引文格式:王爱学,金绍华,刘天阳,等.采用方向自适应密度聚类自动检测侧扫声呐图像海底线[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(4):674-683.DOI:10.13203/j.whugis20220733

Citation:WANG Aixue,JIN Shaohua,LIU Tianyang,et al.Automatic Tracking Sea Bottom Line on Side-Scan Sonar Image by Direction Adaptive DBSCAN[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(4):674-683.DOI:10.13203/j.whugis20220733

采用方向自适应密度聚类自动检测侧扫声呐图像海底线

王爱学[1] 金绍华[2] 刘天阳[2] 查文富[3] 刘 畅[3]

1 武汉大学测绘学院,湖北 武汉,430079

2 海军大连舰艇学院海洋测绘工程军队重点实验室,辽宁 大连,116018

3 武汉长江航道救助打捞局,湖北 武汉,430014

摘 要:侧扫声呐是获取海底地貌图像的主要手段之一,海底线是侧扫声呐瀑布图像最显著的特征,准确检测和跟踪海底线是侧扫声呐数据精细处理的基础。受水体环境噪声、船体、水面及水体悬浮目标散射等干扰,传统阈值法及相关图像特征检测算法难以实现海底线自动、准确、高效提取。充分考虑侧扫声呐海底线的边缘特性及沿航迹向密集分布的空间特点,提出了一种边缘方向适应性密度聚类和聚类链筛选相结合的海底线检测方法。该方法通过高斯一阶导卷积模板及非极大值抑制实现高噪声图像边缘梯度和方向计算以及边缘特征的细化;通过设置窄带状搜索邻域,并依据边缘梯度方向实时调整搜索邻域的长轴,以实现对方向变化的线状特征的密度聚类;通过构建基于边缘特征密度聚类的海底线检测策略,包括设定经验范围、阈值法构建聚类种子集、长链原则、排他原则、对称原则、趋势延伸原则、修复原则等,以实现海底线边缘特征的快速密度聚类成链和海底线的筛选。实验验证和对比分析的结果表明,在持续噪声、复杂悬浮物等常见水体回波干扰下,所提方法在海底线检测的准确性和稳定性上优于传统阈值方法,且单呼平均检测耗时仅为0.661 ms。所提侧扫声呐图像海底线检测方法有较好的稳定性和干扰普适性,可在侧扫声呐数据采集和事后处理中推广应用。

关键词:侧扫声呐;海底线跟踪;密度聚类;方向自适应

中图分类号:P229 **文献标识码**:A **收稿日期**:2023-01-18

DOI:10.13203/j.whugis20220733 **文章编号**:1671-8860(2025)04-0674-10

Automatic Tracking Sea Bottom Line on Side-Scan Sonar Image by Direction Adaptive DBSCAN

WANG Aixue[1] *JIN Shaohua*[2] *LIU Tianyang*[2] *ZHA Wenfu*[3] *LIU Chang*[3]

1 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 Key Laboratory of Hydrographic Surveying and Mapping, Dalian Naval Academy, Dalian 116018, China

3 Wuhan Chang Jiang Waterway Salvage Bureau, Wuhan 430014, China

Abstract: **Objectives**: Side scan sonar is one of the main means to acquire the submarine geomorphology image. Sea bottom line is the most prominent feature of the side scan sonar waterfall image. Accurate detection and tracking of the bottom line is the basis of the fine processing of the side scan sonar data. **Methods**: Traditional threshold methods and related image feature detection algorithm are difficult to achieve automatic, accurate, and efficient extraction of the sea bottom line due to the interference of water environment noise and scattering sound from the hull, water surface, and other suspended objects in the water. We fully consider the image edge feature of the sea bottom line and its spatial characteristics that distribute along the track line, thus forming a kind of sea bottom line tracking method with the combining of adaptive edge direction density-based spatial clustering and clustering chain screening. The main work includes three parts:

基金项目:海洋环境保障创新开放基金(HHB001);国家自然科学基金(41606114)。

第一作者:王爱学,博士,长期从事海洋测绘研究。axwang@sgg.whu.edu.cn

First, image edge gradient and direction are calculated through the Gaussian first-order derivative convolution template, edge features are refined by non-maximum suppression. Second, the density-based spatial clustering algorithm is improved with searching direction adaptively by setting the narrow band-shaped search neighborhood and dynamically adjusting the long axis of the search neighborhood based on the direction of the edge gradient. Third, a serial of sea bottom line tracking strategy based on the clustered edge chains set is constructed, which includes setting experience range, constructing the clustering seed set by threshold method, the long chain principle, the exclusion principle, the symmetry principle, the trend extension principle, the repair principle, etc. **Results:** Through experimental verification and comparative analysis, the results show that the accuracy and stability of the proposed method are superior to the traditional threshold method, even in the case of common water echo interference such as continuous noise and complex suspended objects, the average single ping detection time is only 0.661 ms. **Conclusions:** The sea-bottom line detection method of side-scan sonar image has good stability and anti-interference performance, and has great potential to be a generalized method for onboard data acquisition and post-processing of side-scan sonar.

Key words: side-scan sonar; sea bottom line tracking; density-based spatial clustering; direction adaptive

侧扫声呐是目前海底地貌勘察的主要手段之一,其输出结果多为时序瀑布图像,图像中央为弱强度的水体回波区域,两侧为高强度床表回波区域,水体回波与床表回波之间有一条明显的界线,即为海底线[1],这条线到中央发射线的距离接近于拖鱼到天底床表的高度。上述瀑布图像特征并不具备直观的位置和方位信息,使用起来极不方便。因此,需对瀑布图像进行海底线跟踪、灰度均衡、斜距改正、地理编码等后处理[2-3],其中,海底线跟踪是其他后处理工作的基础。

海底线跟踪过程是在每呼回波序列中检测首个床表回波的过程,拖鱼两侧换能器发射波束在正下方的盲区角,一般较小,声波由水体刚好传播至天底附近床表时产生首个床表回波,由于水体和床表阻抗差异明显,此时回波强度将发生显著增强[4],因此可设置合适的回波强度阈值或强度梯度阈值[5],在每呼回波序列中判断首个大于阈值的信号,进而确定各呼回波序列中首个床表回波的时序位置。目前,阈值法简单、实时性好,在常见商用侧扫声呐系统采集软件中均有使用[6-8],但船体回波、引擎噪声、尾流以及水体中的悬浮物等也会引起强回波信号,并且比首个床表回波要更早返回至水听器处,进而被误判成为首个床表回波点,因此,单一阈值法检测海底线的可靠性不高。

为了提高阈值法海底线检测的可靠性,文献[5,9]提出了基于灰度最后峰值的综合提取方法,对短时水体干扰下的海底线检测具有适用性,但忽略了床表目标回波同样存在峰值特性;文献[10-11]分别在阈值法的基础上融入了灰度统计变化特征、滤波处理算法等处理,实现了海底线的自动提取,对一般散点水体噪声干扰下的海底线检测具有适用性;文献[12-13]分别采用卷积神经网络方法,通过大样本学习实现水体区域和海底回波区域的图像分割,以此实现海底线检测,这类方法需要进行样本卷积学习,计算量大,泛化能力不足;文献[14-16]采用高斯拉普拉斯算子(Laplacian of Gaussian, LOG)、Canny 等图像特征算法进行海底线检测,这类方法需要解决海底线特征的自动筛选问题。在分析前述方法特点的基础上,本文充分考虑了海底线特征类型和空间分布特性(其特征表现为沿航迹向上的密集分布的边缘特征),并采用具有纵向搜索邻域的密度聚类方法实现了复杂水体环境下的海底线自动检测[17],在此基础上进一步优化了海底线边缘特征检测算法和密度聚类搜索邻域的方向适应性,形成了一种线状特征方向自适应性密度聚类算法,结合聚类链集的筛选策略,实现了复杂水体干扰下的海底线自动检测。

1　侧扫声呐成图及海底线特征

侧扫声呐采用线状阵列发射垂直航迹向的宽扇面波束,为了避免左右两侧同距离床表回波的相互干扰,采用双线阵列进行左右两侧回波的独立接收;一般将单次声波发射获得的接收回波序列称为一呼,回波时序表征了声波在床表上由近及远的传播过程;系统沿航迹向移动并多次发射和接收声波,从而获得多呼回波序列,将各呼回波序列按序沿纵向堆叠便形成了侧扫声呐瀑

布图像,如图1所示。

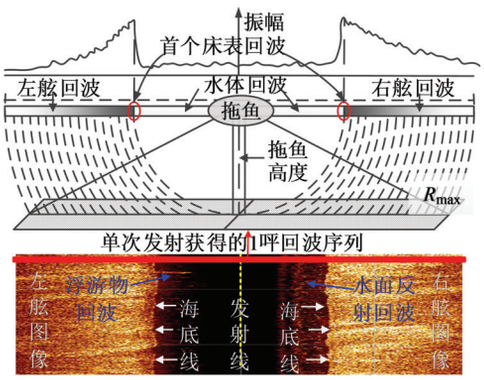


图1 侧扫声呐声波发射、接收及成图示意图

Fig. 1 Sound Transmission, Reception and Imaging of Side Scan Sonar

从声脉冲发射瞬间至首个床表回波返回之前,换能器仅能接收到水体中的弱回波,从而形成瀑布图像中心的水体区域,水体弱回波区和两侧床表强回波区的分界线即为海底线,它由各呼首个床表回波组成;若忽略换能器中心可能存在的盲区,由中心发射线至各呼海底线的距离近似等于拖鱼至海底的瞬时高度,因此海底线的空间时序变化也反映了拖鱼相对于海底高度的变化。

实时数据采集时,海底线检测主要通过判断各呼首个床表回波来实现。由于水体-床表界面的强反射属性,首个床表回波处呈现明显的阶跃变化特征,设置合适的强度阈值,在各呼回波序列中判断首个大于阈值的回波,并将其对应的时序位置作为海底线。然而,船体、水面、浮游物体反射均可能产生强回波,环境干扰甚至产生持续性噪声,并且时序上均早于首个床表回波,因此,基于阈值检测的离散的首个床表回波存在较多的噪声,造成海底线结果跳变和不正确。

2 海底线边缘特征及描述

从侧扫声呐成图原理可以看出,侧扫声呐图像上的海底线实则是阶跃的边缘特征。提取图像边缘特征的方法相对丰富,常见算法包括一阶算子Roberts、Sobel、Prewitt等[18],二阶算子拉普拉斯、LOG等[19],以及Harris[20]、Canny[21]等算法,其中,一阶算子对图像强度的阶跃变化比较敏感,二阶算子对峰谷变化比较敏感,而Harris、Canny算法采用更加复杂的操作而抗噪性更强。综合已有方法的特点和优势,同时考虑海底线边缘阶跃特征、复杂水体环境影响造成声呐图像噪声丰富等特点,本文预引入边缘梯度、高斯滤波消噪、梯度极值等处理,实现海底线边缘特征的高质量提取。

2.1 海底线边缘响应

将侧扫声呐瀑布图像记作$\boldsymbol{I}(x,y)$,x、y分别为水平和垂直方向坐标,海底线对应的边缘特征表现为近似平行y方向分布的阶跃变化。此时,图像函数$\boldsymbol{I}$在海底线处沿梯度方向具有一阶导极值,可通过一阶偏导数($\partial \boldsymbol{I}(x,y)/\partial x$、$\partial \boldsymbol{I}(x,y)/\partial y$)构建图像函数在$(x,y)$处的边缘梯度向量$\boldsymbol{R}=[R_x \ R_y]$,称其模$|\boldsymbol{R}|$为一阶导梯度响应值,梯度方向为$\theta$;另外,采用标准差为$\sigma$的高斯卷积核$\boldsymbol{G}_\sigma$进行卷积消噪处理。计算公式如下:

$$\begin{cases} R_x=\boldsymbol{G}_\sigma*\dfrac{\partial \boldsymbol{I}(x,y)}{\partial x}=\dfrac{\partial \boldsymbol{G}_\sigma}{\partial x}*\boldsymbol{I}(x,y) \\ R_y=\boldsymbol{G}_\sigma*\dfrac{\partial \boldsymbol{I}(x,y)}{\partial y}=\dfrac{\partial \boldsymbol{G}_\sigma}{\partial y}*\boldsymbol{I}(x,y) \\ |\boldsymbol{R}|=\sqrt{R_x^2+R_y^2} \\ \theta=\arctan(R_y/R_x) \end{cases} \tag{1}$$

根据卷积函数的交换律,式(1)中的边缘特征梯度函数可转化为高斯卷积核$\boldsymbol{G}_\sigma$在x、y方向的偏导数与原图像$\boldsymbol{I}(x,y)$的卷积,由此形成高斯一阶导算子$\partial \boldsymbol{G}_\sigma/\partial x$和$\partial \boldsymbol{G}_\sigma/\partial y$,卷积核的有效作用范围为:$-3\sigma\leqslant x\leqslant 3\sigma$,$-3\sigma\leqslant y\leqslant 3\sigma$,$x$、$y\in\mathbf{N}$,它们在$(x,y)$处的值分别表示为:

$$\begin{cases} G(x,y)=\dfrac{1}{2\pi\sigma^2}\mathrm{e}^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \\ \dfrac{\partial G(x,y)}{\partial x}=\left(-\dfrac{1}{2\pi\sigma^4}\right)x\mathrm{e}^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \\ \dfrac{\partial G(x,y)}{\partial y}=\left(-\dfrac{1}{2\pi\sigma^4}\right)y\mathrm{e}^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \end{cases} \tag{2}$$

式中,$G(x,y)$为高斯函数;σ根据消噪模糊程度需要取3~7倍像素步长,由此可生成梯度响应的高斯一阶导卷积模板,如图2所示。

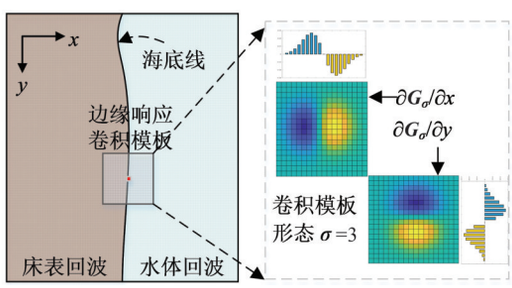


图2 高斯一阶导卷积模板形态

Fig. 2 Gaussian First Derivative Convolution Template

2.2 非极大值抑制

通过高斯一阶导模板对侧扫声呐图像进行卷积处理,可获得各位置处的梯度分量R_x、R_y,梯

度响应值$|\boldsymbol{R}|$和梯度方向θ。由于卷积核的边缘模糊性,梯度响应值$|\boldsymbol{R}|$将沿$\theta(x,y)$方向呈高斯分布,边缘特征的梯度响应值$|\boldsymbol{R}|$存在方向性极大值,其搜索过程即边缘特征的细化处理,本文借鉴 Canny 算法的八邻域非极大值抑制方法进行搜索[22]。

以每个像素为中心,其邻域按45°均分为8个方向,根据梯度方向θ,进而与对应邻域的梯度进行比较,以确定各像素位置是否为极大值。如图3所示,C像素的梯度方向θ=65°,其梯度方向分布在22.5°~67.5°和202.5°~247.5°之间,极大值抑制处理时,需将C处梯度响应值与其②和⑥号邻域比较:若C处的梯度响应值$|\boldsymbol{R}|\geqslant\max(|\boldsymbol{R}|$②,$|\boldsymbol{R}|$⑥),记$T_C$=1;若$C$处的梯度响应值$|\boldsymbol{R}|<\max(|\boldsymbol{R}|$②,$|\boldsymbol{R}|$⑥),记$T_C$=0。

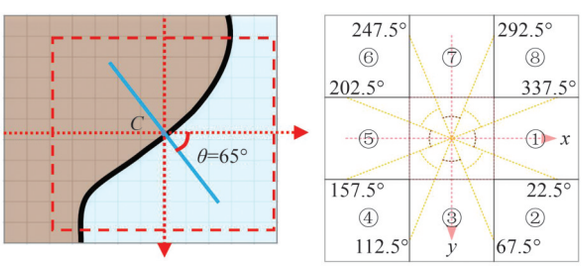


图 3　边缘梯度响应的非极大值抑制处理

Fig. 3　Non-Maximum Suppression of Edge Gradient Response

上述操作中,$|\boldsymbol{R}|$②和$|\boldsymbol{R}|$⑥分别为②和⑥号邻域的梯度响应值,T_C为C处的非极大值抑制结果。对每个像素位置进行上述操作,最终可形成细化的、二值化的边缘特征图像$\boldsymbol{T}$。

3　基于边缘特征的海底线检测

前述处理得到二值化的边缘特征图,但并不是所有的边缘特征均对应海底线边缘,水体中的浮游目标、持续性噪声干扰、床表上的特征目标均具有边缘性质。从二值化的边缘特征图中选择海底线特征,可以看作是对边缘特征的分类和筛选过程,其中,海底线特征近似沿航迹向密集分布,因此,可采用带方向的密度聚类实现海底线的聚类筛选。

3.1　点集的密度聚类

基于密度的聚类(density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)算法根据搜索邻域半径内点位的密集程度将点集自动分成若干类,其核心参数包括搜索邻域半径ε和邻域密度达标最小聚集点个数$N_{\min}$[23-25]。聚类搜索过程如下:

1)从任意点P_0开始,在该点ε半径邻域内存在的点位个数若大于$N_{\min}$,说明P_0点附近密度达标,P_0的这些邻域点都称为其密度可达连通点,即ε-邻域点,同时新建一个聚类标签赋予P_0和其ε-邻域点,P_0被标记为核心点;否则P_0被标记为噪声点。

2)对下一个未标记点P_i的邻域进行搜索,并根据其邻域点密度是否达标和是否已赋予标签进行标记:

(1)P_i邻域密度达标,但未被赋予标签,则新建标签赋予P_i和其ε-邻域点,P_i标记为核心点;

(2)P_i邻域密度达标,且已被赋予标签,将P_i连同其ε-邻域点归到已有标签类中,P_i标记为核心点;

(3)P_i邻域密度未达标,但已被赋予标签,将P_i归到已有标签类中,P_i标记为边缘点;

(4)P_i邻域密度未达标,且未被赋予标签,将P_i标记为噪声点。

3)对所有未标记点,重复上述过程,直到所有点均被标记。

密度聚类算法基于径向距离搜索邻域点,点集聚类方向各向同性,对线状分布的边缘特征聚类需要选择较大的搜索邻域半径,造成不同目标的边缘特征混为一类而难以区分。

3.2　聚类方向的自适应性选择

为了改善线状分布的边缘特征聚类效果,对密度聚类的搜索邻域进行改进,使其具有聚类方向选择性。构建窄带状搜索邻域,将传统邻域半径参数演化为邻域短轴尺寸ε_h和邻域长轴尺寸ε_v,且$\varepsilon_v>\varepsilon_h$,当邻域长轴方向与边缘特征的分布趋势一致时,各邻域搜索的密度连通点个数更容易达标,细化的边缘特征将快速聚为一类。因此,可根据式(1)中的梯度方向动态调整搜索邻域的长轴方向,从而实现密度聚类方向的自适应控制。

图4给出了无方向和自适应方向密度聚类的示意图,目标集合包括21个点,其中1~10、11~15、16~20具有明显的线状分布规律。当采用等径向邻域搜索时,11~20号点集将实现密度连通而被归为一类;而采用方向自适应性密度聚类,聚类过程对1~10线状点集分布趋势以外的点敏感性下降,从而提高了密度聚类的抗噪性,聚类结果呈链式分布。

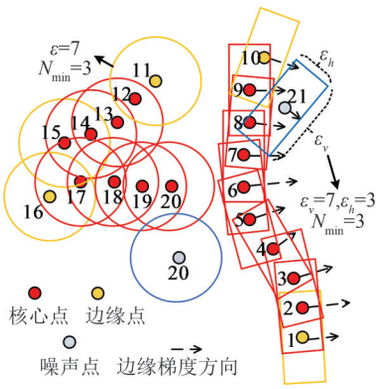


图4 密度聚类无方向邻域与自适应方向邻域对比

Fig. 4 Comparison of Directionless Neighborhood and Adaptive Neighborhood in Density Clustering

3.3 基于密度聚类的海底线检测策略

聚类后的边缘特征具有标签属性,但并不知道侧扫声呐瀑布图像上的海底线对应哪类或哪几类标签,还需要从聚类集合中筛选出若干目标链集组成海底线。本文根据海底线特征的分布特点,结合工程经验给出了基于聚类集合筛选海底线的主要策略,包括设定经验范围、阈值法构建聚类种子集、长链原则、排他原则、对称原则、趋势延伸原则等。为了便于阐述,令聚类后的边缘集合为$L=\{l_1,l_2,\cdots,l_n\}$,n为聚类标签,各标签类包括若干个密度可连通的点集$l_n=\{(r,c)|r$:图像行号;c:图像列号$\}$,图像行号映射瀑布图像各呼采集时序,图像列号映射呼内各回波至换能器的距离。

1)设定经验范围。侧扫声呐瀑布图像的海底线检测是动态检测过程,时序上已确认的海底线位置或者已知的拖鱼至海底高度信息都可以作为经验,为后续海底线位置检测范围作出预设。通过先验信息确定瀑布图像上海底线检测的目标区域,既可有效避开近场船体回波、水体环境噪声对海底线提取的干扰,也可缩小搜索范围提高检测效率。

2)阈值法构建聚类种子集。边缘检测结果中包含了部分海底线以外的床表目标特征,为了降低对海底线集合聚类的影响,可通过阈值法构建聚类种子集合。设定合理的边缘梯度响应阈值T,在每呼回波时序中寻找第一个大于T的边缘梯度及其像素位置,该像素位置对应的行列号就组成一个种子点。梯度阈值形成的种子集中,正确的海底线点比例占多数,开展密度聚类时,以这些种子点作为密度聚类的起始点P_0,并在边缘检测的所有点集中进行自适应方向的密度聚类。

3)长链原则。海底线是侧扫声呐瀑布图像上最突出的边缘特征,具有较好的连续性,当水体回波干扰较少时,海底线可贯穿整个瀑布图像时序。因此,连续的海底线集合具有较长的时序跨度,第n个聚类链的时序跨度$S(l_n)$可由时序的最大值$r^n_{\max}$、最小值$r^n_{\min}$表示为:

$$S(l_n)=r^n_{\max}-r^n_{\min} \tag{3}$$

当两个聚类链的时序跨度部分重叠时,如第j和k个聚类链集l_j和l_k,若$S(l_j)>S(l_k)$,则长链l_j先被筛选为海底线的一部分。

4)排他原则。海底线时序上具有唯一性,当某一时序跨度较大的集合链被筛选作为海底线时,时序上与之完全或有较大重叠度的短链应被舍弃。如l_j在时序r方向上与l_k存在重叠区间,即存在$r^j_{\max}\geqslant r^k_{\max}\geqslant r^j_{\min}>r^k_{\min}$,定义短链$l_k$的长链重叠率$R^{k,j}_{\text{include}}$为:

$$R^{k,j}_{\text{include}}=\frac{r^k_{\max}-r^j_{\min}}{r^k_{\max}-r^k_{\min}}\times 100\% \tag{4}$$

考虑到地形非连续变化、拖高改变等因素,海底线特征可能发生断裂,相邻海底线集合间存在时序微小重叠的极端情况,如$R^{k,j}_{\text{include}}<5\%$,此时短链$l_k$仍可作为海底线延伸的备选,否则短链$l_k$将按长链的排他原则被舍弃。

5)对称原则。侧扫声呐瀑布图像左右两侧一般具有较好的对称性,海底线在两侧的瀑布图像上的位置相当,当一侧水体具有明显回波干扰影响海底线正常检测时,可以用另一侧的检测结果代替。

6)趋势延伸原则。水体干扰可将海底线分成若干部分。基于某一确定的海底线链集,可在断裂两端按线性趋势原则延伸寻找其他海底线聚类集合。在已确定的海底线链集的末端,选取m个点$(p(r_i,c_i),i=1,2,\cdots,m,m=20\sim50)$来拟合海底线位置随时序$r$的趋势函数$c(r)$:

$$\begin{cases} c(r)=a_0r+b_0 \\ \Delta=c_i-c(r_i),i=1,2,\cdots,m \\ \sigma_0=\sqrt{\dfrac{\Delta^2}{m-1}} \end{cases} \tag{5}$$

式中,a_0、b_0为线性方程系数;Δ是各呼中c_i与$c(r_i)$的差值;σ_0为趋势函数的拟合精度。

在已确定的长链末端,将时序变量r延伸扩展至下一个$3\varepsilon_v$邻域,趋势函数仍然适用,如果扩展区域有其他聚类链集,这些链集与扩展趋势线之间的差值Δ依然可用式(5)计算,进而可计算趋势函数在扩展区域与其他链集的外推精度σ_1。当

扩展区域存在链集满足 $\sigma_1<3\sigma_0+\varepsilon_h$ 时,选择 σ_1 最小的链集作为海底线新的延伸部分;若没有满足上述要求的链集,则沿跟踪方向再次采用长链原则,搜索下一个最长链作为新的海底线部分。

7) 修复原则。对每一个时序 r,海底线的位置 c 具有唯一性,但在某些时序上可能出现多个检测结果或者没有检测结果的情况。当某段时序出现多个检测结果时,由于搜索邻域 ε_v 是一个较小量,一般设置为3个图像单位,所以多个检测结果差异较小,可以取均值作为该时序段的唯一结果;当某时序段无检测结果时,说明出现了链集断裂情况,选择断裂时序前后最近的海底线链集,对断裂时序段进行修复,计算公式为:

$$c_i=c_0+\frac{(r_i-r_0)(c_1-c_0)}{r_1-r_0} \tag{6}$$

式中,(r_0,c_0) 和 (r_1,c_1) 分别为断裂时序前后最近的海底线链集点;r_i 为无检测结果的时序号;c_i 为修复后 r_i 对应的海底线位置。

3.4　基于聚类集合的海底线检测过程

基于前述原则进行海底线链集检测,具体过程如图5所示,为了便于理解,将该过程分解为如下4步:

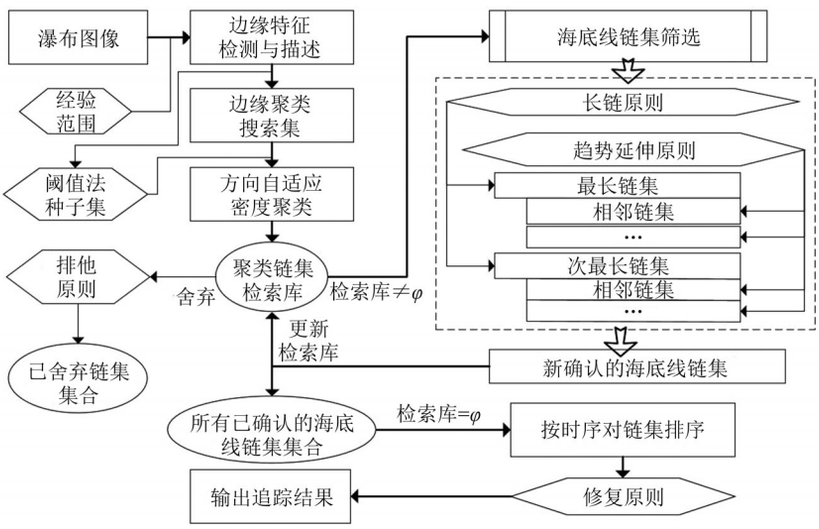


图 5　基于聚类集合的海底线链集检测过程

Fig. 5　Tracking Process of Sea Bottom Line Based on Clustered Chain Sets

1)根据拖鱼的粗略高度或已检测的海底线结果,确定后续瀑布图像海底线边缘检测的区域范围;针对目标区域求解边缘梯度响应和梯度方向,通过梯度非极大值抑制得到二值化的细化边缘特征,该边缘特征除了包含海底线边缘特征外,还可能包含水体目标和床表目标的边缘特征,上述边缘特征对应的像素坐标组成密度聚类的搜索集合。

2)根据边缘梯度方向信息,对上述边缘特征集合进行方向自适应密度聚类。原始密度聚类采用完全搜索,对所有特征点涉及的所有可能的线链进行聚类;为了缩小搜索范围,对前述边缘特征按阈值法进行海底线粗提取,提取的结果作为密度聚类的种子集,并在前述搜索集中进行聚类搜索,最终聚类链集均以种子集为基础进行延伸;种子集中粗提取的海底线集合因受干扰而存在一定的错误,但正确的海底线点比例具有占优性,种子集既可保证海底线链的完全聚类,又可有效减少聚类搜索范围。

3)经过前述方向自适应密度聚类得到多段线链集合,进一步筛选海底线链集主要基于长链原则、排他原则和趋势延伸原则,长链原则基于前述种子集中海底线点的比例占优性,排他原则基于海底线的时序唯一性。将目标区域的最长聚类链确定为目标区域海底线的起始部分;当存在海底线特征断裂时,按趋势延伸原则在已确定的海底线边缘一定扩展范围内搜索可能存在的聚类链并进行延伸;若扩展范围内不存在其他聚类链,则搜索次长链来延伸海底线;每次新确定一段海底线链集后,均采用排他原则去除聚类线链集合中与新确定海底线部分时序重叠的短链。

4)对前述确定的各段海底线链按时序排列,采用修复原则对多检测或无检测结果的时段海底线进行修复,一般左右通道图像独立提取海底线,当某侧海底线特征被明显破坏无检测结果时,采用对称原则进行修复。

4 海底线检测实验及分析

4.1 验证实验

图6为采用EdgeTech4200侧扫声呐设备在中国广东省深圳市以南某水域采集的原始瀑布图像,声呐发射频率110 kHz,脉冲长度1/12 ms,单侧扫幅200 m,航迹线总长度2 850 m,成图分辨率0.1 m,拖鱼距底高度3~5 m;瀑布图像中心为弱回波水体区域,区域内有疑似持续性水面散射回波、浮游物、面状悬浮物等常见水体干扰,给海底线的稳定提取造成困难。以右舷图像为例,采用本文方法开展海底线提取验证实验。

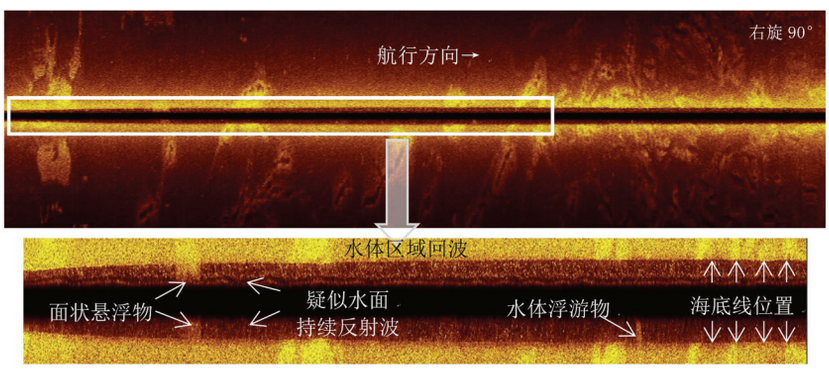


图6 侧扫声呐原始瀑布图像及水体区域附近放大图

Fig. 6 Original Side Scan Sonar Waterfall Image and Enlarged Image near Water Column Area

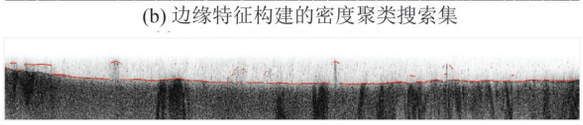
选取宽度为2~3倍拖高的天底区域图像作为目标区,构建σ=5的高斯一阶导模板来提取边缘响应和边缘梯度方向,并进行边缘梯度非极大值抑制。图7(a)为目标区细化后的边缘检测结果,灰度强度和箭头长度表征了边缘梯度的大小,箭头方向表征了梯度方向。保留大于阈值为10%最大梯度的边缘特征作为密度聚类的搜索集,如图7(b)所示,按大于阈值为20%最大梯度构建密度聚类种子集,如图7(c)所示,种子集中正确的海底线占比已相当可观,可大大提高海底线链聚类命中率、减少其他床表边缘特征的干扰。



(a) 边缘梯度细化及梯度方向



(b) 边缘特征构建的密度聚类搜索集



(c) 边缘梯度按20%阈值形成的密度聚类种子集

图7 边缘特征提取及聚类搜索集和种子集的构建

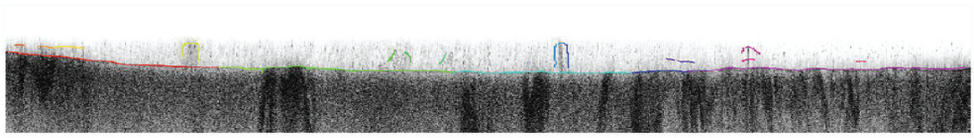
Fig. 7 Edge Feature Extraction, Cluster Search Set and Seed Set Construction

构建窄条状搜索邻域进行边缘特征的密度聚类,邻域宽度设置为3个图像单位,邻域长度设置为7~15个图像单位;以种子集中的点作为每类的起始点,在搜索集中开展方向自适应密度聚类,共获得21类链集,如图8(a)所示;沿航迹时序,绘制各链集在时序上的跨度,如图8(b)所示,组合使用长链原则、趋势延伸原则、排他原则对各链集进行筛选,筛选出链1、6、7、11、15、17、18为海底线链集,其他链集则通过排他原则被舍弃;基于上述确认的链集,按修复原则形成最终的海底线结果,如图8(c)所示,最终的海底线结果较好地呈现了海底线的起伏变化,相较于边缘梯度阈值法形成的种子集,较好地避开了水体中悬浮物、噪声的干扰,实现了海底线的高质量、稳定、自动提取,验证了本文方法的正确性。

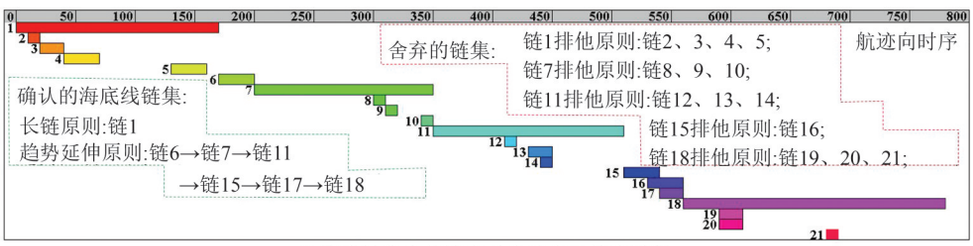
4.2 对比实验

图9为SHR-SSS型某型号侧扫声呐在胶州湾某水域采集的数据,用于开展本文方法和灰度阈值、梯度阈值等方法的对比实验。声呐频率100 kHz,图像扫幅单侧150 m,成图分辨率0.3 m,呼数(图像高度)4 800个;图像整体质量非常差,沿航迹向上存在明暗相间条纹,可能是由电流不稳定或拖鱼离水面太近因浪流摆动造成的;水体中存在大片区域的强干扰回波,呈现不规则面状特征;波束指向在近场不均匀,引起图像海底线附近横向不均衡。

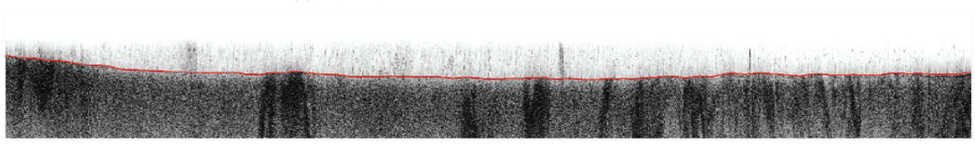
图9列出了各方法的海底线检测结果,图10绘制了各方法检测的海底线结果。从图9选取的7块放大区域可以看出,由于水体干扰复杂,部分水体回波与海底线回波堆叠,采用本文的方向自适应密度聚类,在水体区域检测出大量短链特征,如图9(a)所示,根据长链原则、排他原则、趋



(a)方向自适应密度聚类形成的聚类链集合检索库(21条)



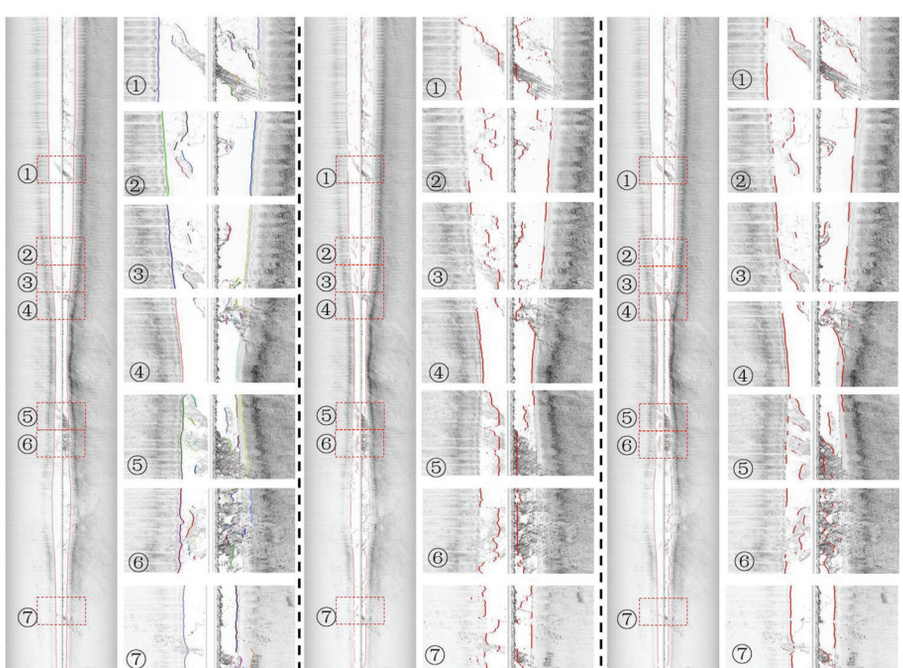
(b) 聚类链集合航迹向时序跨度及筛序过程



(c) 海底线最终结果

图 8　基于聚类链集的海底线筛选过程

Fig. 8　Sea Bottom Line Selection Process Based on Clustered Chain Sets



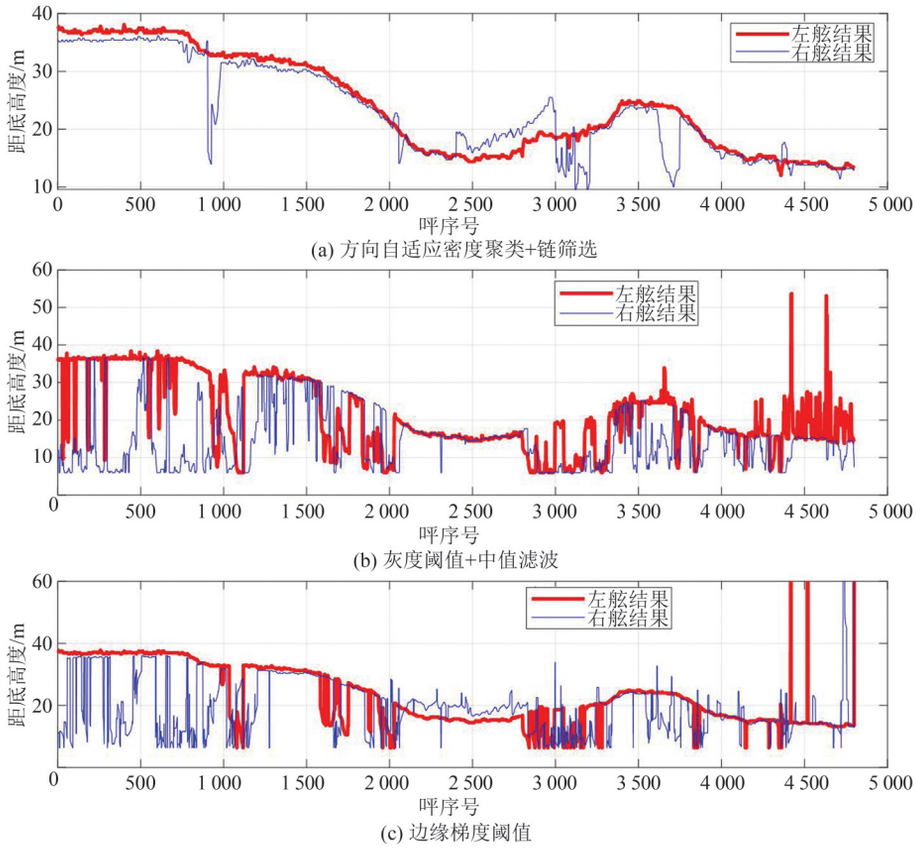
(a) 方向自适应密度聚类+链筛选　(b)灰度阈值(15%)+中值滤波　(c)边缘梯度阈值(15%)

图 9　本文方法与常用海底线检测方法效果对比

Fig. 9　Results Comparison Between Our Method and Those of Conventional Seafloor Tracking Methods

势延伸原则,可快速排除水体特征短链的干扰。图 10(a)中左舷海底线结果呈现出较好的连续性,但右舷部分海底线边缘特征完整性破坏严重,如果不参考左舷检测结果,局部区域即便经验丰富的解译人员也难以从图像上判断海底线准确位置,本文通过对称原则可实现对右舷检测结果的修复。

灰度阈值法选取最大回波强度的 15% 作为阈值,在各呼回波序列中沿时序探测首个大于阈值的回波时序作为海底点,并在呼间进行中值滤波,如图 9(b)和图 10(b)所示,由于水体干扰回波强度较大,并且均先于首个海底回波返回,进而造成海底线检测结果存在较多的局部跳变;梯度阈值法选取最大边缘梯度的 15% 作为阈值,对非极大值抑制后的边缘特征中大于该阈值部分进行保留,然后在各呼回波序列中沿时序检测首个保留下来边缘特征,如图 9(c)和图 10(c)所示,受水体中回波干扰,检测的海底线结果部分呈现出



(a) 方向自适应密度聚类+链筛选

(b) 灰度阈值+中值滤波

(c) 边缘梯度阈值

图10 各方法检测的海底线换算成距底高度的序列曲线对比

Fig. 10 Height Curves of Sea Bottom Line Comparison Between Different Tracking Methods

水体干扰轮廓特征。

对比实验结果表明,相较于传统阈值法海底线检测,采用本文的方向自适应密度聚类和聚类链筛选相结合的方法,即便是在瀑布图像质量较差、海底线特征破坏严重的情况下,仍可实现海底线的准确和稳定提取。

表1给出了采用本文方法进行上述瀑布图像海底线检测的耗时情况,实验平台参数包括Intel i7-8700 3.2 GHz CPU、32 GB RAM、Windows 10 OS、Matlab 2018平台,连续10次计算平均耗时3.171 s,单呼平均耗时0.661 ms。目前主流中浅水侧扫声呐的扫幅为几十至几百米,相邻脉冲时间间隔为百毫秒以上,说明本文方法在效率上具有在航准实时跟踪侧扫声呐图像海底线的潜力。

表1 本文方法海底线检测耗时分析

Table 1 Time Consuming Analysis of Our Method

次数	耗时/s
1	3.358
2	3.215
3	3.186
4	3.167
5	3.102
6	3.108
7	3.120
8	3.093
8	3.250
10	3.113
平均耗时/s: 3.171	单呼耗时/ms:0.661

5 结 语

侧扫声呐瀑布图像海底线是侧扫声呐图像灰度均衡、斜距改正的基准线,准确提取海底线是进行侧扫声呐图像精细处理的基础。为了解决传统阈值法海底线检测易受水体噪声及相关干扰的影响,本文充分考虑了侧扫声呐图像海底线特征的特点和空间分布形式,即沿航迹向密集分布的边缘特征,形成了一种边缘方向适应性密度聚类和聚类链筛选相结合的海底线检测方法。实验结果表明,本文方法对持续性水面散射回波、浮游物、面状悬浮物等常见水体干扰下的海底线检测具有较好的可用性;即便是瀑布图像质量较差、海底线特征破坏严重的情况下,相较于传统阈值法,本文方法海底线提取的准确性和稳定性也极大提高。

本文方法考虑了侧扫声呐瀑布图像上海底线特征的物理机制,可实现绝大多数水体干扰影响下的海底线稳定检测,具有稳定、高效、自动化等特点,在侧扫声呐数据实时采集和事后精细处理中有一定的推广价值;但本文方法依赖于图像的边缘特征,当海底线的边缘信息严重破坏时,如浮游物遮盖造成水体与床表回波之间无海底线回波、或海底线特征与其他特征叠加,再如人造结构、沉船等急剧凸起目标,造成海底线特征非连续性急剧变化,这类因素会导致本文方法的局部失效。

参 考 文 献

[1] BLONDEL P. The Handbook of Sidescan Sonar [M]. Berlin: Springer Science & Business Media.

[2] CHAVEZ P S, ISBRECHT J, GALANIS P, et al. Processing, Mosaicking and Management of the Monterey Bay Digital Sidescan-Sonar Images [J]. *Marine Geology*, 2002, 181(1-3): 305-315.

[3] LURTON X, JACKSON D R. An Introduction to Underwater Acoustics[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2004, 115(2): 443.

[4] CHI C. Basic Theory for Underwater Real-Time 3-D Acoustical Imaging: Theory, Algorithm and System Design[J]. *Underwater Real-Time 3D Acoustical Imaging: Theory, Algorithm and System Design*, 2019: 11-19.

[5] ZHAO J H, WANG X, ZHANG H M, et al. A Comprehensive Bottom-Tracking Method for Sidescan Sonar Image Influenced by Complicated Measuring Environment [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2017, 42(3): 619-631.

[6] Chesapeake Technology Inc. SonarWiz User Guide [R]. CA, USA: Chesapeake Technology Inc, 2022.

[7] Triton Imaging Inc. eXtended Triton Formate (XTF) X41 [S]. CA, USA: Triton Imaging Inc, 2016.

[8] 黄攀, 唐劲松, 钟何平. 干涉合成孔径声呐复图像配准分段曲面拟合法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(8): 1259-1264.
HUANG Pan, TANG Jinsong, ZHONG Heping. Piecewise Surface Fitting Method for Complex Image Registration of Interferometric Synthetic Aperture Sonar [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(8): 1259-1264.

[9] 赵建虎, 王晓, 张红梅. 侧扫声呐图像海底线自动提取方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(12): 1797-1803.
ZHAO Jianhu, WANG Xiao, ZHANG Hongmei. An Automatic Bottom Extracting Method for Side-Scan Sonar Image [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(12): 1797-1803.

[10] SHIH C C, HORNG M F, TSENG Y R, et al. An Adaptive Bottom Tracking Algorithm for Side-Scan Sonar Seabed Mapping [C]//IEEE Underwater Technology, Kaohsiung, Taiwan, China, 2019.

[11] Qi B, Li X, Zhang H, et al. A Real-Time Adaptive Bottom Tracking Method for Bathymetric Side-Scan Sonar[J]. *Proc Romanian Acad A: Math Phys Tech Sci Inf Sci*, 2021, 22(1): 63-72.

[12] ZHENG G, ZHANG H M, LI Y Q, et al. A Universal Automatic Bottom Tracking Method of Side Scan Sonar Data Based on Semantic Segmentation [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13: 1945.

[13] YAN J, MENG J X, ZHAO J H. Real-Time Bottom Tracking Using Side Scan Sonar Data Through One-Dimensional Convolutional Neural Networks [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(1): 37.

[14] WANG S P, LI H T, LI X Y, et al. Bottom Tracking Method Based on LOG/Canny and the Threshold Method for Side-Scan Sonar [J]. *Journal of Engineering Science and Technology Review*, 2019, 12(6): 134-141.

[15] 张济博,潘国富,丁维凤. 基于LOG算子的侧扫声呐海底线检测[J]. 海洋通报,2010,29(3):324-328.
ZHANG Jibo, PAN Guofu, DING Weifeng. Bottom Track Method in Sidescan Sonar Data Processing Based on LOG Operator[J]. *Marine Science Bulletin*, 2010, 29(3): 324-328.

[16] 王杰英. 侧扫声呐图像的三维重构[D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
WANG Jieying. Three-Dimensional Reconstruction of Side Scan Sonar Images[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018.

[17] WANG A X, CHURCH I, GOU J, et al. Sea Bottom Line Tracking in Side-Scan Sonar Image Through the Combination of Points Density Clustering and Chains Seeking[J]. *Journal of Marine Science and Technology*, 2020, 25(3): 849-865.

[18] EKSTROM M P. Digital Image Processing Techniques [M]. Cambridge: Academic Press, 2012.

[19] ANSARI M A, KURCHANIYA D, DIXIT M. A Comprehensive Analysis of Image Edge Detection Techniques[J]. *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering*, 2017, 12(11): 1-12.

(下转第 698 页)