

# 基于支持向量机由海洋地震勘探数据对 海洋水体温度的预测\*

彭阳阳<sup>1</sup>, 张进<sup>1,2,3\*\*</sup>

(1. 中国海洋大学海洋地球科学学院, 山东 青岛 266100; 2. 海洋矿产资源评价与探测技术功能实验室, 山东 青岛 266237;  
3. 中国海洋大学海底科学与探测技术教育部重点实验室, 山东 青岛 266100)

**摘要:** 当前海洋水体的温度预测多采用 CTD、XBT 等仪器单点测定, 所测得的海洋水体温度虽然垂向分辨率高, 但横向连续性差。本文提出了一种利用支持向量回归机结合地震属性预测海水水体温度参数的方法, 该方法在少量 CTD 数据约束下能够反演出纵横向高分辨率的水体温度结构。本文提取海水反射地震数据的 13 种属性值进行主成分分析, 然后利用支持向量回归机( $\epsilon$ -SVR)结合 CTD 数据进行模型训练并对水体温度剖面进行预测, 所预测的渤海夏季海水温度剖面特征与文献记载一致。

**关键词:** 地震属性; 支持向量机; 主成分分析; 水体温度预测

**中图法分类号:** P714.8

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1672-5174(2022)09-103-07

**DOI:** 10.16441/j.cnki.hdxh.20210303

**引用格式:** 彭阳阳, 张进. 基于支持向量机由海洋地震勘探数据对海洋水体温度的预测[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2022, 52(9): 103-109.

Peng Yangyang, Zhang Jin. Prediction of ocean water temperature from marine seismic data based on support vector machine[J]. Periodical of Ocean University of China, 2022, 52(9): 103-109.

海水的温度结构的精细划分有利于研究水体的温度结构和海水运动等问题。常规的海水温度测量多采用 CTD、XBT 等方式, 虽然这些方式所测得的海洋水体垂向温度分辨率高, 但是横向连续性较差。地震海洋学通过反射地震勘探方法来研究物理海洋现象, 相对于传统的接触式温盐深测量方法, 该方法具有较高的横向分辨率和能快速对整个海水剖面成像等优点<sup>[1]</sup>。

Holbrook 等<sup>[2-3]</sup>首次用地震学方法获得海水的地震叠加剖面, 并揭示了海洋锋处的温盐结构。随后 Nandi 等将常规反射地震与 XCTD 数据有效结合, 验证出温度剖面 and 地震剖面有很好的的一致性, 并成功刻画水团边界<sup>[4]</sup>, 更加验证了将地震学应用到海洋温度反演是可行的。Páramo 等<sup>[5]</sup>利用 AVO 技术分析海洋地震数据, 反演出海水温度参数, 结果表明利用 AVO 技术虽然能得到海水声速和温度的差异, 但对地震资料要求较高, 并且反演得出海水密度参数不准确。为了提高反演准确度, Wood 等<sup>[6]</sup>利用一维全波形反演方法尽可能的利用丰富的波场信息求取海水温度参数, 但 Kormann 等人分析出初始模型对一维全波形反演海水温度参数结果有影响<sup>[7]</sup>

并且运算速度低。为提高温度剖面反演速度同时考虑到海水的温度参数与地震数据的非线性关系, Padhi 等人分别利用遗传算法与非线性最小二乘反演方法结合反演海水的温度, 并且应用效果显著<sup>[8]</sup>。然而这些方法在反演海洋水体温度参数方面, 需要大量的温度标签数据, 限制了地震海洋学的发展。

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)可以在小样本数据情况下得到较好的反演结果<sup>[9]</sup>。通过文献的调研, 前人利用 SVM 在储层预测和海浪预测等方面行之有效, 例如: 金权等人利用 SVM 对海洋波高进行预测, 证明支持向量机在海浪预测的可行性<sup>[10]</sup>。高伟等人提出一种基于支持向量机对海底声学参数快速统计反演的方法<sup>[11]</sup>。周凡等<sup>[12]</sup>利用支持向量机对流体进行识别, 其预测准确率达 90.48%。唐小彪提取了地震属性并且基于支持向量机对地震储层进行预测, 预测结果与设计的储层地质模型十分吻合<sup>[13]</sup>。

支持向量机可以在小样本情况下能够充分的利用样本信息, 该算法不仅易实现还具有较好的“鲁棒”性<sup>[14]</sup>。本文将一种基于支持向量回归机的方法应用于

\* 基金项目: 国家自然科学基金项目(91958206)资助

Supported by the National Natural Science Foundation of China(91958206)

收稿日期: 2021-11-15; 修订日期: 2022-01-12

作者简介: 彭阳阳(1995—), 男, 硕士生。E-mail: 18812166153@163.com

\*\* 通讯作者: E-mail: zhjmeteor@163.com

海水温度反演研究中。首先,提取海洋地震数据的属性参数,将主成分分析方法优化后的地震属性作为输入,再利用网格交叉验证的手段训练支持向量回归机,结合地震数据和CTD数据来预测海水温度。结果表明支持向量回归机在少量海水温度样本的情况下,对海水温度预测的效果显著,能够精准的划分水层,拟合优度达到98%,为后续的海洋研究奠定基础。

### 1 支持向量回归机(ε-SVR)模型

支持向量机是一种基于VC维理论的结构风险最小化原则的方法。针对海水温度预测问题,本文采用ε-支持向量机(ε-Support Vector Regression, ε-SVR)的方法。ε-SVR是支持向量回归机模型的一种,它将L个样本{X<sub>i</sub>, Y<sub>i</sub>}<sub>i=1</sub><sup>L</sup>, (其中X<sub>i</sub>, Y<sub>i</sub>作为输入和输出)通过非线性的核函数映射到高维特征空间,完成线性回归。在高维特征空间中,构造逼近函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^L w_i \Phi(x) + b. \quad (1)$$

式中:b为偏置量;Φ为映射核函数;w为权向量。通过求解以下原始的优化问题(如(2)式所示)获得最佳的逼近函数:

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^L (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} y_i - w \cdot \Phi(x_i) - b \leq \epsilon + \xi_i, i=1, 2, \dots, L \\ -y_i + w \cdot \Phi(x_i) + b \leq \epsilon + \xi_i^*, i=1, 2, \dots, L. \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0, i=1, 2, \dots, L \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

式中第一项为正则化项,第二项为经验风险,引入松弛变量ξ<sub>i</sub>, ξ<sub>i</sub><sup>\*</sup>反应训练样本上的误差上、下限;常数C为惩罚系数;L为训练样本个数。

对原始的优化问题求解复杂,将求解原始问题通过拉格朗日乘子法和强对偶关系转换为求其对偶问题,如(3)所示:

$$\begin{aligned} \max_{a, a^*} \quad & \left[ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (a_i - a_i^*) (a_j - a_j^*) K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^L (a_i + a_i^*) \epsilon + \sum_{i=1}^L (a_i - a_i^*) y_i \right]. \end{aligned} \quad (3)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^L (a_i - a_i^*) = 0 \\ 0 \leq a_i \leq C, i=1, 2, \dots, L \\ 0 \leq a_i^* \leq C, i=1, 2, \dots, L \end{cases}$$

式中:a<sub>i</sub>和a<sub>i</sub><sup>\*</sup>为拉格朗日系数;K(x<sub>i</sub>, x<sub>j</sub>)为高斯核函数(RBF)(只有一个参数g,并且可以将数据映射到无穷维度),其表达式如(4)所示:

$$K(X_i, X_j) = e^{-\frac{\|X_i - X_j\|^2}{2\sigma^2}}, g = \frac{1}{2 \cdot \sigma^2}. \quad (4)$$

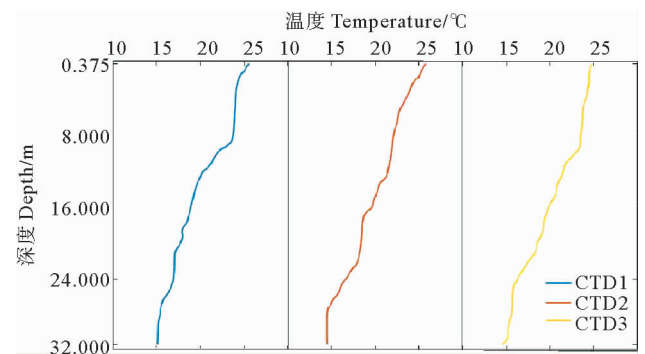
式中:X<sub>j</sub>为核函数中心;σ为函数的宽度参数。

通过测试样本x<sub>i</sub>以及温度标签y<sub>i</sub>可以求解a<sub>i</sub>, a<sub>i</sub><sup>\*</sup>和b得到以下逼近函数(5)式:

$$f(x) = \sum_{i=1}^L (a_i - a_i^*) K(x, x_i) + b. \quad (5)$$

### 2 基于SVR的海水温度实例预测

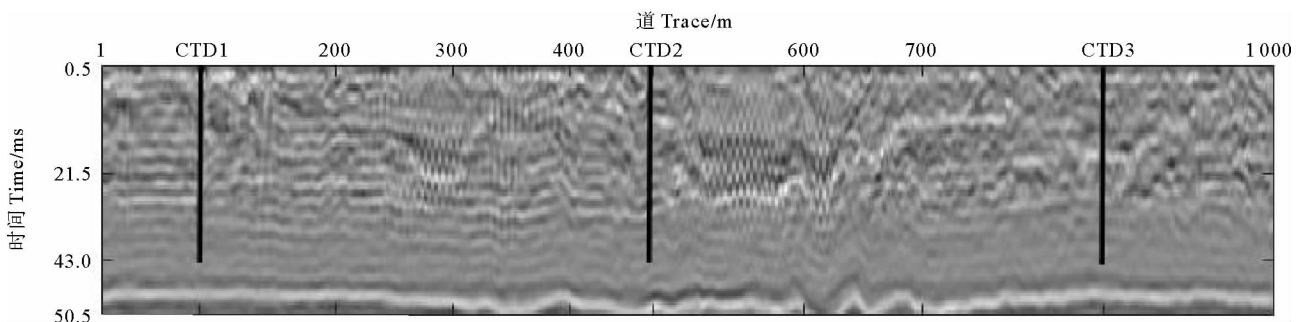
本文数据来自渤海海区,渤海海区是深入中国大陆的近封闭性浅海,其平均水深只有18m,最深处也只有83m<sup>[15]</sup>。本文截取1000道渤海浅剖数据,地震采样间隔为0.5ms,截取每道86个样点,记录时长43.0ms,深度32m。8月份在渤海测量CTD为共3道(此时海水温度跃层最强),截取深度32m,如图1所示,研究海区的海水温度随深度总体上呈现下降趋势。根据CTD测量的海水深度和速度转换到地震数据时间刻度如图2所示。



(从左向右依次:CTD1, CTD2 和 CTD3。From left to right: CTD1, CTD2 and CTD3.)

图1 3条CTD温度曲线

Fig.1 Three temperature curves of CTD



(位于85, 471和854地震道的三条黑线表示编号为CTD1、CTD2和CTD3的3个CTD。CTD1, CTD2 and CTD3 are located at CDP85, 741 and 854, respectively.)

图2 叠后地震剖面

Fig.2 Post-stack seismic section

利用主成分分析的方法优选出对温度敏感的地震属性,将 CTD 标签数据和优选后的地震属性作为输入向量,利用网格交叉验证方式训练 SVR,预测海水温度并分析效果。海洋温度参数与地震属性存在非线性关系,通过  $\epsilon$ -SVR 构造非线性逼近函数,具体流程包括以下步骤:

第一步:分析并处理原始地震数据与 CTD 数据,建立二者时空对应关系。

第二步:从地震数据中提取并优化地震属性。

输入:数据集  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ ,需要降到  $k$  维。

(1)去平均值(即去中心化),即每一维特征减去各自的平均值。

(2)计算协方差矩阵  $PP^T$ ,其中  $n$  为样本数目。

(3)用特征值分解方法求协方差矩阵  $PP^T$  的特征值。

(4)观察特征值,选择其中占比较重的特征值对应的地震属性。然后将其对应地震属性向量组成支持向量机输入集  $x$ 。

第三步:归一化处理。对地震属性和 CTD 样本温度标签进行归一化处理,其转换函数如式(6)所示:

$$x^* = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (6)$$

式中: $x, x^* \in R^L, x_i^* \in [0, 1], i = 1, 2, \dots, L$ 。

第四步:网格交叉验证寻找 SVR 中  $C$  和  $g$  最优参数组合。选取高斯核函数进行模型训练,网格离散区间为  $[-5, 5]$ ,枚举其中  $C$  和  $g$  的组合,选择最优的组合,使得 SVR 误差最小。

第五步:训练  $\epsilon$ -SVR。在核函数和参数确定的情况下,将 CTD1 和 CTD2 对应的地震属性训练集作为  $\epsilon$ -SVR 的输入,将模型输出值与训练集标签最大程度拟合,求解出最优  $a_i, a_i^*$  和  $b$ 。

第六步:反归一化处理并对模型进行评价。对

$\epsilon$ -SVR 输出值进行反归一化处理求取温度。本文利用拟合优度  $R^2$  和均方误差函数(MSE)参数评价模型的性能,其具体公式如式(7)和(8)所示:

$$MSE = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (7)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^L (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^L (y_i - \bar{y})^2} \quad (8)$$

式中: $L$  为样本数; $y_i$  为标签温度; $\hat{y}_i$  为预测温度; $\bar{y}$  实际温度平均值。均方误差越小,表明预测效果越好。拟合优度最大值为 1,越接近 1,说明回归线对观测值的拟合程度越好。

第七步:预测拟合 CTD3 的温度值并对模型评价。将 CTD3 对应的地震属性输入  $\epsilon$ -SVR,预测函数如式(9)所示,对预测模型评价不仅采用拟合优度( $R^2$ )和均方误差函数(MSE)的方法,还分析了预测温度值偏离真实值百分比,公式如(10)所示。

$$f(x) = \sum_{i=1}^L (a_i - a_i^*) K(x, x_i) + b \quad (9)$$

式中: $L$  为 CTD3 对应的 86 个样本数目; $x$  为一个对应地震属性向量的样本。

$$\text{预测值偏离真实值百分比} = \frac{\sum_{i=1}^L (y_i - \hat{y}_i)}{\sum_{i=1}^L y_i} \quad (10)$$

第八步:预测整个海水温度剖面。将所有道地震属性向量作为样本输入,预测整个剖面的海水温度,并分析效果。

本文提取地震属性共 13 种:方差(var)、瞬时频率(Freq)、均方差振幅(Rrms Ampl)、瞬时带宽(Int)、瞬时相位(Phase)、一阶导数(D1)、二阶导数(D2)、时间(Time)、原始振幅(Ampl)、时间增益(Time Gain)、相对声波阻抗(Rel Ampl)、道梯度(Trace Grad)、道增益(Iterative AGC),对地震属性进行主成分分析。

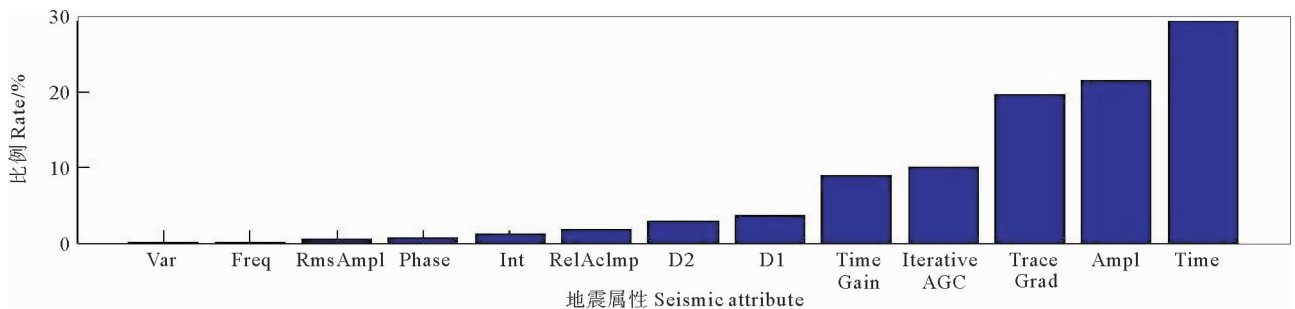


图 3 13 种地震属性主成分分析

Fig.3 Principal component analysis of 13 seismic attributes

如图 3 主成分分析表明 7 种属性值(时间、原始振幅、道梯度、道增益、时间增益、一阶导数、二阶导数)占

比较重且可表达总属性 95% 的信息,因此提取该 7 种属性作为输入数据集。

使用RBF作为核函数的SVR需要考虑参数 $C$ 和 $g$ ,确定好 $C, g$ 使得分类器能正确的预测未知数据,参数的选择没有先验知识,必须做某种类型的模型选择(参数搜索)。本次选择网格交叉验证方法,5折交叉验证充分地利用已知信息提高预测精度,遍历网格所有参数 $C$ 和 $g$ ,求取最优参数 $C$ 和 $g$ 作为SVR的参数,其寻优步骤为:

(1)确定实际应用中参数的范围:

$$-5 \leq \log(C) \leq 5, -5 \leq \log(g) \leq 5.$$

(2)训练支持向量回归机并预测。将训练集样本分为5组,支持向量回归机模型遍历网格中的 $C$ 和 $g$ 取值并计算每个样本的预测值与实际标签的温度误差。

(3)寻找温度误差最小值,输出最佳的组合参数。

利用网格交叉验证方法编程计算得出最优参数组合参数 $C$ 和 $g$ 分别为4,0.0884。构建支持向量回归机模型,优化后的地震属性作为输入,温度作为输出。本次将CTD1和CTD2进行训练,其训练效果如图4所示。

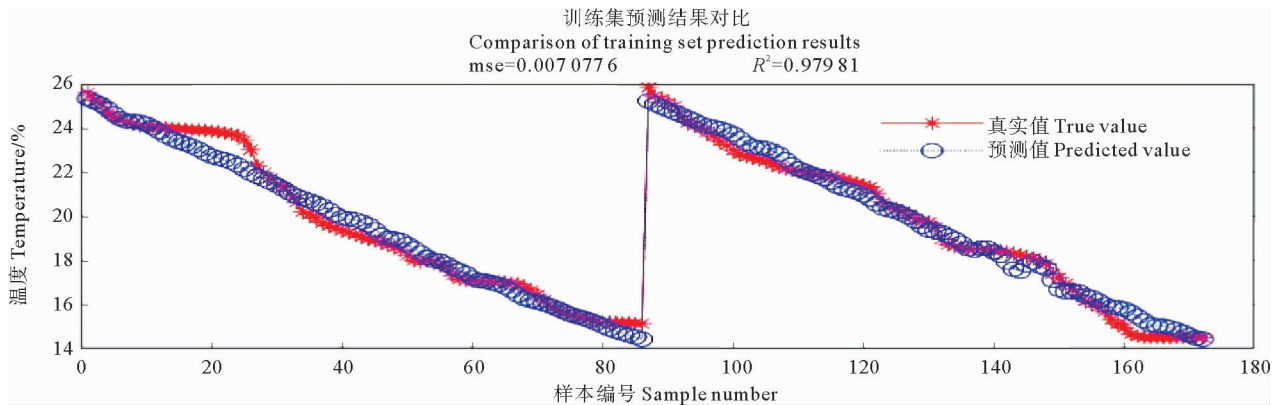


图4 CTD1和CTD2预测结果对比

Fig.4 Comparison of prediction and true value of CTD1 and CTD2

其中红色代表CTD温度的真实值,蓝色代表预测值。通过训练集可以看出其均方误差为 $0.7\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,拟合优度为97%,训练效果较好。抽取其CTD3对

应的温度信息与样本温度标签对比,其拟合优度达到98%,均方误差为 $1.1\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,吻合较好,如图5所示。

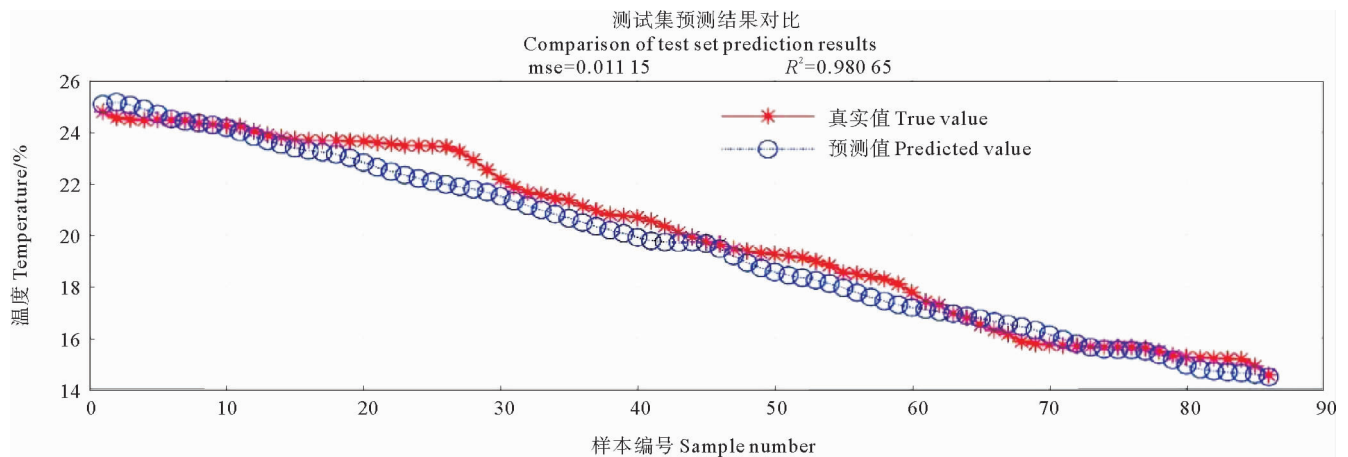


图5 CTD3预测结果和标签对比

Fig.5 Comparison of prediction and true value of CTD3

将CTD3预测值和真实值做差,误差如图6所示,温度最大差值为 $1.46\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,此时对应的标签温度为 $23.43\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,预测的温度为 $21.96\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,其误差最大百分比为5.92%。误差主要来源于海水温度差异小,CTD曲线之间差异较大以及支持向量回归机在数值上存在四舍五入的误差。

将CTD数据组合,对数据集划分测试集和预测集,对组合效果进行测试,其拟合优度平均值为0.976,误差函数平均值为0.010,可见支持向量机预测效果良好,其CTD数据集组合效果测试如表1所示。

将CTD组合方式1训练好的支持向量机推广到整个地震数据,反演得到的温度剖面如图7所示。

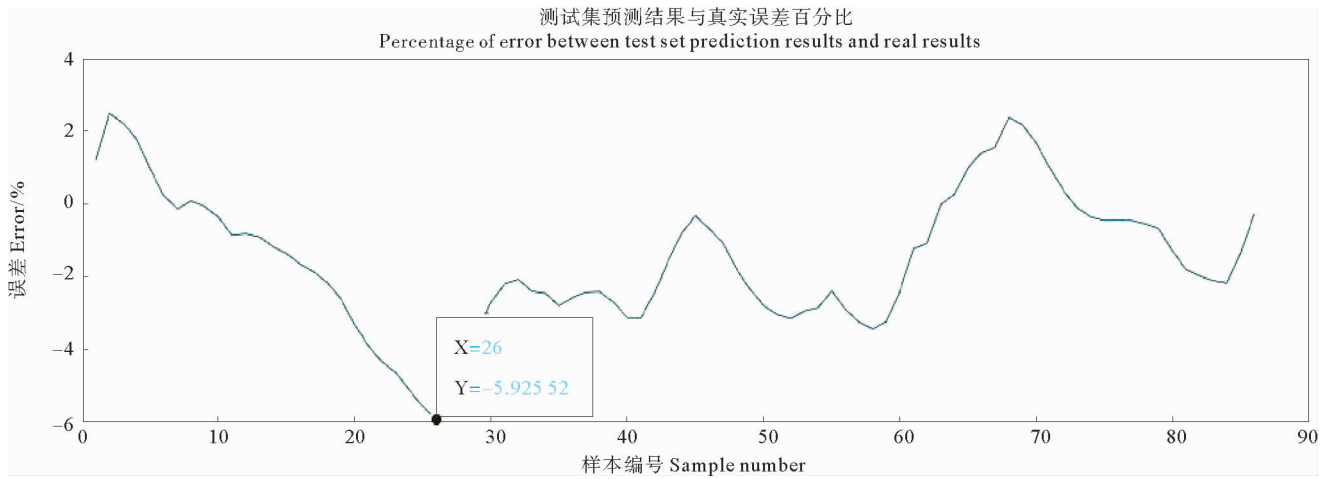


图 6 CTD3 温度预测误差百分比  
Fig.6 Error percentage of CTD3 temperature prediction

表 1 CTD 数据集组合效果测试  
Table 1 Effect test of CTD dataset combination

CTD 组合方式 CTD combination mode	数据集划分 Data set partitioning	误差函数(MSE) Mean-square error	拟合优度( $R^2$ ) Goodness of fit	预测温度值与真实值 误差百分比平均值/% Average percentage error between predicted temperature value and true value
1	训练集: CTD1 CTD2	0.007	0.980	2.425
	测试集: CTD3	0.011	0.981	
2	训练集: CTD1 CTD3	0.007	0.981	2.517
	测试集: CTD2	0.011	0.983	
3	训练集: CTD2 CTD3	0.005	0.985	3.082
	测试集: CTD1	0.020	0.943	

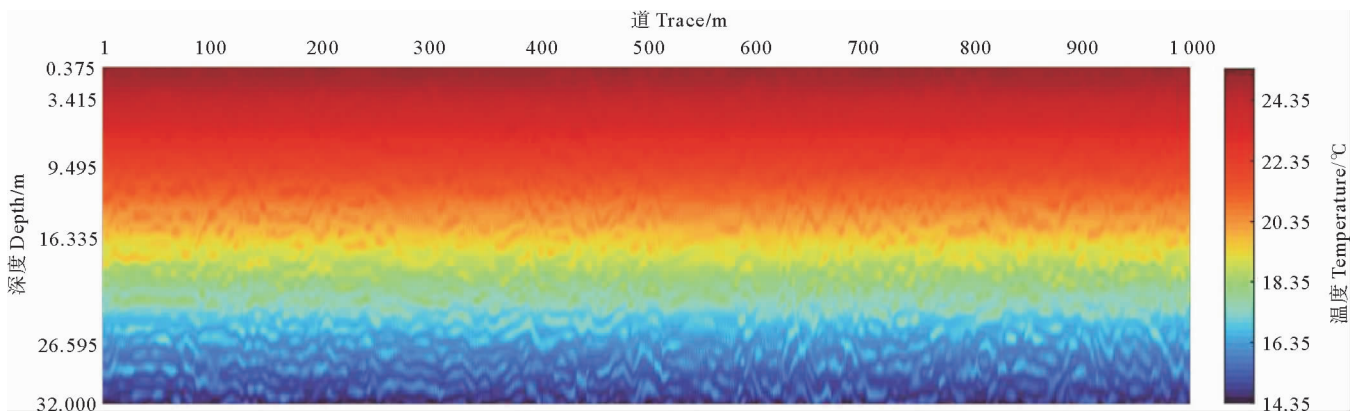


图 7 海水温度预测剖面  
Fig.7 Prediction profile of sea temperature

可以看出,反演的海水温度水平分层明显,其温度范围大致在 14.50~25.50 °C,主要分为 5 层,温度变

化明显的层对应深度大致在 3.04, 9.12, 15.96 和 26.22 m,其对应层的温度范围为:25.5~24.48,24.48~

22. 21, 22. 21~19. 10, 19. 10~16. 20 和 16. 20~14. 50 °C, 计算其温度随深度变化的梯度, 发现在第三层, 即深度为 9. 12~15. 96 m 之间温度变化最明显, 判断其为温跃层, 厚度大致为 6. 84 m, 该结果与文献[15-16]相符。从整个剖面可以清晰的看出海水温度分层明显, 横向连续性较好, 分辨率高。表层海水由于受太阳辐射, 水温 25 °C 左右, 随着深度的增加温度逐渐降低, 由于海浪和海水流动的动压力致使层与层之间有些许起伏, 底层海水层区分明显。

#### 4 结论

本文利用主成分分析方法进行地震属性优化, 利用 CTD 温度标签数据和优选后的地震属性训练支持向量回归机, 成功的反演出海水温度剖面。得到以下结论:

(1) 利用主成分分析方法在 13 种地震属性中优选出了 7 种相对海水温度敏感的地震属性, 应用到海水温度预测中效果明显。

(2) 支持向量回归机在海水温度标签少的情况下可以预测海水温度, 但是海水温度本身差异小, 再加上标签在差异性较大以及支持向量机在实际应用中带有一定的舍入误差导致预测的海水温度存在一定的误差。

#### 参考文献:

- [1] 宋海斌, 董崇志, 陈林, 等. 用反射地震方法研究物理海洋—地震海洋学简介[J]. 地球物理学进展, 2008(4): 1156-1164.  
Song Hai-bin, Dong Chong-zhi, Chen Lin, et al. Reflection seismic methods to study the physical ocean—introduction to seismic oceanography[J]. Advances in Geophysics, 2008(4): 1156-1164.
- [2] Holbrook W S, Fer I. Ocean internal wave spectra inferred from seismic reflection transects [J]. Geophys Res Lett, 2005, 32, L15604 10. 1029/2005 GL023733.
- [3] Holbrook W S, Páramo P, Pearse S, et al. Thermohaline fine structure in an oceanographic front from seismic reflection profiling [J]. Science, 2003, 301(5634): 821-824.
- [4] Nandi P, Holbrook W S, Pearse S, et al. Seismic reflection imaging of water mass boundaries in the Norwegian Sea[J]. Geophysical Research Letters, 2004, 31(23): 345-357.
- [5] Páramo P, Holbrook W S. Temperature contrasts in the water column inferred from amplitude-versus-offset analysis of acoustic reflections[J]. Geophysical Research Letters, 2005, 32(24): 348-362.
- [6] Wood W T, Holbrook W S, Sen M K, et al. Full waveform inversion of reflection seismic data for ocean temperature profiles[J]. Geophysical Research Letters, 2008, 35(4): 7.
- [7] 黄兴辉. 地震海洋学反演研究综述[J]. 中国科技成果, 2016, 17(18): 37-39, 47.
- [8] Huang Xing-hui. A review of seismic oceanographic inversion research [J]. Chinese scientific and technological achievements, 2016, 17(18): 37-39, 47.
- [9] Amit P, Subhashis M, Will F, et al. 2-D ocean temperature and salinity images from pre-stack seismic waveform inversion methods: an example from the South China Sea[J]. Geophysical Journal International, 2015(2): 800-810.
- [9] 成鹏. 应用少量标记样本的支持向量机分类研究[D]. 西安: 陕西师范大学, 2011.  
Cheng Peng. Research on Support Vector Machine Classification Using Few Labeled Samples[D]. Xi'an: Shanxi Normal University, 2011.
- [10] 金权, 华锋, 杨永增. 基于 SVM 的海浪要素预测试验研究[J]. 海洋科学进展, 2019, 37(2): 199-209.  
Jin Quan, Hua Feng, Yang Yong-zeng. Experimental research on prediction of wave elements based on SVM[J]. Advances in Marine Science, 2019, 37(2): 199-209.
- [11] 高伟, 王宁. 一种基于支持向量机的海底声学参数快速统计反演方法[J]. 声学学报, 2010, 35(3): 343-352.  
Gao Wei, Wang Ning. A fast statistical inversion method of seabed acoustic parameters based on Support Vector Machine[J]. Acta Acoustics, 2010, 35(3): 343-352.
- [12] 周凡, 姜洪福, 王立艳, 等. 基于阵列感应测井的支持向量机流体识别方法[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2011, 41(S1): 317-323.  
Zhou Fan, Jiang Hong-fu, Wang Li-yan, et al. Support vector machine fluid identification method based on array induction logging[J]. Periodical of Ocean University of China, 2011, 41(S1): 317-323.
- [13] 唐小彪. 基于支持向量机的地震储层预测方法研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2009.  
Tang Xiaobiao. Research on Seismic Reservoir Prediction Method Based on Support Vector Machine[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2009.
- [14] 成鹏. 应用少量标记样本的支持向量机分类研究[D]. 西安: 陕西师范大学, 2011.  
Cheng Peng. Research on Support Vector Machine Classification Using Few Labeled Samples[D]. Xi'an: Shanxi Normal University, 2011.
- [15] 刘哲, 魏皓, 蒋松年. 渤海多年月平均温盐场的季节变化特征及形成机制的初步分析[J]. 青岛海洋大学学报(自然科学版), 2003, 33(1): 7-14.  
Liu Zhe, Wei Hao, Jiang Songnian. Preliminary analysis of seasonal variation characteristics and formation mechanism of monthly mean temperature and salt fields in Bohai Sea[J]. Periodical of Ocean University of Qingdao, 2003, 33(1): 7-14.
- [16] 赵保仁. 渤、黄海及东海北部强温跃层的基本特征及形成机制的研究[J]. 海洋学报, 1989(4): 401-410.  
Zhao Baoren. Research on the Basic characteristics and formation mechanism of strong thermoclines in Bohai, Yellow Sea and North East China Sea[J]. Haiyang Xuebao, 1989(4): 401-410.

## Prediction of Ocean Water Temperature from Marine Seismic Data Based on Support Mector Machine

Peng Yangyang<sup>1</sup>, Zhang Jin<sup>1,2,3</sup>

(1. College of Marine Geosciences, Ocean University of China, Qingdao 266100, China; 2. Function Laboratory of Marine Geo-Resource Evaluation and Exploration Technology, Qingdao 266237, China; 3. The Key Laboratory of Submarine Geosciences and Prospecting Techniques, Ministry of Education, Ocean University of China, Qingdao 266100, China )

**Abstract:** At present, the temperature prediction of ocean water is mostly determined by CTD, XBT at a single point. The measured ocean water temperature has a high vertical resolution, but has a low horizontal resolution. In this paper, we propose a method to predict seawater temperature parameters by using support vector regression machine combined with seismic attributes. This method can invert the high-resolution water temperature structure in vertical and horizontal directions under the constraints of a small amount of CTD data. This paper extracts 13 attribute of seismic reflection data of seawater for principal component analysis, and then uses support vector regression ( $\epsilon$ -SVR) combined with CTD data to conduct model training and predict the water temperature profile. The predicted characteristics of the summer sea temperature profile of Bohai Sea are consistent with those recorded in the literature.

**Key words:** seismic attributes; support vector machine; principal component analysis; water temperature prediction

责任编辑 徐 环