



引文格式:陈惟杰,朱锋,郭斐,等.不同水深层的GNSS信号特征分析及其导航场景聚类划分[J].武汉大学学报(信息科学版),2024,49(1):139-145.DOI:10.13203/j.whugis20220048

Citation:CHEN Weijie,ZHU Feng,GUO Fei,et al.GNSS Signal Characteristics Analysis in Different Water Layers and Navigation Context Clustering[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2024,49(1):139-145.DOI:10.13203/j.whugis20220048

不同水深层的GNSS信号特征分析及其导航场景聚类划分

陈惟杰¹ 朱 锋^{1,2} 郭 斐¹ 张小红¹

¹ 武汉大学测绘学院,湖北 武汉,430079

² 湖北珞珈实验室,湖北 武汉,430079

摘要:导航场景的划分对于自适应无缝导航定位服务具有重要意义。针对目前水上/水下导航场景划分简单、颗粒度不够的问题,通过采集位于不同水域内的全球导航卫星系统(global navigation satellite system,GNSS)观测数据,分析了不同水深层的GNSS观测信号质量与特征,结果表明,水下导航场景具有显著的分层性。考虑到导航场景具有分割、合并、联通等固有属性,通过K均值聚类将水下导航场景细分为浸水(<6.5 cm)、浅水(6.5~8.5 cm)、深水(>8.5 cm)3层。利用多种GNSS信号特征进行了导航场景分类实验,结果表明,聚类正确率达到90.4%,验证了浸水、浅水、深水导航场景划分的有效性。

关键词:GNSS;导航场景感知;水上水下场景;K均值聚类

中图分类号:P228

文献标识码:A

收稿日期:2022-01-22

DOI:10.13203/j.whugis20220048

文章编号:1671-8860(2024)01-0139-07

GNSS Signal Characteristics Analysis in Different Water Layers and Navigation Context Clustering

CHEN Weijie¹ ZHU Feng^{1,2} GUO Fei¹ ZHANG Xiaohong¹

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

² Hubei Luojia Laboratory, Wuhan 430079, China

Abstract: **Objective:** Navigation context comprises observation environment and carrier activity. While global navigation satellite system (GNSS) can provide high-precision navigation, positioning, and timing services for users, users can also annotate the types of navigation scenarios they are in by distinguishing the quality and features of terminal observation values. Navigation context clustering is important for adaptive seamless navigation and location services, which can significantly promote context adaptability, configuration flexibility, and system robustness. **Methods:** In terms of current issues that the division of water/underwater context is simple and has insufficient granularity, the quality and characteristics of GNSS observation signals in different water depth layers are analyzed by collecting GNSS observations in different water regions. **Results and Conclusions:** The results show that the underwater navigation context has remarkable layering. Considering that the navigation context has inherent properties such as segmentation, merging, and connectivity, this paper subdivides the underwater navigation context into three layers: Submerged water (about less than 6.5 cm), shallow water (about greater than 6.5 cm and less than 8.5 cm), and deep water (about greater than 8.5 cm) through K-means clustering, and conducts navigation context classification experiments using various GNSS signal features. It reveals that the clustering accuracy rate is 90.4%, indi-

基金项目:国家重点研发计划(2020YFB0505803);国家自然科学基金(42104021)。

第一作者:陈惟杰,硕士生,主要从事导航场景感知与传感器自适应配置研究。850153113@qq.com

通讯作者:朱锋,博士,特聘副研究员。fzhu@whu.edu.cn

cating the effectiveness of submerged-shallow-deep navigation context division.

Key words: global navigation satellite system; navigation context awareness; water/underwater scene; K -means clustering

随着泛在、融合、智能的中国综合定位、导航、授时(positioning, navigation and timing, PNT)体系^[1]建设稳步推进,发展综合PNT场景增强技术能够有效实现定位增强、导航增强和授时增强^[2]。导航场景被广泛定义为导航终端所处的物理空间及其中影响传感器数据接收、生成、传输、处理的各种因素总和,由观测环境和载体行为共同构成,具有分割、合并、联通等各种属性^[3]。全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)能够为用户提供高精度的导航、定位和授时服务,同时用户也可以通过终端观测信息质量与特征的差异性和区分度来标注所处导航场景的类型,并根据不同的导航场景类型选择最佳的多源信息处理策略。

导航场景的划分具有复杂性、不确定性,用户可以根据实际导航定位服务的特点和需求,确定导航场景划分的颗粒度。颗粒度指的是导航场景划分的精细程度,划分越细致,颗粒度越小,需要辨别的导航场景类别越多,相应的工作量和难度会增加。但好处是,这样能够使多场景下的自适应导航处理策略更加平滑,从而得到更加连续平稳的定位结果。

目前已有学者围绕室内外导航场景划分与识别开展了较多的研究工作,在室内外导航场景感知与识别问题上取得了丰硕的成果,将室内外场景划分为室内、半室内、室外,提取了智能手机采集的GNSS卫星数、信噪比和伪距残差等特征,并利用支持向量机(support vector machine, SVM)、随机森林、隐马尔可夫模型(hidden Markov model, HMM)和模糊推断等多种模型对3类场景进行了检测,分类正确率达到88.5%^[4-8]。近年来许多学者大力引入了深度学习模型,如循环神经网络(recurrent neural network, RNN)^[9]、长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络^[10]和注意力时序神经网络^[11]等,对室内、半室外、室外等场景进行了分类验证,场景感知效果的各个方面包括准确率、识别延迟、模型及硬件功耗等都得到了一定程度的优化。在导航场景感知的基础上,来奇峰等^[12]将室内外场景细分为室外无遮挡、室外半遮挡以及室内3类,利用GNSS相关的场景特征量和SVM模型对这3类场景进行了检测,并建立了相应的GNSS/惯性导

航系统(inertial navigation system, INS)处理策略,有效地提升了GNSS信号部分或全部被遮挡情况下的连续定位能力。以上研究既表明了GNSS在室内外导航场景研究中作为场景特征因子的重要性,同时也说明了不同导航场景之间可进一步划分出细分场景,从而有可能通过更加精细化的导航场景划分策略来实现连续和平稳的导航定位服务。

海洋PNT体系建设是当今世界大国必争的高新技术战略领域^[13],相比于室内外和城市场景,目前针对水上/水下导航场景感知问题的研究较少。由于GNSS频段内的电磁波在水下衰减严重^[14],因此已有研究大部分将水下场景作为GNSS拒止环境,并在导航场景划分中将水上/水下场景直接划分为水上和水下场景,仅在水上场景使用GNSS,而在水下场景则选择声学导航^[15]、地磁匹配导航^[16]和惯性导航^[17]等作为主要的导航源。这种场景划分策略过于单一,而相应的传感器配置策略差异性较大,在水上/水下场景之间硬切换的过程中,难免会引起定位结果不准确、不连续、硬件功耗高、切换效率低等问题,因此有必要参考室内外导航场景的研究,对目前水上/水下导航场景进一步细分。

针对水上/水下场景特别是水下场景划分颗粒度不够的问题,本文设计了适合水上/水下导航场景的多传感器集成平台,采集了位于不同水域的多时段GNSS观测数据,分析了位于不同水深层的GNSS信号特征,并通过 K 均值(K -means)聚类对不同水下场景进行了分类验证,结果表明水下场景具有分层性。

1 水上/水下导航场景聚类划分方法

1.1 基于GNSS信号的场景特征提取

导航场景特征是体现不同导航场景差异度和区分度的重要因子,相关的特征提取手段和特征处理方法十分重要,决定了导航场景感知模型的识别性能。GNSS作为一种被广泛使用且性能较好的导航场景特征信息源,可提取的场景特征一般可分为与位置相关的特征和与位置无关的特征两类^[9]。由于在水下场景中,一般无法满足GNSS定位所需要的最小卫星数目,因此本文主

要提取与位置无关的场景特征,主要有可见卫星数和信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)观测值相关的两类特征。

可见卫星数指的是某一时刻 GNSS 接收机观测到的卫星数。对水上/水下场景中的 GNSS 天线来说,可见卫星数的变化主要是由于水下 GNSS 信号衰减,导致接收到的卫星信号变少。

SNR 反映了 GNSS 观测值的信号质量,SNR 相关特征的识别性能已在众多室内外导航场景识别问题中得到体现^[18]。文献[5]中提取了 SNR 统计特征如平均值、方差、总和、最小值、最大值等,分析比较了它们的识别性能。除了上述统计特征外,文献[6]还通过提取阈值相关的信号特征有效地检测了室内外场景之间的过渡场景,主要思想是室内 GNSS 信号强度普遍低于 25 dB-Hz(室外大于 25 dB-Hz),而在过渡场景(半室内外)中,同时混杂着表现出室外特征和室内特征的信号,因此可以统计大于这一阈值的信号特征来对 3 类场景(室内、室外、半室内外)进行区分。

综上,本文提取了以下导航场景特征来分析不同水深层 GNSS 信号的差异,研究水下导航场景分层划分的可行性。导航场景特征的计算如下:

$$S_{\text{sum}}(t) = \sum_{i=1}^n x_i^{\text{GRCEJ}}(t) \quad (1)$$

$$S_{\text{mean}}(t) = \frac{1}{n} S_{\text{sum}}(t) \quad (2)$$

$$S_{\text{max}}(t) = \max(x_i^{\text{GRCEJ}}) \quad (3)$$

$$S_{\text{min}}(t) = \min(x_i^{\text{GRCEJ}}) \quad (4)$$

$$S_{\text{range}}(t) = S_{\text{max}}(t) - S_{\text{min}}(t) \quad (5)$$

$$S_{\text{sum},T}(t) = \sum_{i=1}^n x_i^{\text{GRCEJ}}, x_i^{\text{GRCEJ}}(t) > T \quad (6)$$

$$S_{\text{num},T}(t) = \sum_{i=1}^n \Delta_i \quad (7)$$

$$\Delta_i = \begin{cases} 1, & x_i^{\text{GRCEJ}} \geq T \\ 0, & x_i^{\text{GRCEJ}} < T \end{cases}$$

式中, $x_i^{\text{GRCEJ}}(t)$ 表示从全球定位系统(global positioning system, GPS)、格洛纳斯(GLONASS)、北斗卫星导航系统(BeiDou satellite navigation system, BDS)、伽利略(Galileo)系统、准天顶卫星系统(quasi-zenith satellite system, QZSS) 5 个系统的第 t 个历元采集到的第 i 个 SNR 观测值; T 表示两类导航场景区分的 SNR 阈值; $S_{\text{mean}}(t)$ 、 $S_{\text{sum}}(t)$ 、 $S_{\text{max}}(t)$ 、 $S_{\text{min}}(t)$ 、 $S_{\text{range}}(t)$ 分别是第 t 个历元时 SNR 观测值的平均值、总和、最大值、最小

值、极差; $S_{\text{num},T}(t)$ 、 $S_{\text{sum},T}(t)$ 分别表示第 t 个历元时 SNR 观测值大于 T 的数目及其总和。

1.2 基于 K 均值聚类算法的场景聚类划分方法

K-means 聚类算法作为一种简单有效的聚类算法,其利用最大期望算法(expectation-maximization algorithm, EM)求解若干个聚类中心点,实现数据分布的最优拟合^[19]。首先预设样本集的预期分类数目 K 和相应的样本聚类中心位置,然后通过不断地迭代样本聚类中心的位置使样本点到聚类中心的距离误差平方和达到最小,从而完成样本集的聚类划分。其中,距离指按某种距离度量方法给出的样本点间距离,表示样本之间的相似性度量。本文利用 K-means 算法进行不同水深层导航场景聚类划分的实验流程如图 1 所示。

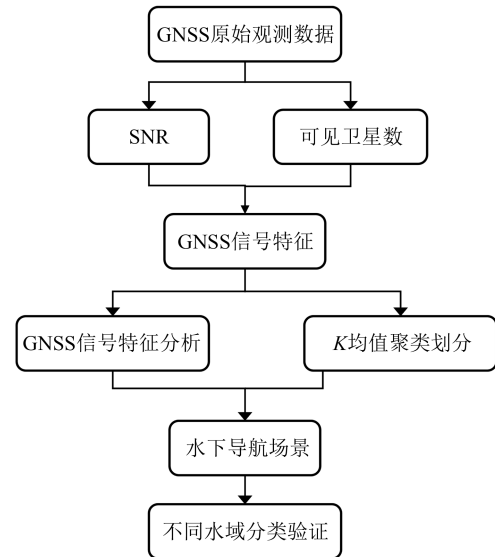


图 1 K 均值法导航场景聚类流程图

Fig. 1 Flowchart of K-means Context Clustering

2 水上/水下场景聚类实验

2.1 实验情况

本文搭建了多传感器简单集成的数据采集平台,实验装置及实验场地概况见图 2,该平台的主要设备有 3 个可接收多系统多频点 GNSS 观测值的 GNSS 天线和 3 个压力计。其底座是一个圆盘,圆盘四周套上了气垫以便载体的上浮下沉,圆盘上严格标定出了压力计安置的位置并使 3 个压力计构成一个等边三角形,这样能够根据 3 个压力计测得的三点水深计算出载体的粗略姿态,还可以通过求 3 个压力计的水深平均值来获得位于圆盘中心处的 GNSS 天线水深。GNSS 天线位于圆盘的圆心,单次实验时,使用 3 个 GNSS 天线中的两个用于数据采集(见图 2),其中一个

GNSS 天线置于装置底部用于接收水上/水下 GNSS 信号,该位置可轮换 3 个天线以便研究不同天线的水下 GNSS 信号差异,另一个则置于设备顶部并且时刻保持在水面以上,该天线的目的主要有:(1)能够事后计算载体的轨迹;(2)能够提供一个当地的 GNSS 信号质量参考,以便消除地域、时段、天气等外部因素的影响。

为了验证本文提出的水下导航场景划分方法的普适性,本文通过控制实验数据采集的场地、时间、设备等影响因素来增强实验结论的普适性,构建了两个水上/水下导航场景数据集,数据采集情况见表 1。

2.2 水下场景 GNSS 观测值特征分析

2.2.1 不同深度的观测值特征分布

首先利用武图水池数据集分析了不同 GNSS 信号特征在水下不同水深处的分布情况,并通过 K-means 方法对各单一的 GNSS 信号特征进行了聚类,图 3 展示 GNSS 观测值统计特征与水深的关系。

关系。



图 2 实验情况总览图

Fig. 2 Overview of the Experiment

表 1 数据情况

Tab. 1 Data Description

| 采集地点 | 采集时间 | 时间跨度 | 水体环境 | GNSS 天线类型 |
|------|--------|--------|---------|-----------|
| 武图水池 | 下午,有日照 | 30 min | 浑浊,无波动 | Ublox |
| 武汉沙湖 | 下午,有日照 | 1 h | 清澈,略微波动 | Novatel |

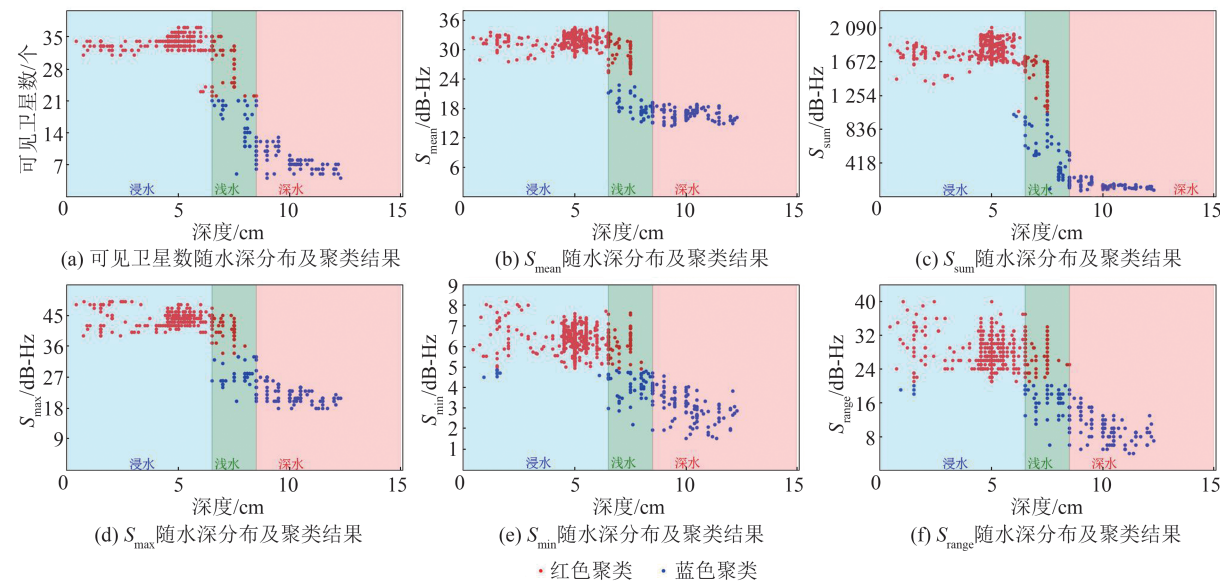


图 3 GNSS 观测值统计特征与水深关系

Fig. 3 Relationship Between Characteristic Statistics of GNSS Observations and Water Depth

由图 3 可以发现,实际的水下 GNSS 信号分布情况与人们的一般认知是不同的。从 GNSS 信号特征的分布来看,水下导航场景可分为 3 层,分别是图中的蓝色部分(浸水层)、绿色部分(浅水层)以及红色部分(深水层);在信号质量上,浸水层 GNSS 信号衰减较小,基本上可以认为是水上场景在水下的延伸,而到了深水层,GNSS 信号基本消失,但是可以发现在浸水层和深水层之间还存在一个中间层浅水层,在这个区间内的信号强度呈现出随深度渐变的趋势,这说明了水上场景和水下场景之间存在类似半室内

外场景的过渡场景。另外,根据单一特征的 K-means 聚类结果来看,除去少量聚类错误的点外,大部分样本点按信号强度可划分为两类,一类是图中的红色样本点,另一类则是图中的蓝色样本点,在各水深层的分布情况则是,浸水层基本是红色点,深水层基本是蓝色点,而浅水层则是两者皆有。这也从侧面表明了在水上(浸水)和水下(深水)之间存在过渡场景(浅水)。综上所述,从信号特征分布上初步可以认为水下导航场景存在明显的分层现象。因此,本文提出一种将水下导航场景划分为浸水、浅水、深水的导航场

景划分方法,根据压力计测量的水深初步确定 3 种水深层的范围:浸水(<6.5 cm)、浅水(6.5~8.5 cm)、深水(>8.5 cm)。

2.2.2 不同水下导航场景信号特征统计分析

考虑到水域、GNSS 天线等影响因素,不同的实验条件下各水深层只能给出一个大概的范围,无法仅凭深度来识别浸水、浅水、深水 3 个水深层,因此有必要进一步分析 3 个水深层中样本点的 GNSS 相关特征的统计值,这样不仅有助于进一步区分 3 类水深层,同时能够根据信号特征的统计特点确定 §1.1 中的 SNR 阈值,从而增加 3 类水深层的可区分度。GNSS 信号相关特征的统计结果见表 2。

表 2 GNSS 观测值特征阈值

Tab. 2 Characteristic Threshold of GNSS Observations

| 特征 | 浸水 | 浅水 | 深水 |
|--------------------|-------|-----|-----|
| 可见卫星数 | 34 | 24 | 8 |
| S_{sum} | 1 827 | 933 | 140 |
| S_{mean} | 32 | 24 | 17 |
| S_{max} | 44 | 35 | 22 |
| S_{min} | 6 | 5 | 3 |
| S_{range} | 28 | 22 | 10 |

由表 2 可知,各类导航场景特征除 S_{min} 外,在 3 种水深层上都存在一定的差异性,可以用来完成 3 种水深层分类。 S_{min} 特征在浸水层和浅水层的均值相近,可能是由于这两个水层中最差的观测情况相似。另外,浅水层 S_{mean} 均值为 24 dB-Hz,结合 §2.1 浅水层中信号点的分布特点,说明浅水层 SNR 观测值基本在 24 dB-Hz 上下的范围内,越接近浸水层,大于该值的 SNR 数目越多,反之越少,因此本文选择 24 dB-Hz 作为浸水层和深水层区分的阈值 T ,用于本文分类实验。

2.3 湖泊环境的水上/水下场景 GNSS 多特征聚类验证

通过 K -means 算法进一步对浸水、浅水、深水的水下导航场景结构进行分类验证,为了增强导航场景划分的适用性,选择武汉大学水池的数据作为训练集,武汉市沙湖公园的数据作为测试集,利用多类 GNSS 导航场景特征对水下场景进行了分类,并和实际深度对应的场景类别进行对比,从导航场景感知识别的角度验证所提划分方法的合理性。

为了减少模型在场景过渡区域的误分类情况,这里选择 §2.2 中浅水层的 SNR 平均值(24 dB-Hz)

作为区分阈值,并增加了 $S_{\text{num},24}$ 、 $S_{\text{sum},24}$ 两类特征。最终输入分类模型的场景特征向量计算如下:

$$X_{n \times 6} = \begin{bmatrix} N_{\text{satellite}}(1) & N_{\text{satellite}}(2) & \cdots & N_{\text{satellite}}(n) \\ S_{\text{sum}}(1) & S_{\text{sum}}(2) & \cdots & S_{\text{sum}}(n) \\ S_{\text{mean}}(1) & S_{\text{mean}}(2) & \cdots & S_{\text{mean}}(n) \\ S_{\text{max}}(1) & S_{\text{max}}(2) & \cdots & S_{\text{max}}(n) \\ S_{\text{num},24}(1) & S_{\text{num},24}(2) & \cdots & S_{\text{num},24}(n) \\ S_{\text{sum},24}(1) & S_{\text{sum},24}(2) & \cdots & S_{\text{sum},24}(n) \end{bmatrix}^T \quad (8)$$

式中, $N_{\text{satellite}}(t)$ 为第 t 个历元的可见卫星数; n 为输入矩阵的行数,即测试集的样本数。

由于本节使用了多维特征向量作为 K -means 模型的输入数据,考虑到机器学习中不同的特征向量对模型的影响权重占比不同,因此需要对输入数据进行归一化,本文选择 Z-Score 法,计算如下:

$$x_{ij} = \frac{x_{ij} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_{kj}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{m=1}^n \left(x_{mj} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_{kj} \right)^2}} \quad (9)$$

式中, x_{ij} 表示输入数据 X 的第 i 行、第 j 个元素。

最终测试集导航场景的划分类别与实际深度的关系如图 4 所示。

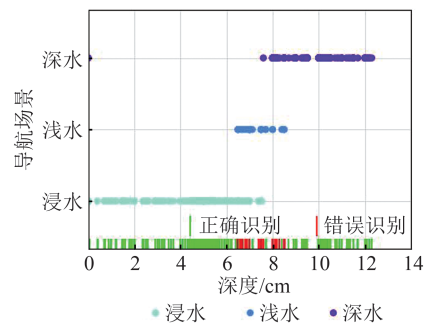


图 4 多 GNSS 特征湖泊场景聚类验证结果

Fig. 4 Multi-GNSS Feature Lake Scene Clustering Verification Results

由图 4 可知,最终测试集按浸水、浅水、深水 3 类导航场景划分的正确率为 90.4%。大部分浸水和深水的测试样本都能被较好地分类,而分类错误的地方主要发生在浅水处,尤其是在浸水-浅水、浅水-深水的场景切换处。这主要是因为本文使用的分类模型 K -means 只能利用当前时刻的场景特征信息进行识别,无法像文献[5,9-11]中的模型那样可以顾及前后历元上场景间的联通性,因此对浅水这样的在特征渐变式变化的中间过渡场景就无法有效地

区分。但是从场景识别的整体效果来看,将水下导航场景划分为浸水、浅水、深水3类是合理的。

3 结 语

本文设计了水下多传感器集成平台用于分析水下GNSS观测值质量与特性,针对目前研究普遍认为水下场景为GNSS拒止环境、相应的导航场景划分过于单一的问题,分析了水下不同水深的GNSS信号特征存在的显著差异,说明了GNSS频段内的电磁波在水下存在部分穿透能力,并就此提出了一种更加精细化的水下导航场景划分方法,将传统的单一水下导航场景进一步细分为浸水、浅水、深水3层。通过K-means算法在不同数据集上这3类水下导航场景进行了分类验证,结果显示分类正确率达到90.4%,在导航场景感知与识别层面证明了该划分方法的合理性。进一步地,本文提出的导航场景划分方法证明了存在浅水层水下过渡导航场景,提供了水下导航终端在水上/水下导航场景切换过程中构建场景过渡策略的可能,有助于实现水上/水下无缝动态导航定位系统。

参 考 文 献

- [1] Bian Hongwei, Xu Jiangning, He Hongyang, et al. The Concept of Resilience of National Comprehensive PNT System[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(9): 1265-1272. (卞鸿巍, 许江宁, 何泓洋, 等. 国家综合PNT体系弹性概念[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(9): 1265-1272.)
- [2] Zhang Hengcai, Yu Baoguo, Bi Jinzhong, et al. A Survey of Scene-Based Augmentation Systems for Comprehensive PNT[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(4): 491-505. (张恒才, 蔚保国, 秘金钟, 等. 综合PNT场景增强系统研究进展及发展趋势[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(4): 491-505.)
- [3] Groves P D, Martin H, Voutsis K, et al. Context Detection, Categorization and Connectivity for Advanced Adaptive Integrated Navigation[C]//The 26th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation, Nashville, Tennessee, USA, 2013.
- [4] Gao H, Groves P D. Context Determination for Adaptive Navigation Using Multiple Sensors on a Smartphone[C]//The 29th International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+ 2016), Oregon, USA, 2016.
- [5] Gao H, Groves P D. Environmental Context Detection for Adaptive Navigation Using GNSS Measurements from a Smartphone[J]. *Navigation*, 2018, 65(1): 99-116.
- [6] Gao H. Behaviour-aided Environment Detection for Context Adaptive Navigation[C]//The 31st International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+ 2018), Miami, Florida, 2018.
- [7] Gao H, Groves P D. Improving Environment Detection by Behavior Association for Context-Adaptive Navigation[J]. *Navigation*, 2020, 67(1): 43-60.
- [8] Gao H. Investigation of Context Determination for Advanced Navigation Using Smartphone Sensors[D]. London: University College London, 2019.
- [9] Yan X. Recurrent Neural Network Based Scenario Recognition with Multi-constellation GNSS Measurements on a Smartphone[J]. *Measurement*, 2020, 153: 107420.
- [10] Zhu Y D, Luo H Y, Zhao F, et al. Indoor/Outdoor Switching Detection Using Multisensor DenseNet and LSTM[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(3): 1544-1556.
- [11] Bakirtzis S, Qiu K H, Wassell I, et al. Deep-Learning-Based Multivariate Time-Series Classification for Indoor/Outdoor Detection[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(23): 24529-24540.
- [12] Lai Qifeng, Yuan Hong, Wei Dongyan, et al. Research on GNSS/INS Integrated Positioning Method for Urban Environment Based on Context Aware[J]. *Navigation Positioning and Timing*, 2021, 8(1): 151-162. (来奇峰, 袁洪, 魏东岩, 等. 基于场景检测的城市环境GNSS/INS组合定位方法研究[J]. 导航定位与授时, 2021, 8(1): 151-162.)
- [13] Liu Jingnan, Zhao Jianhu, Ma Jinye. Concept of Constructing the Underwater PNT Network with the Abilities of Communication, Navigation and Remote Sensing in the Deep Sea[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(10): 1523-1534. (刘经南, 赵建虎, 马金叶. 通导遥一体化深远海PNT基准及服务网络构想[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(10): 1523-1534.)
- [14] Liu Jingnan, Chen Guanxu, Zhao Jianhu, et al. Development and Trends of Marine Space-Time

- Frame Network [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(1): 17-37. (刘经南, 陈冠旭, 赵建虎, 等. 海洋时空基准网的进展与趋势[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(1): 17-37.)
- [15] Chen Guanxu, Liu Yang, Li Menghao, et al. Review on the Processing Methods of Sound Speed Errors in GNSS-Acoustic Seafloor Positioning [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(9): 1349-1363. (陈冠旭, 刘杨, 李梦昊, 等. GNSS-声学海底定位的声速误差处理方法综述[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(9): 1349-1363.)
- [16] Chong Yang, Chai Hongzhou, Guo Yunfei, et al. Matching Area Selection for AUV Geomagnetic Navigation by Self-organizing Optimization Classification [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(5): 722-730. (种洋, 柴洪洲, 郭云飞, 等. 自组织优化分类的 AUV 地磁导航适配区选取[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(5): 722-730.)
- [17] Xu Jiangning, Lin Enfan, He Hongyang, et al. Progress and Prospect of Underwater PNT Technology [J]. *Aerodynamic Missile Journal*, 2021 (6): 139-147. (许江宁, 林恩凡, 何泓洋, 等. 水下 PNT 技术进展及展望[J]. 飞航导弹, 2021(6): 139-147.)
- [18] Feriol F, Vivet D, Watanabe Y. A Review of Environmental Context Detection for Navigation Based on Multiple Sensors [J]. *Sensors*, 2020, 20(16): 4532.
- [19] Higson E J. Bayesian Methods and Machine Learning in Astrophysics[D]. Cambridge: University of Cambridge, 2019.