

基于机器学习的内波条件浅海声源定位

钱 鹏^{1,2,3}, 牛海强², 甘维明^{1,2}, 李光炬^{1,2}, 季桂花^{1,2}, 晏黔东^{1,2}

(1. 中国科学院声学研究所南海研究站, 海口 507105; 2. 中国科学院声学研究所, 北京 100190 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 研究内波条件下的水下声源定位对提升水下定位整体性能具有重要意义。相对于匹配场处理方法, 机器学习中的神经网络方法通过学习内波的声场数据特征从而达到提高水下声源定位的稳健性的效果。本文首先仿真内波条件下的浅海声源声场数据集, 然后建立神经网络模型并对声场数据集进行训练, 最后比较神经网络方法和传统匹配场处理方法的定位精度和定位计算速度。研究结果表明: 在低信噪比条件下, 神经网络方法的定位误差大于匹配场处理方法; 在高信噪比条件下, 神经网络方法的定位误差小于匹配场处理方法; 在定位计算速度方面, 神经网络方法优于匹配场处理方法。

关键词: 内波; 机器学习; 神经网络; 匹配场处理; 浅海声源定位

中图分类号: TB556

文献标志码: A

Shallow water Sound Source Localization Based on Machine Learning under Internal Wave Conditions

QIAN Peng^{1,2}, NIU Haiqiang², GAN Weiming^{1,2}, LI Guangju^{1,2}, JI Guihua^{1,2}, YAN Qiangdong^{1,2}

(1. Hainan Acoustics Laboratory, Chinese Academy of Sciences, Haikou 507105, China; 2. Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 3. University of Chinese Academy of Science, Beijing 100049, China)

Abstract: The study of underwater sound source localization under the condition of internal wave is of great significance to improve the overall performance of underwater localization. Compared with the matched field processing method, the neural network method can improve the robustness of underwater sound source localization by learning the sound field data characteristics of internal waves. In this paper, we first simulate the sound field data set of the shallow water sound source under the condition of internal wave, then build the neural network model and train the sound field data set. Finally, we compare the positioning accuracy and calculation speed of the neural network method and the traditional matched field processing method. The results show that: under the condition of low SNR, the positioning error of the neural network method is greater than that of the matched field processing method. Under the condition of high SNR, the positioning error of the neural network method is smaller than that of the matched field processing method. The neural network method is superior to the matched field processing method in terms of location calculation speed.

Key words: internal wave; machine learning; matched field processing; shallow water source localization

0 引言

内波是海洋内部的海水运动, 它几乎贯穿整个海水层中^[1], 造成海水温度、盐度随时间和空间的变化, 并引起海水声速起伏, 从而影响声场的时空相干性, 并导致声场的相干半径变小, 使得水下声源探测、识别和定位能力下降, 影响了声纳的检

测、定位、跟踪、识别等探测性能^[2]。

匹配场处理方法是水下被动声源定位的常用方法^[3]。匹配场处理方法基于实验测量信号与声场模型数值模拟信号相匹配, 从而估计水下声源的距离和深度。在内波条件下, 内波引起海洋环境随机起伏, 从而引起匹配场失配, 导致匹配场定位性能降低^{[2][4]}。而神经网络方法^[7]可从内波声场数据集中学习声场特征, 并利用声场特征对水下声源进行定位, 具有良好的泛化能力^[8]。相对于匹配场处理方法, 神经网络方法可以在一定程度上应对环境失配问题^{[8][9]}。

本文通过仿真内波条件下浅海声源声场数据

收稿日期: 2021-06-30; 修回日期: 2021-07-30

基金项目: 2020 海南省重大科技计划(ZDKJ2020010)

作者简介: 钱鹏(1998-), 男, 安徽省蚌埠市人, 硕士在读, 研究方向为水下定位。

通信作者: 甘维明

集，建立神经网络对其进行训练，并对比了神经网络方法和传统匹配场处理方法的定位精度和定位计算速度，验证了使用神经网络方法在内波条件下进行水下声源定位的可行性，对提高内波条件下的水下声源定位精度和定位计算速度具有重要作用。

1 输入数据预处理

通过建立 Garrett-Munk(GM)线性内波模型，仿真线性内波对声速起伏的影响，进而使用抛物方程模型仿真内波条件下的接收声场^[10]。

假设水听器的个数为 L ，则在频率 f 的频域接收声场矩阵为

$$\mathbf{p}(f) = [p_1(f), p_2(f), \dots, p_L(f)]^T \tag{1}$$

为了减小声源幅值对接收信号的影响，对接收声场矩阵做归一化处理得

$$\tilde{\mathbf{p}}(f) = \frac{\mathbf{p}(f)}{\sqrt{\sum_{l=1}^L |p_l(f)|^2}} = \frac{\mathbf{p}(f)}{\|\mathbf{p}(f)\|_2} \tag{2}$$

由式(2)得到对应的归一化协方差矩阵为

$$\mathbf{C}(f) = \tilde{\mathbf{p}}(f) \tilde{\mathbf{p}}^H(f) \tag{3}$$

其中， $\mathbf{C}(f)$ 为 $L \times L$ 的复矩阵。由于网络的输入必须为实数，因此可将 $\mathbf{C}(f)$ 的实部和虚部进行分离，扩充为 $L \times L \times 2$ 的矩阵。对于宽带信号，可以将 $\mathbf{C}(f)$ 扩充形成维度 $L \times L \times 2F$ 的宽带协方差矩阵 \mathbf{C}_e (F 为数据频点个数)，并将 \mathbf{C}_e 作为网络的输入。

2 神经网络模型

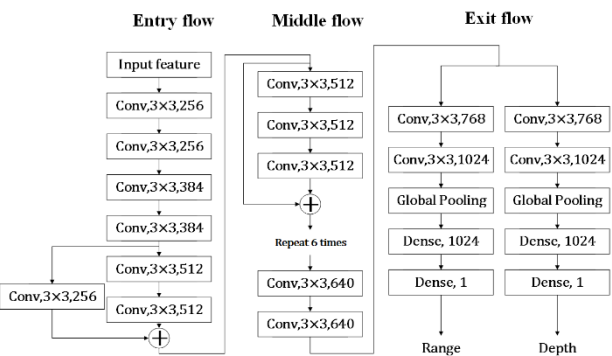


图1 MTL-CNN框图
Fig.1 MTL-CNN flow chart

选择多任务卷积神经网络模型(MTL-CNN)^[9]对声场数据集进行训练。该网络结构如图1所示，包含三个部分：输入层(Entry flow)、中间层(Middle flow)和输出层(Exit flow)。输入的声场特征首先通

过输入层和中间层，并学习水下声源距离和深度定位任务的共用声场数据特征。紧接着，声场数据特征通过输出层，该层用于学习水下声源的距离和深度定位任务的单独声场特征，最终得到水下声源的距离和深度估计值。

3 仿真与讨论

仿真使用环境声速剖面为2014年CTD测得南海北部声速剖面，如图2所示为声速剖面 and 海底参数。仿真水听器阵列阵元个数 $L = 16$ ，阵形为水平均匀圆环阵，半径40m，布放在50m深度处。声源发射信号为900Hz-1100Hz的线性扫频信号。输入协方差矩阵的频带为900Hz-1100Hz，步长1Hz。

如表1所示，是仿真数据集(训练集和测试集)使用的环境参数，按照表1参数仿真线性内波条件下的声速剖面以及声场，线性内波强度 $E_0 = 50 \text{ J/m}^2$ 。由于线性内波对声速和声场起伏的影响是随机的，为了提高网络对不同内波环境下声源定位的稳健性，训练集仿真无噪声环境下100次线性内波造成的声速起伏和声场起伏，测试集仿真信噪比为-30~10dB 高斯白噪声环境下5次线性内波造成的声速起伏和声场起伏。

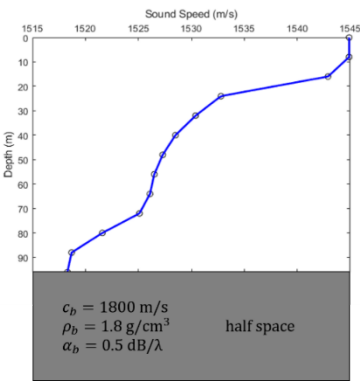


图2 环境参数
Fig.2 Environment parameters

| Table 1 Environment parameters for simulating dataset | | | | |
|---|----|----|----|-----|
| 参数 | 单位 | 下限 | 上限 | 个数 |
| 训练集 | | | | |
| 声源距离 | km | 1 | 20 | 191 |
| 声源深度 | m | 1 | 95 | 95 |
| 验证集 | | | | |
| 声源距离 | km | 1 | 20 | 20 |
| 声源深度 | m | 5 | 95 | 10 |

使用MTL-CNN网络对训练集进行训练，得到如图所示的训练曲线，由图可知损失函数、噪声对

数标准差、平均绝对误差、平均相对误差随着训练周期的增大而不断收敛,其中平均绝对误差定义为: $MAE = 1/N \times \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|$ (y_i 为真实值, \hat{y}_i 为估计值), 平均相对误差定义为: $MAPE = 1/N \times \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| / y_i$ 。训练 2.81 个周期(68h)时, 网络估计距离和深度的平均绝对误差分别为 0.55km 和 5.55m, 平均相对误差为 8.46% 和 27.36%。

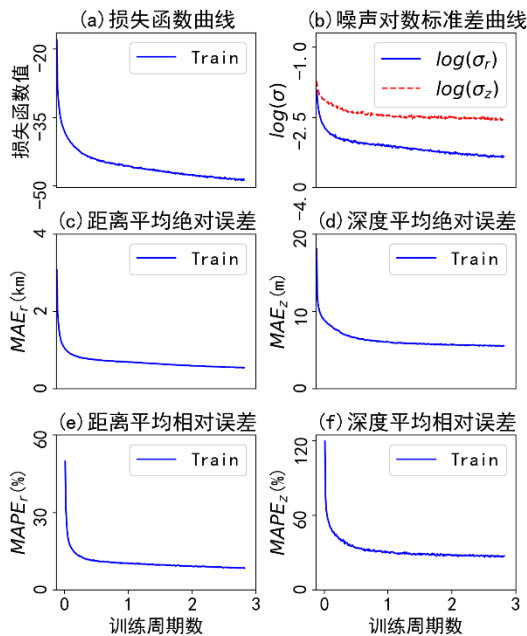


图3 训练过程曲线

Fig.3 Training process curve

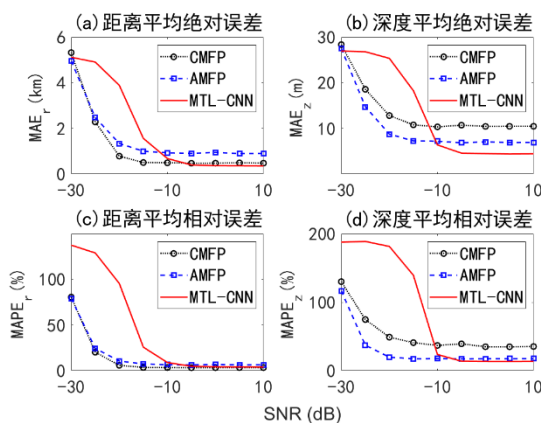


图4 测试结果

Fig.4 Test results

选择图2所示环境声速剖面 and 海底参数对声场进行建模, 使用线性匹配场处理方法(CMFP)和自适应匹配场处理方法(AMFP)对测试集进行定位, CMFP、AMFP 和 MTL-CNN 定位结果如图4所示, 在低信噪比情况下 ($SNR < -5dB$), MTL-CNN 距离和深度的平均绝对误差略大于 MFP 方法, 而在高信噪比情况下 ($-5dB < SNR < 10dB$), MTL-CNN 的

距离平均绝对误差为 0.37km, 小于 CMFP 的平均绝对误差 0.48km 和 AMFP 平均绝对误差 0.92km; MTL-CNN 的深度平均绝对误差为 4.48m, 小于 CMFP 的平均绝对误差 10.53m 和 AMFP 平均绝对误差 6.94m。

对比匹配场处理方法和神经网络方法的定位计算速度。CMFP 和 AMFP 使用 Intel(R) i7-10700F (16核) CPU 芯片, MTL-CNN 使用 NVIDIA GeForce RTX 3080 GPU 芯片, CMFP 的测试总时长为 14000s, AMFP 时长为 44000s, MTL-CNN 时长为 57s。因此 MTL-CNN 的定位效率更高, 约是 CMFP 的 200 倍, AMFP 的 800 倍。

4 结论

本文仿真了内波条件下的水下声场数据集, 使用多任务神经网络对存在内波的水下声源定位进行训练, 并使用测试集比较传统匹配场处理方法和多任务神经网络算法的定位效果。研究表明, 当信噪比较小时, 神经网络定位误差大于匹配场处理方法; 当信噪比较大时, 神经网络的定位误差小于匹配场处理方法。在定位计算速度方面, 神经网络方法优于匹配场处理方法。

参考文献

- [1] 李家春. 水面下的波浪--海洋内波[J]. 力学与实践, 27(2) 2005; 1-6.
- [2] 李整林. 浅海中内波、波浪起伏和海底粗糙对匹配场定位的影响[D]. 中国科学院声学研究所学位论文文库, 2002.7.
- [3] 杨德坤. 水声阵列信号的匹配场处理[M]. 西北工业大学出版社, 2008. 2.
- [4] D.R. Jackson, T.E. Ewart, "The effect of internal waves on matched-field processing" [J], J. Acoust. Soc. Am. 96(5) 1994; 2945-2955.
- [5] Book P J and Nolte L W, "Narrow-band source localization in the presence of internal waves for 1000-km range and 25-Hz acoustic frequency" [J], J. Acoust. Soc. Am., 101(3) 1997; 1336-1346.
- [6] R.N. Baer, M.D. Collins, "Source localization in the presence of internal waves" [J], J. Acoust. Soc. Am. 118(5) 2005; 3117-3121.
- [7] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. "Deep learning" [J]. Nature, 521(7553) 2015; 436-444.
- [8] H. Niu, Z. Gong, E. Ozanich, P. Gerstoft, H. Wang, Z. Li, "Deep-learning source localization using multi-frequency magnitude-only data"[J]. J. Acoust. Soc. Am. 146(1) 2019; 211.
- [9] Y. Liu, H. Niu, Z. Li, "A multi-task learning convolutional neural network for source localization in deep ocean" [J]. J. Acoust. Soc. Am. 148(2) 2020; 873-883.
- [10] D. Tielbörger, S. Finette, S. Wolf, "Acoustic propagation through an internal wave field in a shallow water waveguide" [J]. J. Acoust. Soc. Am., 101(2) 1997; 789-808.