Deep Learning-based Unsupervised Salient Object Detection (USOD) mainly relies on the noisy saliency pseudo labels that have been generated from traditional handcraft methods or pre-trained networks. To cope with the noisy labels problem, a class ofmethods focus on only easy samples with reliable labels but ignore valuable knowledge in hard samples. In this paper, we propose a novel USOD method to mine rich and accurate saliency knowledge from both easy

and hard samples. First, we propose a Confidence-aware Saliency Distilling (CSD) strategy that scores samples conditioned on samples’ confidences, which guides the model to distill saliency knowledge from easy samples to hard samples progressively. Second, we propose a Boundary-aware Texture Matching (BTM) strategy to refine the boundaries of noisy labels by matching the textures around the predicted boundaries. Extensive experiments on RGB, RGB-D, RGB-T, and video SOD benchmarks prove that our method achieves state-of-the-art USOD performance.

**1、introduction**

无监督显著对象检测（USOD）方法的目标是在不使用手动注释的情况下同时正确定位和精确分割显著对象。与监督方法相比，USOD方法可以容易地适应更实际的场景（例如，工业或医学图像），这些场景很难收集大量的标记图像。此外，USOD方法还可以辅助一些相关方法用于其他任务，例如，目标识别和目标检测。

大多数基于深度学习的方法都是基于传统SOD方法提取的显著性信息（图1）。1-c和1-d）。这些手工标记的的相关特征信息被用作伪标签在某些约束条件下来训练深度网络，例如，二进制交叉熵损失。然而，传统方法的显著性信息通常会偏离目标对象，特别是在复杂场景中。此外，传统的约束，如BCE损失，在全监督的SOD方法上效果很好，但在拟合无监督方法的噪声标签时没有达到理想效果。最近，Zhou et al.通过基于无监督的预训练网络代替传统方法来提取显著性信息，解决了第一个问题。在训练过程中，他们专注于从简单样本中学习可靠的显著性信息，而忽略了复杂样本中的潜在知识。主要原因是复杂样本可能被错误标记，并破坏在早期训练阶段学习的显著性信息。因此，为了充分利用复杂样本，我们认为所有样本都应该以有意义的顺序被使用（即，从高可靠性到低可靠性），这对于从噪声标签中挖掘准确知识至关重要。通过这样的策略训练，网络可以从复杂样本中挖掘有价值的信息，而不会破坏从简单样本中学习到的信息。

深度网络可以学习从噪声标签中定位突出区域，但仍然难以找到目标对象的精确边界。通常，显著性边界周围的外观具有与显著性图中类似的纹理。因此，匹配不同图之间的纹理可以指导产生合理的显著性边界。我们将证明上述策略适用于除RGB图像之外的多模态数据，包括深度图、热图像和光流

基于上述分析，我们提出了一种新的框架来解决无监督显著对象检测（USOD）任务。具体而言，提出了两种策略，从嘈杂的显著性标签中挖掘显著性信息。首先，我们提出了一个置信度感知的显著性提取（CSD）计划，以得分样本与噪声标签的样本的置信度为条件。然后，我们的CSD策略引导网络从简单的样本到更复杂的样本中学习显著性信息，逐步采用以训练进度为条件的自适应损失。其次，我们提出了一个边界感知的纹理匹配（BTM）策略，通过匹配预测边界周围的纹理来细化噪声标签的显著性边界。在训练期间，预测的显著性边界朝向整个图像的外观空间中的周围边缘移动。最后，在上述两种机制的指导下，我们的方法可以产生高质量的伪标签来训练广义显著性检测器。RGB，RGB-D，RGB-T和视频SOD基准上的大量实验证明，与现有的USOD方法相比，我们的方法达到了最先进的性能。