

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201306035

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20131012.1814.007.html>

基于小波 HMM 的 UUV 传感器数据孤立点检测

穆岩¹, 侯恕萍², 迟冬南³

(1. 海军驻沈阳地区舰船配套军事代表室, 辽宁 沈阳 110031; 2. 哈尔滨工程大学 机电工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001; 3. 哈尔滨工程大学 自动化工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:针对水下无人潜航器(UUV)预测跟踪过程中传感器所采集数据的不准确问题,提出了一种利用小波隐马尔可夫模型进行 UUV 预测跟踪数据孤立点检测的方法.利用改进递归小波变换,对原始数据进行重构,小波系数中孤立点处的系数得到局部放大.小波系数的更新基于历史时刻的数据,因此,可以利用正常数据与孤立点的差异对数据进行实时处理.利用隐马尔可夫模型定义异常值分布判定函数,并以其作为依据,检测特征明显异于正常数据的孤立点.将准孤立点利用惰性算法进行重检测,提高孤立点检测的准确性.湖试数据验证了该方法能够有效地检测出 UUV 预测跟踪中的数据孤立点.

关键词:水下无人潜航器;预测跟踪;小波变换;隐马尔可夫;孤立点检测

中图分类号: TP18; TN96711 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2013)06-0551-07

中文引用格式:穆岩,侯恕萍,迟冬南.基于小波 HMM 的 UUV 传感器数据孤立点检测[J].智能系统学报,2013,8(6):551-557.

英文引用格式:MU Yan, HOU Shuping, CHI Dongnan. UUV sensor data outlier detection using wavelet HMM[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2013, 8(6): 551-557.

UUV sensor data outlier detection on the basis of wavelet HMM

MU Yan¹, HOU Shuping², CHI Dongnan³

(1. Representative Department for Forming Complete Sets of Naval Ships in the Area of Shenyang, Shenyang 110031, China; 2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 3. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: A method for outlier detection based on wavelet HMM (hidden Markov model) is proposed in this paper in order to deal with the inaccurate original data collected from sensors during UUV forecast tracing. The improved recursive wavelet transform (IRWT) is used to reconstruct the original data and locally amplify the wavelet coefficients of the outliers. The update of wavelet coefficients are based on the data at the historical moment, thus, data may be processed in real time by utilizing the difference between normal data and outliers. The judgment function on the distribution of abnormal values is defined by HMM. In addition, on the basis of this, the outliers with features obviously different from the normal data are detected. The quasi-outliers are redetected by using a lazy algorithm for improving the accuracy of the detection results. The data from the lake experiment verify that the method may effectively detect the data outliers in UUV forecast tracing.

Keywords: underwater unmanned vehicle; forecast tracing; wavelet transform; hidden Markov model; outlier detection

UUV (underwater unmanned vehicle) 的预测跟踪

主要应用于其在未知环境中航行、对环境进行感知并完成既定任务的过程中.在感知未知环境的过程中,传感器所采集的数据成为 UUV 自主决策的唯一依据.因此,原始数据的准确性直接影响着 UUV 的

收稿日期:2013-06-20. 网络出版日期:2013-10-12.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51109043).

通信作者:侯恕萍. E-mail: houshuping@hrbeu.edu.cn.

预测跟踪效果及任务完成的效率,甚至关系着 UUV 自身的安全。

由于环境噪声等因素的影响,在传感器采集的原始数据中存在噪声点,即特征明显异于正常数据的孤立点.小波变换可以重构原始数据,将其中的孤立点局部放大,使得孤立点的检测及剔除都更加准确.文献[1]将改进递归小波引入到瞬时故障信号的实时分析过程中,选择衰减振荡函数为基波,用信号和经过转换、量化后基波间的相似性表示小波转换;并将小波变换后的数据孤立点局部放大,对其进行检测,即可得到有效数据。

由于传感器探测数据属于随机过程,所以考虑用随机过程的相关理论进行孤立点检测.马尔可夫随机过程的核心思想是无后效性,即当前时刻的状态变量与之前更早时刻的状态变量无关,而只与其前一时刻的状态变量相关,这种模型结构某种程度上反映了事物发展的过程.隐马尔可夫随机过程相对于马尔可夫随机过程来说,主要特征是状态变量的隐藏性.马尔可夫和隐马尔可夫过程广泛应用于预测和隐含概念漂移的数据流分类中^[2].文献[3]针对隐马尔可夫模型传统训练算法易收敛于局部极值的问题,提出一种带极值扰动的自适应调整惯性权重和加速系数的粒子群算法,将改进后的粒子群优化算法引入到隐马尔可夫模型的训练中,分别对隐马尔可夫模型的状态数和参数进行优化.提出的基于改进粒子群优化算法的隐马尔可夫模型训练算法与传统隐马尔可夫模型训练算法 Baum-welch 算法相比,能有效地跳出局部极值,从而使训练后的隐马尔可夫模型具有较好的识别能力。

文献[4]结合小波理论和隐马尔可夫模型的相关知识,将小波变换应用到隐马尔可夫模型非参数估计的问题中来,并探讨了其中 Haar 小波正交级数估计量分解尺度的选取.文中仅就小波理论和隐马尔可夫模型进行理论结合,没有进行实验性的验证.文献[5]针对小波异常信号检测原理的局限性,提出了适用于过程数据的基于小波隐马尔可夫模型的异常数据检测方法.将小波 HMM 相结合用于 UUV 预测跟踪过程中孤立点的实时检测,从理论方面考虑,这一应用具有可行性。

1 改进递归的小波变换

UUV 预测跟踪过程中需要进行实时的数据支持,所提出的算法必须满足复杂度尽可能小的要求.本文利用改进递归的小波变换对原始数据进行重构,可以满足对算法复杂度的需求,进而实现 UUV

实时预测跟踪的目的.文中所提出的算法流程如图 1 所示。

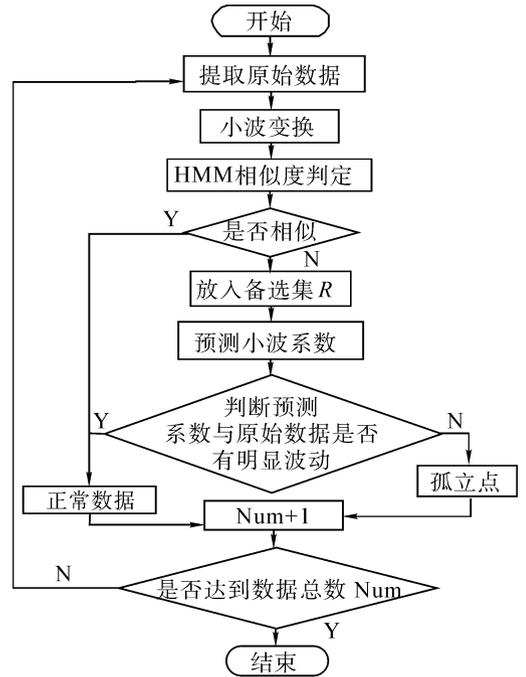


图 1 算法流程

Fig.1 Flow chart of the algorithm

在 UUV 预测跟踪过程中,传感器所采集的信号包括速度、航向、深度及声呐所采集的避碰信息.在所采集的数据中,由于传感器自身的特性以及外界环境的影响,存在异常数据的情况.这些异常数据对于 UUV 预测跟踪的准确性及安全性有着至关重要的影响.所以,对异常数据的实时处理,成为 UUV 预测跟踪过程中必不可少的环节.基于这一实际的需求,本文利用小波变换将异常数据和正常数据进行分离。

对于采集所得的数据 $s(t)$ 来说,其小波变换由系数集合 $W_s(b, a)$ 组成,其中 a 为尺度因子, b 为平移因子,表示小波函数在 t 轴上的平移位置.小波系数 $W_s(b, a)$ 为对数据 $s(t)$ 和小波基函数 $\psi(t)$ 的卷积结果.卷积操作可以通过 Z 变换转换为乘积运算,得到 $W_s(z)$, 再对 $W_s(z)$ 进行 Z 反变换,得到小波系数 $W_s(b, a)$ 。

小波系数 $W_s(b, a)$ 的内积形式为

$$W_s(b, a) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \cdot \bar{\psi}_{b,a} dt.$$

式中: $\bar{\psi}$ 代表复共轭. 根据容许条件 $c_\psi = \int_{-\infty}^{\infty} (|\hat{\psi}(w)|^2 / |w|) dw < \infty$, 选择小波基函数 $\psi(t)$ 的形式为

$$\psi(t) = (1 + \sigma |t| + \frac{\sigma^2}{2} t^2) e^{-\sigma |t|} e^{i\omega t}.$$

式中: $\hat{\psi}(w)$ 为 $\psi(t)$ 的傅里叶转换,其 Z 变换为

$$\psi(z) = \frac{\delta_1 z^{-1} + \delta_2 z^{-2} + \delta_3 z^{-3} + \delta_4 z^{-4} + \delta_5 z^{-5}}{\lambda_1 z^{-1} + \lambda_2 z^{-2} + \lambda_3 z^{-3} + \lambda_4 z^{-4} + \lambda_5 z^{-5} + \lambda_6 z^{-6}}$$

式中: $\varepsilon = e^{-jT(\sigma - iw_0)}$, $\lambda_1 = -6\varepsilon$, $\lambda_2 = 15\varepsilon^2$, $\lambda_3 = -20\varepsilon^3$, $\lambda_4 = 15\varepsilon^4$, $\lambda_5 = -6\varepsilon^5$, $\lambda_6 = \varepsilon^6$,

$$\begin{aligned} \delta_1 &= [(\sigma f T)^3 / 3 - (\sigma f T)^4 / 4 + (\sigma f T)^5 / 5] \cdot \varepsilon, \\ \delta_2 &= [10(\sigma f T)^3 - 25(\sigma f T)^4 + 26(\sigma f T)^5] \cdot \varepsilon^2 / 15, \\ \delta_3 &= [66(\sigma f T)^5 - 30(\sigma f T)^3] \cdot \varepsilon^3 / 15, \\ \delta_4 &= [10(\sigma f T)^3 + 25(\sigma f T)^4 + 26(\sigma f T)^5] \cdot \varepsilon^4 / 15, \\ \delta_5 &= [10(\sigma f T)^3 + 5(\sigma f T)^4 + 2(\sigma f T)^5] \cdot \varepsilon^5 / 30. \end{aligned}$$

则小波系数的 Z 变换形式为

$$W_s(z) = T\sqrt{f} [s(z) \cdot \psi(z)]. \quad (1)$$

式中: $s(z)$ 为数据 $s(t)$ 的 Z 变换, T 表示周期, f 表示频率. 通过对式(1)进行 Z 反变换,可以得到小波系数表示如下:

$$\begin{aligned} W_{s,\psi}(kT,f) &= \sqrt{fT} \{ \delta_1 s [(k-1)T,f] + \delta_2 s [(k-2)T,f] + \delta_3 s [(k-3)T,f] + \delta_4 s [(k-4)T,f] + \delta_5 s [(k-5)T,f] - \lambda_1 W_{s,\psi} [(k-1)T,f] - \lambda_2 W_{s,\psi} [(k-2)T,f] - \lambda_3 W_{s,\psi} [(k-3)T,f] - \lambda_4 W_{s,\psi} [(k-4)T,f] - \lambda_5 W_{s,\psi} [(k-5)T,f] - \lambda_6 W_{s,\psi} [(k-6)T,f] \}. \quad (2) \end{aligned}$$

式中:小波系数为因果序列. 因此,可以利用前 6 个时刻的系数递归求取当前时刻的系数,实时性即得以保证.

2 基于 HMM 的 UUV 异常数据检测

隐马尔可夫模型(HMM),即隐马尔可夫模型随机动态系统,是双重随机过程:1)描述模型内部状态变化的基本随机过程,即马尔可夫过程 q_t ; 2)描述状态和观测值之间关系的随机过程.

马尔可夫过程由初始状态概率分布 $\pi = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N)$ 和状态转移矩阵 $A = (a_{ij})_{N \times N}$ 来进行描述. 其中, N 表示模型的状态变量总数. 令 q_t 表示状态过程, $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ 为隐藏状态集合, 则初始状态概率元素描述为

$$\pi_i = P(q_1 = s_i). \quad (3)$$

式(3)表示初始时刻过程状态为 s_i 的概率. 状态转移矩阵元素描述为

$$a_{ij} = P(q_t = s_j | q_{t-1} = s_i), 1 \leq i, j \leq N. \quad (4)$$

式(4)表示 $t-1$ 时刻状态为 s_i , t 时刻状态为 s_j 的概率. 因为是标准随机约束,所以满足:

$$\begin{cases} a_{ij} \geq 0, \\ \sum_{j=1}^N a_{ij} = 1. \end{cases}$$

利用马尔可夫链表示预测跟踪过程中小波变换重构后的数据异常情况. 将小波转换后的小波系数所表示的数据分为 2 种情况,即正常数据和异常数据,其中 s_1 表示正常数据, s_0 表示异常数据. 根据这一划分标准,模型的状态变量总数 $N = 2$.

状态和观测值之间的随机过程用观测值概率矩阵 $B = (b_{ki})_{N \times N}$ 描述. b_{ki} 表示状态 q_t 为 s_i 时第 k 时刻小波系数 $W_s(kT, f)$ 与正常数据小波系数 W_m 的相似率,观测概率矩阵元素和相似率分别为

$$\begin{aligned} b_{ki} &= P[W_m, W_s(kT, f) | s = s_i], \\ P[W_m, W_s(kT, f) | s = k] &= N[W_s(kT, f) | W_m, W_{\text{var}}] = \exp\left[-\frac{1}{2} (W_s(kT, f) - W_m)^T W_{\text{var}}^{-1} (W_s(kT, f) - W_m)\right]. \end{aligned}$$

式中: $N[\cdot | \cdot]$ 为正态分布, W_{var} 为正常小波系数方差.

由于隐马尔可夫过程的实质是当前时刻的状态只与其前一时刻的状态相关,因此,小波系数和正常数据小波系数的相似率的度量也与其前一时刻的状态相关,而与更早时刻的状态无关. 采用递归最小二乘法估计参数 W_m 和 $W_{\text{var}}^{[5]}$:

$$\begin{aligned} W_m(kT) &= \sigma W_m[(k-1)T] + (1 - \sigma) W_s(kT, f), \\ W_{\text{var}}(kT) &= \sigma + (1 - \sigma) [W_s(kT, f) - W_{\text{var}}(k-1)T]^T \cdot [W_s(kT, f) - W_{\text{var}}(k-1)T]. \end{aligned}$$

已知观测序列和 HMM 模型参数,求得最优状态序列是 Viterbi 算法所要解决的问题. 文中预测跟踪过程中传感器所采集的信息为观测变量,只要对观测序列中的数据进行优化即可实现孤立点的检测,因此,利用 Viterbi 算法对原始数据所属状态(即原始数据的属性为正常数据 s_1 或为异常数据 s_0) 进行实时判断. 正常数据的分布较异常数据的规律性更强,更容易寻找规律,所以,通过考察正常数据的分布情况,以正常数据分布作为基准,判断出异常数据的分布,即可检测出原始数据中的孤立点,并予以剔除,以便得到干净的数据来进行 UUV 预测跟踪过程中行为的自主决策.

定义 1 令 $\varepsilon_i = p_i(W_{\text{ave}}, W_s(kT, f) | q_t = s_1)$,

$$\begin{aligned} \forall \varepsilon \geq 0, 1 \leq i \leq N, a_{i1} &= \|T_{i1}\| / \sum_{j=1}^N \|T_{ij}\|, a_{i0} = \\ &= \|T_{i0}\| / \sum_{j=1}^N \|T_{ij}\|, \text{其中 } \|\cdot\| \text{ 为集合的基数, } T_{ij} = \\ &= \{t: s(t) = j | s(t-1) = i\}, \text{有 } \varphi = \sum_{i=1}^N (a_{i0}(1 - \varepsilon_i)) - \sum_{i=1}^N (a_{i1} \varepsilon_i), \text{则称 } \varphi \text{ 为异常值分布判定函数.} \end{aligned}$$

判定条件:对于任意 $i, 1 \leq i \leq N$, 在状态 $s = s_i$ 时,若 $\varphi > 0$,则为正常数据,否则为异常数据。

根据定义 1,对异常值分布情况进行实时更新,判定条件:

$$\begin{cases} \text{异常值, } \varphi > 0; \\ \text{正常值, } \varphi < 0. \end{cases}$$

根据判定条件对传感器采集的原始数据进行孤立点检测,则可以得到精确的数据进行 UUV 预测跟踪的控制。

3 惰性检测算法

所谓惰性算法 (inertia algorithm),就是针对传感器采集的数据利用小波 HMM 算法检测后得到的孤立点进行延迟处理的方法,以此降低孤立点误判的概率。本文中利用惰性算法重检测准孤立点 (pre-outlier),以提高检测结果的准确性。

定义 2 利用孤立点检测算法首次划定为孤立点的信息,定义为准孤立点。

在式(5)中,当前时刻的小波系数依赖于其之前 6 个时刻的小波系数,因此,当前时刻的系数直接影响着之后 6 个时刻的数据。由此考虑,检测到的孤立点会影响到之后的小波系数,其检测的正确与否会直接影响 UUV 预测跟踪中的自主决策。若检测结果错误,则预测跟踪可能会偏离正确的航迹。待定孤立点的妥善处理对于 UUV 预测跟踪是进一层保证。由于本文所提出的算法立足于 UUV 的实践活动,所以必须全面考虑安全性和实用性,尽可能提高算法的精确性和实时性。

为了避免这种误判的发生,本文引入了备选集 R 来暂时存放首次检测为孤立点的数据,并将这些孤立点称作待定孤立点 O_w 。令待定孤立点的小波系数表示为 W_{o_w} ,对于 $\forall o_w \in R, \exists k \geq 6$,使得 $W_{s,\psi}(kT, f)$ 由其之前 6 个时刻的系数和其之前 5 个时刻的数据同时决定。

由于孤立点的数量相对于正常数据来说属于离散数据,数量较少,因此,对其进行再检验不会影响实时性。假设 k_0 时刻的数据被检测为孤立点,则其会对 $k_0 + 1 \sim k_0 + 6$ 的小波系数都造成影响,若该点检测结果错误,会导致之后的系数产生误差,甚至造成误差的发散,所得的结果可能为错误值,从而导致 UUV 错误地预测。为了说明惰性算法对待定孤立点的重检测,具体方法阐述如下:

- 1) 将 k_0 时刻的待定孤立点 O_w 放入备选集 R ;
- 2) 将 O_w 作为 k_0 时刻的系数带入到式(5)中,预测 $k_0 + 1 \sim k_0 + 6$ 的小波系数,将其与剔除 O_w 后所

得的小波系数相比较,通过 6 个时刻的数据相互关联,可以发现数据的变化规律。若剔除后数据的小波系数与未剔除的小波系数无明显的波动,则待定孤立点可以判定为孤立点;若小波系数变化明显,则可判定其不为孤立点。

4 试验验证

为了验证所提出算法的有效性,利用试验所得数据进行孤立点的检测和分析。验证数据来自 2010 年千岛湖试验。试验中 UUV 的外形尺寸为长 5.0 m,直径 φ 为 0.8 m。

UUV 的航向角由电罗经给出,速度由多普勒测速仪 (DVL) 给出,深度由深度计测得。在 UUV 的预测跟踪过程中,水平面的跟踪主要通过控制速度和航向来完成,而垂直面的跟踪则需要通过控制深度实现。因此,分别对纵向速度、航向和深度进行孤立点检测并予以处理,使所得的纵向速度、航向和深度的准确性提高,进而实现精确地预测跟踪。文中参数 $f = 50$ 。

文中除了进行了孤立点检测及分析外,还进行了残差分析。残差与数据和模型相关,用于评价预测模型的精度。在文献 [6-7] 中,对残差的定义做出了修正。修正的残差定义为

$$d_{A_i, B_j} = Z_{A_i, B_j} / \sqrt{\gamma_{A_i, B_j}}.$$

式中: Z_{A_i, B_j} 为标准化的残差,其定义为

$$Z_{A_i, B_j} = (C_{A_i, B_j} - e_{A_i, B_j}) / \sqrt{e_{A_i, B_j}}.$$

式中: C_{A_i, B_j} 为 A_i 和 B_j 同时发生次数。 γ_{A_i, B_j} 为 Z_{A_i, B_j} 的方差的最大似然估计,其定义为

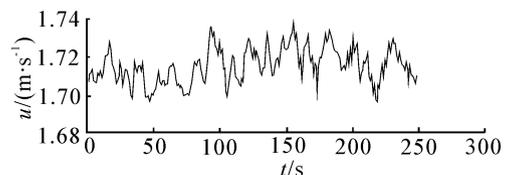
$$\gamma_{A_i, B_j} = \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^{m_A} C_{A_i, B_j}}{M} \right) \left(1 - \frac{\sum_{j=1}^{m_B} C_{A_i, B_j}}{M} \right).$$

式中: $M = \sum_{i=1}^{m_A} \sum_{j=1}^{m_B} C_{A_i, B_j}$, m_A 和 m_B 为 A 和 B 的个数。 e_{A_i, B_j} 为同时发生 A_i 和 B_j 的期望,定义为

$$e_{A_i, B_j} = \frac{\sum_{i=1}^{m_A} C_{A_i, B_j} \sum_{j=1}^{m_B} C_{A_i, B_j}}{M}.$$

4.1 速度验证

利用 UUV 预测跟踪过程中的纵向速度原始数据验证文中提出的孤立点检测方法。将原始数据进行小波变换,并根据所得的变换结果,判定孤立点的分布。检测结果如图 2 所示。



(a) 原始速度

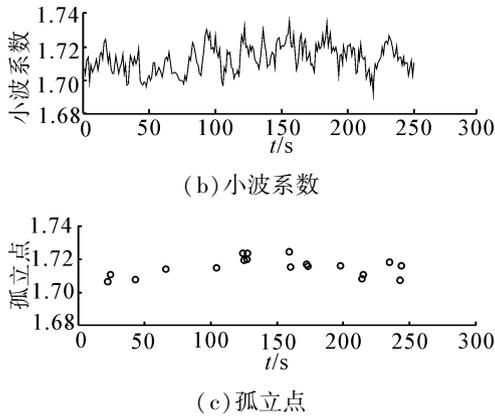


图 2 速度原始数据、小波系数和孤立点检测结果
Fig. 2 Velocity and wavelet coefficients with outliers detected

对比图 2 中的速度原始数据和小波系数,可以看出异常数据出现的时刻,其小波系数的突变程度更大.这体现了小波变换良好的时频局部化能力,以及对异常数据在时频空间所进行的细致处理.图 2 (c)中纵轴为对应时刻的孤立点经小波变换后得到的小波系数的幅值.孤立点被分离出来,以便作为剔除的判据.

图 3 为纵向速度的孤立点经检测后所得到的残差.残差反映了孤立点检测结果的精确度.由图 3 可知,纵向速度的残差在 $-0.02 \sim 0.03$ m/s 内时,可以满足 UUV 自主决策的控制要求.

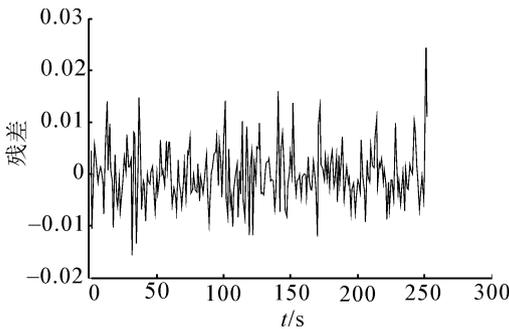


图 3 速度数据孤立点检测残差分析

Fig.3 Residual error analysis for velocity outliers' detection

4.2 航向验证

UUV 航向控制不仅导引 UUV 向目标地位置航行,还起到在航行过程中规避可能遇到的障碍物的作用.因此,对 UUV 航向进行控制不仅对其完成任务、抵达指定地点有着重要的意义,对 UUV 自身的航行安全也具有决定性的作用.尤其当 UUV 探测到障碍物,进行自主避碰决策时,航向数据的正确程度直接决定 UUV 是否能够安全地规避障碍物,保证自身安全.

对航向数据的孤立点检测结果如图 4 所示.图 5 所示为航向残差在 $-1^\circ \sim 1.5^\circ$ 内,对于 UUV 航向的控制可以满足要求,完成 UUV 航行任务.

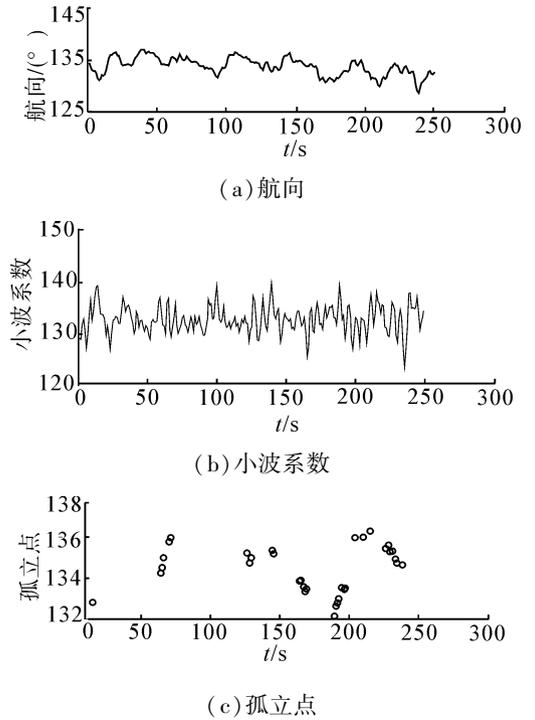


图 4 航向原始数据、小波系数和孤立点检测结果
Fig. 4 Heading and wavelet coefficients with outliers detected

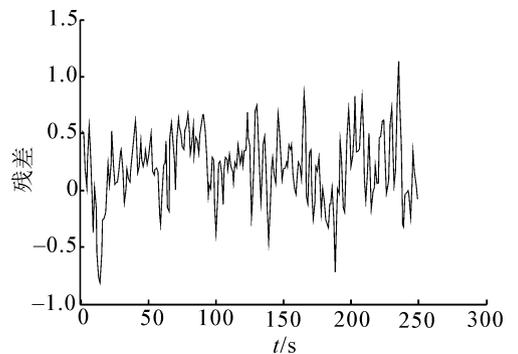


图 5 航向数据孤立点检测残差分析

Fig.5 Residual error analysis for heading outliers' detection

4.3 深度验证

对深度信息进行孤立点检测,主要是为了得到准确的深度数据,做垂直方向的跟踪控制.对于异常的深度值,实时予以检测剔除,并将处理后的数据用于 UUV 自主决策的过程中.图 6 为 UUV 深度原始数据、小波变换后的小波系数以及检测出的孤立点分布情况.

对比图 6 中的 3 幅图可知,通过小波变换,深度数据中的异常值的异常情况得以局部放大,并最终被检测出来.图 7 为深度数据检测的残差分析,其范

围在 $-0.1 \sim 0.2$ m.

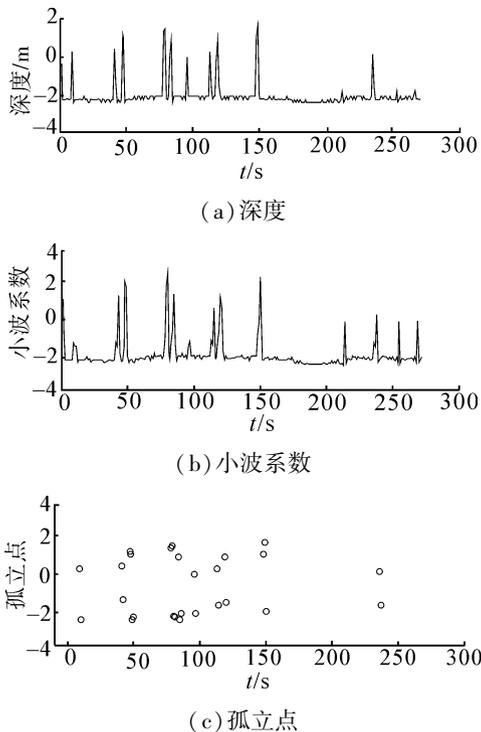


图6 深度原始数据、小波系数和孤立点检测结果

Fig.6 Depth and its wavelet coefficients with outliers detected

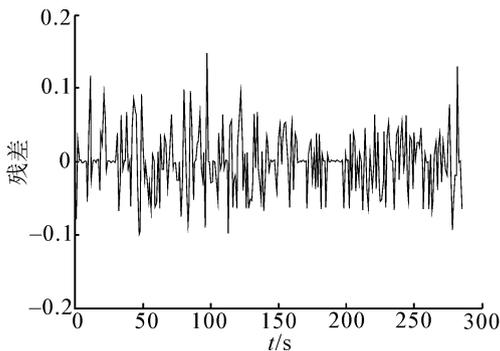


图7 深度数据孤立点检测残差分析

Fig.7 Residual error analysis for depth outliers' detection

5 结束语

本文针对 UUV 预测跟踪过程中传感器测得数据的不准确问题,提出了利用小波 HMM 检测异常数据的算法.1)利用改进递归小波转换将传感器采集的原始数据用小波系数进行表示,使得数据中的孤立点得到局部放大.利用历史小波系数进行递归更新,实时性可以得以保证.2)结合隐马尔可夫模型,引入判定定理,分析转换后的小波系数,若某时刻小波系数明显异于其他时刻的小波系数,则判定其为孤立点,进而对异常数据进行检测、剔除.3)准孤立点通过惰性算法进行重检测,以提高孤立点检

测的准确性.由残差分析可知,所得到的孤立点检测结果可以满足各自的精度要求范围.处理后的数据可以用于 UUV 的预测跟踪,并能够保证数据的准确性.4)湖试数据验证了文中提出算法的有效性和实用性.

参考文献:

- [1] CHAARI O, MEUNIER M, BROUAYE F. Wavelets: a new tool for the resonant grounded power distribution systems relaying[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1996, 11(3): 1301-1308.
- [2] 侯传宇. 马尔可夫及隐马尔可夫模型在数据挖掘中的应用[J]. 电脑知识与技术, 2008, 1(7): 1186-1189. HOU Chuanyu. The application of Markov models and hidden Markov models in data mining[J]. Computer Knowledge and Technology, 2008, 1(7): 1186-1189.
- [3] 朱嘉瑜, 高鹰. 基于改进粒子群算法的隐马尔可夫模型训练[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(1): 157-160. ZHU Jiayu, GAO Ying. Adaptive particle swarm optimization for hidden Markov model training[J]. Computer Engineering and Design, 2010, 31(1): 157-160.
- [4] 敬晓龙. 小波变换在隐马尔可夫模型非参数估计中的应用[D]. 成都: 四川大学, 2003: 2-9. JING Xiaolong. Wavelet transformation for nonparametric estimation of HMM's [D]. Chengdu: Sichuan University, 2003: 2-9.
- [5] 刘芳, 毛志忠. 基于小波马尔可夫模型的控制过程异常数据检测方法[J]. 控制与决策, 2011, 26(8): 1187-1191. LIU Fang, MAO Zhizhong. Outlier detection for control process data based on wavelet-HMM methods [J]. Control and Decision, 2011, 26(8): 1187-1191.
- [6] CHAN K C C, WONG A K C. APACS: a system for the automatic analysis and classification of conceptual patterns [J]. Computational Intelligence, 1990, 6(3): 119-131.
- [7] CHAN K C C, WONG A K C. Statistical technique for extracting classificatory knowledge from databases [M]. [S. l.]: AAAI/MIT Press, 1991: 107-124.
- [8] 董红斌, 贺志. 协同演化算法及其在数据挖掘中的应用 [M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2008: 86-89.
- [9] STRUZIK Z R, SIEBES A P J M. Wavelet transform based multifractal formalism in outlier detection and localisation for financial time series[J]. Physica A, 2002, 309(3): 388-402.
- [10] JUANG B H, RABINER L R. The segmental k-means algorithm for estimating the parameters of hidden Markov models[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, Signal Processing, 1990, 38(9): 1639-1641.

- [11] ZHANG Chuanli, HUANG Yizhuang, MA Xiaoxu, et al. A new approach to detect transformer inrush current by applying wavelet transform [C]//1998 International Conference on Power System Technology. Beijing, China, 1998: 1040-1044.

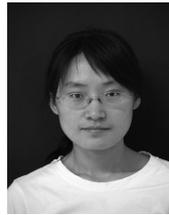
作者简介:



穆岩,男,1980年生,工程师,主要研究方向为船舶机电设备和水下无人航行器技术研究,发表学术论文6篇。



侯怨萍,女,1972年生,副教授,主要研究方向为水下特种作业技术与装备.主持国家自然科学基金、黑龙江省自然科学基金、哈尔滨市科技创新人才专项资金及海工横向项目4项,参与国防预研、国家“863”专项及横向课题4项.发表学术论文20余篇,获省部级科学技术奖励2次。



迟冬南,女,1985年生,博士,主要研究方向为水下无人航行器运动控制技术,发表学术论文9篇。

2014 年智慧城市和城市基础设施工程进展国际会议 2014 International Conference on Wisdom City and Advances in City Infrastructure Engineering (WCCIE 2014)

2014 International Conference on Wisdom City and Advances in City Infrastructure Engineering (WCCIE 2014) will be held in Zhangjiajie on January 10-11, 2014.

The idea of WCCIE 2014 is for the scientists, scholars, engineers and students from the universities all around the world and the industry to present ongoing research activities, and hence to foster research relations between the universities and the industry. This conference provides opportunities for the delegates to exchange and share their experiences, present research results, explore collaborations and to spark new ideas, with the aim of developing new projects and exploiting new technology in this field.

Topics including but not limited to:

- 1) Intelligent computing and applications
- 2) Wisdom city
- 3) City infrastructure engineering
- 4) Urban intelligent building and green building
- 5) City intelligence transportation and logistics
- 6) Automation of city construction

All full paper submissions will be peer reviewed and evaluated based on originality, technical and/or research content/depth, correctness, relevance to conference, contributions, and readability.

All the accepted papers will be published by CPS and arranged EI index and Selected excellent papers of the proceedings (about 20%) will be published in the EI Source and SCI Source Journals, which are listed as follows:

- 1) Automation in Construction (ISSN: 0926-5805, Impact factor 1.702)
- 2) Applied Clay Science (ISSN: 0169-1317, Impact factor: 3.060)
- 3) Journal of Software (ISSN: 1796-217X)
- 4) Journal of Networks (ISSN: 1796-2056)
- 5) Journal of Computers (ISSN: 1796-203X)
- 6) Environmental Engineering Research (ISSN: 1226-1025)

Send the paper(s) to wccie2014@163.com