSSD、ECSSD 数据集上验证本文方法并与其他算法进行对比。本文方法在各数据集上准确率最高,分别为 92.6%、89.2%、76.6%。且处理单幅图像平均时间为 0.692 s,和其他算法相比也有一定优势。结论 人眼视觉倾向于在构图线周围寻找显著目标,构图先验是根据人眼注意机制研究显著性,具有合理性,且构图先验的方法提高了显著目标检测的准确性。

关键词: 显著目标检测;多尺度;构图先验;三分构图法;流行排序

Multi-scale saliency detection based on composition prior

Wang Jiaojiao, Liu Zhengyi

College of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei 230601, China

Abstract: **Objective** Saliency detection is a fundamental part of computer vision applications, the goal is to detect important pixels or regions in an image which attracts human visual attention most. Recently, people have proposed boundary prior, or background information to enhance saliency detection. Such methods even achieve state-of-the-art result, suggesting that boundary prior is effective. Compared with most existing bottom-up methods which consider saliency based on the contrast between salient objects and their surrounding regions, boundary prior characterizes the spatial layout of image regions with respect to image boundaries. Inspired by this idea, we propose image composition prior to detect saliency. Observing from images, we find salient objects usually placed in center regions while background lies in boundary regions. And images are usually formed with some composition rules, such as Rule of Thirds. **Method** We propose composition prior method by assuming objects are distributed near composition lines. We select regions near composition lines as initial seeds, and compute saliency according to feature relevance. To be specific, firstly, we segment the image into multi scales and construct a close-loop graph where each node is a super pixel. Secondly, we use nodes which near composition lines as queries, and extract their features to rank the relevancies of all the other regions by Manifold Ranking, and then compute saliency based on the ranking result. Thirdly, according to the last step, we iteratively refine saliency

收稿日期:2015-05-11;修回日期:2015-08-15

基金项目:高等学校博士学科点专项科研基金课题(20133401110009);安徽高校省级自然科学基金项目(KJ2015A009)

第一作者简介:王娇娇(1990—),女,安徽大学计算机科学与技术学院计算机应用技术专业在读硕士研究生,主要研究方向为人工智能。E-mail: 331926854@qq.com

Supported by: Project Supported by the Natural Science Foundation of the Anhui Higher Education Institutions of China (KJ2015A009)

in the perspective of both object and background. Then assign the saliency value to each pixel. Considering the distinctness of different pixels in the same region, we need to correct their saliency. We choose to add a correction value to each pixel based on their distance to feature center. Finally, the saliency detection is carried out by integrating multi-scale saliency. **Result** In comparison experiments on datasets of MSRA-1000, CSSD, and ECSSD, our method performs well when against the state-of-the-art methods. It gets highest precision on three datasets (92.6%, 89.2%, and 76.6% respectively). The average run time of a single image is 0.692, which still has some advantages compared with other algorithms. **Conclusion** This study presents a new salient detection method based on composition prior. Human vision has the tendency of detecting saliency from regions near composition lines rather than image boundaries. Composition prior detects saliency based on human vision mechanism. Experimental results demonstrate detect saliency in the perspective of image composition is reasonable, and using composition prior can improve the detecting accuracy.

Key words: saliency detection; multi-scale; composition prior; the rule of thirds; manifold ranking

0 引言

人类视觉能在一个场景中迅速捕获感兴趣位置,在视觉注意的引导下,人们可以检测出图像中的显著信息。显著目标检测就是模拟人类视觉检测图像中最重要、最有信息的部分。正确提取这些区域可以大大提高图像处理效率和准确性,从而可以应用在大量的视觉问题上,比如图像分割、目标识别、图像压缩,以及基于内容的图像检索等研究。视觉显著检测的重要性吸引了研究者们广泛的关注,近年来人们提出了很多算法。

显著性源于视觉的独特性、不可预测性。根据人类视觉特点,视觉显著性检测可以分为自底向上与自顶向下两类。自底向上的方法是根据图像属性特征的数据驱动的显著检测过程,而自顶向下的方法是根据高层知识的任务驱动的显著检测过程。

早期方法都是属于自底向上的基于图像属性对比度特征的显著检测,比如 Koch 和 Ullman 在文献[1]里提出基于底层特征对比度的中心-周围模型。Itti 在文献[2]中提出高斯差分方法的图像显著检测。根据这些思想,人们提出大量延伸算法。文献[3]使用基于全局颜色对比度的计算方法;文献[4-5]提出检测有区别性的图案;文献[6]基于图像颜色对比度计算每个像素的显著性;文献[7]将 Itti 等人的特征图归一化来突出显著部分。但是由于目标之间的行为差异,对比度特征的适应性不足,虽然人们提出很多计算模型,但是很难适用于所有情况。

针对上述问题,近年来研究人员使用边界先验

知识的方法,即假定背景分布于图像边界部分,根据背景分布从而剔除背景得到显著目标。文献[8]假定图像边界接触的图像块都是背景;文献[9]将与图像边界的对比度作为学习的特征;文献[10]提出图像的4个边界通常都是背景区域的先验知识,将图像边界假定为背景。这些方法都是健壮的,因为它们描述了图像关于边界的空间布局,这种特征对图像有一个直观的几何描述,即使图像内容发生变化也有很好的稳定性,这种独特的优势是之前提出的算法所没有的,可以用来加强传统对比度方法的计算。

启发于边界先验的思想,类似地,本文研究融合高级视觉先验知识的显著性检测方法,并提出构图先验知识。关于构图的方法在显著检测上的应用,前人也有研究,文献[10]作者从构图的角度研究发现图像中的4个边界通常都是背景;文献[11]引入摄影构图方法中的 focusness 来计算显著性。而本文从目标分布的角度,假定目标分布于构图线附近,并从最常见的三分构图法角度出发,根据图像元素(超像素)与三分构图线周围区域特征的相关性描述图像的显著性,利用多尺度显著计算的方法加强显著检测的准确性。

1 多尺度构图先验

通过观察可知,图像中的目标与背景分布是具有区别的。图像在生成时,根据人眼视觉习惯人们通常会将目标放置于图像的中央部分,而背景通常放置于图像的边界部分。如此说来,一幅图像生成时,它是遵循一定的构图法则,而最普遍使用的构图

方法是三分构图法,即常见的“九宫格”。所谓三分构图,它是将画面的横向和纵向平均分成3份,线条交叉处叫做趣味中心。当人们在观察自然景象时,目光会优先被吸引到趣味中心的位置。所以在拍照时尽可能将主体事物安排在趣味中心的附近。显著目标检测是模拟人类视觉感知特征,来提取图像中最主要部分。人眼在获取自然景象时,通常会将目光集中在图像中心附近的位置,即中心先验。中心先验已经被应用于显著性检测[4,12],并且取得了一定的效果。相应的,三分构图法符合人眼视觉感知习惯。

主体目标通常被设置在构图线周围,本文将这样的知识称为构图先验。根据这一知识,本文提出基于构图先验的显著目标检测方法,即提取构图线附近超像素的特征来检测图像的显著目标。本文使用构图先验知识的方法,初始化将构图线区域像素设置为目标即种子,其余为背景,提取目标区域特征,并根据相关性排序算法计算,运用分类的思想得到目标与背景的分布。其次,为提高显著检测的准确性,从两个方面对结果进行细化。一是目标角度,把检测到的目标再一次作为种子进行迭代计算;二是背景角度,考虑到有的图像并不是完全符合三分构图法的,把检测到的背景作为种子,进行一次迭代检测背景,并将背景剔除,将结果和目标角度得到的结果融合。

输入一幅图像,首先将图像分割成超像素,并以每个超像素为节点构建闭环图。其次,提取构图线附近超像素的特征并使用 Manifold Ranking 计算显著性。最后,将超像素级显著值分配到像素级得到最终显著图。

同时,因为不同图像中显著目标的大小是未知的,那么超像素分割的尺度会对实验结果产生影响,因此本文将图像从粗到细分割成3个超像素尺度,计算多尺度显著性来提高显著目标检测的准确性。超像素分割尺度越粗,显著性的计算可以保持目标内部显著性的均匀性,但如果超像素分割有误差时,对最终结果影响越大。相应地,超像素分割越细,超像素区域分割出现误差时,对显著计算的影响越小,但是目标内部显著性不够均匀。多尺度的方法可以保持和弥补不同尺度分割的优缺点,可以减少尺度分割不准确造成的误差。

2 本文方法

本文算法主要包括:多尺度分割、显著计算、多尺度融合。方法流程如图1所示。其中显著计算包括构造闭环图、Manifold Ranking 算法计算显著值、两个角度对显著值的细化、超像素内像素点显著值的矫正。

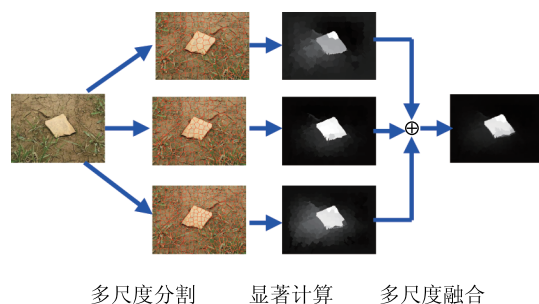


图1 算法示意图

Fig. 1 Method flow chart

2.1 多尺度分割

给定一个图像 I , 由粗到细地将图像分割成3个超像素尺度。具体使用 SLIC 算法^[13], 其中对超像素设置不同的大小以此进行多尺度分割。然后分别计算图像在每个尺度下的显著值, 分别记为 S_1 、 S_2 、 S_3 。

2.2 基于构图先验的显著计算

构图先验的显著目标检测算法流程图如图2所示, 本文方法分别在每个尺度上进行显著计算。首先根据超像素分割结果将图像构造成闭环图, 每个超像素为图上的节点; 其次分别以每条三分线上的节点为询问节点, 提取特征根据 Manifold Ranking 算法计算图像上每个超像素的显著性; 最后对显著值进行细化, 并将超像素的显著值分配到超像素内的像素点, 对像素点的显著值进行矫正后得到最终的显著图。

2.2.1 构造闭环图

根据超像素分割结果, 把每个超像素当做一个节点来构造图结构。因为相邻节点可能有相似的形状及显著值, 因此使用 k -正则图表示节点间的空间关系。首先, 设置每个节点不仅和相邻节点连接, 还和有公共边的节点连接, 以这样的方式将节点的度扩展为 k 。其次, 把图像的四边当作是连接的, 边界上的每一对节点也视作毗邻的。这样得到一个闭环图, 如图3所示。

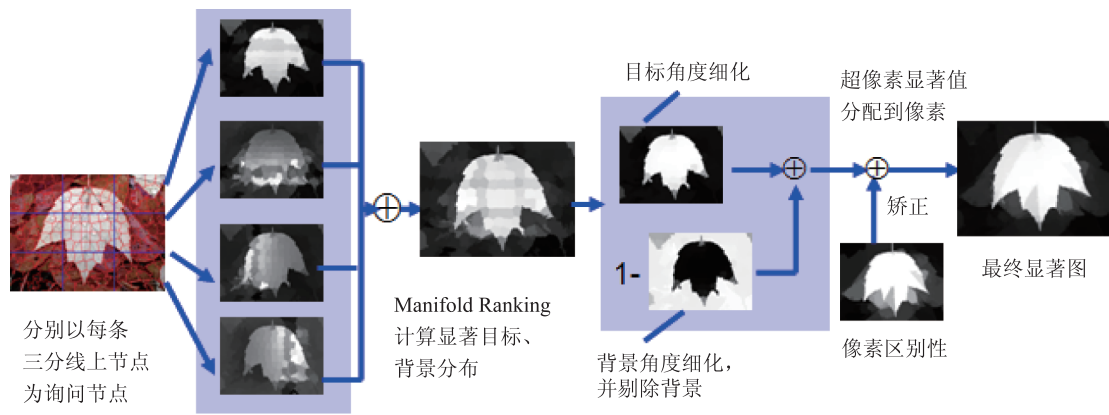
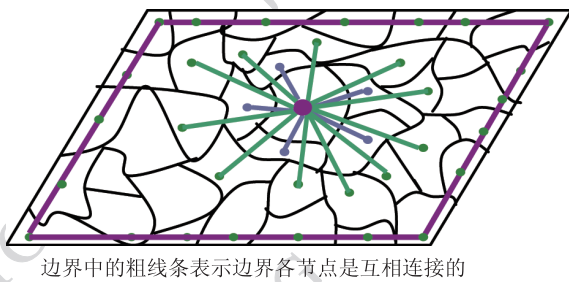


图2 构图先验的显著目标检测流程图

Fig. 2 Composition prior based saliency detection



边界中的粗线条表示边界各节点是互相连接的

图3 分割超像素构造闭环图结构

Fig. 3 Segment super pixels and construct a close-loop graph

2.2.2 Manifold Ranking 算法

文献[14]提出流行性排序算法,它利用数据(或图像)的内在流行结构获得类别标签。根据这种分类的思想,可以对图像内容进行分类,分别标记为背景、目标。给定一个数据集 $X = \{x_1, \dots, x_l, x_{l+1}, \dots, x_n\} \in \mathbf{R}^{m \times n}$, 其中一些数据点标记为询问节点,其余根据它们和询问节点的相关性排序。令 $f: X \rightarrow \mathbf{R}^n$ 表示排序函数,给 x_i 分配一个排序值 f_i 。 f 可以看做一个向量 $f = [f_1, \dots, f_n]^T$, 令 $y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ 为指示向量, $y_i = 1$ 表示 x_i 是询问节点, $y_i = 0$ 反之。随后构建一个图 $G = (V, E)$, 节点 V 代表集合 X , 边 E 由一个关联矩阵 $W = [w_{ij}]_{n \times n}$ 加权, 给定 G , 次数矩阵即为 $D = \text{diag}\{d_{11}, \dots, d_{nn}\}$, $d_{ii} = \sum_j w_{ij}$ 。

询问的最优排序为

$$f^* = \arg \min_f \frac{1}{2} \left(\sum_{i,j=1}^n w_{ij} \|f_i / \sqrt{d_{ii}} - f_j / \sqrt{d_{jj}}\|^2 + \mu \sum_{i=1}^n \|f_i - y_i\|^2 \right) \quad (1)$$

μ 控制平滑限制和拟约束的平衡,也就是说一个好的排序算法,要使邻近的点之间相关性变化

不大。可以使用一个非归一化拉普拉斯矩阵得到排序函数

$$f^* = (D - \alpha W)^{-1} y \quad (2)$$

2.2.3 显著计算

计算中依次把三分构图线所包含的节点当做询问节点,计算每个节点的平均 Lab 空间的色特征,通过 Manifold Ranking 算法对图中节点与询问节点进行相关性比较,即式(2),根据相关性比较得到4个关于显著目标与背景的分布图,然后再将4个图整合,得到第1阶段显著目标与背景的粗略分布图。

以距离图像上边界三分之一处的构图线为例,把这条构图线上节点当作询问节点,其他节点为数据节点,此时指示向量 y 就是固定的了,其他所有节点根据式(2)排序, f^* 是一个 N 维向量 (N 表示图中所有节点的个数,即超像素的个数)。向量中每个元素表示该节点和询问节点的相关性,然后本文对向量进行归一化处理,使向量中的值在0到1之间,即 $\bar{f}^*$, 得到以该三分线上节点为询问节点计算出的显著图,

$$S_{ig} = \bar{f}^*(i), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

式中, i 表示图中的超像素节点,类似的得到其他3个显著图,把它们整合,得到显著图,标记为 S_g , 即

$$S_g(i) = S_{ig}(i) + S_{bg}(i) + S_{lg}(i) + S_{rg}(i) \quad (4)$$

至此,得到显著目标和背景的粗略分布的显著图,过程如图4所示,下面对检测结果进行进一步的细化。

2.2.4 细化显著图

1) 目标角度。根据上面检测的结果,将检测到的为显著目标的超像素作为询问节点,再一次通过 Manifold Ranking 算法和图中其他节点进行相关性比较,得到更精确的显著目标分布,并将得到的结果记为 S_o , 结果如图5所示。

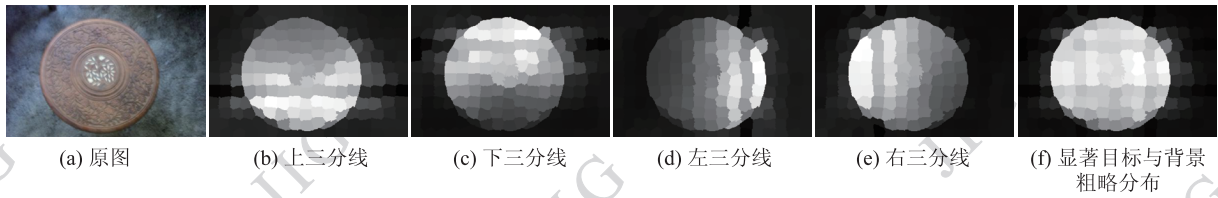


图4 显著计算得到显著目标与背景分布

Fig. 4 Distribution of salient object and background

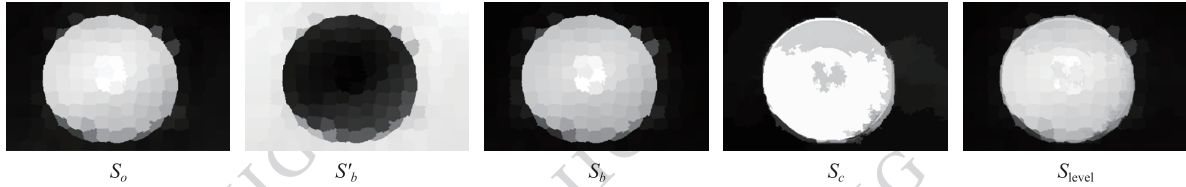


图5 图4(a)各阶段得到显著值与最终显著图

Fig. 5 Saliency map of different stages

2) 背景角度。考虑到有的图像并不是完全符合三分构图法,为了获得更完整的显著目标信息,从背景的角度出发来检测背景并剔除背景,根据上述结果首先计算 $(1 - f^*)$,即将检测结果中背景部分的节点设为1,目标节点设为0,将背景节点作为询问节点,使用 Manifold Ranking 算法进行相关性比较得到与背景相关的节点的分布 S'_b ,随后将背景剔除,即 $S_b = 1 - S'_b$ 得到显著目标分布图 S_b ,如图5所示。

最后将目标角度与背景角度所得到的显著图结合,即

$$S_{\text{level}} = S_o + S_b \quad (5)$$

2.3 超像素内像素显著值矫正

根据上述运算,每个阶段中都是把超像素的显著值,直接分配到超像素内的所有像素点上。但考虑到超像素内的像素点的区别性,如果把超像素的显著值直接分配到超像素内每个像素上,结果会有一定的误差,所以需要误差进行一定的矫正。本文考虑超像素内像素点距离颜色中心位置的关系,并以此为像素点分配矫正显著值。具体来说,首先计算超像素内每个像素点与超像素 Lab 颜色空间平均颜色位置的 χ^2 距离记为 $d_{\text{color}}(r_i, r_k)$ 。

超像素内每个像素点的矫正为 S_c ,如图5所示。计算公式为

$$S_c(p) = \frac{\sum_{i=1}^R T(r_i) (\|I_p - c_i\| + \varepsilon)^{-1} \delta(p \in r_i)}{\sum_{i=1}^R (\|I_p - c_i\| + \varepsilon)^{-1} \delta(p \in r_i)} \quad (6)$$

式中, r_i 表示 i 超像素, ε 是常数, c_i 是区域 r_i 的颜色中心, $\|I_p - c_i\|$ 是像素 p 到颜色 r_i 的中心的颜色距离, $\delta(\cdot)$ 是指示函数, $T(r_i)$ 是给每个超像素分配的权值,即

$$T(r_i) = -w_i \log \left(1 - \sum_{k=1}^K \alpha_{ik} d_{\text{color}}(r_i, r_k) \right) \quad (7)$$

考虑到像素越接近图像中心越可能是显著目标像素,采用高斯下降权重模型,定义为

$$w_i = \exp(-9(dx_i)^2/w^2 - 9(dy_i)^2/h^2) \quad (8)$$

式中, w, h 分别表示图像的宽度与长度, (dx_i, dy_i) 表示 r_i 超像素内所有像素点到图像中心的平均空间距离。

最后把矫正的值加到每个像素上,即

$$S_{\text{level}} = S_{\text{level}} + S_c \quad (9)$$

2.4 多尺度显著融合

对应各尺度,进行上述计算,最后将 level1、level2、level3 这3个尺度分别得到的显著值融合(图6),得到最终的显著图分布,即

$$S = S_1 + S_2 + S_3 \quad (10)$$

2.5 算法分析

算法1 基于 Manifold Ranking 多尺度构图先验显著计算

输入:1幅图像和参数。

1) 根据参数将输入图片分割成多尺度超像素 level1、level2、level3。

2) 在相应尺度下,将超像素作为节点构造闭环图,计算次数矩阵 D ,以及关联矩阵 W 。并计算 $(D - \alpha W)^{-1}$, α 设置为0.99。

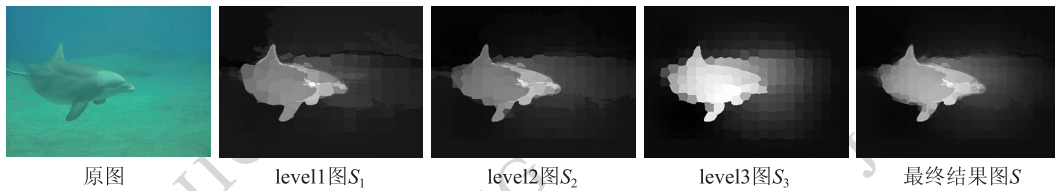


图6 多尺度融合

Fig. 6 Multi-scale integration

3) 使用指示向量 y , 根据式(2)来计算每条构图线的显著图, 然后根据式(4)计算 S_g 。

4) 自适应阈值方法对 S_g 进行二值化分割, 大于阈值的节点被标记为目标询问节点构造指示向量 y , 使用式(2)(3)计算 S_o 。

5) 计算 $1 - S_g$ 并二值化, 将检测的背景作为询问节点, 构造指示向量 y , 使用式(2)(3)得到 S'_b , 计算 $1 - S'_b$, 结果记为 S_b 。使用式(5)得到 S_{level} 。

6) 对超像素内像素点的显著值进行校正。

7) 式(10)对相应尺度下的显著值进行融合, 得到 S 。

输出: 显著图 S , 代表每个像素点的显著值。

算法2 对超像素内像素点的显著值进行校正

1) 计算相邻超像素间的颜色距离 $d_{\text{color}}(r_i, r_k)$, 以及超像素内每个像素点距离图像中心的空间距离 w_i , 然后根据式(7)(8)计算每个超像素分配的权值。

2) 根据式(6)计算超像素内每个像素点的矫正值。

3) 式(9)将矫正的值加到每个像素上。

其中算法1中的步骤6), 为超像素内像素点的显著值矫正, 具体过程为算法2所示。对于算法1, 它是以超像素作为基本处理单位, 而且排序算法的解只需要进行一次矩阵的逆运算, 算法效率很高, 而对于多尺度计算使用并行计算的方法可以节省很多运行时间。步骤6)中像素级别的矫正过程需要在超像素级别上计算每个超像素的权值, 然后要在像素级别上计算每个像素点的矫正值, 时间复杂度较高。实验中将对本算法和本算法不加矫正(即不加步骤6))的运行时间以及准确率进行比较。

3 实验结果

实验分别在3个数据集上评估本文算法, 数据集包括: MSRA-1000^[15]、CSSD^[16]、ECSSD^[16], 分别

评估 Precision、Recall、F-measure, 以及运行时间这几个指标。对比本文算法与单一尺度的方法, 以及本文算法和其他算法的比较。对比算法选用当前最先进算法中的6种, 包括: GS-SP^[9], MR^[10], HS^[16], AMC^[17], PCA^[18], SF^[19]。其中 GS-SP 算法和 MR 算法是关于边界先验的算法。

实验平台: 所有程序都是在 Pentium(R) Dual-Core CPU(E5500) 2.80 GHz 内存 2 GB 的 PC 上实现。本文方法使用 Matlab(R2010b), 对比算法来自各作者提供的公开代码。

3.1 数据集

MSRA-1000: 该数据集是 MSRA 数据集的子集, 它包含 1 000 幅图像的测试集, 并由人工精确标注了显著区域。

CSSD: 包含 200 幅图像, 并有人工标记的显著目标模板, MSRA 数据集有大量不同内容的图像, 但背景结构一般都比较简单。CSSD 包含各种不同图案的背景、前景, 更能代表自然图像的一般情况。

ECSSD: 是 CSSD 数据集的扩充, 包含 1 000 幅精确标注显著区域图像, 相对来说更有挑战性, 更接近自然图像。

3.2 评估标准

给定显著图, 采用3个标准来评估不同方法的量化性能: Precision(准确率)、Recall(召回率)、F-measure, 并绘制 Precision-Recall 曲线(PR 曲线)以及各指标的直方图。具体地, Precision 表示正确分配到提取区域中显著像素的比例, 即

$$P = \frac{\sum_x g_x a_x}{\sum_x a_x} \quad (11)$$

式中, $\sum_x g_x$ 为基准二值图; $\sum_x a_x$ 为检测结果二值图。Recall 表示定义为显著像素关于模板数量的比例, 即

$$R = \frac{\sum_x g_x a_x}{\sum_x g_x} \quad (12)$$

在计算显著性区域时, Precision 和 Recall 往往相互影响, 一种检测方法的 Precision 提高时 Recall 可能会有所下降, 因此使用一种新的评价参数 F-measure 来衡量算法的整体性能, 即

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

式中, β^2 为控制精确性和完整性的权值, 其值设为 0.3, 强调准确率的重要性。

通过将阈值 T_f 设定为 0 到 255 之间, 即将每幅图像分割为 256 个二值图, 进而计算得到 256 个 Precision 和 Recall。然后以 Recall 为横轴, Precision 为纵轴, 得到 Precision 随 Recall 变化的曲线, 即 P-R 曲线来衡量显著性检测算法的好坏。得到的曲线越

高, 说明检测的效果越好。

3.3 实验结果

3.3.1 评估本文算法

如图 7(a) 所示是在数据集 MSRA-1000 上评估了单一尺度即 level1、level2、level3 以及多尺度融合的结果, 结果表明所示多尺度的效果要比使用单个尺度的显著目标检测精度高。图 7(b) 所示是对超像素内像素点进行矫正 (correction) 与不进行矫正 (no correction) 方法的比较。结果表明矫正后的算法明显比不矫正的效果好。

3.3.2 MSRA-1000 数据集上比较

图 8(a) 所示是本文算法在 MSRA-1000 数据集上的实验对比结果。图 8(b) 所示 Precision, Recall, F-measure 的 3 个指标的评估。结果表明本文算法和 MR、AMC 算法的指标评估水平相当, 但本文方法准确率更高, 达到 92.6%。

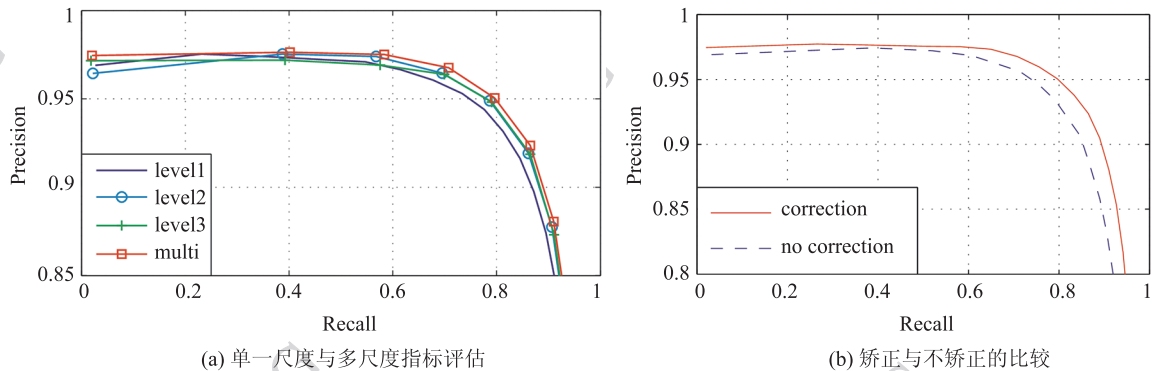


图 7 本文算法在单一尺度和多尺度下的 P-R 曲线以及使用矫正与不使用矫正的 P-R 曲线

Fig. 7 Precision-Recall curves of different scales and method with or without correction

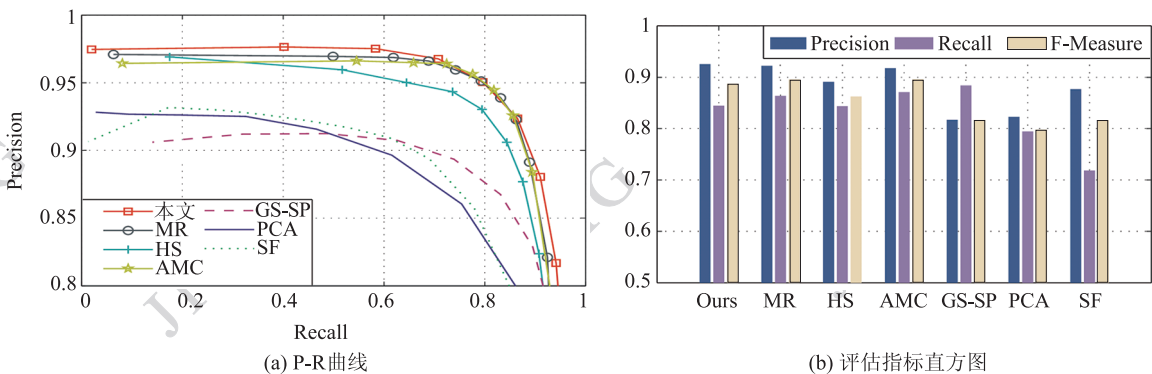


图 8 MSRA-1000 数据集上各种方法检测的 P-R 曲线以及 Precision, Recall, F-measure 值

Fig. 8 Precision-Recall curves of our method compared with MR, HS, AMC, GS-SP, PCA, and SF on MSRA-1000 dataset

3.3.3 CSSD 数据集上比较

图 9(a)(b) 所示是在 CSSD 数据集上的对比结果。相对于 MSRA 数据集而言, CSSD 数据集更具

有挑战性, 但从对比结果来看, 本文算法还是具有一定的优势。观察曲线图 9(a), 当 Recall 值取最大时, 表示所有像素被认为是前景, 所以所有方法都得

到相同的 Precision 值和 Recall 值,但本文算法的 PR 曲线平滑、且曲线整体高于其他算法的 P-R 曲线。如图 9(b)所示,从平均 Precision 值上看,MR、HS、AMC 算法的平均 Precision 值为 85% 左右,而本文算法的 Precision 值接近 90%,准确率最高,同时拥有最高的 F-measure 值。

3.3.4 ECSSD 数据集上比较

为进一步验证本文算法,实验选用具有挑战的 ECSSD 数据集。图 10(a)(b)所示是本文算法在 ECSSD 数据集上的对比实验结果。从实验结果来看,本文算法的 PR 曲线持续高于其他算法,且其他 6 个算法的平均准确率均低于 75%,而本文算法的准确率能达到 76.6%,且本文算法的 F-Measure 值最高。这表明使用构图先验的方法提高了显著目标检测的准确率。

3.3.5 质量比较

图 11 所示是本文算法和其他算法的视觉质量

比较。相对其他算法而言,本文算法能均匀的突出目标并且能很好地处理背景复杂图像,如在处理第 3 行、第 5 行的图像时,检测的结果最接近于模板。同时在处理背景简单的图像时也能保持健壮性,如处理第 1 行图像时的结果所示。

3.3.6 运行时间比较

将本文算法与 GS-SP, MR, HS, AMC, PCA, SF 算法在 MSRA-1000 数据集上进行了运行时间的测试比较,结果如表 1 所示。本文使用的构图先验方法在无矫正的情况下,运行时间仅为 0.304 s,实时性较好。加上矫正步骤后,为 0.692 s,比 MR、GS-SP、PCA、HS 算法的运行时间要短,相比之下,比本文算法不矫正的时间要长,这是因为算法在对每张图像的像素级别的矫正上比较耗时,所以较慢,但实验中它检测的准确率更高,如图 7(b)所示。

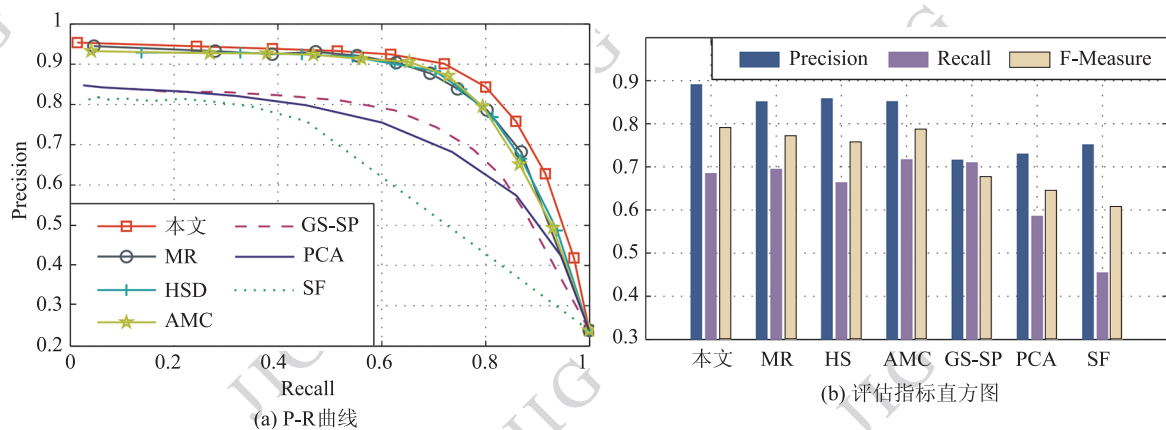


图9 CSD数据集上各种方法检测得到的PR曲线以及Precision, Recall, F-measure值

Fig. 9 Precision-recall curves of our method compared with MR, HS, AMC, GS-SP, PCA and SF on CSD dataset

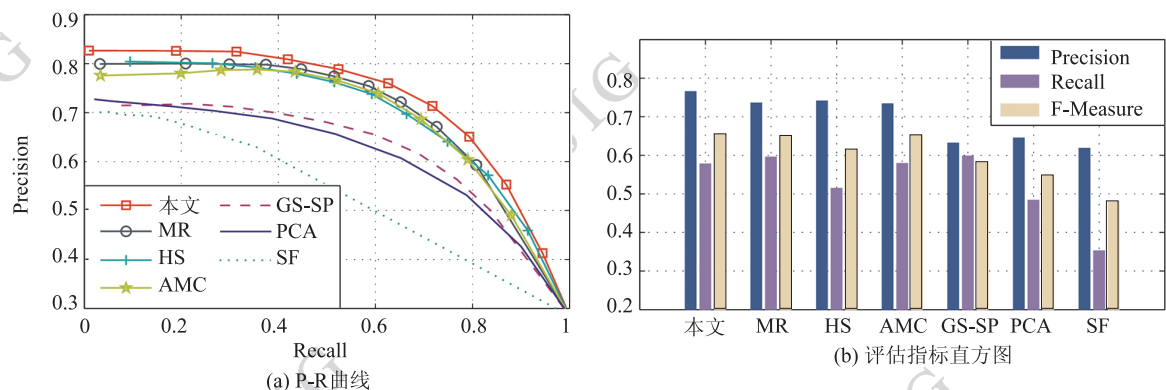


图10 ECSSD数据集上各种方法检测得到的P-R曲线以及Precision, Recall, F-measure值

Fig. 10 Precision-Recall curves of our method compared with MR, HS, AMC, GS-SP, PCA and SF on ECSSD dataset

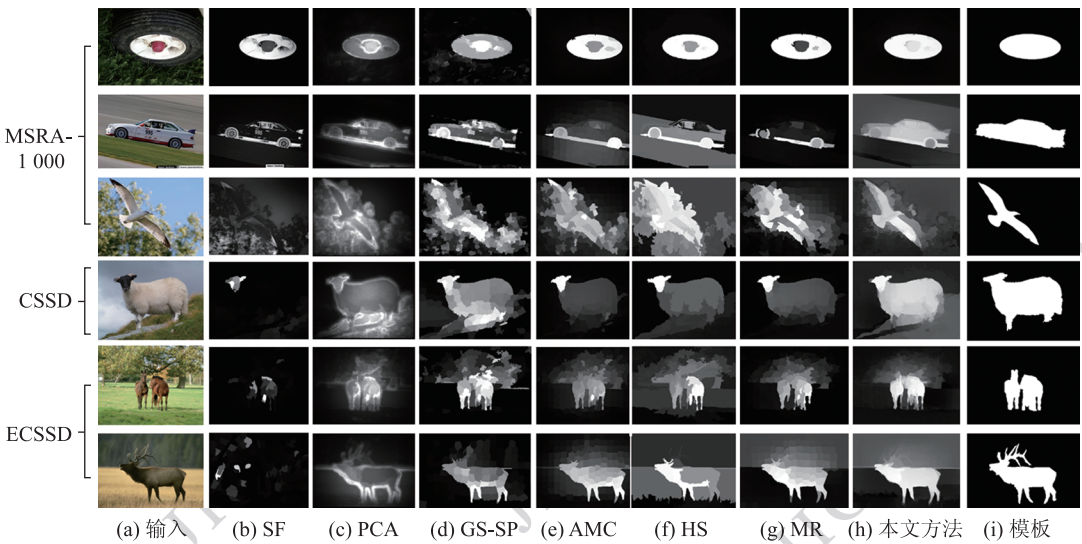


图 11 显著图的视觉效果对比

Fig. 11 Saliency maps computed by different state-of-art methods

表 1 平均运行时间对比

Table 1 Comparison of average run time

	MR	HS	AMC	GS-SP	PCA	SF	本文方法	
							不加矫正	加矫正
时间/(s/幅)	0.854	0.374	0.134	0.717	4.232	0.167	0.304	0.692
代码	Matlab	C++	Matlab	Matlab	Matlab	C++	Matlab	Matlab

4 结 论

本文从图像构图的角度,根据三分构图法则研究图像的显著性,并提出多尺度构图先验的显著目标检测方法,在 MSRA-1000、CSSD、ECSSD 数据集上的评估实验中,本文算法效果优良。这表明从构图角度研究图像的显著性是可行的,方法提高了显著目标检测的准确性;其次,多尺度超像素分割以及对像素显著值的矫正进一步提高了显著目标检测的精度。

在未来的研究中可以考虑对构图先验的优化,因为并不是所有图像都是符合三分构图法的,针对不同图像进行相关处理选择最优构图线进行显著目标检测;其次,本文算法在进行 Manifold Ranking 相关性比较时,提取的特征是超像素的平均 Lab 颜色特征,在未来的相关研究中可以考虑选择不同特征来增强准确性;同时 Manifold Ranking 算法并不一定是最优的,可以考虑其他分类算法进行研究;另外,关于多尺度超像素分割,本文采用的尺度不一定

是最优的,后续可以继续研究尺度最优化。

参考文献 (References)

[1] Koch C, Ullman S. Shifts in selective visual attention: towards the underlying neural circuitry[J]. Human Neurobiology, 1985, 4(4):219-227.

[2] Itti L, Koch C, Neibur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis[J]. IEEE Trans. on Patt. Anal. Mach. Intell. , 1998, 20(11):1254-1259.

[3] Cheng M M, Mitra N J, Huang X, et al. Global contrast based salient region detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 569-582.

[4] Goferman S, Zelnik-Manor L, Tal A. Context-aware saliency detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(10):1915-1926.

[5] Chang K Y, Liu T L, Chen H T, et al. Fusing generic objectness and visual saliency for salient object detection[C] //Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona: IEEE, 2011:914-921.

[6] Achanta R, Estrada F, Wils P, et al. Salient Region Detection and Segmentation[M]// Computer Vision Systems. Berlin Hei-

- delberg; Springer, 2008:66-75.
- [7] Jiang H, Wang J, Yuan Z, et al. Salient object detection: a discriminative regional feature integration approach [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland, OR; IEEE, 2013:2083-2090.
- [8] Harel J, Koch C, Perona P. Graph-Based Visual Saliency [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2006:545-552.
- [9] Wei Y, Wen F, Zhu W, et al. Geodesic saliency using background priors [M]// Computer Vision-ECCV 2012. Berlin Heidelberg: Springer, 2012:29-42.
- [10] Yang C, Zhang L, Lu H, et al. Saliency Detection via Graph-Based Manifold Ranking [J]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2013, 9(4):3166-3173.
- [11] Jiang P, Ling H, Yu J, et al. Salient region detection by ufo: Uniqueness, focusness and objectness [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Sydney, NSW; IEEE, 2013: 1976-1983.
- [12] Jiang H, Wang J, Yuan Z, et al. Automatic salient object segmentation based on context and shape prior [C]//British Machine Vision Conference. Dundee, Scotland: BMVC Press, 2011, 110(1-12). [DOI:10.5244/C.25.110]
- [13] Achanta R, Shaji A, Smith K, et al. SLIC Superpixels (2010) [R]. EPFL Technical Report 149300.
- [14] Zhou D, Weston J, Gretton A, et al. Ranking on data manifolds [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2004, 16: 169-176.
- [15] Borji A, Sihite D N, Itti L. Salient object detection: a benchmark [M]//Computer Vision-ECCV 2012. Berlin Heidelberg: Springer, 2012, 414-429.
- [16] Yan Q, Xu L, Shi J, et al. Hierarchical saliency detection [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland, OR; IEEE, 2013: 1155-1162.
- [17] Jiang B, Zhang L, Lu H, et al. Saliency detection via absorbing markov chain [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Portland, OR; IEEE, 2013: 1665-1672.
- [18] Margolin R, Tal A, Zelnik-Manor L. What makes a patch distinct? [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland, OR; IEEE, 2013: 1139-1146.
- [19] Perazzi F, Krähenbühl P, Pritch Y, et al. Saliency filters: Contrast based filtering for salient region detection [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI; IEEE, 2012: 733-740.