

# 流形学习在浅海水声通信中的应用

吕志超\*<sup>①</sup> 王好忠<sup>①</sup> 白一奇<sup>①</sup>

(中国海洋大学信息科学与工程学院 青岛 266100)

**摘要:** 在复杂的浅海环境中, 水声信道具有强烈的空变和时变特性, 致使水声通信系统的鲁棒性很难得到保证。该文不同于依赖复杂信道编码和信道均衡手段的传统水声通信算法, 将流形学习思想应用于高维海洋环境参数空间刻画及信号空间映射中, 为水下数据传输提出创新方案。从声场角度出发, 结合浅海实验数据, 分析通信信号时空起伏特性, 研究环境参数空间和声场信号空间的内在关系, 提出了基于非线性流形学习算法增加合理的物理约束, 结合信道稀疏特性, 对于高维非线性水声信号系统的冗余维度信息进行维数约简, 映射到稳定的低维目标空间, 降低信道时空起伏对通信系统的影响。仿真和实验结果验证了算法的可靠性和有效性。

**关键词:** 水声通信; 流形学习; 浅海信道特性

中图分类号: TN929.3

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)03-0767-06

DOI: 10.11999/JEIT200629

## Application of Manifold Learning to Shallow Water Acoustic Communication

LÜ Zhichao<sup>①</sup> WANG Haozhong<sup>①</sup> BAI Yiqi<sup>①</sup>

(College of Information Science and Engineering, Ocean University of China, Qingdao 266100, China)

**Abstract:** Shallow water acoustic channel is severely affected by time-space variation, which destroys the robustness of underwater acoustic communication system. By introducing manifold learning in the analysis of high dimensional underwater environment and channel equalization processing, a novel underwater acoustic communication algorithm is presented. By establishing the mapping between environment parameter space and signal space, several physical restrictions can be posed on non-linear manifold learning algorithm. Moreover, the sparse property can reduce the dimension of underwater acoustic channel in order to exclude high dimensional non-linear noise from channel time-space variation. Both sound field analysis and shallow water experimental data verify the validity and the robustness of the proposed algorithm.

**Key words:** Underwater acoustic communication; Manifold learning; Shallow water channel characteristics

### 1 引言

浅海水声通信系统中信道特性主要受空间和时间变化影响, 具体表现为海底、海面的随机性起伏以及海水分层介质带来的折射、散射对声场的影响。由于信道时变空变特性, 通信信号时空起伏剧烈, 信号频域上表现为频率选择性衰落和时域上表现为信号波形畸变, 严重影响水声通信系统性能。传统的水声通信方法通常使用编码纠错或者空间分集等技术来补偿或抵消影响, 以达到降低通信系统误码率的目的, 但这类方法通常以增加系统复杂度和牺牲通信速率为代价, 造成信道资源的大量浪费, 难以满足应用需求。因此, 在研究更加高效的稳健编码和解调算法的同时, 水声通信也开始逐步

加强对海洋物理声场的理解和认识, 探究海洋声场中环境参数与水声通信信道之间的内在关系。

自20世纪50年代起, 研究人员逐渐关注到浅海声场中信号干涉现象, 并主要从射线声学理论和简正波理论两方面对信号声场时空特性进行了分析<sup>[1]</sup>。射线声学研究者借鉴了光学中的洛埃镜效应, 假设干涉声线近似平行, 给出了声场的部分解析解和垂直分布特征<sup>[2-4]</sup>。浅海声场是一个极其复杂的物理系统, 主要表现为上下界面的随机性、水体的不均匀性以及发射接收端的运动性等。水声信道并非对所有环境变化同等敏感, 且不同环境参数耦合表现通常为等效环境, 而起主导作用的等效参数依然非常有限, 因此, 水声信道特性属于高维参数空间且存在冗余维度信息, 现有的测量分析方法很难有效刻画。近年来, 流形学习因其在目标特征描述和维数约简等方面的优势而被广泛应用, 为水声信道特

性的研究带来了新思路。在流形学习的发展历程中,最早被提出的是线性降维方法,主要有主成分分析<sup>[5]</sup>(PCA)、多维尺度变换<sup>[6]</sup>(MDS)等。虽然它具有时间复杂度低、运算简便的特点,但高维数据大多是非线性的,很难满足全局线性或近似线性的假设,无法得到理想的降维效果。2000年Science上发表的3篇文章把非线性流形学习算法的研究推向高潮,文章提出了局部线性嵌入LLE<sup>[7]</sup>(Locally Linear Embedding)、等距映射ISOMAP<sup>[8]</sup>(Isometric Mapping)和“The manifold ways of perception”<sup>[9]</sup>。在LLE和ISOMAP的基础上,又提出了很多优秀的流形学习算法。Laplace特征映射和Hessian LLE都是在LLE的基础上提出来的,利用保持图结构和近似的Hesse阵来嵌入其潜在的低维流形。在国内流形学习研究进展中,2004年浙江大学提出了一种局部切空间排列算法(Local Tangent Space Alignment, LTSA),它的主要思想是先计算出高维数据的协方差阵,再在局部用PCA算法获得低维空间,最后将所有局部坐标进行整合得到全局低维空间坐标<sup>[10]</sup>。Yang等人<sup>[11]</sup>改进了LTSA,减少了时间复杂度,使之具有增量学习能力。除了基于距离度量的流形学习方法外,还有一些其他的流形学习方法,例如扩散映射、随机邻域嵌入等。近年来流形学习在视频图像处理、基因工程、减振降噪等领域得到快速发展的同时,在声学中的应用也越来越广泛。Baqar等人<sup>[12]</sup>将流形学习用于水下声学目标分类中,使用线性和非线性降维方法处理了船舶声学特征信号,完成目标分类。Zhuang等人<sup>[13]</sup>将流形学习思想用于水下图像拼接技术,降低特征向量描述符的维数来提高算法的实时性。管鲁阳等人<sup>[14]</sup>开展了对语音信号进行识别分类的研究。梁春燕等人<sup>[15]</sup>提出了判别邻域嵌入算法,具有说话人识别功能。刘辉等人<sup>[16]</sup>利用流形学习对飞机的声信号进行维数约简,进而特征提取增加了目标识别准确率。目标低维空

间映射为时空特性研究带来新的可能性,具有实际应用潜力。

综上所述,海洋环境的复杂多变决定了水声信道特性属于高维流形,存在冗余维度信息,流形学习方法在海洋声场分析及水声通信应用中鲜有报道。因此,本文提出了通过对海洋参数空间降维获得低维目标空间嵌入结构,以降低信道时空起伏特性对水声通信的影响,为后续稳健水声通信方案设计奠定技术基础,提高水声通信系统的有效性和可靠性。

## 2 信号时空起伏影响分析

海洋空间的扁平特性决定了海洋声场多途相干结构特点,发射端、界面以及接收传感器运动影响着声场时空起伏特性,表现为信道响应函数是时变加空变的。信道的时变空变问题不能得到充分认识,很难从根本上实现水声通信系统的有效性和稳定性。本文首先通过实验数据进行分析,总结信号时空分布规律,为水声通信系统设计提供理论支撑。从实验数据处理出发,数据选取黄海水声通信实验,外场实验参数:水域深度为15 m;通信信号频段8~16 kHz;换能器布放深度为5 m;接收阵使用5条阵,每条阵各有32个水听器,水听器间距0.5 m;水平通信距离为3.5 km;实验海况2级左右,统计整个带宽信噪比的垂直分布情况。

图1给出了不同阵列的信噪比垂直起伏情况。图中横坐标为信噪比,纵坐标表示海深。由于接收阵受接收船尺寸的限制,阵与阵相对水平距离不大,信噪比差距较小。水声通信实验期间接收船辅机一直处于工作状态,且海面有一定的随机起伏,接收阵列随着接收船在海面上上下起伏,海面阵元信噪比明显低于水下阵元。随着水深的增加,信噪比变化范围逐渐减小,水下5 m后基本保持稳定。

图2给出了在31.5 s内的信噪比时空变化范围统计图,横坐标为信噪比,纵坐标为水深,黑色六角

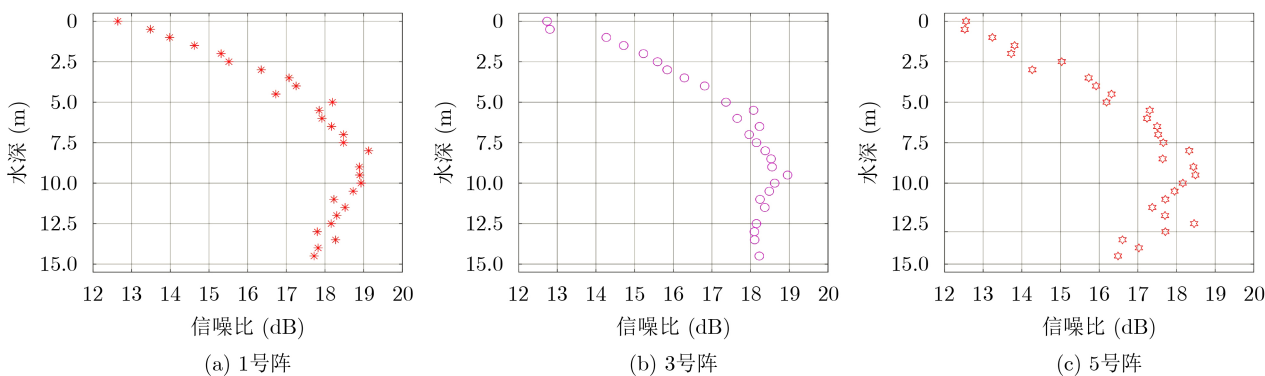


图1 不同阵列的信噪比随深度变化图

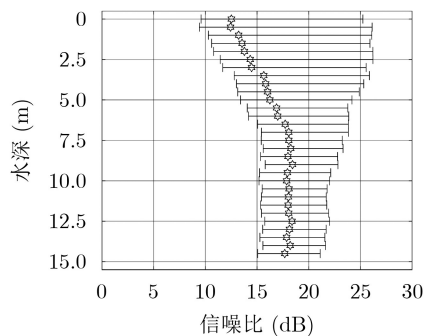


图2 信噪比时空变化范围统计图

形为变化范围内信噪比均值，可以看出近海面阵元信噪比相对较小且起伏剧烈，与图1结果保持一致。在有效通信时间内，不同深度的阵元接收信噪比起伏范围在7~15 dB，严重影响通信系统解调。因此，分析通信信号时空起伏特性，研究环境参数空间和声场信号空间的内在关系，是提高水声通信系统可靠性的主要手段。

### 3 海洋环境参数空间和信号目标空间内在联系分析

水声通信系统面临的主要问题有海洋环境的时空变化、不确定及随机性，这些特性与海洋动力过程、海洋地质及固体地球物理过程等有关。从声场的角度看，水声通信信号系统通常假设成是一个线性系统，任何一个水声信号总可以利用适当的完备函数基底展开，可以利用少数基底函数刻画所观测的声场数据。水声通信信号系统可由水声目标信号空间、信道特性空间、海洋参数空间构成，三者在线性波动框架下联合构成声场表达：

$$P(t, \vec{x}, \vec{s}, \vec{c}) = \int G(t, t'; \vec{x}, \vec{x}'; \vec{c}) P_0(t', \vec{x}', \vec{s}) d\vec{x}' dt' + B(t, \vec{x}, \vec{s}, \vec{c}) \quad (1)$$

其中， $x \in D \in \mathbb{R}^3$ ,  $t \in \mathbb{R}^+$ ,  $D$ 属于欧几里得空间； $P$ 是接收声压信号， $P \in R$ ； $R$ 是接收信号空间； $P_0$ 是源声压信号， $P_0 \in S$ ,  $S$ 定义为源信号空间， $s$ 是源信号参数； $E$ 定义为环境参数空间， $c$ 是环境参数， $c \in E$ ； $G$ 定义为信道特性空间又称格林函数，是环境参数 $c$ 的函数， $B$ 定义为背景场，同样也是环境参数的函数。从声场空间刻画角度看，水声信道传输特性与海洋环境(动力过程、海洋地质)密切相关，呈非线性依赖关系，任何单次观测或者测量都作为高维函数空间中的一次投影，由于传播途径是有限的，信道表现为稀疏结构。因此，水声通信系统包括线性信号函数空间和非线性环境参数空间。信号函数空间包含激励/散射源场、接收声场、背景声场线性函数空间及其源谱线性空

间，而环境参数空间包含目标位置、环境参数和源谱特征参数等，多以非线性参数化形式在线性函数空间中表现，导致水声通信系统空间维数冗余。因此，具有物理意义的函数空间表示和空间冗余维数约简对于声场应用十分重要，例如水声传播中常用的射线或简正波表示承载目标特征参数分布信息信号空间属于一般函数空间，随着环境参数的变化在函数空间中刻画了一定的超曲面，其中环境参数表示超曲面的内在坐标，空间维度高于信号空间维度且冗余严重。从空间刻画的角度看，环境参数空间决定了特定声场基函数表达形式，环境参数空间和声场信号空间之间的内在关系可以借助流形几何概念进行描述。

式(1)中的格林函数 $G$ 是环境参数空间和目标空间的映射函数，反映着信道时空特性。水声通信系统面临的复杂海洋环境通常采取阵列式采集技术，以减轻信号衰落对系统的影响，同时造成了高维数据信息冗余。流形学习方法是一种函数拟合、数据降维方法，基于水声物理规律增加物理约束，在一定程度上可以弥补水声数据的小样本问题，同时提供物理可信的学习结果和解释。

## 4 仿真及实验结果分析

### 4.1 仿真实验结果分析

为了对比线性流形学习方法和非线性流形学习方法在处理高维声场数据的效果，首先利用KRAKEN声场软件建模声场数据，仿真参数：水深35 m，垂直阵由36个阵元组成，均匀地分布在整個水体深度上，水听器间隔为1 m。声源深度固定在35 m，使用真实声速剖面，使用线性流形学习算法主成分分析方法(PCA)和非线性流形学习局部切平面对齐(LTSA)进行降维，统一降至3维。

图3(a)给出了PCA降维仿真结果，图3(b)给出利用LTSA得到的3维流形展开。由结果可以看出，非线性流形学习处理结果展开的流形相对平滑，优于线性流形学习效果。线性流形学习方法面对的非线性海洋声场数据，缺乏对潜在的非线性特性的挖掘。因此，本文选取非线性流形学习处理后续实验数据。

### 4.2 实验数据分析

黄海海域海底地形相对平坦且在秋季时域内海况相对稳定，适合进行声场分析研究。实验海区水深约40 m，发射端有信号发射船一艘，发射船使用的是UW350型号的发射换能器，其工作频段为20 Hz~20 kHz。实验示意图如图4所示，信号接收船使用了向阳红81号实验船，采用5条同规格的阵

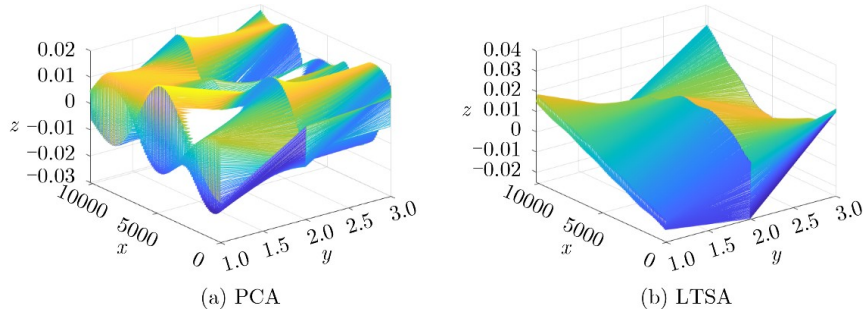


图3 PCA和LTSA降维效果图

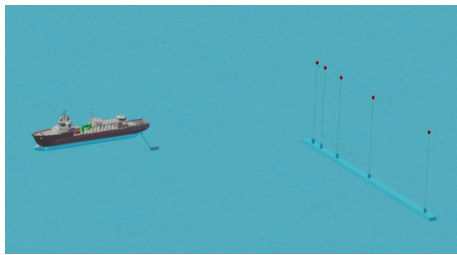


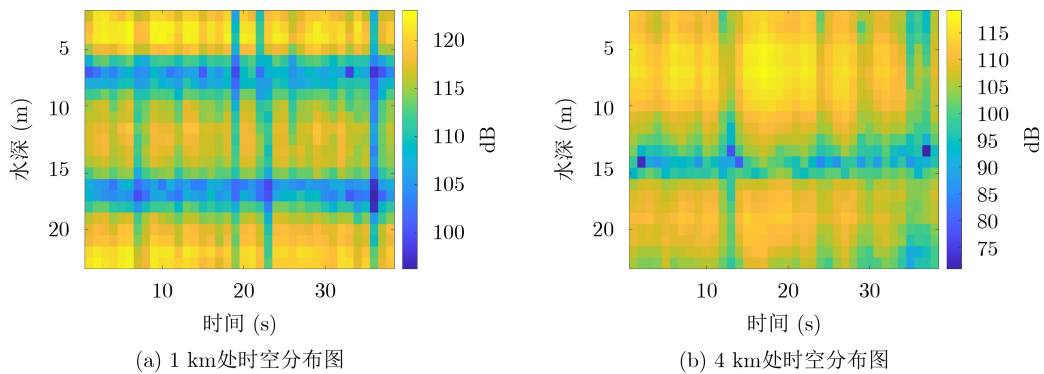
图4 声场实验示意图

列进行信号的接收，每条阵由30个水听器组成，相邻水听器间距1 m。

为了分析高频信号的时空起伏规律，选择水声通信实验中常用的5~20 kHz通信频段，发射信号为12 kHz单频信号，发射换能器声稳定。图5给出了不同距离频率分别为12 kHz的各单频信号时空分布伪彩图。图中横坐标为采集信号的时间，纵坐标

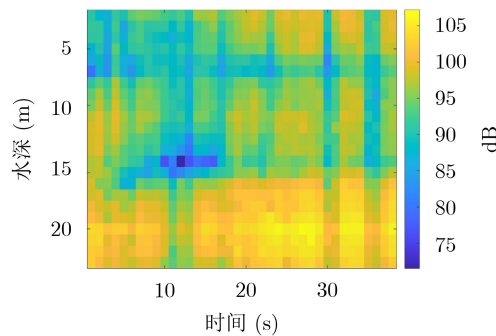
为水深，表示水听器从海面到海底的分布。高频信号时间分布随着距离的增加，起伏更加显著，表现为水声通信中信道结构稳定时间变短。随着频率的增加，声波波长变短，界面起伏带来的散射、干涉影响下信号场复杂，单频信号起伏规律越来越不明显。

为了进一步探究通信信号时空特性，开展了水声通信实验。实验参数如表1所示。实验海区水深是大约15 m，接收阵使用5条舷侧阵，每条阵各有32个水听器，水听器间距0.5 m；另有发射船一艘，使用的是UW350发射换能器，该发射换能器工作频率20 Hz~20 kHz。发射船距离接收船3.5 km，声源布放深度5 m。在发射阶段，采用放置船舷旁边的水听器以及功率放大器的监视输出，监测的发射换能器输出稳定。实验示意图如图6所示。



(a) 1 km处时空分布图

(b) 4 km处时空分布图



(c) 8 km处时空分布图

图5 12 kHz信号在不同水平距离时空分布图

表 1 实验参数设置

参数	参数值	参数	参数值
采样频率(kHz)	48	FFT点数	1024
频率范围(kHz)	8~16	码率	1/2
信道编码	LDPC	带宽(kHz)	8
映射方式	QPSK	符号时长(ms)	128

图7给出了1号阵元(近水面)和10号阵元(水下5 m)采集的信号时频图, 通过比较可以看出随着深度增加, 信号强度增加, 噪声影响相对减小, 对应信噪比强度增加。信号时空起伏状态反映了高维观测空间维度冗余, 结合水声信道稀疏特性, 本文采用了非线性降维方法(LTSA)对信号进行降维处理。

图8给出了选取水声通信信号起伏盒图, 横坐标为水听器编号, 号数越大, 布放深度越深, 红框

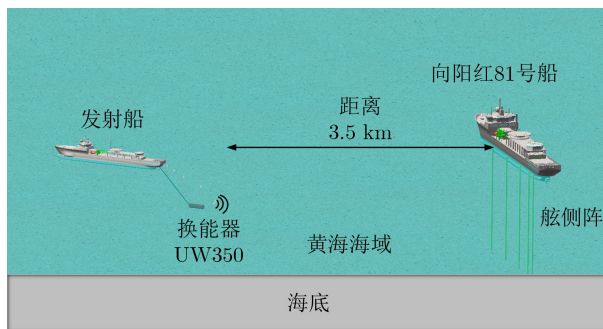


图 6 水声通信实验示意图

内31号为降维处理后的数据, 纵坐标为信号平均功率。随着深度的增加信号强度越来越大, 在通信时段内强度起伏约为4 dB。红框内的31号是信号降维映射到低维空间的起伏状态, 优于原始信号。

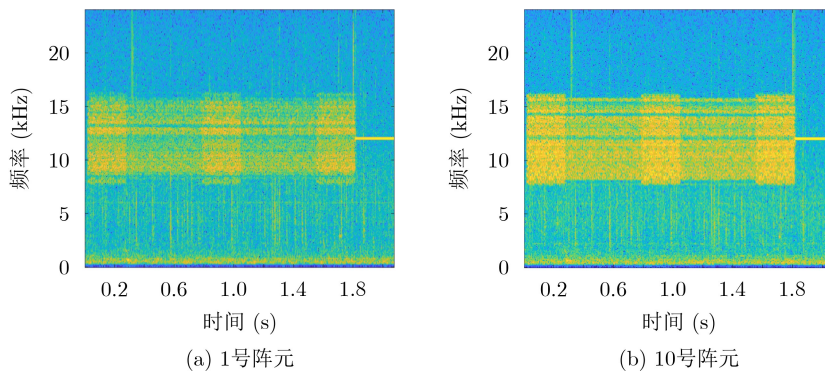


图 7 不同阵元信号结构图

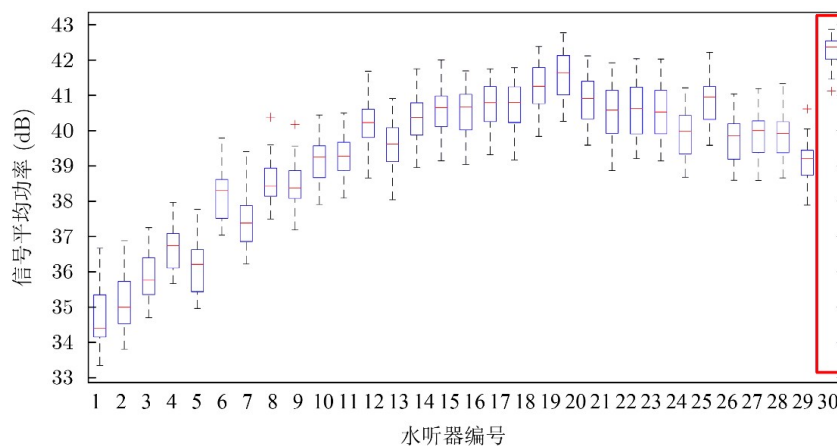


图 8 不同深度信号起伏状态

### 5 结论

本文针对通信系统信道时空特性认识不足的问题, 将流形学习思想应用于高维海洋环境参数空间刻画及通信信号空间映射中, 并沿着海洋环境-信道特性-水声通信的研究方向, 将海洋环境空间、信道时空起伏和水声信号处理联合系统研究, 通过

仿真和海试结果验证了算法的有效性。后续研究会将流形学习处理信道空间特性的思想应用在信号编码和解调中, 为水下数据传输方案提供新思路和物理依据。

### 参考文献

[1] 惠俊英. 水下声信道[M]. 北京: 国防工业出版社, 1992: 179.

- [2] LI Qihu, WANG Lei, WEI Chonghua, *et al.* Theoretical analysis and experimental results of interference striation pattern of underwater target radiated noise in shallow water waveguide[J]. *Chinese Journal of Acoustics*, 2011, 30(1): 73–80. doi: [10.15949/j.cnki.0217-9776.2011.01.002](https://doi.org/10.15949/j.cnki.0217-9776.2011.01.002).
- [3] WANG Huakui, ZHAO Ye, WU Bi, *et al.* Estimation of source parameters based on underwater acoustic interference pattern in shallow water[C]. 2011 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing, Xi'an, China, 2011: 1–4.
- [4] 陈守虎, 赵连军, 曹建国, 等. 浅水近距离测量声场的干涉结构分析[J]. *声学学报*, 2017, 42(2): 129–142. doi: [10.15949/j.cnki.0371-0025.2017.02.001](https://doi.org/10.15949/j.cnki.0371-0025.2017.02.001).  
CHEN Shouhu, ZHAO Lianjun, CAO Jianguo, *et al.* Analytical study on acoustic interference pattern in shallow water[J]. *Acta Acustica*, 2017, 42(2): 129–142. doi: [10.15949/j.cnki.0371-0025.2017.02.001](https://doi.org/10.15949/j.cnki.0371-0025.2017.02.001).
- [5] WOLD S, ESBENSEN K, and GELADI P. Principal component analysis[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1987, 2(1/3): 37–52.
- [6] COX T F and COX M A A. Multidimensional Scaling[M]. 2nd ed. New York: Chapman & Hall/CRC, 2000.
- [7] ROWEIS S T and SAUL L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. *Science*, 2000, 290(5500): 2323–2326. doi: [10.1126/science.290.5500.2323](https://doi.org/10.1126/science.290.5500.2323).
- [8] BELKIN M and NIYOGI P. Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation[J]. *Neural Computation*, 2003, 15(6): 1373–1396. doi: [10.1162/089976603321780317](https://doi.org/10.1162/089976603321780317).
- [9] DONOHO D L and GRIMES C. Hessian eigenmaps: Locally linear embedding techniques for high-dimensional data[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2003, 100(10): 5591–5596. doi: [10.1073/pnas.1031596100](https://doi.org/10.1073/pnas.1031596100).
- [10] ZHANG Zhenyue and ZHA Hongyuan. Principal manifolds and nonlinear dimensionality reduction via tangent space alignment[J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 2004, 26(1): 313–338. doi: [10.1137/S1064827502419154](https://doi.org/10.1137/S1064827502419154).
- [11] YANG Jian, LI Fuxin, and WANG Jue. A better scaled local tangent space alignment algorithm[C]. 2005 IEEE International Joint Conference on Neural Networks, Montreal, Canada, 2005: 1006–1011. doi: [10.1109/IJCNN.2005.1555990](https://doi.org/10.1109/IJCNN.2005.1555990).
- [12] BAQAR M and ZAIDI S S H. Performance evaluation of linear and multi-linear subspace learning techniques for object classification based on underwater acoustics[C]. The 14th International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technology (IBCAST), Islamabad, Pakistan, 2017: 675–683.
- [13] ZHUANG Honghai, LIU Guoguo, ZHANG Xuewu, *et al.* Dimensionality reduction based on feature points of underwater image mosaic algorithm[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2013, 462/463: 308–311. doi: [10.4028/www.scientific.net/AMM.462-463.308](https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.462-463.308).
- [14] 管鲁阳, 鲍明, 张鹏, 等. 基于流形学习的单类分类算法及其在不均衡声目标识别中的应用[J]. *声学学报*, 2009, 34(1): 67–73. doi: [10.3321/j.issn:0371-0025.2009.01.010](https://doi.org/10.3321/j.issn:0371-0025.2009.01.010).  
GUAN Luyang, BAO Ming, ZHANG Peng, *et al.* One-class classification algorithm based on manifold learning and its application to imbalanced acoustic target recognition[J]. *Acta Acustica*, 2009, 34(1): 67–73. doi: [10.3321/j.issn:0371-0025.2009.01.010](https://doi.org/10.3321/j.issn:0371-0025.2009.01.010).
- [15] 梁春燕, 袁文浩, 李艳玲, 等. 基于判别邻域嵌入算法的说话人识别[J]. *电子与信息学报*, 2019, 41(7): 1774–1778. doi: [10.11999/JEIT180761](https://doi.org/10.11999/JEIT180761).  
LIANG Chunyan, YUAN Wenhao, LI Yanling, *et al.* Speaker recognition using discriminant neighborhood embedding[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(7): 1774–1778. doi: [10.11999/JEIT180761](https://doi.org/10.11999/JEIT180761).
- [16] 刘辉, 杨俊安, 王一. 基于流形学习的声目标特征提取方法研究[J]. *物理学报*, 2011, 60(7): 437–443. doi: [10.7498/aps.60.074302](https://doi.org/10.7498/aps.60.074302).  
LIU Hui, YANG Junan, and WANG Yi. A novel approach to research on feature extraction of acoustic targets based on manifold learning[J]. *Acta Physica Sinica*, 2011, 60(7): 437–443. doi: [10.7498/aps.60.074302](https://doi.org/10.7498/aps.60.074302).
- 吕志超: 男, 1988年生, 博士后, 研究方向为水声通信及声场分析.  
王好忠: 男, 1976年生, 高级工程师, 硕士生导师, 研究方向为水声信号处理与水声探测技术.  
白一奇: 男, 1992年生, 博士生, 研究方向为水声通信.

责任编辑: 陈 倩