**技术交底书(technical disclosure)**

**技术提案名称：**岸基阵水下目标感知算法

**技术提案编号：**

**技术提案发明人：­**\_ \_\_

**技术交底书撰写人及技术联系人：\_ \_\_\_**

**电话：**

**E-MAIL：** “

**部门：**

**专业术语和名词解释：**

无。

1. **本发明要解决的技术问题是什么？**

**背景问题：**

水声目标探测技术可以在一定范围内实现对水声目标的探测、跟踪、定位与识别的信号处理技术。水声目标探测技术是水声信号处理与探测领域的重要研究方向，是环境感知、目标监测、资源勘探、情报收集等海洋应用领域的核心技术之一，一直是国内外研究学者重点关注的热点问题。具体来说，基于水声目标的检测有助于准确绘制海床的大部分区域，定位管道或电缆路线、障碍物和其他功能。为了减轻散斑噪声对检测算法的影响，一种普遍的做法是在水下声波本身的噪声之外引入额外的环境噪声，这有助于增强图像并提高检测算法对于噪声的鲁棒性。然而，直接将散斑噪声作为固定参数引入水下声波通常仅限于有限的样本空间中，无法将其应用在真实的水下环境中。

**本发明要解决的问题：**

解决水声目标检测中散斑噪声影响检测算法性能的问题。

1. **详细介绍技术背景,并描述已有的与本发明最相近似的实现方案。**

在复杂海洋环境下，面向越来越低的目标输入信噪比条件，如何提高水声目标探测性能是水声信号处理领域亟待解决的问题。而从目标角度出发，通过研究目标信号在产生、传播与接收过程的特征，并利用目标特征进行高增益处理，以提高对目标信号侦察与探测性能是一种自然的选择。目前，基于特征的目标探测技术发展主要包括5个方面。

（1）基于固有特征量的目标探测技术。所谓固有特征量，就是指目标辐射噪声中受海洋信道长距离传输影响变化较小，或即使有变化，但变化规律已知或者是可控的那一部分分量。根据目标辐射噪声形成和传播机理，固有特征量往往集中在低频、甚低频段，因此此类目标探测技术主要聚焦在目标的低频、甚低频特征探测上。例如，李启虎等提出的带有自适应线谱增强的单频特征信号探测技术，能够获得比传统能量探测方法更高的处理增益，有效探测具有线谱特征的微弱目标，从而有效提高了被动目标探测作用距离。

（2）矢量信号处理方法。水声场既有声压场，也有振速场，随着矢量水听器在工程上的日臻成熟，通过矢量水听器同时获取声压和质点振速矢量，为水声目标探测提供了更多维度上的目标声场特征。在自由场条件下，通过声场声压标量和质点振速矢量联合测量，可对声压、振速、振动加速度、位移、声波强度等特征进行单独或者组合检测，有效区分目标和噪声矢量场，从而达到提高目标探测能力的目的。矢量信号处理一直是水声领域备受关注的热点问题，国内外学者在矢量阵列高分辨方位估计、左右舷分辨、低频和甚低频检测等方面进行了深入研究并确定良好效果，根据研究表明，探测信噪比可提高5—10 dB；未来研究重点主要集中在运动多目标估计、非自由场条件下矢量处理等方面。

（3）基于非高斯、非线性特征提取的目标探测技术。利用Wigner-Vill分布、小波变换、高阶统计、非线性等现代信号处理工具对接收数据进行分析与特征提取，然后进行探测也是基于特征探测的一个较为活跃的研究课题。其中，非高斯信号处理包括高阶统计（高阶谱估计、基于高阶累积量的ARMA模型估计、超定递推辅助变量法参数估计、随机梯度法参数估计等）、盲解卷、非监督自适应滤波（盲均衡器、码率盲均衡器、常数模算法）等方面。非线性信号处理则包括随机共振理论、基于随机统计学理论的非线性时间序列分析（非参数化模型估计、非线性ARMA模型参数估计等）、基于混沌动力学理论的非线性时间序列分析（嵌入维估计、相空间重构技术、分形维和Lyapunov指数估计、全局与局部动力学模型估计、非线性预测与降噪等）、自相似随机信号模型（分数布朗运动、分数高斯噪声、分数Lévy稳定运动）等方面的工作。比如，Haykin和Thomson提出了一种新的非平稳信号探测的思路，即非平稳环境下的信号探测问题可以转化为自适应模式识别的问题，利用Wigner-Vill分布等时频分析工具对数据进行二维时频分析，进行特征提取，并用神经网络进行探测。

（4）基于信号或噪声宽容性特征的处理方法，依赖于较少的传播信道先验知识，通过信号或噪声的依靠鉴别性特征进行处理，改善其宽容性。例如，Gingras提出了一种利用传统的模闪烁指数的非确定性分量分析的方法，利用简正波模态能量的闪烁来描述在随机起伏海洋波导中的声波传播特性，并通过模态分解和利用模态闪烁指数的统计特性实现水面和水下目标的分辨。Ephraty等提出了一种基于空间稳定性的水下声源的探测方法，该探测方法只应用了较少的先验知识，即信道的边界性和加性噪声较低的空间非平稳性。

（5）基于CNN的水下声学图像检测

水下声学图像目标检测由于过度依赖水下环境噪声等条件，经典的检测方法的性能不可靠。同时，基于手工设计特征的方法，如高光阴影模式和模板匹配等算法泛化能力弱，难以应用到不同的水下环境。随着基于CNN的目标检测器的出现，普通场景图像目标检测的准确性得到大幅提升。然而，基于CNN的模型在有限数据场景下的泛化能力和鲁棒性很难得到保证。因此，在水下声波上直接使用容易过拟合从而导致检测结果不准确。其次，水下声波检测算法面临强烈的环境噪声扰动，为了减轻散斑噪声对检测算法的影响，一种普遍的做法是在水下声波本身的噪声之外引入额外的环境噪声，这有助于增强图像并提高检测算法对于噪声的鲁棒性。然而，直接将散斑噪声作为固定参数引入水下声波通常仅限于有限的样本空间中，无法将其应用在真实的水下环境中。

因此在本研究中，我们提出非固定可学习的自适应噪声模型来对环境噪声进行建模。

1. **本发明技术方案的详细阐述，应该结合流程图、原理框图、电路图、时序图进行说明。**

在本专利中，我们提出非固定可学习的自适应噪声模型来对环境噪声进行建模。我们基于水下声源回波构建水声图像，声波具备穿透泥土和淤泥的能力。因此，相较于水下光学图像，水声回波图像可以在更大范围内捕获水下目标。水下声波具有广泛的应用范围，是一些列下游水下探测任务的先决条件，例如海雷检测和鱼类跟踪。水下图像目标检测的经典方法包含模板匹配 (TM)的各种表示，利用工程特征来实现分类和定位。水下声波图像中的其他检测任务。基于成对的高光阴影区域和逐步特征提取。然而，上述方法对手工工程的依赖性太大了。无法解释水下声波图像固有表示的特征，不可避免地导致水下声波图像数据的无效学习。然而，直接应用目标检测框架，例如 Faster R-CNN 或 SSD来对水下图像进行检测通常难以获得准确的结果。这主要是由两方面的原因造成：一是可用的水下声波数量很少，不同于丰富的光学图像数据集，高质量水下声波获取成本高，难以收集。二是是噪声的扰动是多样化，水下声波成像通常伴随着不同类型和大小的各种噪声，这些噪音使得获取到的水下声波退化并困扰现有的目标检测算法。具体来说，用于训练检测器的有限样本使得优化的参数只适合目标值样本空间，所构建的检测模型无法对不同水下环境中的噪音进行有效的处理，解决基于卷积神经网络（CNN）的检测器对水下声波中噪声的扰动对抗性不足问题。

针对水下声波目标检测普遍存在的噪声问题，本专利利用对抗生成网络构建噪声生成模块，引入与水下声波相关的对抗性噪声扰动来泛化模型并提高噪声攻击的鲁棒性。主要作用内容为：（1）水下声波检测模型；(2)无监督噪声生成网络。通过带有辅助部分噪声块的横向噪声对抗网络生成符合特有噪声特性的对抗样本，增强岸基阵水下声波目标检测的鲁棒性和泛化能力。

1. 水下声波噪声

水下声波回波信号主要受三种噪声的影响，即环境噪声、混响和自噪声，其中混响为主要的噪声来源，尤其是在浅水区。混响被定义为水听器接收到的水或水边界内异质体的散射声能，强度随着散射体的距离和传输信号的强度而变化。基于上述的分析，在本发明中我们将混响作为主要的扰动噪声来源来设计抗噪声干扰的水下声波检测模型。根据米德尔顿的海底混响模型，t时刻的混响可以定义为实部和虚部之和，

假设Vn(t)和分别代表第n个散射体的瞬时幅度和瞬时相位。实部和虚部可以表示为，

*,*

*,*

根据中心极限定理(CLT), 如果 N 足够大，Re(t)和Im(t)将收敛于高斯分布。对于随机散点，Vn(t)和是相互独立的随机变量。可以看作是从0到2的均匀分布。因此，Re(t)和Im(t)的均值可以按照如下方式计算，

*=*

*=*

其中，<>代表平均值，由以上公示可以得出，=0，并且具有相同的方差。由于Re(t)和Im(t)都服从(0, )的高斯分布，噪声混响的幅度符合瑞利分布。根据上述分析，由于散射体广泛分布，每个像素的单个测量值是随机变化的。其幅度的概率密度函数遵循瑞利分布，均值为零，方差为。如果可以预测参数，则可以生成幅度服从瑞利分布的噪声扰动。

2. 自适应抗噪声水下声波目标识别模型

在本发明中，利用对抗生成模型构建噪声生成网络，使用RoI池化层产生基于区域的特征作为输入，输出为符合真实分布的噪声扰动信息，并将其加入目标识别模型中来对抗环境噪声的干扰，使得识别结果可以抗环境噪声干扰。图1为自适应抗噪声水下声波目标识别模型的整体结构，其主要包含目标识别网络和噪声生成模块两个部分。在本发明中，为了便于理解和实现，选择Faster R-CNN作为基线模型，然后将噪声生成网络嵌入到目标检测器中。

具体来说，在RoI池化层之后将特征图通过包含一个卷积层和两个级联全连接层的轻量级sideway网络，在噪声生成网络预测方差后，通过噪声产生器以随机方式生成幅度遵循瑞利分布的噪声。再将噪声产生器生成的噪声添加到原始特征中，以通过特定的噪声模型生成对抗样本。在噪声生成过程中采用无监督训练而不使用带标签的噪声数据，通过在语义低但分辨率高的特征中引入噪声，实现在合理的范围内自动添加噪声的功能，以使模型获得更好的泛化能力，并在不增加计算成本的情况下实现模型对环境噪声的抗干扰性。



图1. 水下声波目标检测整体结构

噪声生成网络的设计遵循两个原则：（1）噪声生成网络的训练目的为从卷积特征空间生成符合真实样本分布的噪声扰动，而不是简单的在输入图像上添加随机扰动值；（2）噪声生成网络无需增加额外的计算成本，并且容易嵌入到检测器中以保证端到端的训练。基于以上分析，噪声生成模块的结构如图2所示。噪声生成网络易于集成到各种先进的目标检测框架中。



图2. 噪声生成模块

因此，一旦方差被预测，遵循瑞利分布的噪声即可通过噪声产生器以随机方式生成。生成的噪声与特征具有相同的维数，在后续的训练过程中被添加到原始特征中以通过特定的噪声模型生成对抗样本。本项目中的噪声模型表示如下，

其中，为第i个对抗样本，是可训练的模型超参数，。

3. 目标函数

假设x与y分别为输入水下声波和其对应的标注图像，和为模型输出的检测框及对应的真实检测框，模型训练的目标为最小化,

其中，为输入图像的原始特征表示（不含有噪声扰动），目标函数中第一部分为softmax损失，第二部分为检测框损失。

基于对抗性学习的方法旨在生成欺骗检测器的对抗性示例，在我们的方法中，我们直接将对抗性 示例作为原始示例的额外的表示辅助决策来预测类别和边界框。因此，将上述目标函数修改为，

其中表示由噪声生成模块产生的扰动噪声，为对抗性示例。同时，模型的损失也通过原始样本和对抗样本的分布之间的差异，来模拟真实的噪声攻击，这一部分损失可以记为

其中，为真实样本的分布，为对抗性样本的分布函数，用来模拟真实样本的分布，为真实样本和对抗样本的KL散度。因此，在模型的训练方法过程中，使用上述三个损失函数组合来微调模型，使其对各种噪声攻击具有鲁棒性并且具有更强的泛化能力。

1. **本发明的关键点和欲保护点是什么？**

本课题的创新点主要为以下两个部分：

（1）基于对抗生成网络构建的自适应无监督噪声生成模块，其可被用于以无监督方式产生符合真实水下环境的对抗性噪声样本，将其加入岸基阵获取的水下声波中来消除水下环境混响所带来的噪声干扰，提高水下声波目标识别的鲁棒性。

（2）模型的可泛化性，自适应抗噪声水下声波目标识别模型由于采用了对抗博弈策略来生成噪声样本，因此，其允许训练数据与测试数据存在较大的差异性，使得整体模型的可泛化性得到很大提升，无需针对不同的水下环境进行调整，易于部署在不同的海洋区域。

1. **用推理方式推导出本发明的优点。**

无

1. **针对4中的技术方案，是否还有别的替代方案同样能完成发明目的？**

无

1. **其他有助于专利代理人理解本技术的资料。**

详见附件。