

## 一、数据处理和分析

1、分析训练集有 7 种物体，全是 good 样本。

种类	样本数	种类	样本数
bottle	209	grid	264
cable	224	hazelnut	391
capsule	219	leather	245
carpet	280		

2、测试集包含正常样本和异常样本结构：

种类	样本数	种类	样本数
bottle	83	grid	78
cable	150	hazelnut	110
capsule	132	leather	124
carpet	117		

## 二、算法原理

### 1、DRAEM

判别联合重建异常嵌入方法 (DRAEM) 由重建和判别子网络组成（见图 1）。重建子网络被训练为隐式检测和重建具有语义上合理的无异常内容的异常，同时保持输入图像的非异常区域不变。

判别子网络学习联合重建异常嵌入，并根据连接的重建和原始外观生成准确的异常分割图。异常训练示例是通过一个概念上简单的过程创建的，该过程模拟无异常图像上的异常。这种异常生成方法提供

了任意数量的异常样本以及像素完美的异常分割图，可用于在没有真实异常样本的情况下训练所提出的方法。

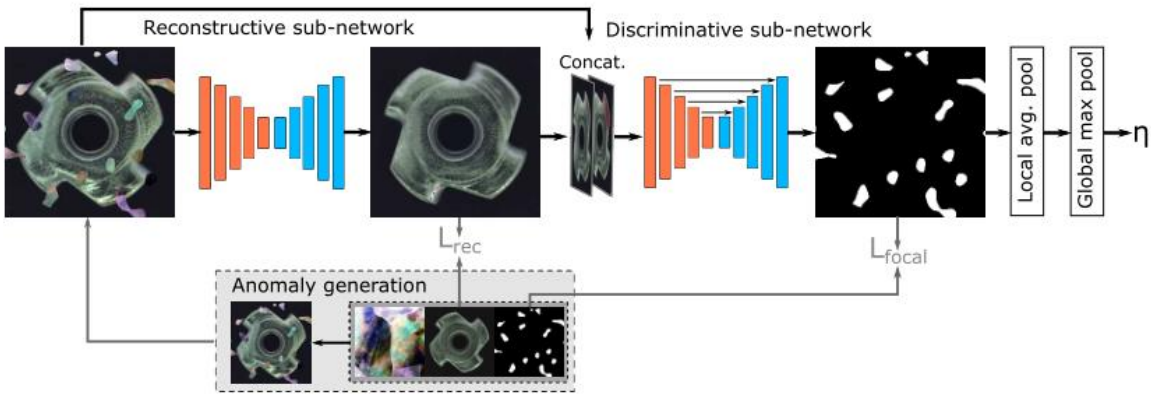


图 1<sup>[1]</sup>

图 1 为异常检测过程。首先，通过使用  $L_{rec}$  训练的重构子网络隐式地检测和修复异常区域。然后，重构子网络的输出和输入图像被连接起来，并馈入鉴别子网络。使用焦点损失  $L_{focal}$ <sup>[2]</sup> 训练的分割网络定位异常区域并产生异常图。从异常得分图中获取图像级异常得分  $\eta$ 。更为详细的算法原理不在此赘述，可查看文章<sup>[1]</sup>。

2、创新点：在该文章的基础上，因为实验要求不能把有缺陷的当成良品（宁可错杀一千，不可错过一个），所以我对输出的 `imag_score` 进行分类输出，根据每一类的特点设置缺陷的阈值，除此之外，根据本实验的数据集对代码进行修改，得到缺陷图片的 `xxx_mask.png` 存于 `ground_truth` 文件夹。

### 三、实验内容

1、采用算法：DRAEM

2、计算设备：租用 AutoDL 平台服务器。

镜像	qqexian <a href="#">更换</a>
GPU	Tesla P40(24GB) * 1 <a href="#">升降配置</a>
CPU	12 vCPU Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2650 v4 @ 2.20GHz
内存	60GB
硬盘	系统盘: 25 GB 数据盘: 免费:50GB SSD 付费:0GB <a href="#">扩容</a> <a href="#">缩容</a>
附加磁盘	无
端口映射	无
网络	同一地区实例共享带宽

### 3、实验过程：

1)详细步骤：在实验中，网络在 MVTec 异常检测数据集上训练了 700 个时期。学习率设置为 104，经过 400 和 600 个周期后乘以 0.1。(45, 45)度范围内的图像旋转用作训练期间无异常图像的数据扩充方法，以减轻由于相对较小的无异常训练集大小而导致的过拟合。DRAEM\_checkpoints 文件夹中包含了通过训练的各类模型，通过对 test\_DRAEM.py 参数进行设置，就可以输出结果。

2) 输入：实验数据集

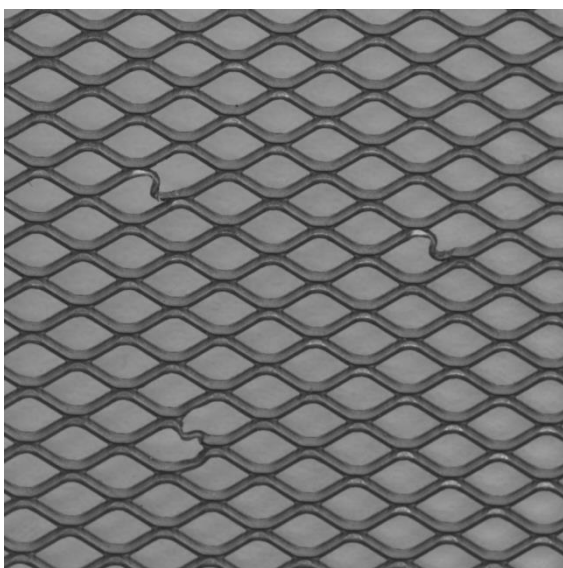
3) 输出：test 文件夹中 7 类的缺陷图像，并存于 ground\_truth 文件夹对应的类别中，命名与 xxx\_mask.png。

### 四、实验结果

1、因为不知道 test 数据集真实的缺陷标签，无法对结果进行优劣性分析。

2、缺陷图像结果

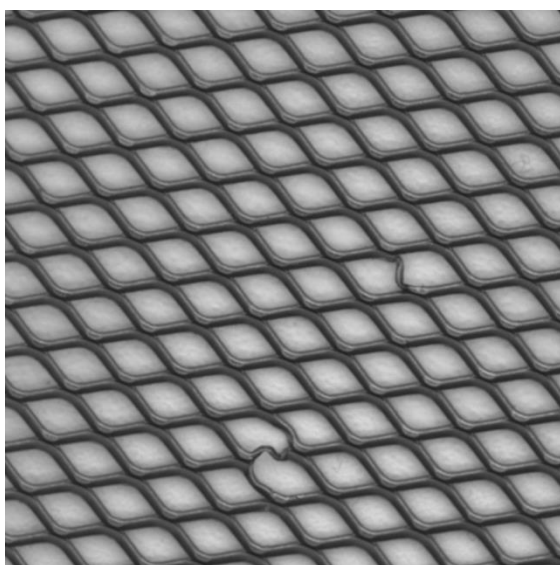
例如：grid 类



bent\_000.png



bent\_000\_mask.png



bent\_001.png



bent\_001\_mask.png

ground\_truth 各类的缺陷样本数如下：

种类	样本数	种类	样本数
bottle	67	grid	56
cable	103	hazelnut	70
capsule	70	leather	92
carpet	94		

## 参考文献

- [1] Zavrtanik V, Kristan M, Skočaj D. Draem-a discriminatively trained reconstruction embedding for surface anomaly detection[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2021: 8330-8339.
- [2] Lin T Y, Goyal P, Girshick R, et al. Focal loss for dense object detection[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2017: 2980-2988.