

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2022.03.005

基于多层感知机的远距离水下声源定位技术研究

郑宇鸿¹, 徐佳毅^{1,2,3}, 文艺成^{1,3}, 李醒飞^{1,2,3}

1. 天津大学精密测试技术及仪器国家重点实验室, 天津 300072;
2. 天津大学青岛海洋技术研究院, 青岛 266200;
3. 青岛海洋科学与技术试点国家实验室, 青岛 266237)

摘要:针对传统匹配场处理方法存在水下声源远距离定位失准以及定位时间过长的问題,提出了一种基于多层感知机的水下声源被动定位方案。利用团队自研的“浮星”浮标实测的剖面数据模拟真实海洋环境,并在水中布设垂直水听器阵,仿真大量不同位置的声源在水听器处产生的接收数据。将多通道波形数据直接作为输入对多层感知机网络进行训练,从而获取高精度的定位神经网络。仿真结果表明,与匹配场处理算法相比,设计的感知机网络可以在大范围信噪比环境中实现有效的水下声源定位,其中在30dB信噪比下定位距离和深度的平均相对误差达到了1.94%和6.84%。另外,相对于失配声速剖面,使用平均声速剖面模拟的接收数据可提高网络的定位性能。

关键词:远距离水下声源;匹配场处理;多层感知机;被动定位;平均声速剖面

中图分类号: O427.9 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-8110(2022)03-0040-09

Research on Long Range Underwater Source Location Based on Multi-layer Perceptron

ZHENG Yu-hong¹, XU Jia-yi^{1,2,3}, WEN Yi-cheng^{1,3}, LI Xing-fei^{1,2,3}

1. State Key Laboratory of Precision Measuring Technology and Instruments, Tianjin University, Tianjin 300072, China;
2. Qingdao Institute for Ocean Technology, Tianjin University, Qingdao 266200, China;
3. Pilot National Laboratory for Marine Science and Technology, Qingdao 266237, China)

Abstract: Aiming at the problems of inaccurate long range positioning of underwater source and long positioning time with traditional matched field processing (MFP) method, a long range location scheme of underwater source based on multi-layer perceptron (MLP) is proposed. The real marine environment is simulated by using the profile data measured by the team's self-developed "floating star" buoy. Vertical array of hydrophones is arranged in the water to simulate the received data generated by a large number of sources with different positions at the hydrophone. The multi-channel waveform data is directly used as the input to train the multi-layer perceptron, so as to obtain a high-precision positioning neural network. The simulation results show that compared with the matched field processing algorithm, the designed perceptron network can effectively locate the underwater source in a wide range of signal-to-noise ratio environment. The mean relative errors of location distance and depth reach 1.94% and 6.84% at 30dB signal-to-noise ratio. In

收稿日期:2022-01-30;修订日期:2022-02-22

基金项目:天津市科技计划项目(20YFZCSN00940);青岛市创业创新领军人才计划(19-3-2-40-zhc)

作者简介:郑宇鸿(1994-),男,博士研究生,主要从事水下声源被动定位方面的研究。

通信作者:李醒飞(1966-),男,博士,教授,主要从事水下PNT以及智能感知方面的研究。

addition, compared with the mismatched sound velocity profile, the received data simulated by the mean sound velocity profile can improve the positioning performance of the network.

Key words: Long range underwater source; Matched field processing; Multi-layer perceptron; Passive positioning; Mean sound velocity profile

0 引言

水下动态声源的定位技术作为水下监管体系中的一项重要技术,被广泛应用于海洋工程、海洋运输和海防等领域。在传统的定位技术中,匹配场处理(Matched Field Processing, MFP)技术作为一种依靠先验知识的范围搜索方法,在 20 世纪取得了广泛的应用,在实际水域中实现了声源被动定位^[1]。使用 MFP 进行声源定位,可以在近距离获得较为理想的定位精度,但是噪声条件下远距离定位失准以及搜索时间会随着搜索间隔的增大而增大,使其缺点逐渐暴露。

由于 MFP 方法的局限性及近几年机器学习理论和技术的新发展,一些基于机器学习的水声被动定位方法开始重新崭露头角,相关研究和报道也陆续出现^[2]。Wang Y. 等^[3]利用广义回归神经网络,直接从归一化样本协方差估计声源位置。Qin D. 等^[4]将不同频率数据的协方差矩阵分解为特征值,提取主特征值对应的特征向量作为长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)网络的输入特征。S. Whitaker 等^[5]在使用深度 LSTM 网络的声学定位方法中加入了用于定位的有序分类,降低了定位误差。Jia Y. 等^[6]提出了一种基于粒子群优化-广义回归神经网络的深海声源定位算法,该方法利用粒子群算法对广义回归神经网络的参数进行优化,减少了人为确定的参数对广义回归神经网络性能的影响。针对宽带声源定位问题,Niu H. 等^[7]提出了一种基于大数据的深度学习方法,使用单个水听器模拟的数据对残差神经网络进行训练,在数据测试方面取得了较为理想的定位结果。Huang Z. 等^[8]利用 Kraken 声学工具模拟了真实的海洋环境,并利用 174 万个传播样本获得协方差矩阵,而后进行特征值分解,将特征值矩阵对深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)和直接利用时域信息对卷积神经网络(Convolution Neural Network, CNN)^[9]进行训练,并在 DNN 上获得了更好的定位精度。Liu Y. 等^[10]提出了一种直接以自相关函数作为卷积神经网络的输入特征用于声源定位,避免了人工提取的延迟路径难以确定的过程。苏林等^[11]

研究了不同深度声源的匹配场定位对声速剖面失配的敏感性。这些工作大多都在声源与接收器距离较近的条件下取得了理想的定位效果,但大部分工作并未考虑声速剖面失配对定位精度的影响,且至今较少有在远距离条件下开展声源被动定位的研究,以及利用机器学习算法探究剖面失配对远距离定位的影响。

本文提出了一种基于双层非线性输出的多层感知机(Multi-Layer Perceptron, MLP)远程声源被动定位方案,可在距离以及深度方向对声源进行被动定位。在水下模拟布设垂直水听器阵,利用团队自研的“浮星”浮标实测得到的声速剖面数据对海洋环境进行重新模拟,仿真大量不同距离和深度的宽频带声源在水听器处产生的波形信号以及频域声压数据,并对频域声压数据进行 MFP 定位。由于 MFP 定位方法存在不足,因此利用波形信号数据对设计的多层感知机进行训练,并利用训练后的多层感知机进行定位,在 450~550km 远距离水下,信噪比为 30dB 时距离和深度平均绝对误差分别为 8.31km 和 2.17m,平均绝对误差比在声速剖面失配的情况下分别降低了 13.53% 和 1.81%。

1 水声数据获取

在 1970 年末,存在着广泛用于预测海洋声传播的几种常规模型,但各自都有其自身的问题。典型的困难包括:1)对于某些类型的声速剖面的数值计算不稳定;2)无法计算完整的海洋模型。为了解决这些问题,海洋声传播理论开始建立 Kraken 范式模型的基础。

1.1 Kraken 简正波模型

Kraken 海洋声场模型采用有限差分方法解简正波方程,可以快速得到精确解。它将整个海水深度 D 划分为 N 个等间隔的宽度 $h = D/N$,相应地得到 $N + 1$ 个点。采用有限差分近似,可以将简正波方程的连续问题化为线性代数中的特征值问题^[12]。根据绝热假设和 WKB(Wenzel Kramers Brillouin)近似,可以得到波压力场的解

$$p(r, z) = \frac{i}{\rho(z_s) \sqrt{8\pi r}} e^{-\frac{\pi i}{4}} \sum_{m=1}^{\infty} \psi_m(z_s) \psi_m(z) \frac{e^{ik_m r}}{\sqrt{k_m}} \quad (1)$$

其中, i 为虚数单位; r 表示声源与接收器的水平距离; z_s 为声源深度; z 为接收器深度; m 为模式数, 范围为 $(0, \infty)$; ψ_m 和 k_m 分别为第 m 阶简正波模态的本征函数和本征值。

传播损失定义如下

$$TL(r, z) = -20 \lg \left| \frac{p(r, z)}{p_0(r=1)} \right| \quad (2)$$

其中, p_0 定义如下

$$p_0 = \frac{e^{ik_0 r}}{4\pi r} \quad (3)$$

其中, k_0 为水平波数; p_0 表示声源在自由空间中的声压。忽略传播过程中的介质吸收, 水听器接收信号的信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 定义如下

$$SNR(f) (\text{dB}) = SL(f) - TL(f) - NL(f) \quad (4)$$

其中, SL 表示声源级; NL 表示噪声级。

1.2 数据描述

为了评估提出的多层感知机在声源被动定位中的表现, 并与传统的匹配场方法进行对比, 需要利用 Kraken 模拟真实海洋声场环境并生成相应数据, 其中仿真的海洋声场环境模型如图 1 所示。

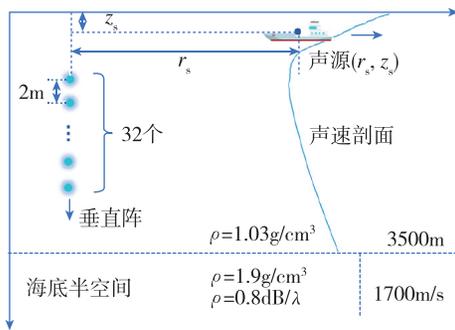


图 1 海洋声场环境模型仿真

Fig. 1 Simulation of ocean sound field environment model

垂直阵由 32 个水听器组成, 水听器的间隔为 2m, 布设于海深 1~63m 的范围。海水深度为 3500m, 海水密度为 1.03g/cm^3 , 海底半空间的声速为 1700m/s , 密度为 1.9g/cm^3 , 衰减系数为 $0.8 \text{dB}/\lambda$ 。由于以往的工作未确定多日内的剖面数据是否对定位更有价值, 因此本文对此进行验证。剖面数据是海洋声场环境的一个重要参数, 将影响生成的接收数据, 而接收数据又会影定位算法的鲁棒性。为探究声速剖面的精准性对定位的影响, 在不同声速剖面的条件下记录水听器的数据, 其中一组为团队自研的“浮星”浮标于西太平洋 1 天内实测的声速剖面数

据, 看作是失配声速剖面; 另一组为团队自研的“浮星”浮标于西太平洋 30 天内实测的平均声速剖面数据, 两者都利用线性插值得到平滑的声速剖面。实测的 30 天内的 0~3500m 声速剖面如图 2 所示, 失配声速剖面 and 平均声速剖面如图 3 所示。团队自研的“浮星”浮标于西太平洋 1 天内实测以及 30 天内实测的声速剖面数据都应用于海洋声场环境模型仿真实验中。

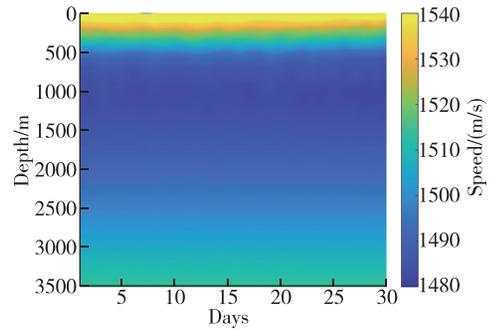


图 2 30 天内 0~3500m 声速剖面

Fig. 2 0~3500m sound velocity profile within 30 days

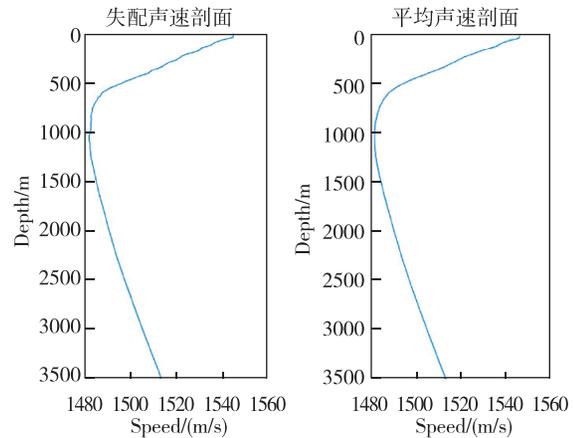


图 3 失配声速剖面 and 平均声速剖面

Fig. 3 Mismatch sound velocity profile and average sound velocity profile

声源在距离水听器 $450 \sim 550 \text{km}$ 处运动, 运动深度范围为 $15 \sim 55 \text{m}$, 在水平上每间隔 100m 仿真一次水听器收集的声压数据, 100km 内共采集 10001 组声压数据。仿真信号的带宽为 $50 \sim 500 \text{Hz}$, 信号采样频率为 20000Hz , 信号帧长为 0.01s , 声源级为 235dB 。

2 声源被动定位算法

2.1 MFP 技术

MFP 的定位原理如图 4 所示。首先利用水听

器接收得到的频域信号计算采样协方差矩阵,假设在声场区域内存在声源位置,则可利用已知海洋声场模型计算这片区域的声源在水听器处产生的拷贝场向量。利用匹配处理器计算拷贝场和测量场之间的相关矩阵,得到模糊平面,当实际目标位置与假设位置一致时,可通过计算模糊平面的最大值所在位置得到声源的位置。

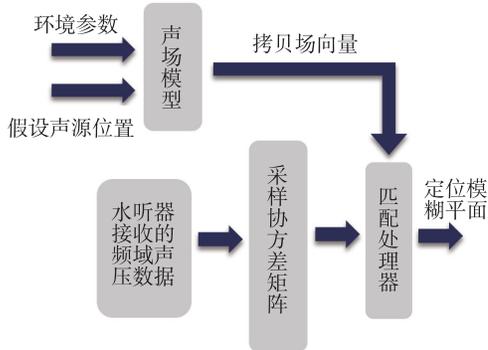


图 4 MFP 定位原理

Fig. 4 Positioning principle of MFP

最小方差匹配处理器定义如下

$$P_{MV}(\mathbf{r}) = \frac{1}{\mathbf{w}^H(\mathbf{r})\mathbf{R}^{-1}(\hat{\mathbf{r}})\mathbf{w}(\mathbf{r})} \quad (5)$$

该处理器具有较强的旁瓣抑制能力。其中, \mathbf{r} 为假定的声源参数向量; $\hat{\mathbf{r}}$ 为真实声源的参数向量; $\mathbf{w}(\mathbf{r}) = [\omega_1(\mathbf{r}), \dots, \omega_K(\mathbf{r})]^T$ 为 K 维拷贝场向量, 上标 H 表示共轭转置, K 为水听器个数。采样协方差矩阵 $\mathbf{R}(\hat{\mathbf{r}})$ 定义如下

$$\mathbf{R}(\hat{\mathbf{r}}) = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} \mathbf{p}(f) \mathbf{p}^H(f) \quad (6)$$

其中, N_s 为快拍数。对于海洋声信道, 水听器接收的频域声压 $p(f)$ 定义如下

$$p(f) = S(f) \mathbf{g}(f, \hat{\mathbf{r}}) \quad (7)$$

其中, $S(f)$ 为复数声源激励项; $\mathbf{g}(f, \hat{\mathbf{r}})$ 为与声源位置相关的信道响应或格林函数。

2.2 基于双层非线性输出的 MLP 网络设计

利用机器学习网络能够表征复杂的非线性关系特性。由于匹配场处理为搜索算法, 因此对计算资源十分依赖, 且随着接收距离增大依赖也逐渐增大, 为此本文设计了基于声压数据训练的 MLP 网络。MLP 也称为人工神经网络^[13], 本文设计的 MLP 网络除了输入输出层, 中间还含有一个隐含层, 结构如图 5 所示。

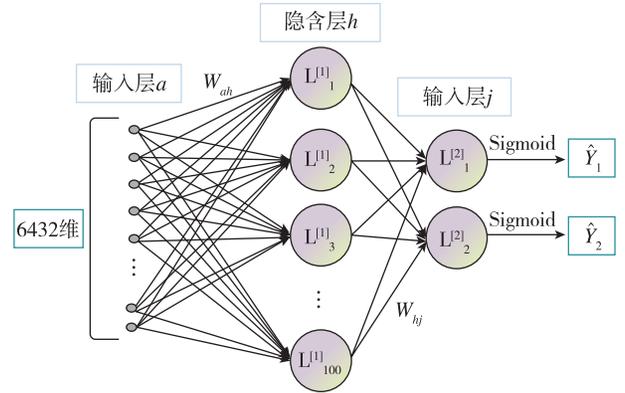


图 5 MLP 网络设计

Fig. 5 Design network of MLP

该 MLP 网络输入维度为 6432, 输入层和隐含层采用的激活函数为 ReLu^[14], ReLu 可避免训练时网络出现梯度饱和, ReLu 函数定义如下

$$\text{ReLu}(x) = \max(0, x) \quad (8)$$

输出层采用双层设计, 分别对应输出距离和深度的特征值, 因此采用 Sigmoid 函数, 使得输出特征值落于 0~1 范围内, Sigmoid 激活函数定义如下

$$\text{Sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (9)$$

在设计的 MLP 中, 误差反向传播的原理为利用输出后的误差估计网络前一层误差, 并以此进行逐层反向传播。在此采用的误差函数为均方误差, 定义如下

$$\text{MSE} = \frac{1}{k} \sum_k J^i(\omega) = \frac{1}{k} \sum_{i,j} (t_j^i - z_j^i)^2 \quad (10)$$

其中, J 为单个样本的误差; k 为总样本数; t_j^i 为第 i 个样本在第 j 个节点的标签值; z_j^i 为第 i 个样本在第 j 个节点的网络前向反馈值, 定义如下

$$z_j^i = g\left(f\left(\sum_h \omega_{hj} y_h^i\right)\right) \quad (11)$$

其中, ω_{hj} 表示隐含层第 h 个节点至输出层第 j 个节点的权重值; y_h^i 表示第 i 个样本在隐含层第 h 个节点的特征值。 $f(\cdot)$ 表示 ReLu 函数, $g(\cdot)$ 表示 Sigmoid 函数。首先利用随机权重初始化网络, 并利用均方误差的最小值计算误差函数的梯度, 用于校正网络权值。递归计算后可更新整个网络的权值。输入层至隐含层的需更新权重增量定义如下

$$\Delta \omega_{ah} = \eta \sum_k \delta_h^i x_a^i \quad (12)$$

其中, η 表示学习率; x_a^i 表示第 i 个样本归一化后的输入值; δ_h^i 为第 i 个样本指向隐含层第 h 个节点的误差, 定义如下

$$\delta_h^i = \frac{\partial(MSE)}{\partial(\sum_a w_{ah} x_a^i)} = f'(\sum_a w_{ah} x_a^i) \sum_j \delta_j^i w_{hj} \quad (13)$$

其中, δ_j^i 为第 i 个样本指向输出层第 j 个节点的误差, 定义如下

$$\delta_j^i = \frac{\partial(MSE)}{\partial(\sum_h w_{hj} y_h^i)} = (t_j^i - z_j^i) g'(y_j^i) y_j^{i'} \quad (14)$$

其中, y_j^i 为第 i 个样本在输出层第 j 个节点的特征值, 定义如下

$$y_j^i = f(\sum_h w_{hj} y_h^i) \quad (15)$$

于是可以将误差反向传播算法推广至任意层的权重修正量, 定义如下

$$\Delta w_{in \rightarrow out} = \eta \sum_k \delta_{out} y_{in} \quad (16)$$

其中, y_{in} 表示待更新权重所连接的上一节点输出; δ_{out} 表示所指向节点的误差, 由下一层计算所得。

3 仿真验证

在匹配场处理算法仿真中, 计算拷贝场所取的简正波模式数为前 50, 在深度上的搜索间隔为 2m, 覆盖海深 1~63m。鉴于水听器与声源间的距离, 在距离上的搜索间隔为 1km, 覆盖距离 300~700km, 匹配处理器的搜索间隔与此相同, 一共有 10 个频率点用于计算最小方差匹配处理器的输出, 覆盖 50~500Hz 的带宽, 最终模糊平面最大值的位置即为声源的预测位置。

在 MLP 算法仿真中, 可训练样本总计超过 100 万组, 包含两种剖面、不同信噪比情况下生成的数据, 每个声源位置对应一组数据样本, 为 32 个通道在时域上拼合而成的数据, 每个通道含 201 个数据点。图 6 所示为声源位置处于深度 15m, 距离水听器 450km 时模拟对应的前 10 通道的波形数据(在

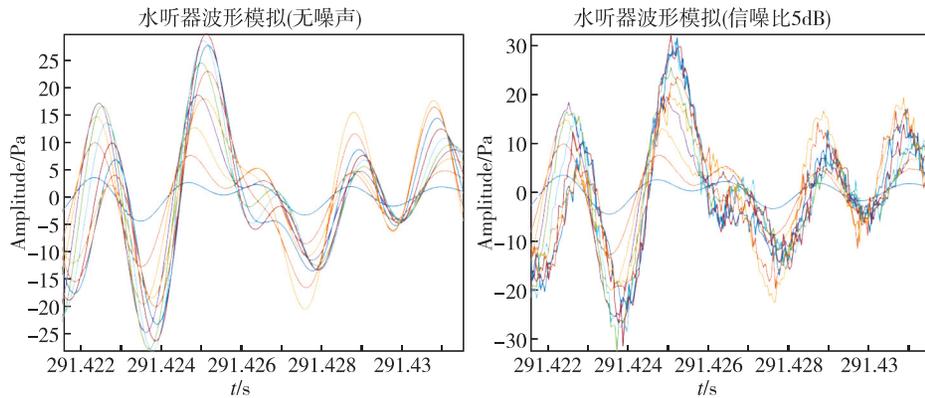


图 6 水声波形数据模拟

Fig. 6 Underwater acoustic waveform data simulation

无噪声以及加入高斯白噪声使其信噪比为 5dB, 平均声速剖面情况下)。

鉴于匹配场处理对计算资源的依赖, 首先在信噪比 60dB 下模拟得到的 10001 组数据中抽取 100 组数据, 供两种算法进行测试验证。为对比 MFP、MLP 两种算法的定位效果, 利用总样本数据对 MLP 网络进行训练, 训练时总数据的 80% 用作训练集, 余下的作为测试集, 优化器为带有动量机制的随机梯度下降 (Stochastic Gradient Descent, SGD)^[15], 使得梯度改变的方向更为平滑, 即在式 (16) 中引入一个中间量 v_t , 总体 SGD 定义如下

$$\begin{cases} v_t = \beta v_{t-1} + \eta \sum_k \delta_{out} y_{in} \\ w_{out} = w_{in} - v_t \end{cases} \quad (17)$$

其中, v_t 初始值为 0; 动量 β 为 0.9; 学习率 η 为 0.01。训练 300 个世代, 训练精度定义如下

$$accuracy = 1 - \frac{1}{n} \sum_i MRE_i \quad (18)$$

其中, MRE 为平均相对误差, n 为 2, 代表距离和深度两个方向, MRE 定义如下

$$MRE = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left| \frac{\hat{Y}_k - Y_k}{Y_k} \right| \quad (19)$$

其中, K 表示样本总数; k 表示样本序号; \hat{Y}_k 表示预测值; Y_k 表示真实值。图 7 所示为利用平均声速剖面下模拟的接收数据对网络进行训练时的网络收敛图(在信噪比为 5dB 以及信噪比为 60dB 情况下)。

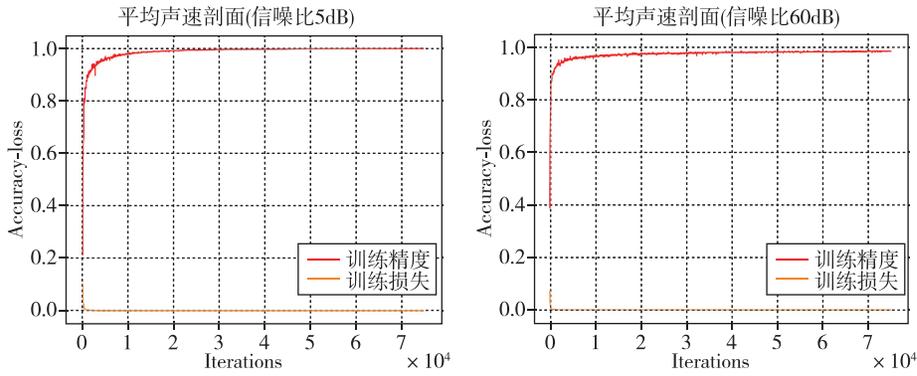


图 7 训练迭代图

Fig. 7 Training iteration graph

可以注意到,在两种情况下经过较少迭代次数后网络就达到了收敛。在平均声速剖面的条件下,

对两种算法在信噪比 60dB 下进行了 100 次定位实验,预测位置与实际位置的对比如图 8 所示。

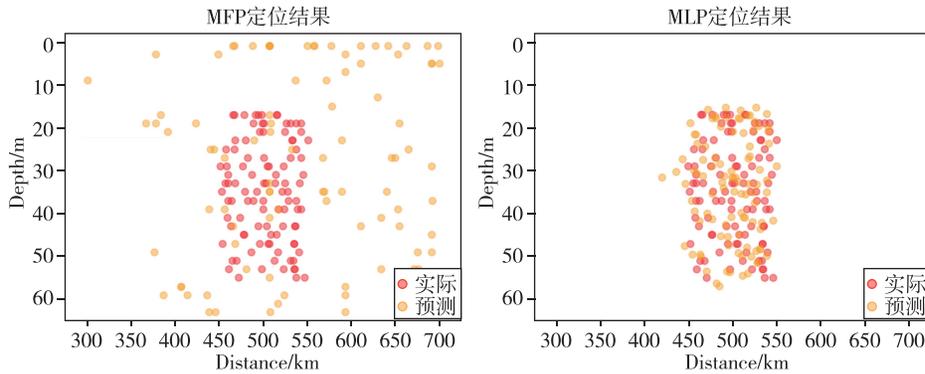


图 8 算法定位结果对比

Fig. 8 Comparison of algorithm location results

其中,红色点为实际位置,橙色点为预测位置,可以直观地得出:MLP 定位效果大幅度提高。为定量比较定位结果,引入平均绝对误差 MAE,定义如下

$$MAE = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |\hat{Y}_k - Y_k| \quad (20)$$

两种算法在信噪比 60dB 的情况下,MAE 和 MRE 的定量对比如表 1 所示。无论是在距离或者深度的定位误差上,MLP 都比 MFP 减少了 1 个数量级,且 MLP 的推理为矩阵的并行运算,2000 组特征的推理只需在 1s 内即可完成,且推理时间在一定范围内不会随着输入特征数的增多而增大。MFP 对一个位置的定位时间在百秒以上,若 MFP 的扫描范围超出 300~700km,定位时间还会随着扫描范围的增大而增大,而 MLP 直接由输入特征即可得到定位结果。

表 1 MFP/MLP 算法定位精度对比

Tab. 1 Comparison of positioning accuracy between MFP and MLP algorithms

算法	MAE(距离)	MAE(深度)	MRE(距离)	MRE(深度)
MFP	102.88km	21.7m	20.67%	70.3%
MLP	9.23km	2.35m	1.85%	6.92%

为比较 MLP 在不同信噪比以及不同声速剖面条件下对声源运动轨迹的拟合能力,将测试集输入 MLP 进行测试,得到定位散点拟合图,如图 9 所示。

使用大量的数据进行测试,从散点图可知,信噪比较低情况下,MLP 仍有较强的拟合能力;可以注意到,使用平均声速剖面条件下测试所得的散点更有往真实位置靠拢的趋势。表 2 所示为在不同剖面类型以及不同信噪比条件下测试集在 MLP 网络上的误差定量比较,平均声速剖面下的定位误差在

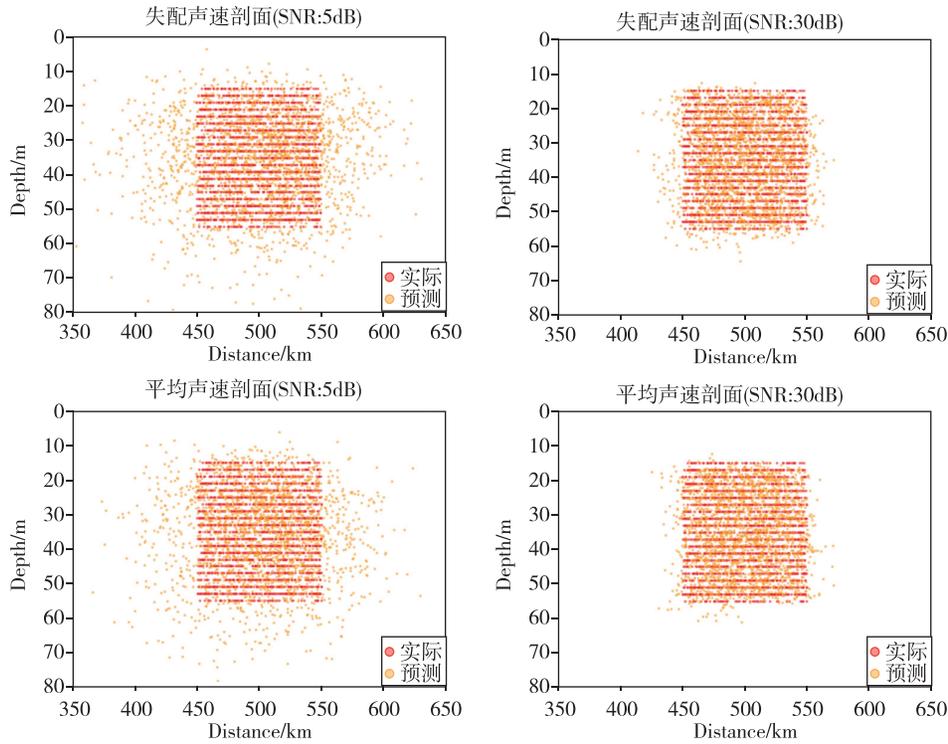


图9 运动轨迹定位散点图

Fig. 9 Scatter diagram of motion trajectory location

信噪比 5dB 和 30dB 情况下都比失配剖面的小,且在信噪比 5dB 时,失配剖面下的定位误差比平均声速剖面下、信噪比 60dB 时的 MFP 定位效果更好。

表2 不同信噪比、不同剖面下 MLP 网络误差定量比较

Tab. 2 Quantitative comparison of MLP network errors under different signal-to-noise ratios and profiles

剖面类型	信噪比	MAE (距离)	MAE (深度)	MRE (距离)	MRE (深度)
失配	5dB	32.33km	7.91m	6.53%	24.91%
失配	30dB	9.61km	2.21m	1.94%	6.84%
平均	5dB	27.58km	7.74m	5.57%	24.47%
平均	30dB	8.31km	2.17m	1.68%	6.77%

利用信噪比范围为 0~60dB 的波形数据对 MLP 网络进行训练测试,得到不同剖面条件下平均相对误差随信噪比变化的曲线,如图 10 所示。

随着信噪比的增大,距离以及深度方向上的平均相对误差逐渐降低。目前普遍认为声速剖面可以看作在一段时间内是不随时间变化的,但是相比失配声速剖面,使用平均声速剖面可以使得算法在大范围的信噪比内取得更好的定位效果。因此,长时间测量的浮标可以为我们带来更有价值的剖面数据。

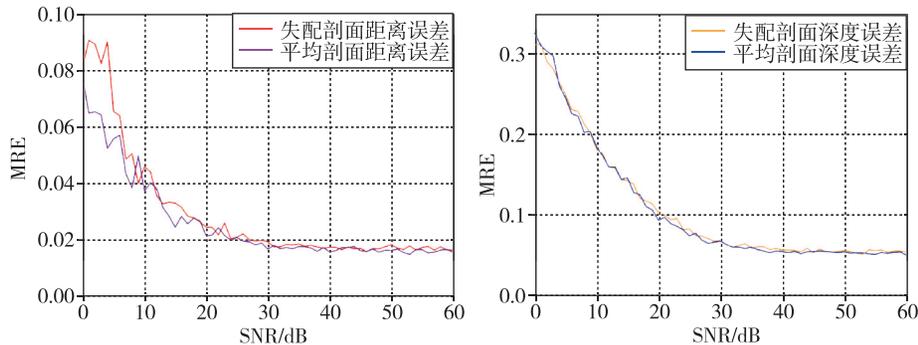


图10 不同信噪比、不同剖面下 MLP 定位误差

Fig. 10 MLP positioning error under different signal-to-noise ratio and profiles

4 结论

本文针对远距离条件下的水下声源定位,设计了一个双层非线性输出的 MLP 网络,由仿真结果可知:

1)利用在一定海洋环境下模拟生成的声场数据对 MLP 进行训练,并将其对声源进行定位,解决了传统 MFP 算法远距离定位不准以及耗费时间长的问题。

2)利用团队自研的“浮星”浮标实测的声速剖面数据,验证了相较于失配声速剖面,30 天平均声速剖面仿真的海洋环境条件可以使得 MLP 网络在距离以及深度方向上取得更好的定位效果。

3)在信噪比动态变化的情况下,使用平均声速剖面获得了更低的定位平均相对误差,为在实际的海洋声源被动定位中应用奠定了基础。

4)本文的声场数据是在理想海洋建模条件下获得的,忽略了介质传播吸收以及海面的环境情况,适用于文中模拟的海洋声场环境,针对不同海域的参数模拟以及真实海洋环境的声场数据收集是以后工作的重点。

5)在后续的实际海试中,需要记录声源在不同位置时水听器接收阵接收的声压数据,并记录下声源的实际位置,为了获取足够的训练数据,还需要进行足够的海试。

6)后续可生成其他海域条件下模拟的接收数据,并联合海试数据共同对 MLP 网络进行训练,以增加网络的泛化性。在无法模拟真实海洋声场时,MFP 算法将无法使用,因此更加突出了此类依靠大数据的机器学习网络的重要性。

参考文献

- [1] 马远良. 匹配场处理——水声物理学与信号处理的结合[J]. 电子科技导报, 1996(4): 9-12.
Ma Yuanliang. Matched field processing - the combination of underwater acoustic physics and signal processing[J]. Electronic Technology Guide, 1996(4): 9-12(in Chinese).
- [2] 牛海强, 李整林, 王海斌, 等. 水声被动定位中的机器学习方法研究进展综述[J]. 信号处理, 2019, 35(9): 10.
Niu Haiqiang, Li Zhenglin, Wang Haibin, et al. Overview of machine learning methods in underwater source localization[J]. Journal of Signal Processing, 2019, 35(9): 10(in Chinese).
- [3] Wang Y, Peng H. Underwater acoustic source localization using generalized regression neural network[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2018, 143(4): 2321-2331.
- [4] Qin D, Tang J, Yan Z. Underwater acoustic source localization using LSTM neural network[C]// Proceedings of 2020 39th Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2020: 7452-7457.
- [5] Whitaker S, Dekraker Z, Barnard A, et al. Uncertain inference using ordinal classification in deep networks for acoustic localization[C]// Proceedings of 2021 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE, 2021: 1-8.
- [6] Jia Y, Mo Y, Wang W, et al. Deep-sea source ranging method using modified general regression neural network [C]// Proceedings of 2021 OES China Ocean Acoustics (COA). IEEE, 2021: 1032-1037.
- [7] Niu H, Gong Z, Ozanich E, et al. Deep-learning source localization using multi-frequency magnitude-only data[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 2019, 146(1): 211-222.
- [8] Huang Z, Xu J, Gong Z, et al. Source localization using deep neural networks in a shallow water environment[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 2018, 143(5): 2922-2932.
- [9] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 25: 1097-1105.
- [10] Liu Y, Niu H, Li Z, et al. Deep-learning source localization using autocorrelation functions from a single hydrophone in deep ocean[J]. JASA Express Letters, 2021, 1(3): 036002.
- [11] 苏林, 马力, 宋文华, 等. 声速剖面对不同深度声源定位的影响[J]. 物理学报, 2015, 64(2): 272-279.
Su Lin, Ma Li, Song Wenhua, et al. Influences of sound speed profile on the source localization of different depths[J]. Acta Physica Sinica, 2015, 64(2): 272-279(in Chinese).
- [12] 单志超, 熊雄, 范赵鹏, 等. 典型温深剖面下浮标深度档位对被动探潜影响[C]// 2018 年全国声学大会论文集 C 水声工程和水声信号处理, 2018: 10-11.
Shan Zhichao, Xiong Xiong, Fan Zhaopeng, et al. The influence of the sonobuoy depth mode for the passive detecting submarine on the typical temperature-depth profile[C]// Proceedings of 2018 National Acoustic Conference C Underwater Acoustic Engineer-

- ing and Underwater Acoustic Signal Processing, 2018: 10-11(in Chinese).
- [13] 赵勇, 徐华东, 包伟华, 等. 基于多层感知机的过程变量趋势诊断方法研究及应用[J]. 流体测量与控制, 2021, 2(5): 1-4.
- Zhao Yong, Xu Huadong, Bao Weihua, et al. Research and application of process variable trend diagnosis method based on multi-layer perceptron[J]. Fluid Measurement and Control, 2021, 2(5): 1-4(in Chinese).
- [14] Glorot X, Bordes A, Bengio Y. Deep sparse rectifier neural networks[C]// Proceedings of 14th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. JMLR Workshop and Conference, 2011: 315-323.
- [15] Qian N. On the momentum term in gradient descent learning algorithms[J]. Neural Networks, 1999, 12(1): 145-151.

(编辑:李瑾)