基于图像语义的弱监督显著性物体检测

赵世敏¹⁾, 王鹏杰^{1,2)*}, 曹乾¹⁾, 宋海玉¹⁾, 李威¹⁾

¹⁾ (大连民族大学计算机科学与工程学院 大连 116000)

²⁾ (大连理工大学信息与通信工程学院 大连 116024)

(pengjiewang@gmail.com)

摘要: 为了减少显著性物体检测对像素级标签的依赖, 提出了一种基于图像语义的弱监督显著性物体检测方法. 利用鱼网络和注意力机制的组合模型, 在图像语义热力映射图的基础上, 对弱标签采用余弦相似度进行训练更新, 同时在网络训练初期采用训练诱导策略, 利用简单数据集对整个网络进行诱导训练, 使其具有一定的能力. 然后, 经过不断地增加数据集的复杂性, 使得网络提取特征的能力越来越强. 在4个显著性检测数据集上进行实验, 并与传统监督方法进行对比分析, 实验结果表明, 该方法的 F -MAX 值在各个数据集上平均提高 0.03~0.08, MAE 减少 0.02~0.05, 在较弱的监督标签下能更精确地提取图像中的显著性特征.

关键词: 组合模型; 语义映射图; 余弦相似度; 诱导训练

中图法分类号: TP391.41 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.2021.18318

Weakly Supervised Salient Object Detection Based on Image Semantics

Zhao Shimin¹⁾, Wang Pengjie^{1,2)*}, Cao Qian¹⁾, Song Haiyu¹⁾, and Li Wei¹⁾

¹⁾ (School of Computer Science and Technology, Dalian Minzu University, Dalian 116000)

²⁾ (School of Information and Communication Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024)

Abstract: To reduce the dependence of salient object detection on pixel-level labels, we propose a weakly supervised salient object detection method based on image semantics. Using the combined model of the fish network and the attention mechanism, on the basis of the image semantic heat map, the weak labels were trained and updated by cosine similarity. At the same time, we used a training induction strategy. In the initial stage of network training, a simple dataset was used to induce the entire network to make it have certain capabilities. Then, after continuously increasing the complexity of the dataset, the network's ability to extract features became stronger and stronger. Experiments were conducted on four saliency detection data sets, and compared with traditional supervision methods. The experimental results show that the F -MAX value of this method is increased by 0.03–0.08 on each data set on average, and the MAE is reduced by 0.02–0.05. Under the weak supervision label, this method can more accurately extract the salient features.

Key words: combination model; semantic mapping; cosine similarity; induction training

收稿日期: 2020-04-15; 修回日期: 2020-09-10. 基金项目: 国家自然科学基金(61300089); 辽宁省高等学校创新人才支持计划(LR2016071); 大连民族大学服务国家战略专项(2020fwgj001). 赵世敏(1994—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉; 王鹏杰(1978—), 男, 博士, 教授, 硕士生导师, CCF 会员, 论文通讯作者, 主要研究方向为视觉显著性、计算机图形学; 曹乾(1996—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉; 宋海玉(1971—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为计算机视觉; 李威(1978—), 女, 硕士, 讲师, 主要研究方向为计算机视觉.

计算机视觉各项研究在深度神经网络的快速发展下取得了极大的进步. 显著性物体检测是计算机视觉中的一个基本问题, 其旨在对图像中最明显的区域进行定位和分割. 近年来, 由于它在计算机视觉应用中具有较大的实用性而受到了广泛的关注^[1-3]. 最初利用像素级别的标注标签对网络进行训练能够得到细粒度的物体轮廓, 且能够很好地捕获图像中语义比较突出的区域, 比无监督方法^[4-5]所表达的信息更加丰富和完整. 然而高效的训练标签需要花费极大的精力去标注, 为了满足网络的大规模训练, 人们开始采用图像级别的标签进行微调像素级别的模型训练任务, 而图像级别的标签是比较容易收集的. 图像特征中语义是具有高级别关系的特征, 如何利用图像级标签去挖掘图像所包含的高级语义信息是近年来弱监督学习中研究的重点. Long 等^[6]认为仅仅通过图像类别训练的深度神经网络可以记住图像中物体的位置信息, 这种特征对于弱监督的网络训练中具有很好的特征引导作用, 有利于促进像素级别的图像特征表达. 因此, Wang 等^[7]提出双阶段图像级要素驱动网络, 其采用图像级别预训练和像素级微调的经典训练方式. 该方法提供了弱监督下训练显著性检测器的新范式, 并且使用现有的大规模图像级标签数据集对网络进行预训练; 其次, 提出全局平滑池化层深入优化前景推理网络(foreground inference networks, FIN), 充分利用图像级标签的信息预测显著性图.

直接从图像级标签精准地提取语义特征具有一定的难度, 因此目前弱监督方法都很难进一步挖掘图像中的潜在信息, 如图像的高级语义信息、物体存在依赖关系等特征. 基于上述问题, 本文提出一种利用语义的单词映射作为自训网络的显著性弱标签、逐级诱导提取显著性特征的方法. Xu 等^[8]利用注意力机制将图像中的单词映射可视化. 受其启发, 本文通过较强的残差网络提取图像的基本特征后, 通过长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络进一步提炼图像特征, 并根据已知的文本语义标签进行监督驱动, 从中获得具有图像描述能力的显著性弱标签数据集. 当然, 仅仅通过单词语义驱动并不能得到较为真实的显著性图. 为此采用由简单数据集到复杂数据集逐渐过渡的方式诱导网络, 这种训练策略的设计方式使得网络的自适应能力逐渐加强. 主流的弱监督标签更新方式是将上一阶段产生的特征作为下一阶段特征训练的监督标签, 但是没有很好地评判

指标指导, 此方式很容易使网络向坏的方向训练. 因此, 采用余弦相似度阈值对监督标签进行标记和更新, 根据不同的相似度阈值有针对性地进行标签更新. 与其他弱监督显著性检测方法相比, 本文方法具有更强的显著性特征提取能力.

本文主要创新点如下:

(1) 使用鱼网络进行特征提取, 并在网络的高级语义端添加注意力模型作为特征聚合引导机制, 同时使用余弦相似度阈值对语义标签进行更新迭代, 从而获得更好的特征表示.

(2) 网络训练采用由简单数据集到复杂数据集逐渐诱导的训练策略, 使得网络逐步具备强大的特征提取能力.

(3) 基于图像描述网络^[8]对图像的语义预测描述, 构建单词语义映射热力图, 获得显著性弱监督标签数据集.

1 相关工作

弱监督学习吸引了越来越多研究人员的关注, 如目标检测、语义分割及边界检测等, 相关的数据呈现爆炸式的增长. 但是, 对于网络训练, 有效的数据并不是很多, 标注带来的极大成本让人们开始探索新的训练方式, 用廉价的类别数据诱导不同任务的网络训练, 以极大地节约标签成本.

由于图像级标签太稀疏, 无法产生精确的像素级显著性特征, 因此传统的无监督显著性检测方法利用轮廓信息自动生成嘈杂的显著性特征图, 逐步完善并用于像素级监督训练, 从而得到更加有效的深层显著性检测模型. Zhou 等^[9]提出一个通用的技术, 称为类激活映射(class activation mapping, CAM). 这使得经过分类训练的卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)能够在不使用任何边界的情况下完成各种任务. CAM 能够对图像中显著的部分进行可视化, 在任何给定的图像上, 突出显示被 CNN 检测的识别对象部分. Li 等^[10]从深层 CNN 中提取多尺度特征来表示超像素, 并使用分类器网络预测每个超像素的显著性得分. Hou 等^[11]提出一种具有深度监督的跳级结构用于显著性检测. Ahn 等^[12]利用 CAM 来训练网络预测局部图像区域内的语义亲和力, 然后将其合并, 以更新 CAM 并生成分割标签. Wang 等^[7]提出一种弱监督学习方法, 仅使用图像级标签进行显著性检测, 通过 FIN 与全卷积网络(fully convolu-

tional networks, FCN)联合训练图像级标签预测,使 FCN 可以将对象类别标签分配给相应的对象区域,而 FIN 可以预测所有潜在前景区域的显著性图;最后利用条件随机场(conditional random field, CRF)加强空间标签的一致性,进一步提高网络对显著性物体的检测性能. Li 等^[13]通过使用类别标签训练一个 FCN 后,利用启发式的无监督显著性检测方法获得噪声特征矩阵,并将粗糙的特征图和得分最高的 3 个 CAM 进行整合,通过 CRF 技术获得较好的轮廓边界;之后将 CRF 处理后的特征矩阵热力图作为训练标签进行网络的后续自训,并逐步得到理想的结果. Kolesnikov 等^[14]提出一种加权排序层来聚合空间响应,有针对性地分割训练类别的对象. Zeng 等^[15]提出一个统一的框架来训练具有多种弱监督来源的显著性检测模型. Qiu 等^[16]提出一种新颖的深度 CRF 网络,同时考虑深度特征和邻居信息多尺度特征. Chen 等^[17]利用视觉注意力机制和残差细化,提出一种有效的全卷积显著目标检测网络. Chi 等^[18]通过将高级和低级特征与联合概率估计相结合,利用聚类 and 结构化随机森林等方法进一步细化了显著性图的局部细节.

图像理解的目的是生成语法上合理的语句来描述图像内容. 现有的图像字幕模型^[19-21]都受益于 CNN 和 LSTM, 其中 CNN 用于编码图像内容的信息,而 LSTM 用于将其转换为语句. Xu 等^[8]利用 LSTM 隐藏状态来表达空间注意力,并进一步用于下一个单词的预测. Sun 等^[22]为像素级或区域级预测任务设计出一个参数较少、性能较优的骨干结构. Oktay 等^[23]提出一种能自动聚焦不同形状和大小物体的注意力机制模型. Qin 等^[24]提出一个预测-优化的框架,以及一个针对边界感知显著目标检测的混合损失函数,该框架由一个编码器解码器网络和一个残差优化模块构成,分别负责显著预测和特征图优化,并使用金字塔的注意力机制和显著边缘来进行显著性检测. Wang 等^[25]使用金字塔的注意力机制和显著边缘模块分等级地细化显著性特征图.

当前主流的弱监督训练方式大多数都是通过 CAM, 逐渐地诱导自训网络并逐步加强特征的提取方式. 不同于上述的方法,本文方法更加注重理解图像,通过文本的弱驱动获得显著性边缘轮廓,利用廉价的分类标签数据集训练基础性的多任务网络参数,以有效地节约标签手工标注成本. 为了更好地利用基础性参数,提出基于知识的逐渐促

进机制的训练策略,利用简单数据集和复杂数据集的双重促进,使得网络的特征表达能力越来越强. 这种思路在网络的初期训练是很有效的,即诱导式的训练效果更明显.

2 本文方法

本文方法主要包括 2 个步骤:

Step1. 如图 1 所示,将训练数据集输入到图像描述网络,生成语义映射图作为初始标签.

Step2. 采用鱼网络^[22]作为主干网络,并在末端加入注意力机制,采用余弦相似度阈值进行目标标签的更新迭代,逐渐训练网络.

图 1 弱标签单词语义映射网络结构图

2.1 图像语义特征映射

图像除了色彩纹理能带来视觉上的刺激之外,不同的图像所表达的语义能够使读者产生幻想,如美丽的黄昏、清澈的日出以及隐隐约约的山间小道. 在没有图像之前,可以联想颜色和纹理,因此在图像显著性特征的研究中,高级语义是非常重要的文本特征. Xu 等^[8]利用注意力机制实现图像描述的功能,并在实验过程中对生成单词的注意力进行可视化映射,得到了图像中的一些高级语义特征. 受其启发,将需要生成显著性标签的图片输入到如图 1 所示一个已经训练好的带有注意力机制的图像描述网络中,输入的图片首先经过一个残差网络(编码器部分)生成 n 维特征图;然后将其输入到一个带有注意力机制的 LSTM(解码器部分)中,最后生成一句话(即输入图像的描述). 在生成描述中每一个单词时,通过注意力机制获得对应于特征图的权重向量,在特征矩阵和权重向量的相互映射下,将得到每个单词的特征注意力映射. 如图 2 所示,小猫咪的轮廓在不同的单词描述中所呈现的特征表示也不同,单词 a 所体现的仅仅是小猫咪最模糊的位置信息,类似于物体的定位;而单词 close 描述的是猫的形状是小的. 映射图中所表现的特征基本上符合猫的小型轮廓,但不是很清晰. 然而在经过不同的语义上下文联系后,当描述 cat 时,表达的物体轮廓更加地接近物体真实形状,这些映射图是比较理想的弱监督标签,从中选出第 2 个单词的映射图(因为第 2 个

图2 单词语义热力图映射效果图

单词一般为图像中显著性物体类别的描述)作为后续特征自训的初始标签,通过图像语义特征映射阶段将得到具有语义的显著性弱标签数据集,该数据集将用作第2.2节自训网络。

2.2 特征自训网络

本文主要采用鱼网络作为特征自训网络的主干网络,通过迁移学习对已经在分类数据集中训练好的参数进行自适应的参数微调,使其更加适合不同的任务。仅仅依靠主干网络不能很好地进行特征表达,需要对其提取过程进行有效的特征引导。如图3所示,仅使用深度单流结构整个网络结构呈现鱼形,因此主要由鱼头、鱼尾及鱼身体3部分构成。其网络训练数据可以表示为 $D = \{(X_t, Y_t), t=1, 2, \dots, T\}$ 。其中, X_t 表示原始的图像输入; Y_t 表示每幅原始图像所对应的二值化标签。为了更加简洁地表示,用下角标 t 表示了原始输入

图像的个数。下面将详细地描述网络结构的细节,并通过图和公式的形式表达相互关系,网络最终输出 y , 可以表示为 $y = A(y')$ 。其中, $y' = F(X, \gamma)$ 表示鱼网络的特征输出; X 表示鱼网络的特征输入; γ 表示鱼网络训练参数; A 表示注意力机制。为了节约设计成本,引用文献[23]提出的注意力机制,将鱼网络末端的不同尺度的图像作为注意力模型的特征输入,如图3所示 x_1 和 x_2 分别是鱼网络的倒数第3层和倒数第4层的输出。在经过小型感受野降维后将其特征合并,并将得到的特征经过激活函数处理后与原始的输入信息进行概率相乘运算,使得不同尺度的信息之间具有一定的相互引导性,从而得到具有共同联系的显著性特征表示。最后将注意力机制得到的预测特征图 y 与目标标签 Y 进行交叉熵运算,并进行损失函数优化,得到 $L = -Y \ln y - (1 - Y) \ln(1 - y)$ 。

图3 特征自训网络结构图

2.3 弱标签更新算法

弱标签更新算法步骤如下:

输入: 初始数据集 Y 。

Step1. 判断预测特征图 y 与目标标签 Y 的余弦相似度阈值。

Step2. 根据阈值选择对监督标签更新(Yes)或不更新(No)。

Step3. 更新后将保留的标签或更新的标签作为下次迭代的新监督标签 Y , 重复 Step1~Step2 直至训练收敛。

Step4. 当网络训练达到收敛时, 更换复杂数据集

进行反复训练, 重复 Step1~Step3 直至再次收敛.

Step5. 当更换数据集后并收敛时, 网络训练结束.

弱标签更新算法将已知的单词语义特征图作为最初的监督标签, 通过设置的余弦相似度阈值

$$\cos \theta = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i \times Y_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i)^2}}$$

对特征矩阵进行标签驱动更新. 其中, y_i 表示当前阶段网络的特征预测图中的像素值; Y_i 表示上一阶段的网络的特征预测图中的像素值; n 表示预测特征图中像素点的个数; $\cos \theta$ 表示 2 个预测图的相似程度, 该值越接近于 1, 表示 2 个特征图越相似. 不更新大于 $\cos \theta$ 阈值的预测特征, 反之进行更新; 通过不断重复此过程, 使得网络越来越趋向于表达显著性物体的清晰轮廓, 如图 4 所示.

图 4 语义映射显著性检测效果图

如图 4d 所示, 此时显著性物体的基本轮廓已经确定, 但是由于最初的监督标签并不是很好, 因此, 此时的物体的显著性图比较模糊. 但是随着训练数据集变得复杂, 经过网络的诱导性训练后, 显著性图逐渐清晰. 从效果图中可以看出, 随着训练的深入, 图像中显著性图逐渐得到更清晰、更准确的结果.

3 实验

3.1 数据集

网络自训阶段使用由简单到复杂的数据集逐渐训练网络, 将物体轮廓和背景很明显的图像集

划分成简单数据集, 将背景比较复杂并且物体轮廓不容易识别的图像划分到复杂数据集. 其中, 简单数据集包括数据集 ECSSD 和从互联网上搜集的 1000 张自然图片, 其中每张图片物体的前景和背景很明显, 通过视觉观察很容易识别和区分. 采用数据集 DUTS 作为训练过程中的复杂数据集, DUTS 是个大型的显著性检测数据集, 包括 10553 张训练图片和 5019 张测试图片. 测试数据集包括 DUTS-TEST, HKU-IS, DUT-OMRONO 和 PASCAL-S 数据集, DUT-OMRONO 包括 5168 张相对复杂背景的图片, PASCAL-S 包括 850 张来自 PASCAL VOC 2010 数据集的图片, HKU-IS 包括 4447 张复杂场景图片.

3.2 实验细节及评价指标

整个实验是通过 Pytorch 框架实现的, 实验环境是 NVIDIA GTX1080Ti GPU 显卡, 弱监督标签构成中使用 COCO 语义数据集. 采用原数据集中标准的训练集和测试集, 采用 Adam 优化器, 训练次数大概 100 次, 每批样本个数为 32, 微调学习率为 0.00001. 在自训网络中, 采用 ECSSD, DUTS 和简单数据集进行训练, 测试使用 DUTS-TEST, HKU-IS, DUT-OMRON 以及 PASCAL-S 数据集, 优化器采用 Adam, 其中学习率为 0.000001, 批样本个数为 2, CRF 的微调参数为 50 和 5, 余弦相似度的阈值设置范围为 0.6~0.8, 迭代次数 50~70 次.

3.3 结果分析

在实验过程中, 与部分显著性方法进行了对比实验, 其中包括 2 种无监督方法 DRFI^[26]和 HS^[27]; 一些代表性的监督方法, 如 SBF^[28], MCDL^[29], LEGS^[30], MDF^[31]和弱监督方法 WSS^[7].

不同显著性方法的效果图如图 5 所示, 可以看出, 与其他方法相比, 基于语义的弱监督显著性检测的定位精度和显著性边界(如第 3 行飞机的显著性图)均优于其他方法. 表 1 所示为在基准数据集上的 F 值和 MAE 评估. 从表 1 可以看出, 该方法在各个基准数据集整体上表现比较出色. 通过实验数据发现, 本文方法整体上优于监督方法 SBF 和弱监督方法 WSS. 仅仅利用图像中的文本语义信息作为弱监督标签有一定的难度, 与其他的方法相比, 本实验思路是新颖的, 取得的结果依赖于网络模型的 2 个创新点, 一个是利用图像中的语义产生的热力映射图作为训练标签, 另一个是在训练网络的过程中采用由简单到复杂的数据集逐渐过渡的训练诱导策略. 在对比实验的指标中, 主要是利用了 F -MAX 值和 MAE 值进行评价, 本文方法在 4 个数据集上 F -MAX 值均表现良好, 而 MAE 稍差一些. 通过在不同数据集上的实验数据能够很明显地看出, 本文方法整体上取得了更好的结果.

图 5 弱监督各方法结果对比

表 1 不同方法在 4 个数据集上的性能比较

方法	DUTS-TEST		HKU-IS		DUT-OMRON		PASCAL-S	
	F -MAX	MAE	F -MAX	MAE	F -MAX	MAE	F -MAX	MAE
本文	0.679	0.115	0.821	0.071	0.659	0.111	0.728	0.137
SBF ^[28]	0.657	0.109	0.821	0.078	0.649	0.110	0.726	0.133
MCDL ^[29]	0.634	0.105	0.787	0.092	0.670	0.089	0.706	0.143
LEGS ^[30]	0.612	0.137	0.736	0.119	0.631	0.133		
MDF ^[31]	0.657	0.114	0.839	0.129	0.643	0.092	0.704	0.142
HS ^[27]	0.504	0.243	0.652	0.215	0.561	0.227	0.569	0.262
DRFI ^[26]	0.600	0.155	0.745	0.145	0.623	0.150	0.639	0.207
WSS ^[7]	0.657	0.100	0.822	0.079	0.602	0.110	0.724	0.141

注: 粗体表示最优结果.

4 结 语

图像的颜色、纹理和方向等信息是基本的低级信息, 而高级别语义关系是图像所包含的高级信

息. 本文提出了基于单词语义的映射图作为弱监督标签来进行网络自训的弱监督显著性方法. 不同的映射图表达不同的语义信息, 通过选择描述物体语义较全面的热力图作为弱标签, 在自训网

络中采用余弦相似度阈值进行目标标签的更新迭代,并在主干网络末端添加注意力机制,可有效地对特征进行引导.本文方法对图像中显著性物体的整体部分有较好的检测效果,为以后的弱监督显著性物体检测提供了一个思路.但是对于边缘复杂的物体,检测出的边缘轮廓精度不足.如何在弱监督下实现边缘复杂物体的精细检测问题将是未来的工作.

参考文献(References):

- [1] Huang Z L, Wang X G, Wang J S, *et al.* Weakly-supervised semantic segmentation network with deep seeded region growing[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2018: 7014-7023
- [2] Xiao H X, Feng J S, Lin G S, *et al.* Monet: deep motion exploitation for video object segmentation[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2018: 1140-1148
- [3] Zhao R, Ouyang W L, Wang X G. Unsupervised saliency learning for person re-identification[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2013: 3586-3593
- [4] Zhang J M, Sclaroff S, Lin Z, *et al.* Minimum barrier salient object detection at 80 fps[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 1404-1412
- [5] Kong Y Q, Wang L J, Liu X P, *et al.* Pattern mining saliency[C] //Proceedings of European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer, 2016: 583-598
- [6] Long J L, Zhang N, Darrell T. Do convnets learn correspondence?[C] //Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 2014: 1601-1609
- [7] Wang L J, Lu H C, Wang Y F, *et al.* Learning to detect salient objects with image-level supervision[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 136-145
- [8] Xu K, Ba J, Kiros R, *et al.* Show, attend and tell: Neural image caption generation with visual attention[C] //Proceedings of International Conference on Machine Learning. New York: JMLR Press, 2015: 2048-2057
- [9] Zhou B L, Khosla A, Lapedriza A, *et al.* Learning deep features for discriminative localization[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2016: 2921-2929
- [10] Li G B, Yu Y Z. Visual saliency based on multiscale deep features[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 5455-5463
- [11] Hou Q B, Cheng M M, Hu X W, *et al.* Deeply supervised salient object detection with short connections[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 3203-3212
- [12] Ahn J, Kwak S. Learning pixel-level semantic affinity with image-level supervision for weakly supervised semantic segmentation[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2018: 4981-4990
- [13] Li G B, Xie Y, Lin L. Weakly supervised salient object detection using image labels[OL]. [2020-04-15]. <https://arxiv.org/abs/1803.06503>
- [14] Kolesnikov A, Lampert C H. Seed, expand and constrain: Three principles for weakly-supervised image segmentation[C] //Proceedings of European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer, 2016: 695-711
- [15] Zeng Y, Zhuge Y Z, Lu H C, *et al.* Multi-source weak supervision for saliency detection[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2019: 6074-6083
- [16] Qiu W L, Gao X B, Han B. Saliency detection using a deep conditional random field network[J]. *Pattern Recognition*, 2020, 103: 107266
- [17] Chen S H, Wang B, Tan X L, *et al.* Embedding attention and residual network for accurate salient object detection[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2020, 50(5): 2050-2062
- [18] Chi J N, Wu C D, Yu X S, *et al.* Saliency detection via integrating deep learning architecture and low-level features[J]. *Neurocomputing*, 2019, 352: 75-92
- [19] Lu J S, Xiong C M, Parikh D, *et al.* Knowing when to look: Adaptive attention via a visual sentinel for image captioning[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 375-383
- [20] Vinyals O, Toshev A, Bengio S, *et al.* Show and tell: a neural image caption generator[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 3156-3164
- [21] Gu J X, Cai J F, Wang G, *et al.* Stack-captioning: coarse-to-fine learning for image captioning[OL]. [2020-04-15]. <https://arxiv.org/abs/1709.03376>
- [22] Sun S Y, Pang J M, Shi J P, *et al.* Fishnet: a versatile backbone for image, region, and pixel level prediction[C] //Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 2018: 754-764
- [23] Oktay O, Schlemper J, Folgoc L L, *et al.* Attention U-net: Learning where to look for the pancreas[OL]. [2020-04-15]. <https://arxiv.org/abs/1804.03999>
- [24] Qin X B, Zhang Z C, Huang C Y, *et al.* BASNet: boundary-aware salient object detection[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2019: 7479-7489
- [25] Wang W G, Zhao S Y, Shen J B, *et al.* Salient object detection with pyramid attention and salient edges[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2019: 1448-1457
- [26] Jiang H Z, Wang J D, Yuan Z J, *et al.* Salient object detection: a discriminative regional feature integration approach[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pat-

- tern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2013: 2083-2090
- [27] Yan Q, Xu L, Shi J P, *et al.* Hierarchical saliency detection[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2013: 1155-1162
- [28] Peng H W, Li B, Ling H B, *et al.* Salient object detection via structured matrix decomposition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(4): 818-832
- [29] Zhao R, Ouyang W L, Li H S, *et al.* Saliency detection by multi-context deep learning[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 1265-1274
- [30] Wang L J, Lu H C, Ruan X, *et al.* Deep networks for saliency detection via local estimation and global search[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 3183-3192
- [31] Li G B, Yu Y Z. Visual saliency based on multiscale deep features[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 5455-5463