|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **工作周报** | | | | | | |
| **周次** | **本周工作** | | | **本周计划** | **下周计划** | **需协调与帮助** |
| **论文（阅读、撰写）** | **代码** | **其他工作** |
| **2021.12.8** | 撰写论文 | 论文相关代码完善 | 准备讨论班待讲论文 | 引言部分已经完成 | 计划：  1周相关工作  3周方法  3周实验和结论 | 无 |
| **2021.12.1** | 阅读论文：  CVPR2021-Learning Statistical Texture for Semantic Segmentation | 编写像素相关性嵌入模块，解决预测不完整的问题。  编写相似性损失函数，从粗力度角度给予模型监督。  编写数据增强模块，增加模型的泛化性。 | 无 | 未达到预期效果：  1.相关性模块的设计尚未体现应有效果，如何合理的嵌入到网络中尚在探索阶段。  2. 设计粗粒度监督loss，对模型整体有帮助，但收效甚微，继续研究合理的loss实时方案。  3.将两种数据增强方法，加入到模型中，有效果，但提升不大。 | 1. 阅读嵌入模块相关论文。 2. 继续完善粗粒度监督失函数的设计。 3. 将从多个角度对数据进行增强，加入到模型中。 | 无 |
| **2021.11.24** | 阅读论文：  ECCV2020-Object-Contextual Representations for Semantic Segmentation | 编写像素相关性嵌入模块，解决预测不完整的问题。  编写相似性损失函数，从粗力度角度给予模型监督。  编写数据增强模块，增加模型的泛化性。 | 无 | 未达到预期效果：  1.相关性模块的设计尚未体现应有效果，如何合理的嵌入到网络中尚在探索阶段。  2. 由于相似性损失loss值太大，没有发挥监督信号的效果，从降低loss权重角度入手。  3.学习并掌握数据增强方法，加入到模型中。 | 1. 阅读嵌入模块相关论文。 2. 继续完善粗粒度监督失函数的设计。 3. 学习并掌握数据增强方法，加入到模型中。 | 无 |
| **2021.11.17** | 阅读论文：  ECCV2020-EﬃcientFCN: Holistically-guided Decoding for Semantic Segmentation  Object-Contextual Representations for Semantic Segmentation | 编写像素相关性嵌入模块，解决预测不完整的问题。  编写相似性损失函数，从粗粒度角度监督显著目标。 | 无 | 未达到预期效果：  1.排查了loss震荡的原因，已解决loss震荡问题。但相关性模块的设计尚未体现应有效果，如何合理的嵌入到网络中尚在探索阶段。  2. 相似性损失不收敛，可能的原因是从时域到频域的转换过程中，产生了梯度消失的问题。 | 1. 阅读嵌入模块相关论文。 2. 学习频域深度学习知识，以完善相似性损失函数的设计。 | 无 |
| **2021.11.10** | 阅读论文：CVPR2021-Rethinking BiSeNet For Real-time Semantic Segmentation | 编写像素相关性嵌入模块，解决预测不完整的问题。  编写相似性损失函数，从粗粒度角度监督显著目标。 | 无 | 未达到预期效果：  1.相关性嵌入模块以及配套损失函数设计不合理，出现LOSS震荡情况。可能存在以下两点原因：   1. loss函数设计不合理 2. 网络结构设计不合理。   2. 相似性损失函数涉及到数据从时域到频域的转换，对频域深度学习的知识掌握不够。 | 1.根据loss值以及梯度值排查loss震荡的原因。  2.阅读嵌入模块相关论文。  3.学习频域深度学习知识，以完善相似性损失函数的设计。 | 无 |
| **2021.11.03** | 论文内容已基本修改完成 | 按审稿意见补实验 | 无 | 本周计划已完成，论文内容和回复信已基本修改完成。 | 下阶段任务时间表：  2021.11-2022.5  由于下述三个任务是相互关联的，因此下述三个任务将并行开展，包含设计思想和实验。  1.设计网路结构以增强特征表示，相较于之前的方法，将残差网络第一阶段的低层特征，以少量通道的方式融合进网络，在减少噪声的同时，提高了准确率。  2. 以多种方式计算预测结果和标签的相似性，将相似性损失融入到网络中，相似性是一种粗粒度监督，目的是从多个角度计算预测结果和标签之间的损失。  3.如何更好的将像素间的相关性嵌入到网络中，以指导显著性预测。 | 无 |
| **2021.10.27** | 1. 根据审稿意见逐条修改论文。  2. 论文内容已基本修改完成。 | 按审稿意见补实验 | 无 | 本周计划已完成，已完成二分之一工作量。 | 回复审稿意见 | 无 |
| **2021.10.20** | 1. 根据审稿意见逐条修改论文。 | 按审稿意见补实验 | 无 | 本周计划已完成，已修改四分之一工作量。 | 按照审稿意见，修改四分之一的工作量，尽量向前赶。 | 无 |
| **2021.10.13** | 1. 准备组会待讲论文CVPR2020-Dual Super-Resolution Learning for Semantic Segmentation.  2. 根据审稿意见逐条修改论文。 | 按审稿意见补实验 | 无 | 按照审稿意见，修改四分之一的工作量，尽量向前赶。 | 按照审稿意见，修改四分之一的工作量，尽量向前赶。 | 无 |
| **2021.10.6** | **阅读**：CVPR2020-Dual Super-Resolution Learning for Semantic Segmentation.  现有的语义分割方法利用高分辨率的输入去提高模型性能，但增加了模型的计算量。我本文提出双分支框架DSRL，在提高网络精度的同时不引入额外的计算量。该框架分为三部分：1.超分辨率分割（SSSR）2.单张图像超分辨率（SISR）3.特征关联（FA）模块。可以在低分辨率输入的情况下保持高分辨率的特征表示，同时减少计算量。该方法还应用于其他任务，如人体姿态估计。  **心得**：将超分辨和分割通过多任务学习一起做。超分辨分支输出的特征图比分割分支的特征图分辨率更高，因此包含更多更完整的高频信息。利用超分的分支去指导语义分割，再利用FA module，将两个任务最后的输出在一定程度上尽量逼近。 | 1. 设计网络结构，增强特征表示，减少噪声。  2．在网络中，加入像素点之间得相关性损失。  3. 在网络中，加入像素点之间得相似性损失。  4．利用双分支网络预测相关性和显著性，并将相关性嵌入到网络中。  5. 在测试中，根据网络的相关性预测，调整像素点的显著值。 | 泛读近年各领域CV文献,对增强网络特征表示的模块进行验证。 | 针对预测结果均匀高亮问题，本周无实质性进展，尚未找到合理的相关性嵌入方案，即将相关性嵌入到网络以指导显著检测。  设计网路结构以增强特征表示，相较于之前的方法，将残差网络第一阶段的低层特征，以少量通道的方式融合进网络，在减少噪声的同时，提高了准确率。  以多种方式计算预测结果和标签的相似性，将相似性损失融入到网络中，相似性是一种粗粒度监督，目的是从多个角度计算预测结果和标签之间的损失。 | 下周工作的重心主要体现在两个方面：  如何将像素间的相关性合理的嵌入到网络中，指导显著性检测。  在测试阶段，挑选显著值位于灰色区间的像素点，利用相关性修正显著值。 | 无 |
| **2021.9.29** | **阅读：**CVPR2021-Learning Statistical Texture for Semantic Segmentation.  现有的语义分割工作主要集中在利用CNN来学习具有高级语义特征的上下文信息。为了保持精确的边界，将低级纹理特征直接跳过连接到更深的层中。尽管如此，纹理特征不仅与局部结构有关，而且还包括输入图像的全局统计知识。本文充分利用了低级纹理特征的优势，并提出一种用于语义分割的新型统计纹理学习网络STLNet。STLNet在分析底层信息分布的基础上，引入了两个模块：（1）纹理增强模块（TEM），用于捕获与纹理有关的信息并增强纹理细节；（2）金字塔纹理特征提取模块（PTFEM），可有效地从多个尺度上提取统计纹理特征。  **心得：**低层纹理信息融入网络以增强场景细节特征提取能力，有待进一步验证。 | 1. 设计网络结构，增强特征表示，减少噪声。  2．在网络中，加入像素点之间得相关性损失。  3. 在网络中，加入像素点之间得相似性损失。  相似性指的是两幅图得相似程度，相关性指的是像素点之间的关系是否属于同一类别。 | 泛读近年各领域CV文献,对增强网络特征表示的模块进行验证。 | 本周计划基本完成，包含阅读文献，思考解决方案。具体表现为：  设计更好的网路结构以增强特征表示。  利用像素间的相关性指导显著性检测。  利用图像间的相似度助力显著性检测。  从相关性和相似性两点发力，解决均匀高亮问题。在实验过程中，仅仅以loss的形式对网络进行监督，如何合理的将相关性和相似性的先验信息嵌入到网络中，仍在探索中。 | 如何将像素间的相关性和相似性合理的嵌入到网络中，指导显著性检测。  如何通过图像间的相似性设计损失，从而多角度的理由标签。 | 无 |
| **2021.9.22** | **阅读：**ICCV2021-Disentangled High Quality Salient Object Detection.  近年来，显著性检测任务需要处理高清图像。现有方法处理高清图像时，主要会面临两个问题。第一个问题：无法同时精确捕捉高清图片的语义信息和边界细节。为了解决这个问题，将高清显著性检测任务解耦为低分-分类和高分-回归任务。在低分辨率阶段，提出LRSCN网络充分捕捉图片的语义信息；在高分辨率阶段，提出HRRN回归得到精确的边界细节。第二个问题：现有的高清显著性检测算法需要额外的高清标注数据训练网络，因而需要较大的标注代价。为了解决这个问题，在训练阶段使用uncertainty loss，因而不需要额外的高清训练数据训练HRRN。  **心得：**先预测初步结果，然后进行上采样，精炼预测不准确的像素点。看上去结果不错，尝试复现。 | 在SOD网络中，融合像素相关性以指导显著性特征的学习。  1．在网络中，加入像素点相关性损失，结果相比于原网络，提升不明显，同时比较耗显存。  2. 在网络中，融入预测结果和标签的相似性损失，结果表现一般。 | 泛读近两年各顶会的CV文献，思考“无法均匀、统一高亮的问题”的解决方案。 | 本周计划基本完成，包含：阅读文献，思考文献精髓，寻找突破点，思考解决方案并实施。  提出两种相关性指导显著性的解决方案，尝试中。 | 优化解决方案：  针对已提出的相关性指导显著性的方案，实验该方案的效果，思考解决方案的合理性以及可能产生问题的原因。 | 无 |
| **2021.9.15** | **阅读：**CVPR2019-Adaptive Pyramid Context Network for Semantic Segmentation.  为了提取图像的上下文特征，在预测某个像素点的类别时,需要整合与其相关的像素点或相关区域的特征，之前的方法均是将这些特征赋予相同的权重，并累加之后得到上下文特征表示，这种方法限制了上下文特征的作用，因为对每个像素而言，上下文特征中对其有用的信息是有限的。所以直接累加得到的上下文特征并没有将其作用发挥到极致。针对该问题，作者提出 ACM模块，自适应地构建多尺度上下文表示。每个ACM利用全局信息计算每个子区域的局部亲和度系数，然后利用亲和度系数计算每个子区域的上下文向量。  **心得：**亲和参数为，在某个单一尺度下每个像素点对该尺度特征的贡献度。将亲和参数融入到全局信息和注意力机制中，本质为PSPNet+Attention的结构。 | 在SOD网络中，融合像素相关性以指导显著性特征的学习。  1．在网络中，加入像素点相关性损失，结果相比于原网络，提升不明显，同时比较耗显存。  2. 在网络中，融入预测结果和标签的相似性损失，在等结果。 | 泛读近两年各顶会的CV文献，思考“无法均匀、统一高亮的问题”的解决方案。 | 本周计划基本完成，包含：阅读文献，思考文献精髓，寻找突破点，思考解决方案并实施。  提出两种相关性指导显著性的解决方案，尝试中。 | 优化解决方案：  针对已提出的相关性指导显著性的方案，实验该方案的效果，思考解决方案的合理性以及可能产生问题的原因。 | 无 |
| **2021.9.8** | **阅读：**ECCV2020-Segmentation Transformer: Object-Contextual  Representations for Semantic Segmentation. OCR重点在于如何构建稳健的上下文聚合策略。方法是计算每个像素和所属类别的区域之间的相似度，从而进行特征表示。OCR对每个像素进行上下文特征表示，即加权，其加权方法依据像素和对象区域之间的关系计算。每一个像素最终的特征表达方式如下：1.计算一个大致的分割结果。2. 结合图像中的所有像素计算每个像素所属的对象区域。3.用对象区域表示和原始的像素特征计算得到每个像素的区域关系。4.计算最终每个像素的特征表示。  **心得：**提出的OCR方法不同于传统的多尺度上下文方案。OCR将相同对象类别的上下文像素与不同对象类别的上下文像素区分开来，而多尺度上下文方案则不会，仅区分具有不同空间位置的像素。OCR通过计算像素和对象区域之间的关系，从而优化像素的特征表示。 | 在SOD网络中，融合像素相关性以指导显著性特征的学习。在实验过程中，由于相似性矩阵大，存在训练时间长或者爆显存的问题，优化中，等结果。 | 泛读近两年各顶会的CV文献，思考“无法均匀、统一高亮的问题”的解决方案。 | 本周计划基本完成，包含：阅读文献，思考文献精髓，寻找突破点，思考解决方案并实施。  提出一种相关性指导显著性的解决方案，尝试中。 | 优化解决方案：  针对已提出的相关性指导显著性的方案，实验该方案的效果，思考解决方案的合理性以及可能产生问题的原因。 | 无 |
| **2021.9.1** | **阅读：**TIP2021-Decomposition and Completion Network for Salient Object Detection. 全卷积网络在显著目标检测方面取得了较大进展，现有的先进方法主要集中于如何集成边缘信息。因此，论文提出了一个分解和交割网络，集成了显著物体的边缘和骨架信息，以补充显著物体的特征。网络包括两个阶段，第一个阶段是分解网络，作用是生成显著物体、边缘以及骨架。第二个阶段是交割网络，通过学习显著物体的结构特征，从而利用边缘和骨架去补充显著物体的缺陷并且抑制噪声。  **心得：**相比于其他工作，将显著物体的骨架特征融入到网络中，以提升预测效果。 | 在SOD网络中加入上下文模块，以学习类内一致性，类间差异性。结果不理想，思考问题所在。  在SOD网络中融合像素相关性以指导显著性特征的学习，结果不理想，思考问题所在。 | 泛读近两年各顶会的CV文献，思考“无法均匀、统一高亮的问题”的解决方案。 | 本周计划基本完成，包含：阅读文献，思考文献精髓，寻找突破点，思考解决方案。  尚未找到合理的解决方案，在自身的网络中，结合了像素相关性模块以及一些上下文模块，效果一般。 | 寻找解决方案：  针对显著图“无法均匀高亮”的问题，重点从类内以及类间的差异性入手，协同loss加以解决，尤其是相关性指导显著性的问题。  从“均匀高亮问题入手”，针对该问题，阅读CV领域文献，消化并思考idea，融入到自己的SOD网络中进行实验。 | 无 |
| **2021.8.25** | **阅读**：AAAI2020-Gated Fully Fusion for Semantic Segmentation.  深度卷积神经网络的高级特征已经证明了其在语义分割任务中的有效性，但高层次特征的低分辨率导致在小物体和边界上的分割效果较差。之前方法采用低层次特征去补偿高层次特征丢失的细节信息，但多尺度特征存在着语义差异问题，因此简单地组合多级特征的效果较差。  提出Gated Fully Fusion结构，选择性融合多尺度特征，通过融合强语义高层次特征和细节低层次特征提升特征表达能力，Gates用于控制有用信息的传播，减少融合时产生的噪声。  **心得**：在resent跳跃链接时，为每个空间位置加上权重以达到强化细节的效果。加个权重选择性激活特征，其实就是注意力。但是作者的着力点并未在注意力机制伤，而是阐述为什么是门控机制，从而选择性的融合多层特征。 | 尝试：在SOD网络中加入上下文模块，以学习类内一致性，类间差异性。结果不好，调试中。 | 泛读近两年各顶会的CV文献，思考“无法均匀高亮问题”的解决方案。 | 本周计划基本完成，包含：阅读文献，思考文献精髓，寻找突破点，思考解决方案。  尚未找到合理的解决方案，在自身的网络中，结合了一些上下文模块，效果并不好。 | **寻找解决方案**：  针对显著图“无法均匀高亮”的问题，重点从类内以及类间的差异性入手，协同loss加以解决。  从“均匀高亮问题入手”，针对该问题，阅读CV领域文献，消化并思考idea，融入到自己的SOD网络中进行实验。 | 无 |
| **2021.8.18** | **阅读：**CVPR2020-Strip Pooling：Rethinking Spatial Pooling for Scene Parsing.传统远程上下文建模方法主要为:1.空洞卷积，在没改变参数量的基础上，扩大了卷积核的感受野。2.全局/金字塔池化，图像的全局信息。然而，空洞卷积、全局/金字塔池化都只是探测方形窗口内的输入特征映射。这限制了它们在捕捉现实场景中的上下文异向性的灵活性。 在某些情况下，目标对象可能具有远距离带状或分布离散的结构。 使用方性窗口将不可避免地包含来自无关区域的污染信息。为了更有效地捕获长依赖关系，本文提出了条形池化的方法，其具备以下有两个优点：1.能够捕获孤立区域的远程关系。2.有利于捕获上下文，并防止无关区域的污染信息干扰预测。  **心得：**1\*N或N\*1的条形池化方法代替方形池化方法。在面对不规则物体时，避免引入不相关的信息。面对长条形的物体，能捕获长距离上下文关系。然而，这种池化方法真的适合大部分物体吗？毕竟条形物体在数据集中并不算多，待试之。 | 复现：CVPR2020- Strip Pooling：Rethinking Spatial Pooling for Scene Parsing.代码。  将Strip Pooling模块融入到SOD网络中，试验效果。 | 泛读近两年各顶会的CV文献，思考“无法均匀高亮问题”的解决方案。 | 本周计划基本完成，包含：阅读文献，思考文献精髓，寻找突破点，思考解决方案。  尚未找到合理的解决方案，下周继续阅读文献并思考。 | **寻找解决方案**：  针对显著图“无法均匀高亮”的问题，重点从类内以及类间的差异性入手，协同loss加以解决。  从“均匀高亮问题入手”，针对该问题，阅读CV领域文献，消化并思考idea。 | 无 |
| **2021.8.11** | **阅读：**CVPR2019-Decoders Matter for Semantic Segmentation: Data-Dependent Decoding Enables Flexible Feature Aggregation.  最近的语义分割方法都在探索encoder-decoder结构。该结构中的encoder用以产生小分辨率的feature map，decoder通过双线性上采样逐步得到像素级的预测。然而利用双线性插值进行上采样方法得到结果可能是次优的。因此，作者提出了一种新的上采样方法：Dupsampling，能够更好的建立每个像素之间预测的相关性。所提上采样方法能够减少模型对特征图分辨率的依赖，并且具有重构能力强，灵活性高，计算量小的特点。  **心得**：由于该篇论文讲述的新的上采样方法，是CNN不可或缺的模块，既提高准确率又降低计算量，因此想弄清楚该方法为己所用。论文上采样的方法是一个从 feature space 到 label space 的映射，本质上是通过卷积学习出来的，该方法是一个 upsample + classifier 的混合体。 | 复现：CVPR2019-Decoders Matter for Semantic Segmentation:  Data-Dependent Decoding Enables Flexible Feature Aggregation代码。 | 泛读近两年各顶会的CV文献，思考“无法均匀高亮问题”的解决方案。  准备组会待讲文献：AAAI2021-Pyramidal Feature Shrinking for Salient Object Detection | 本周计划基本完成，包含：阅读文献，思考文献精髓，寻找突破点，思考解决方案。  未找到合理的解决方案，下周继续阅读文献并思考。 | **寻找解决方案**：  针对显著图“无法均匀高亮”的问题，重点从类内以及类间的差异性入手，协同loss加以解决。  从“均匀高亮问题入手”，针对该问题，阅读CV领域文献，消化并思考idea。 | 无 |
| **2021.8.4** | **阅读：**TIP2021-Cross-layer feature pyramid network for salient object detection.基于特征金字塔(FPN)的模型，以渐进的方式融合语义与显著性细节，已经被证明在显著目标检测中十分有效。然而，这些模型生成的显著图往往具有不完整的目标结构或不明确的目标边界，这是因为远距离层间的间接信息传播使得融合的有效性降低。本文提出了一个新型的跨层特征金字塔网络(CFPN)，在这个网络中，使用了直接的跨层通讯，以改善显著目标检测中的渐进融合。具体来说，网络首先将来自不同层的多尺度特征融合在一张特征图中，其既包含高级的信息也包含低级的信息。然后，将聚合后的特征扩散到所有涉及到的层中，以获得更丰富的上下文。通过这种方式，每层的分布特征同时包含其他所有层的语义与显著细节，并在逐步融合特征的过程中减轻重要信息丢失的问题。最后，CFPN逐级融合各层的分布特征。通过这种方式，包含对定位完整目标有效的上下文的高级特征被保留到输出层，而包含空间结构细节的低级特征被嵌入到每一层，以保留空间结构细节。  **心得：**本质上是对传统FPN的改进。  Cross-Layer Feature Aggregation，跨层特征融合，实则就是对各级Encoder特征的融合。  Cross-Layer Feature Distribution，跨层特征分布，虽然叫分布，该模块做的还是特征融合。  论文思路清晰，结构简单易懂，对encoder与decoder的特征分别融合以完善上下文语义特征和空间结构特征。 | 复现：AAAI2021-A Progressive Architecture with Knowledge Review Network for Salient Object Detection代码。 | 泛读近两年各顶会的CV文献，思考“无法均匀高亮问题”的解决方案。 | 本周计划基本完成，包含：阅读文献，思考文献精髓，寻找突破点，思考解决方案。 | **寻找解决方案**：  针对显著图“无法均匀高亮”的问题，重点从类内以及类间的差异性入手，协同loss加以解决。  从“均匀高亮问题入手”，针对该问题，阅读CV领域文献，消化并思考idea。 | 无 |
| **2021.7.28** | **阅读：**AAAI2021**-**Pyramidal Feature Shrinking for Salient Object Detection.现有方法通常对包含细节的低级特征和包含语义的高级特征进行大跨度聚合，这会给聚合特征引入噪声，并生成不准确的显著图。针对这一问题，我们提出了金字塔特征收缩网络（PFSNet），旨在通过逐层收缩的方式将相邻特征结点成对聚合，使聚合后的特征融合有效的细节和语义，并丢弃干扰信息。**贡献**：   1. 提出了相邻融合模块（AFM）来实现相邻特征之间的相互空间增强，从而动态的加权特征并自适应的融合合适的信息。 2. 提出了基于backbone网络特征提取的尺度感知丰富模块（SEM）来获取丰富的尺度信息，并利用膨胀卷积生成多样化的初始特征。   **心得：**为解决大跨度聚合特征而带来噪声得问题，仅融合相邻层次特征的方法在CVPR19以及20都有文章提出，有的目的是高效，有的目的是避免噪声。作者的出发点同样是避免噪声，出发点是通过动态加权而保留待融合特征的公共元素。第2个贡献点是尺度感知模块，利用膨胀卷积以生成多样化的特征。 | 阅读并调试2020AAAI-F3Net代码，该代码相比于其他论文，具有结构清晰简洁，训练时间短的特点，重点学习代码中加速训练的方法,以节省训练时间。 | 再一次翻阅了2020以前的各大顶会关于显著性检测以及相关视觉领域的文献，以泛读为主，目的是寻找之前方法存在不足的地方，从而找到突破点。 | 本周计划基本完成，包含：阅读文献，思考文献精髓，寻找突破点。 | 继续阅读 “以往未精读以及最新的文献,包括但不局限于显著性检测”，寻找突破点。  **初步想法**：针对显著图“无法均匀高亮”的问题，思考解决方案并加以解决。解决“无法均匀高亮”的问题，本质上是解决类内一致性问题，增强类内一致性，类间差异性。拟从特征差异入手，协同loss共同解决均匀高亮的问题” | 无 |
| **2021.7.21** | 1. 投稿TNNLS，仔细审阅论文中方方面面的细节，修正不恰当的地方，如图，语言表达，格式等，持续到18号晚。  2. 阅读论文: AAAI2021:Locate Globally, Segment Locally: A Progressive rchitecture With Knowledge Review Network for Salient Object Detection.  显著目标的定位与分割是显著目标检测中两个不同的任务。前者的目的是在全局范围内找到图像中最有吸引力的物体，而后者只能依赖包含显著目标的局部区域来实现。然而，以前的方法主要是以简单的端到端方式同时完成这两项任务，忽略了两项任务之间的差异。我们假设人类视觉系统会有序地定位和分割物体，因此我们为SOD提出了一个新颖的带有知识回顾网络的渐进式架构(PA-KRN)，它由三个部分组成：  1.粗定位模块(CLM)，使用body-attention标签定位包含显著目标的粗糙区域，而没有边界细节。  2.基于注意力的采样器，以body-attention map为基础，可以获得高分辨率的显著目标区域。  3．细分割模块(FSM)，对显著目标进行精细分割。  论文的本质思路是从粗到细的分割方法。 | 在Github网站，公开所投论文的代码。 | 无 | 依据上周意见修改论文，本周计划已完成。 | 仔细阅读 “以往未精读以及2021年最新的文献”，寻找突破点，依据上一篇文章的思路，就着问题往下做” | 无 |
| **2021.7.14** | 依据上周老师和同学们提的意见，文章修改内容如下：  1. 重新凝练引言中解决问题的方法，并辅以图2行论述，主要强调非边界特征为门结构提供“抑制因子”，为加强抑制因子，网络预测的是粗边界，有利于抑制伪显著物体  2. 重新论述门特征交互模块，辅以图分三种情况讨论：“非边界特征和全局特征是否包含伪显著物体”，并指出第二种情况最为常见，第三种情况我们的方法无法为门模块提供抑制因子。  3. 从思想上，重画图3和图6，去掉繁冗细节。  4. 结论部分指出：“我们的方法的局限性，将在未来工作中完善。” | 在Github网站，完善论文所对应的代码 | 无 | 依据上周意见修改论文 | 1. 继续打磨论文，完善细节； 2. 打磨Github代码，注重可读性和可引导性； 3. 读论文，思考下一个工作的切入点。 | 无 |