

◇ 研究报告 ◇

基于改进变分模态分解的北极海域声速剖面分类*

吕玉娇^{1,2,3} 尹力^{1,2†} 刘崇磊^{1,2} 黄海宁^{1,2}

(1 中国科学院声学研究所 北京 100190)

(2 中国科学院先进水下信息技术重点实验室 北京 100190)

(3 中国科学院大学 北京 100049)

摘要: 应用支持向量机对北极声速剖面进行分类,特征量提取是关键。该文采用一种基于经验模态分解的改进变分模态分解算法,以准确提取声速剖面特征量。算法首先对声速剖面信号进行经验模态分解,依据最大类间方差原则划分各分量边际谱主频带,以相似度作为最小分解层数判断标准,获得最小分解层数,进行变分模态分解。对北极区海水声速实测数据(信号)处理表明,该方法可有效提取信号经验模态分解各分量的希尔伯特边际谱特征,进行支持向量机分类,实现对北极海域声速剖面的分类识别,解决以往人工分类耗时久的问题。

关键词: 北极;声速剖面;最大类间方差;变分模态分解;支持向量机

中图法分类号: TB52+6 文献标识码: A 文章编号: 1000-310X(2021)03-0415-07

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2021.03.013

Sound speed profile classification of Arctic sea area based on improved VMD

LYU Yujiao^{1,2,3} YIN Li^{1,2} LIU Chonglei^{1,2} HUANG Haining^{1,2}

(1 *Institute of Acoustic, Chinese Academic of Sciences, Beijing 100190, China*)

(2 *Key Laboratory of Science and Technology on Advanced Underwater Acoustic Signal Processing, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*)

(3 *University of Chinese Academic of Sciences, Beijing 100049, China*)

Abstract: Using support vector machine to classify the North Pole sound velocity profile, feature extraction is the key. In this paper, an improved variational mode decomposition algorithm (IEVMD) based on empirical mode decomposition is used to extract the sound velocity profile features accurately. The algorithm firstly conducts empirical mode decomposition for the sound velocity profile signal, divides the main frequency band of the marginal spectrum of each component according to the principle of maximum intercategory variance, takes similarity as the judgment standard of the minimum decomposition layer number, obtains the minimum decomposition layer number, and performs the variational mode decomposition. The processing of measured acoustic velocity data (signals) shows that this method can effectively extract the Hilbert marginal spectrum characteristics of the empirical mode decomposition of signals, carry out support vector machine classification, realize the classification and identification of acoustic velocity profiles in the Arctic sea area, and solve the problem of time-consuming artificial classification in the past.

Keywords: Arctic; Sound speed profile; Otsu; Variational mode decomposition; Support vector machine

2020-07-25 收稿; 2020-10-23 定稿

*国家重点研发计划项目(2018YFC1405904)

作者简介: 吕玉娇(1995-),女,山东烟台人,硕士研究生,研究方向:信号与信息处理。

†通信作者 E-mail: yl@mail.ioa.ac.cn

0 引言

海水中声速剖面影响海洋声传播特性和水下声通信性能等,可通过水体温盐深等海洋环境要素计算而得。研究不同类型声速剖面的分布情况,对水下定位、通信设施布放等具有重要意义,可减少因声速剖面不准确造成的测量误差;同时,声速剖面的自动分类可节省时间,提高分类效率。

在声速剖面自动分类方面,较为有效的声速剖面自动分类方法有模糊 ISODATA 法^[1]、自组织特征映射神经网络法^[2-3]、梯度差法^[4]、水团性质法^[5]等。北极海域声速剖面分类研究内容较少,高飞等^[6]通过分析声跃层深度、厚度、强度3种特征参量,对白令海域声速剖面进行分类总结,获得白令海域声速断面的夏季空间变化规律。目前提取特征量并进行支持向量机(Support vector machine, SVM)分类的方法在声速剖面分类中应用相对较少,本文从此角度提出了一种基于改进变分模态分解(Variational mode decomposition, VMD)的自动分类方法,对北极声速剖面考察数据进行分类,精确度较高,对于研究声速剖面的SVM分类方法有一定参考意义。

VMD由Dragomiretskiy等^[7]提出,实质是多个维纳滤波器组。VMD需要预先给定分解层数,且当层数值过大时存在过分解的问题,过小则分解不完全,对特征提取有影响。针对VMD的层数设定问题,目前有比较中心频率法^[8]、最小信息熵法^[9]、能量比法^[10]等,本文提出了一种自动确定模态数的方法,结合经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)与最大类间方差(Otsu)原则获得分解层数,可优化运算时间,提高特征提取准确度。

1 变分模态分解

VMD通过建立一个变分问题的框架,在框架中寻找约束变分模型最优解,来获得各调幅-调频(Intrinsic mode function, IMF)子函数的中心频率以及带宽以分解信号。处理过程分为构建约束函数、将约束性变分问题转化为非约束性变分问题以及使用交替方向乘子法求解问题3部分。

假设VMD预设层数为 K ,初始化得 K 个中心

角频率 ω_i 及其原始模式函数 μ_i ;将 μ_i 进行希尔伯特(Hilbert)变换,得解析信号 $p_i(t)$ 以及基带调制信号 $q_i(t)$ 分别为

$$p_i(t) = \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * \mu_i(t), \quad (1)$$

$$q_i(t) = p_i(t) * e^{-j\omega_i t}. \quad (2)$$

计算式(2)梯度的2-范数,估计 μ_i 带宽,使其满足各个 μ_i 函数带宽之和最小, μ_i 相加等于原函数。将约束问题表达为

$$\begin{cases} \min_{\{\mu_i\}, \{\omega_i\}} \left\{ \sum_i \|\partial_t(p_i(t)) * e^{-j\omega_i t}\|^2 \right\}, \\ \text{s.t.} \sum_i \mu_i = f. \end{cases} \quad (3)$$

引入二次惩罚项 α 和Lagrange因子 λ 获得增广拉格朗日函数,对式(3)约束问题的求解转化为对“鞍点”的求解:

$$\begin{aligned} L(\{\mu_i\}, \{\omega_i\}, \lambda) \\ = \alpha \sum_i \|\partial_t p_i(t) * e^{-j\omega_i t}\|^2 + \left\| f - \sum_i \mu_i(t) \right\|_2^2 \\ + \left\langle \lambda(t), f - \sum_i \mu_i(t) \right\rangle. \end{aligned} \quad (4)$$

则模态 μ_i 可以根据式(5)进行更新:

$$\begin{aligned} \mu_i^{n+1} = \arg \min_{\mu_i} \left\{ \alpha \|\partial_t(p_i(t)) * e^{-j\omega_i t}\|^2 \right. \\ \left. + \left\| f(t) - \sum_i \mu_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\}. \end{aligned} \quad (5)$$

对 μ_i 进行频域转换,可得

$$\hat{\mu}_i^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{j \neq k} \hat{\mu}_j(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_i)^2}. \quad (6)$$

同理可得功率谱重心 ω_i 及Lagrange因子 λ 更新后的最优解为

$$\omega_i^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{\mu}_i(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{\mu}_i(\omega)|^2 d\omega}, \quad (7)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \gamma \left[f(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{\mu}_k^{n+1}(\omega) \right], \quad (8)$$

其中, n 表示迭代次数,进行多次迭代,直到满足收敛条件或达到迭代次数则停止循环。给定判别精度

$\varepsilon > 0$, 收敛条件为

$$\sum_{k=1}^K \left\| \hat{\mu}_k^{n+1} - \hat{\mu}_k^n \right\|_2^2 / \left\| \hat{\mu}_k^n \right\|_2^2 < \varepsilon. \quad (9)$$

信号 $x(t)$ 经 VMD 分解后为 $x(t) = \sum_{i=1}^K \mu_i(t)$ 。

2 算法改进

2.1 主频带划分

对于序列 $x(s)$, EMD 分解获取 $M1$ 个分量 $u_i(s)$ 及余量 $r(s)$, 即

$$x(s) = \sum_{i=1}^{M1} u_i(s) + r(s). \quad (10)$$

计算 $u_i(s)$ 的 Hilbert 时频谱 $\tilde{H}_i(\omega, t)$, 则边际谱 $\tilde{h}_i(\omega)$ 为

$$\tilde{h}_i(\omega) = \int \tilde{H}_i(\omega, t) dt. \quad (11)$$

对边际谱值应用最大类间方差 (Otsu) 原理, 依次计算以某一谱值为分界时边际谱上下两部分的方差之和, 将最大和所对应的分界值设为最佳阈值, 主频带为大于最佳阈值部分所在的频率范围。

2.2 层数确定

将各分量按最大谱峰值递增排序得分量 1 到 k , 进行各分量边际谱主频带比较, 以确定 VMD 分解层数:

步骤 1 计算分量 k 的主频带范围, 层数 $\text{cnt} = 1, n = k - 1$;

步骤 2 计算分量 n 的主频带范围, 与对 cnt 增加有贡献的分量 i ($n < i \leq k$) 频带进行比较, 若重合范围超过 90%, 算作同一层, cnt 不变, 否则 cnt 加 1;

步骤 3 令 $n = n - 1$, 回到步骤 2 继续比较, 直到 $n = 0$ 结束, 获得层数 cnt ;

步骤 4 计算 VMD 分解后第一模态函数与原始信号的相关系数 r , 若 r 大于 99.5%, 取第一模态为待分解信号, 将其余模态视为噪声, 令层数为 8; 否则层数不变, 为 cnt 。

以层数作为尺度参数, 默认带宽参数为 2000, 重新进行 VMD 分解, 求取 Hilbert 谱 $H_i(\omega, t)$ 及边际谱 $h_i(\omega)$, 进行谱峰值特征提取。

算法流程图如图 1 所示。

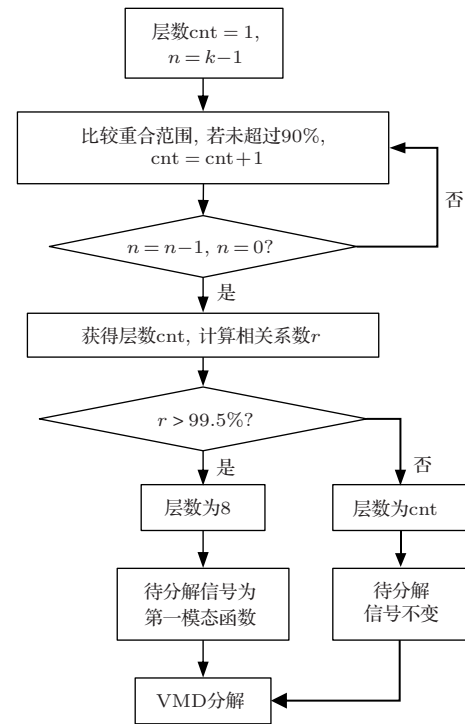


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart of this paper

3 分类

3.1 数据来源

北极环境特殊, 有独特的典型声速剖面, 声速值随深度而增大, 形成表面声道。在加拿大盆地附近, 北冰洋与太平洋通过白令海峡沟通, 来自太平洋的暖流流入楚科奇海和波弗特海部分海域, 使水深 100 m 上下水温升高, 令声速值增大为局部极大值, 形成北极双轴声道。

本文选取 2018 年 8 月中国第 9 次北极科学考察获得的声速剖面作为实验数据, 考察站点在西经 $150^{\circ}10.226'$ – $178^{\circ}29.861'$ 、北纬 $60^{\circ}5.827'$ – $84^{\circ}47.201'$ 范围内, 测量深度可达水下 3840 m, 测量间隔以 1 m 为单位。考察仅涉及有限范围, 所获海水声速数据仅及表面声道和双轴声道这两类声速剖面, 以及噪声 (梯度多变的声速剖面), 未获得北极海域其他类型声速剖面相关数据, 仅涉及 3 类型分类。

3.2 特征提取

将声速数据的长度设定到 700 m 深, 对于不足 200 m 的剖面, 由于无法完整表征可能存在的极值特征, 不予考虑, 对于超过 200 m 但不足 700 m 的剖

面,使用线性插值拟合延长。处理后的数据中双轴声道与表面声道声速剖面如图2所示,双轴声道在100 m上下出现声速局部极大值。

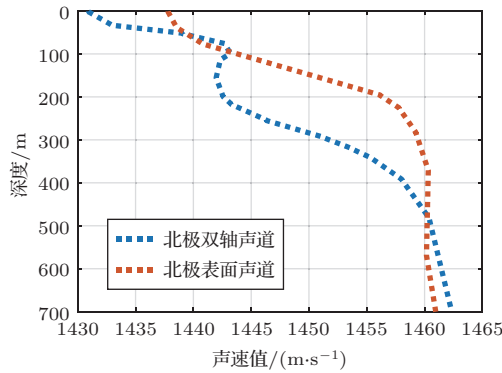


图2 北极双轴声道与表面声道声速剖面

Fig. 2 Sound speed profile of polar double channel and surface channel

将两种剖面分别作为序列1、序列2,进行EMD分解,以获得若干个固有分量函数。如图3所示,两序列分量1、2、3的Hilbert 边际谱之间存在明显的模态混叠问题,无法将EMD分解层数作为VMD层数进行分解。

基于 Otsu 原则处理 EMD 分量,划分各边际谱的主频带范围,细节如图4所示,序列1、序列2的第2分量经处理划分出主频带,将阈值以上的幅值作为主频带幅值,低于阈值的作为背景噪声部分。

将经典VMD 边际谱与改进VMD 边际谱进行对比,如图5、图6所示,VMD 层数选择对特征提取准确度影响极大。图5为相关系数较大为0.9993的情况,图5(b)中算法改进后的边际谱明显比图5(a)在低频处谱值增大,峰值增多;图6为相关系数较小为0.8734的情况,改进前后边际谱变化较小,未出现明显新峰值。

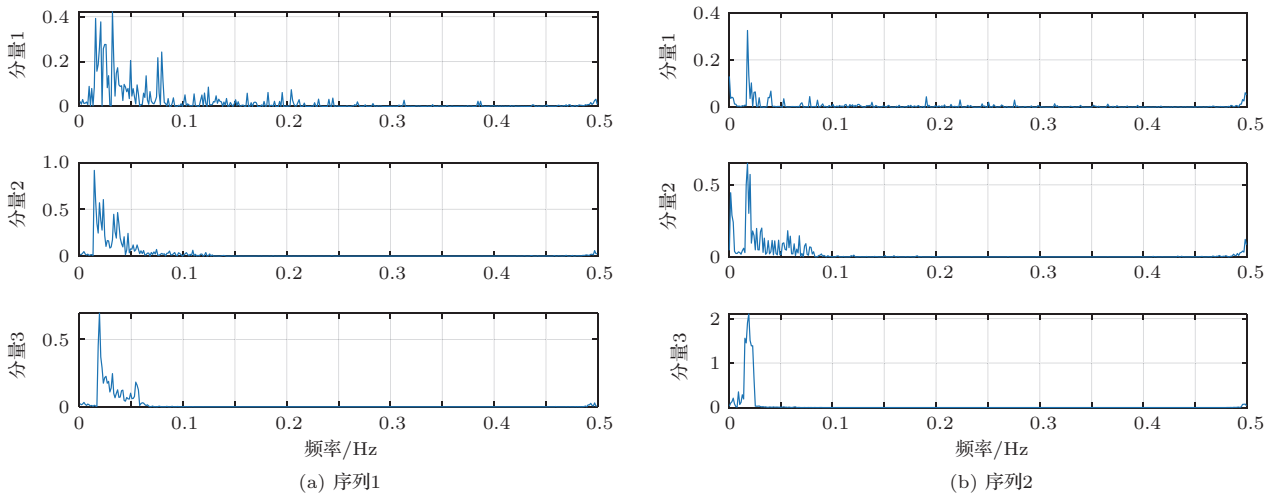


图3 序列1、序列2分量边际谱

Fig. 3 Component marginal spectrums of Sequence 1, 2

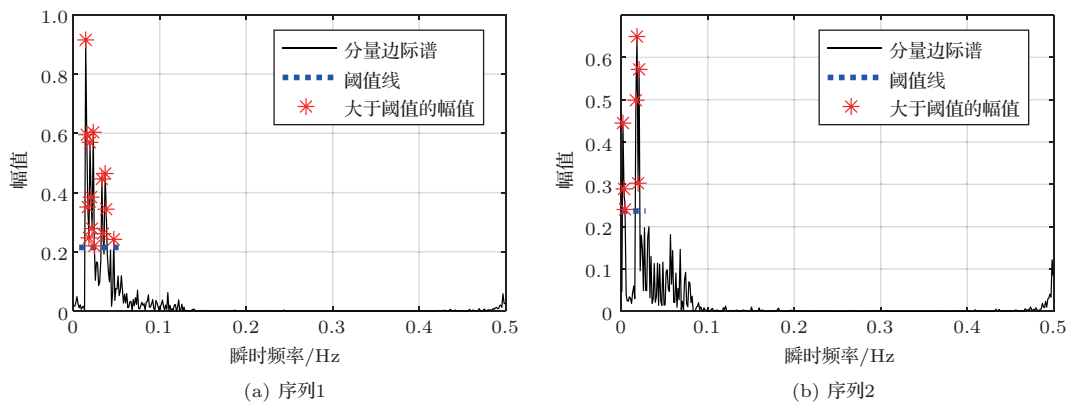


图4 IMF 分量边际谱主频带

Fig. 4 IMF component marginal spectral main band

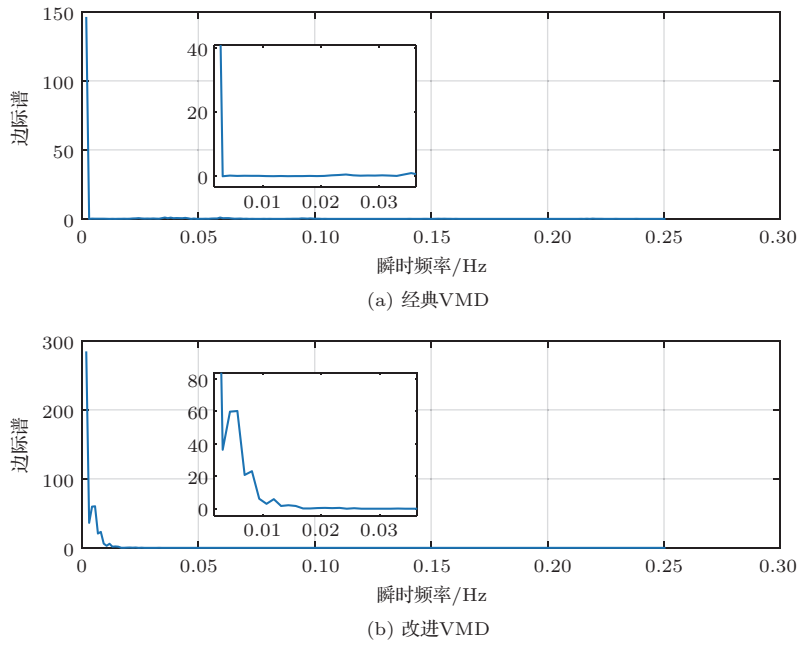


图5 $r = 0.9993$ 情况下的边际谱对比

Fig. 5 Comparison of marginal spectras in the case of $r = 0.9993$

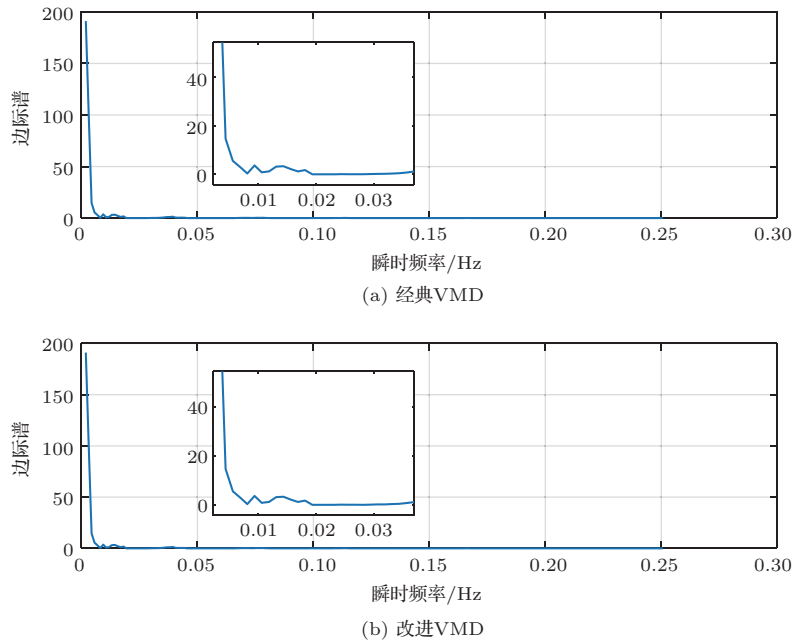


图6 $r = 0.8734$ 情况下的边际谱对比

Fig. 6 Comparison of marginal spectras in the case of $r = 0.8734$

随机提取20条声速剖面,应用改进VMD与经典VMD方法对声速剖面进行分解,改进VMD分解层数如图7所示。将最大值7作为经典VMD方法的预设层数,二者运算时间对比如图8所示,90%的声速剖面应用改进VMD方法比固定层数方法耗时小。改进VMD基于剖面结构特点获得优化层数,

避免层数太大而浪费计算时间、太小导致剖面不完全分解的问题;经典VMD为保证剖面均完全分解,须将层数取成较大值,因此计算时间相对较长。算法在64位操作系统电脑上运行,处理器为Intel(R) Core(TM) i5-8265U版本。

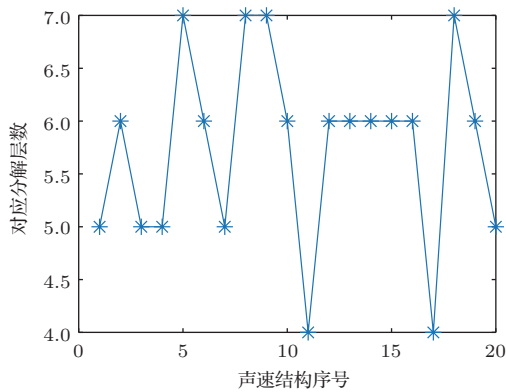


图7 改进VMD所得分解层数

Fig. 7 The numbers of decomposition layers obtained by improved VMD

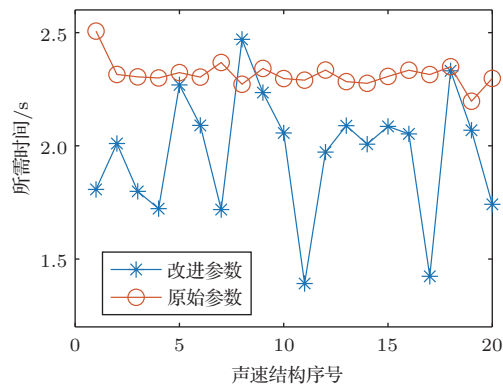


图8 不同参数确定方法时间对比

Fig. 8 Time comparison of different parameter determination methods

3.3 分类

选择32条双轴声道声速剖面、32条表面声道声速剖面、32条噪声声速剖面作为数据集, 边际谱前3个模态峰值如图9所示, 取第1、第2模态峰值组成特征集。对特征集使用直接法进行训练及分类, 训练集与测试集比例为2:1, 训练集数目为64, 测试集数目为32。使用RBF核函数, 通过交叉验证将惩罚因子确定为 $c = 2.0$, 核函数参数 $g = 3.4822$ 。

表1 准确度对比

Table 1 Accuracy contrast

	准确度/%		准确度/%	
	结果1	结果2	结果1	结果2
第1次	84.375	96.875	第4次	87.5 96.875
第2次	90.625	100	第5次	84.375 96.875
第3次	87.5	96.875	第6次	87.5 96.875

将通过经典VMD获得的特征与改进VMD所获特征分别进行训练, 记录为结果1、结果2, 前6次测试结果如表1所示, 结果1平均准确度约为86.98%, 结果2平均准确度约为96.88%, 且结果2准确度始终高于结果1, 改进VMD所获特征明显准确度高, 图10为一次支持向量机分类结果。

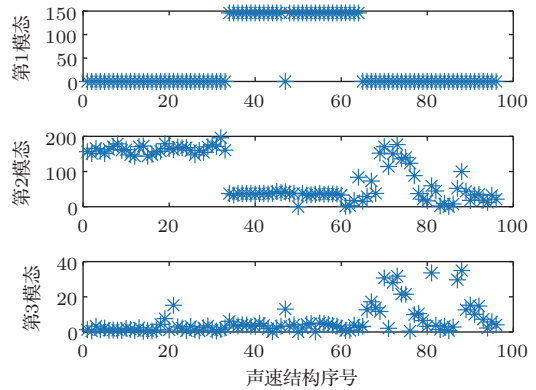


图9 边际谱前3个模态峰值对比

Fig. 9 Comparison of the first three modal peaks of the marginal spectrum

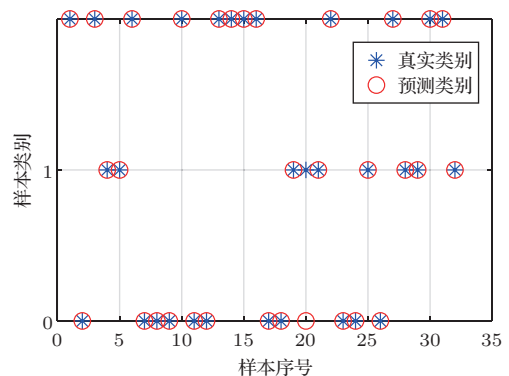


图10 一次SVM分类结果

Fig. 10 One SVM classification result

双轴声速剖面分布如图11红点所示, 蓝点表示非双轴声速剖面所在位置。沿考察轨迹经白令海峡向极点延伸, 双轴声速剖面在靠近白令海峡与极点的区域出现较少, 集中于轨迹中部。白令海峡附近双轴声速剖面较少, 可能是由于自白令海峡而入的太平洋暖水流与白令海峡附近区域水温相差较少, 无法形成声速剖面的局部极大值; 靠近极点区域双轴声速剖面出现较少, 猜测是由于距离太远, 暖水流无法到达, 因此未出现双轴声速剖面。此次分类结果与实际情况相符, 表明分类方法适用于北极海域声速剖面分类。

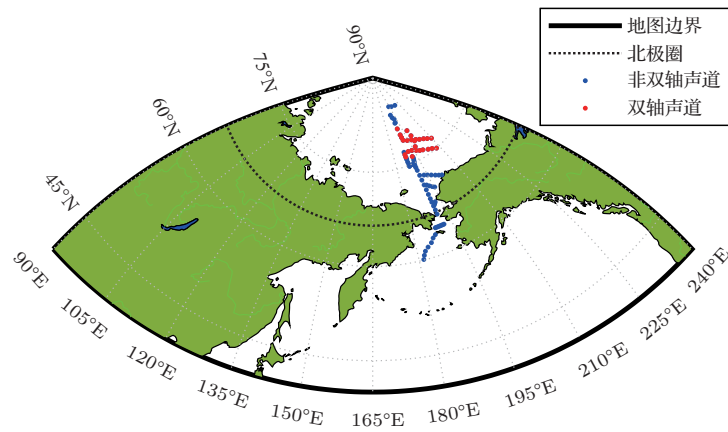


图11 声速剖面空间分布

Fig. 11 Spatial distribution of two-axis sound speed profile

4 结论

本文从支持向量机的角度对北极海域声速剖面做了分类处理,提取的 Hilbert 边际谱峰值特征可有效表征不同种类声速剖面,准确区分典型声速剖面、双轴声速剖面、噪声,对于快速自动识别目标声速剖面有重要意义。

针对 VMD 需要预设参数的缺点,本文基于 EMD 和 Otsu 原则划分剖面边际谱并获得 VMD 分解层数,结合相关系数进一步验证,保证层数最优。改进 VMD 在保证准确度的前提下,运算时间更少。

参 考 文 献

- [1] 贾延峰, 笄良龙, 谢骏. 模糊 ISODATA 聚类算法在声速剖面自动分类中的应用[J]. 海洋科学, 2009, 33(12): 103-105, 142.
Jia Yanfeng, Da Lianglong, Xie Jun. Clustering of sound speed profile based on fuzzy ISODATA algorithm[J]. Marine Sciences, 2009, 33(12): 103-105, 142.
- [2] 谢骏, 浦晓波, 胡均川, 等. 基于 SOFM 网络的声速剖面聚类研究[J]. 青岛大学学报(工程技术版), 2002, 17(1): 25-27, 31.
Xie Jun, Pu Xiaobo, Hu Junchuan, et al. Study on cluster of sound speed profile based on SOFM[J]. Journal of Qingdao University (Engineering & Technology Edition), 2002, 17(1): 25-27, 31.
- [3] 赵建虎, 周丰年, 张红梅, 等. 基于自组织神经网络的声速剖面分类方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2007, 32(2): 164-167.
Zhao Jianhu, Zhou Fengnian, Zhang Hongmei, et al. Classification of sound speed profile with SOFM neuron network[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2007, 32(2): 164-167.
- [4] 谢骏, 胡均川, 笄良龙, 等. 浅海声速剖面自动分类方法研究[J]. 海洋通报, 2009, 28(3): 76-80.
Xie Jun, Hu Junchuan, Da Lianglong, et al. Study on automatic classification methodology of sound speed profile in the shallow sea[J]. Marine Science Bulletin, 2009, 28(3): 76-80.
- [5] 尤芳湖. 论海[M]. 北京: 海洋出版社, 2000.
- [6] 高飞, 潘长明, 冯盼盼, 等. 夏季白令海声速剖面分布特征[J]. 海洋通报, 2014, 33(2): 180-187.
Gao Fei, Pan Changming, Feng Panpan, et al. Characteristics of sound speed profile in Bering Sea in summer[J]. Marine Science Bulletin, 2014, 33(2): 180-187.
- [7] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [8] 姜万录, 王浩楠, 朱勇, 等. 变分模态分解降噪与核模糊 C 均值聚类相结合的滚动轴承故障识别方法[J]. 中国机械工程, 2017, 28(10): 1215-1220, 1226.
Jiang Wanlu, Wang Haonan, Zhu Yong, et al. Integrated VMD denoising and KFCM clustering fault identification method of rolling bearings[J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(10): 1215-1220, 1226.
- [9] 李华, 伍星, 刘韬, 等. 基于信息熵优化变分模态分解的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2018, 37(23): 219-225.
Li Hua, Wu Xing, Liu Tao, et al. Bearing fault feature extraction based on VMD optimized with information entropy[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(23): 219-225.
- [10] 钱国超, 彭庆军, 程志万, 等. 基于参数自适应 VMD 和 SA-ELM 的有载分接开关故障诊断[J]. 电力工程技术, 2020, 39(1): 157-164.
Qian Guochao, Peng Qingjun, Cheng Zhiwan, et al. Fault diagnosis of on-load tapchanger based on the parameter-adaptive VMD and SA-ELM[J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(1): 157-164.