声呐 深度学习

（A Review on Deep Learning-Based Approaches for

Automatic Sonar Target Recognition）

1. 数据集：大多使用仿真器

现有的真实数据集：UCI,Ireland’s Open Data Portal，Figshare Dataset

1. 声呐一些信号预处理的方法：DEMON Processing,Cyclo-Stationary，LOFAR Analysis
2. 声呐现在用的神经网络架构：1.小CNN

https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7761140

1. encoder decoder
2. 用自编码器直接处理输入 类似 生成对抗网络

声呐 目标检测（Object Detection in Sonar Images）

1. 声呐的深度学习应用有两种方式：网络学特征之后输入SVM 或者端到端
2. 文章的贡献：迁移大规模数据 自动超参数选择

方法：训练检测器在线检测并注释新图像 基于FAST-R-CNN 使用BA

珊瑚识别 （Causal learning-driven semantic segmentation for robust coral health status identification）

1. 引入因果学习：主要使用：因果去相关模块（RCM,SCM）

增强特征聚合模块

1. 使用的因果学习方法：RFF化升维为降维

用协方差表示线性相关性

用Frobenius Norm来量化协方差矩阵的大小

最后在矩阵的每个元素上加一个可学习的权重

1. 聚合特征模块：MSA:多维度空间图像金字塔 后融合

CA：取最大与平均元素

送入MLP

接一个sigmoid

后两注意力逐个元素相乘应用到原始的输入图

珊瑚分割 LP(Autonomous 3D Semantic Mapping

of Coral Reefs)

1. 已经有人对先进开源视觉加惯性SLAM里程计进行了全面的研究与分析：

Joshi, B., Rahman, S., Cain, B., Johnson, J., Kalitazkis, M., Xanthidis, M., Karapetyan, N.,

Hernandez, A., Quattrini Li, A., Vitzilaios, N., Rekleitis, I.: Experimental comparison of open

source vision-inertial-based state estimation algorithms (2019)

其中说明了 DSO 直接稀疏里程计是最好用的

1. 三维珊瑚地图构建需要：语义信息与三维位置
2. 本文贡献：CNN生成的语义预测结果放到DSO（深海中光亮度不变？）点云中 构建三维语义地图

能够确定珊瑚的体积与数量

4.实现方法：用KCF跟踪器跟踪CNN检测出来的ROI 并将ROS传递给DSO保存语义信息 注意使用FOCAL LOSS强化严重类别不均衡的数据训练

声呐 深度学习2(FLS-GAN: An end-to-end super-resolution enhancement framework for FLS

terrain in deep-sea mining vehicles)

1. 使用SR 基于图像重建 来增强水下感知
2. 三个贡献点：时域频域变换去除噪声

基于CycleGAN,基于声呐物理先验 重建效果图

使用多种指标进行评估

1. 创新点：ASHC 自适应阴影高光校准子网络

NFFD 远场近场融合判别器

1. 操作流程：1.按照声呐格式的图像退化

2.FFT去除周期噪声 小波变换

3.为了解决声呐的成像阴影问题 使用ASHC 端到端来增强声呐图像

4.为解决声呐远近信号衰减问题影响生成器质量 使用NFFD近远场融合判别器，让生成的图像适应FLS的独特特征