

ЦИНЬ ЮАНЬ ХЭ, ХУА ПЭН Ю, Ю ЧЭНЬ ФАН

ОБЗОР МЕТОДОВ ИНЕРЦИАЛЬНОЙ НАВИГАЦИИ НА ОСНОВЕ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ НАВИГАЦИИ АНПА НА БОЛЬШИХ ДИСТАНЦИЯХ

Инерциальные методы навигации автономных необитаемых подводных аппаратов (АНПА) позволяют обеспечить выполнение ими сложных задач в автоматическом режиме. Разработки в области традиционной инерциальной навигации ведутся в течение многих лет, и существует потребность в новых технических решениях. С помощью метода глубокого обучения можно автоматически выбирать и извлекать ключевые признаки в обрабатываемых данных, что широко применяется для распознавания изображений, речи, обработки текстов и в других областях. Хорошие результаты достигаются при обработке последовательно поступающих данных, например текста и речи. Очевидно, что выходные данные инерциальной навигации относятся к такому же типу информации. Многочисленные исследования показали, что модели на основе глубоких нейронных сетей можно использовать для снижения уровня шума инерциальных датчиков и дрейфа средств инерциальной навигации, а также комплексирования инерциальных данных с данными других датчиков. Кроме того, эти модели позволяют прогнозировать и уменьшать погрешности инерциальной навигации при длительном подводном плавании. В статье приводится обзор методов инерциальной навигации АНПА на основе глубокого обучения, включая новейшие достижения и тенденции развития.

Ключевые слова: инерциальная навигация, подводное позиционирование, глубокое обучение, АНПА.

1. Введение. История вопроса

АНПА представляет собой разновидность подводного робота, способного автономно выполнять под водой такие задачи, как исследование подводного рельефа, поиск, позиционирование, мониторинг и забор материала. Применение АНПА как в военной, так и в гражданской областях имеет большое значение, поскольку в отличие от телеуправляемого необитаемого подводного или обитаемого подводного аппаратов он способен функционировать автономно, без команд оператора в реальном времени, при этом стоит значительно дешевле.

Цинь Юань Хэ. Доктор наук, Национальный институт инновационных оборонных технологий, Академия военных наук (Пекин, Китай).

Хуа Пэн Ю. Доктор наук, Национальный институт инновационных оборонных технологий, Академия военных наук.

Ю Чэнь Фан. Доктор наук, факультет автоматизированного проектирования, Университет электронных наук и технологий Китая (Чэнду, Китай).

Научный редактор перевода к.т.н. Б.С. Ривкин.

АНПА обычно оборудован источником питания, датчиками, системами управления, навигации и позиционирования, а также целевой аппаратурой. Система навигации и позиционирования является значимой частью, обеспечивающей автономную навигацию АНПА, она необходима для выполнения АНПА подводных задач, так как позволяет аппарату определять свое местоположение и координаты цели. Это особенно важно для АНПА с большой дальностью хода, которые работают на более длинных маршрутах и в более сложных условиях.

Таким образом, от точности системы навигации и позиционирования зачастую зависит и то, насколько успешно АНПА справится со своей задачей, а также его безопасность. Это не преувеличение. Найти потерянный АНПА в огромном океане почти невозможно: радиоволны сильно рассеиваются в воде и имеют малую дальность распространения. Традиционные методы радионавигации неприменимы в подводных условиях, поэтому связь между АНПА и его кораблем-носителем поддерживается главным образом с помощью акустических волн. Как только АНПА покидает зону действия акустической телеметрической системы, его система навигации и позиционирования остается последним страховочным канатом, обеспечивающим его безопасность.

Перечислим основные методы навигации АНПА.

Система навигации и позиционирования по данным глобальных навигационных спутниковых систем

Обладающие высокой точностью глобальные навигационные спутниковые системы (ГНСС) нашли широкое применение в таких областях, как национальная безопасность, военная и гражданская авиация, портовые службы и рыболовство. Вместе с тем из-за сильного рассеяния электромагнитных волн под водой АНПА часто вынужден всплывать на поверхность, чтобы по сигналам спутниковых навигационных систем GPS/BDS/ГЛОНАСС скорректировать навигационные погрешности. При наличии на поверхности других кораблей, систем мониторинга морской поверхности или даже высокоточных разведывательных спутников такое всплытие может подвергнуть аппарат, особенно выполняющий секретную миссию, большому риску – его могут отследить и даже захватить. Вследствие этого в большинстве АНПА помимо спутниковой навигации используются другие вспомогательные технологии.

Навигация по маякам

Метод навигации и позиционирования на основе определения дальностей до маяков также относится к одному из ключевых направлений развития навигации АНПА. Системы навигации по маякам бывают трех типов: с длинной [1], короткой и ультракороткой базой [2]. У первых длина базы составляет от нескольких сотен до тысяч километров, в этом случае обычно требуется установка маяков на дне моря. У второго типа систем база составляет обычно от единиц до десятков метров, и маяки располагаются на корабле-носителе. В системах с ультракороткой базой маяки могут размещаться непосредственно на АНПА без предварительной установки донных маяков. Навигация по маякам тесно связана с развитием других навигационных методов. В работе [3] рассматривается новое поколение высокоточных длиннобазисных систем подводного применения, называемых интеллектуальными GPS-буями (GPS intelligent

buoy – GIB). Эти устройства, представляющие собой комбинацию GPS-приемника и маяка, регулярно отправляют данные о своем местоположении подводному аппарату, поэтому предварительное определение местоположения маяка не требуется. В настоящее время навигация по маякам достигла значительного прогресса, однако она по-прежнему требует предварительной установки акустических маяков в заданном рабочем диапазоне [4] и имеет погрешности, связанные с изменением скорости звука под водой вследствие колебаний температуры и солености. Более того, метод затратен и не обладает достаточной гибкостью [5]. В результате его применяют в основном для навигации аппаратов, выполняющих задачи на большой глубине, в случае дальних миссий или аварийно-спасательных операций к нему прибегают редко.

Подводный визуальный метод SLAM

Метод одновременной локализации и картографирования (Simultaneous Localization and Mapping – SLAM), изначально разработанный для наземных роботов, получает все большее распространение и в подводных системах. Этот метод позволяет подводным роботам выполнять автономное позиционирование и картографирование, что имеет большое прикладное значение [6]. Исследования в данной области начались сравнительно поздно, но развивались быстро. Тем не менее этот метод не подходит для длительной подводной навигации из-за ограничений, накладываемых подводной средой, и необходимости получения предварительной информации.

Инерциальная навигация

Навигационный метод на базе инерциальных измерительных модулей (ИИМ) широко применяется для навигации обитаемых и необитаемых аппаратов вследствие ограничений подводного приема радиосигналов и подводной SLAM-алгоритмии. Инерциальная технология по-прежнему является доминирующей. Она использует гироскопы и акселерометры для определения направления и ускорения, а также местоположения и ориентации объекта.

Недостатком инерциальной навигации является накопление погрешностей со временем. В практических приложениях это приводит к большим проблемам, к тому же при длительных миссиях может произойти отказ инерциальной системы. Соответственно, возникает необходимость получать дополнительные данные извне для своевременной коррекции своего местоположения путем комплексирования инерциальных данных с данными других измерителей. В частности, имеется опыт использования видеокамер [7], лидаров [8], UWB (сверхширокополосной) связи [9], что доказанно улучшает возможности позиционирования и навигации. В некоторых случаях эти датчики нельзя использовать, поскольку они часто опираются на данные об окружающей среде, чтобы получить необходимую для их функционирования вспомогательную информацию, что подчас ухудшает свойства инерциального позиционирования, которое не зависит от внешних условий.

В последние годы при распознавании изображений, речи, обработке текстов стали широко применяться методы глубокого обучения, способные автоматически выбирать и извлекать ключевые признаки из входных данных. Благодаря большому количеству исследований и разработок в области индустрии обнаружилось, что мо-

дели на основе глубоких нейронных сетей можно использовать для снижения шума инерциальных датчиков, дрейфа средств инерциальной навигации и комплексирования инерциальных данных с данными других датчиков. Кроме того, применение технологии глубокого обучения эффективно для снижения погрешностей инерциальной навигации при длительных подводных миссиях.

Статья имеет следующую структуру. В разделе 2 рассматривается текущее состояние развития методов инерциальной навигации. В разделе 3 приводятся сведения о разработках и новейших достижениях в области глубокого обучения. В разделе 4 описываются некоторые методы инерциальной навигации на основе глубокого обучения и состояние их разработки для использования в длительной подводной навигации. Анализируются применимость и потенциальные возможности различных алгоритмов в навигации и позиционировании АНПА. В заключительной части подводятся итоги.

2. Методы инерциальной навигации

Развитие инерциальных навигационных систем (ИНС) имеет долгую историю и начинается с использования в навигации в эпоху великих географических открытий компаса и счисления пути и инструментов типа гироскопа направления и искусственного гирогоризонта с роторами, поддерживаемыми двумя кольцами карданова подвеса. Считается, что первый прибор с таким подвесом ротора был создан в 1817 г. профессором И.Г.Ф. Боненбергером из Университета Тюбингена (Германия) [10].

К концу Второй мировой войны ИНС применялись в немецких ракетах «Фау-2» для стабилизации их углового положения с помощью гироскопа и определения начальной скорости по продольной оси посредством акселерометра. В 1950-х гг. ученые из США предложили более совершенную трехосную инерциальную платформенную систему, которая нашла широкое применение в ракетах, летательных аппаратах, космических аппаратах и других носителях. По мере быстрого развития компьютерных технологий и современной теории управления платформенные ИНС стали заменяться бесплатформенными (БИНС). В отличие от ИНС, где используется физическая платформа, в БИНС она математически рассчитывается. БИНС широко применяются в различных областях, включая аэрокосмические технологии, надводную и подводную навигацию и даже популярное в настоящее время автономное автовождение. Благодаря постоянному развитию микроэлектромеханических систем (МЭМС) все больше недорогих МЭМС-ИИМ появляется на потребительском рынке, например в составе портативных устройств и мобильных телефонов. Таким образом, инерциальная навигация становится неотъемлемой частью нашей повседневной жизни.

Инерциальное навигационное устройство состоит из двух главных частей – гироскопа и акселерометра. У подвижных носителей – летательных аппаратов, кораблей, транспортных средств – гироскоп измеряет угловую скорость, а акселерометр – ускорение, которые затем используются для расчета местоположения и ориентации объекта.

Существуют следующие основные разновидности гироскопов: электростатический, трехосный поплавковый, лазерный кольцевой, волоконно-оптический, волновой твердотельный, ядерный магнитный, на холодных атомах и МЭМС-гироскопы, которые постепенно занимают лидирующее положение на рынке бюджетных устройств.

Полученные от гироскопов и акселерометров данные необходимо обработать с помощью определенных алгоритмов, чтобы обеспечить правильную работу ИНС и управление носителем. К традиционным относятся метод наименьших квадратов,

фильтр Калмана, ансамбльный [11] и обобщенный фильтр Калмана [12]. Эти алгоритмы способны неплохо корректировать погрешности ИНС, но зачастую требуют знания некоторых априорных данных, поэтому не годятся для применения в определенных навигационных сценариях.

Погрешность инерциального навигационного алгоритма может неограниченно расти. Это означает, что при длительном движении АНПА под водой погрешность позиционирования будет бесконечно увеличиваться во времени. Высокоточные инерциальные приборы позволяют снизить эти погрешности [14], но они отличаются и высокой ценой. МЭМС-гироскопы, установленные в гироскувертикалях, стоят менее 100 долларов, но их дрейф составляет несколько десятков градусов в час, в то время как кольцевые лазерные и волоконно-оптические гироскопы стоят десятки тысяч долларов, зато их дрейф на два порядка ниже, чем 1 град/час [13].

Чтобы найти баланс между ценой и навигационной эффективностью, нередко требуются внешние вспомогательные данные для своевременной коррекции погрешностей ИНС путем комплексирования. В этом случае необходимо использовать несколько навигационных систем для одновременного или периодического определения навигационных данных носителя с их последующей комплексной обработкой, включая обнаружение, корреляцию и прогнозирование с целью получения более точных и надежных навигационных результатов. В настоящее время наилучшим интегрированным решением в индустрии признано сочетание ИНС/ГНСС, которое также является самым распространенным.

Тем не менее под водой радиоволны рассеиваются, и радионавигация, осуществляемая с помощью спутниковых сигналов, имеет свои ограничения в таких условиях, что делает невозможным использование комбинации ИНС/ГНСС в качестве основного метода подводной навигации. По этой причине для подводной навигации чаще используют такие комплексированные решения, как ИНС/доплеровский лаг, ИНС/АСП (акустическая система позиционирования) [15] или ИНС/навигация методом сопоставления с геофизической картой (геомагнитной, гравитационного поля, рельефа) [16]. Эти подходы значительно улучшают гибкость и точность подводной навигации находят широкое применение.

Вспомогательные по отношению к ИНС навигационные приборы часто требуют наличия априорных знаний или получают дополнительную информацию из внешней среды, что имеет свои ограничения и существенно снижает независимость инерциального позиционирования. Чтобы обеспечить скрытность, при выполнении специальных задач АНПА должны двигаться под водой в течение долгого времени в сложных и незнакомых условиях. В конечном итоге, как правило, навигационная задача решается только с помощью ИНС. Вследствие этого на сегодняшний день наиболее актуально усовершенствовать существующие методы инерциальной навигации, но с соблюдением баланса между стоимостью и точностью. В последние годы активное развитие методов глубокого обучения послужило толчком для разработки новых подходов к традиционной инерциальной навигации.

3. Краткий обзор методов глубокого обучения

Машинное обучение является подобластью технологии искусственного интеллекта, которая позволяет нужным образом настраивать компьютеры без разработки

специального программного обеспечения – за счет обучения нейронных сетей. Машинное обучение в значительной мере способствовало развитию современного общества, особенно в последние десять лет, когда оно стало занимать все больше места в повседневной жизни людей. Эта технология широко применяется в распознавании изображений, устройствах речевого ввода и перевода текстов, автоматической подборке новостей, постов или продуктов, в которых заинтересован пользователь, и т.д. [17]. Для всего этого используется методика глубокого обучения, основанная на искусственных нейронных сетях. Алгоритмы глубокого обучения состоят из нескольких слоев нейронных сетей, которые могут автоматически извлекать релевантные признаки из массива данных и обучаться на них. В основе технологии глубокого обучения лежит концепция искусственных нейронов, предложенная Уорреном МакКаллоком в 1940-х гг. [18]. Позже Фрэнк Розенблатт предложил первую модель нейронной сети под названием «перцептрон» [19]. Спустя время, когда ажиотаж вокруг новой технологии прошел, исследования в этой области перестали появляться, и многие думали, что дальнейшие разработки невозможны. Только в начале 1990-х гг., когда для обучения нейронных сетей был предложен алгоритм обратного распространения ошибки [20], это научное направление возродилось.

Сверточные нейронные сети

Наиболее распространенный метод глубокого обучения – это метод сверточных нейронных сетей (СНС) [21]. Архитектура СНС – многослойная, при этом представление данных высшего уровня зависит от данных низшего уровня, в силу чего работа сети заключается в переходе от конкретных деталей к более абстрактным и так далее, вплоть до выделения понятий высокого уровня. Стержнем СНС является ядро свертки, которое имеет такие индуктивные смещения (inductive biases), как инвариантность к сдвигу и локальная чувствительность, и может выделять локальные временные и пространственные данные [22]. Именно эти характеристики позволяют СНС занимать лидирующее положение в компьютерной обработке изображений и привлекают внимание промышленных компаний.

Глубокие сети доверия

В 2006 г. была предложена глубокая сеть доверия [23], состоящая из нескольких слоев скрытых элементов, где каждый слой представляет собой ограниченную машину Больцмана. Такую сеть можно обучать без учителя, с использованием входных данных для обучения порождающей модели.

Рекуррентные нейронные сети

Рекуррентные нейронные сети (РНС) представляют собой особый тип нейронных сетей, которые в отличие от традиционных многослойных перцептронов способны задействовать свою память для учета предыдущих связей. Они способны обрабатывать последовательные данные типа текста и речи, поэтому широко применяются во множестве областей, например при автоматическом создании текстов [24], захвате движения [25] и оценке местоположения. В последнее время посредством методов глубокого обучения

стало возможным извлекать признаки из больших наборов данных, кроме того, они показали высокую эффективность при обработке непрерывных данных – распознавании речи, машинном переводе [26], описании видео и прогнозировании движения человека [28]. Вместе с тем традиционные РНС имеют определенные недостатки, связанные с исчезновением или взрывом градиента при росте последовательности, поэтому Хохрайтером и Шмидхубером (S. Hochreiter and J. Schmidhuber) была предложена архитектура длинной цепи элементов краткосрочной памяти (Long Short-Term Memory – LSTM) [29]. Ее основной принцип заключается в управлении потоком и забывании данных с помощью вентиляционных механизмов для улучшения памяти и выразительных способностей сети. Сеть имеет хранилище, которое сохраняет информацию от предыдущих входов и использует ее для обработки текущих входов, т.е. запоминает полезные данные и забывает неактуальные, что улучшает память и выразительные способности сети. Данная архитектура эффективно работает при моделировании последовательностей, например языковом моделировании, машинном переводе и классификации текстов.

Генеративно-состязательные сети

Благодаря развитию новых архитектур и технологий в 2014 г. была предложена новая разновидность нейронных сетей – генеративно-состязательная (ГСС) [30], способная генерировать новые, не существовавшие ранее образчики, например, изображений и текстов из имеющегося набора данных. ГСС в основном состоят из сети-генератора и сети-отбраковщика. Сеть-генератор стремится генерировать образцы, которые сеть-отбраковщик воспринимает настолько реальными, насколько это возможно, и в то же время предпринимает попытки наиболее точно отличить подлинные образцы от подделок. В идеале обе сети могут совершенствоваться.

Transformer

В последние годы самой популярной технологией глубокого обучения определенно является сеть Transformer, предложенная компанией Google в 2017 г. [31]. Ее механизм внимания, предназначенный для выявления закономерности между входными и выходными данными, не ограничивается локальными взаимодействиями и способен эффективно исследовать дальние зависимости. Появление этой сети потрясло специалистов в области обработки естественного языка, она была провозглашена еще одной знаковой моделью наряду с РНС и СНС. После дополнительных исследований Transformer стали широко использовать для обработки изображений. Сеть Image Transformer [32], представленная в 2018 г., перенесла архитектуру Transformer в область компьютерного зрения. Кроме того, компания OpenAI, создатель популярного чатбота ChatGPT, предложила на основе Transformer модель iGPT [33], а также версии GPT2–GPT4, при этом отличные результаты были достигнуты в версии GPT-2, а также заложена основа для создания мультимодального искусственного интеллекта и больших моделей, состоящих из нейронной сети со множеством параметров. Группой ученых была построена векторная квантованная генеративно-состязательная нейронная сеть (Vector Quantised Generative Adversarial Network – VQGAN) [34], которая является первой архитектурой на основе Transformer, генерирующей изображения из нескольких миллионов пикселей на базе семантики.

4. Методы инерциальной навигации на основе глубокого обучения

Как отмечалось ранее, ученые, обратившие внимание на эффективность метода глубокого обучения в таких областях, как распознавание текста и компьютерное зрение, стали изучать возможности его применения в инерциальной навигации, чтобы устранить проблему накопления погрешности.

С одной стороны, при глубоком обучении можно использовать ансамблевые методы и глубокие нейронные сети для выявления признаков движения объектов, что позволяет уменьшить погрешности, связанные с изменениями положения объекта и гауссовским шумом. Следовательно, применение СНС может обеспечить хорошие результаты. С другой стороны, поскольку данные инерциальной навигации имеют жесткие временные характеристики, разумно рассмотреть такие методы, как РНС, LSTM и Transformer, в которых используются временные данные для обучения, чтобы снизить влияние погрешности, вызванной дрейфом во времени. Для того чтобы правильно спрогнозировать местоположение и ориентацию объекта, необходимо учитывать эти параметры во всех предыдущих моментах.

В последние годы был проведен ряд обстоятельных исследований в области применения глубокого обучения в инерциальной навигации, однако некоторые подходы, эффективные в наземной навигации или в особых условиях, не подходят для подводной навигации АНПА в силу ее специфики. Соответственно, в настоящей статье авторы фокусируются на обобщении отдельных методов инерциальной навигации на основе глубокого обучения для длительной подводной навигации АНПА, а также на более универсальных методах глубокого обучения для ИИМ. Большинство описываемых методов задействовались для подводной навигации АНПА и показали достойные результаты.

В работе [35] предложена сеть IOnet, которая определяет параметры движения пешехода на горизонтальной плоскости. Эта модель опирается только на данные инерциальных датчиков, главным образом на реальное ускорение и угловые скорости, и определяет традиционную модель как модель на основе полярного вектора. Был проведен ряд экспериментов по данным о движении пешехода в помещении, результаты которых сопоставлялись с результатами, полученными с помощью традиционных методов – счисления пути пешехода и использования БИНС. Сравнение показало, что IOnet работает лучше традиционных методов. Поскольку метод IOnet предполагает опору только на данные инерциальных датчиков, он подходит для применения на подводных объектах, и многие ученые использовали его в качестве базового для подводной инерциальной навигации на основе глубокого обучения.

Метод VINet для монокулярной визуально-инерциальной навигации, представляющий собой систему сквозного обучения, описан в [36]. Он предполагает комплексирование монокулярных визуальных данных с данными ИИМ, а обучение проводится по LSTM-модели. Работоспособность VINet была подтверждена на данных дронов, и результаты его применения оказались сравнимыми с результатами, полученными традиционными методами. VINet также послужил в последующем базой для подводной навигации на основе SLAM и ИИМ.

В [37] описывается алгоритм навигации АНПА NN-DR, разработанный для случаев резких изменений окружающих условий. Ключевая идея метода NN-DR состоит в применении нейронных сетей для исследования зависимого от времени соотношения между ускорением и углом дифферента по данным одного акселерометра. Модель

на основе нейронной сети может заменить гироскоп и вычислить более точно углы дифферента. Фильтр Калмана, нейронная сеть и компенсация погрешности выработки скорости позволяет уменьшить накопленные погрешности. Экспериментальная проверка подтверждает, что NN-DR работает лучше других методов глубокого обучения и фильтра Калмана в быстро меняющихся условиях.

Чтобы компенсировать погрешности инерциального одометра, разработан метод AbolDeerIO [38], предполагающий использование глубокой нейросети с тремя каналами для обучения по данным трехосного акселерометра и гироскопа, чтобы упростить извлечение характерных признаков и обучение. В сравнении с другими этот метод обладает меньшими погрешностями.

Следует упомянуть алгоритм инерциальной навигации с использованием модели LSTM [39], совмещающий высокое качество модели при решении проблемы регрессии временных рядов с реальными экспериментальными данными для верификации. Результаты испытаний на двухмерной горизонтальной плоскости продемонстрировали эффективность метода.

В работе [40] авторы проанализировали погрешности МЭМС-ИИМ и предложили модель LSTM-RNN для подавления угловой погрешности, которая сопоставлялась с моделью авторегрессии – скользящего среднего. Согласно полученным результатам, LSTM лучше подавляет шум в статических лабораторных условиях.

Метод снижения погрешностей МЭМС-ИИМ на основе сверточных нейронных сетей разработан авторами [41]. По сравнению с традиционными подходами этот новый метод успешно компенсирует большинство погрешностей ИИМ на любом уровне. С помощью СНС можно исключить не только системные, но и другие типы погрешностей.

Адаптивный навигационный алгоритм на основе глубокого обучения для обеспечения точной навигации предложен в [42]. В данном случае глубокое обучение используется для выработки низкочастотных данных о местоположении для коррекции навигационной погрешности. Затем добавляется правило, чтобы определить, имеет ли место сбой в измерениях доплеровского лага, и применяется адаптивный фильтр на основе байесовского метода для оценки навигационных данных одновременно с ковариацией погрешностей измерений.

В [43] представлен метод оценивания ориентации по данным гироскопов недорогих ИИМ, обеспечивающий снижение погрешностей. Поскольку задействуется бюджетный ИИМ, уровень погрешностей его гироскопов выше, чем у высокоточных приборов. В связи с этим вместо РНС и моделей LSTM для обучения сети используется СНС, причем сравнение с такими методами, как визуально-инерциальная одометрия [44], подтверждает большую эффективность работы СНС на гироскопах недорогих ИИМ.

Первая модель инерциальной навигации STIN на основе сети Transformer описана в [45]. STIN аккумулирует показания ИИМ и использует сеть для обучения распознавания двухмерной скорости, ориентации и траектории. В STIN применяются слои самовнимания (self-attention layers) локального и глобального уровня для отбора пространственной контекстной информации из измерений ИИМ, что повышает эффективность обучения нейронной сети, а также обеспечивает хорошую робастность. Наконец, используя общедоступные наборы данных, авторы сравнили эффективность STIN с другими методами и экспериментально доказали, что этот метод в настоящее время превосходит все остальные.

ProNet [46] представляет собой гибридную модель обучения на основе адаптивного обобщенного фильтра Калмана. Для оценки ковариации шума требуются только показания инерциальных датчиков. Метод прошел проверку при комплексировании данных ИНС/доплеровского лага в экспериментах по моделированию навигации АНПА и продемонстрировал эффективное снижение среднеквадратической и средней абсолютной погрешности измерения скорости. Авторы предполагают, что ProNet подходит при использовании любых внешних датчиков, интегрируемых с ИНС.

В работе [47] предложена платформа глубокого обучения Navnet, состоящая из модуля многослойной рекуррентной нейронной сети, упрощенного модуля внимания (позволяет сосредоточиться на наиболее важных входных данных) и модуля полносвязных слоев. В сравнении с традиционными методами навигации и позиционирования, такими как обобщенный и ансамбльный фильтры Калмана, Navnet не требует знания модели системы или измерений для оценки вектора состояния при определении местоположения АНПА. Метод решения задачи фокусируется главным образом на комплексировании различных датчиков и обеспечивает более высокую точность позиционирования в сравнении с обобщенным и ансамбльным фильтрами Калмана.

В [48] для решения навигационных задач рассматривается метод сквозного обучения, предполагающий использование глубокого обучения с подкреплением, в частности процедуры глубоко детерминированного градиента (Deep Deterministic Policy Gradient). Применяется безмодельный подход, где исходные данные датчиков служат входными данными для сети, а выходные данные сети непосредственно влияют на динамику системы. Применение адаптивной целенаправленной архитектуры позволяет агенту стабильно достигать меняющихся промежуточных целей. Испытания с использованием динамической модели Nessie VII подтверждают применимость этого метода для навигации АНПА.

Вопросы применения глубокого обучения для устранения сбоев данных доплеровского лага на АНПА или собственно оценки скорости АНПА являются актуальными для подводной навигации. В работе [49] рассматривается интегрированный алгоритм навигации с использованием БИНС/доплеровского лага на основе нелинейной авторегрессионной модели с внешними входами (NARX) и робастного фильтра Калмана. В тех ситуациях, когда выходные данные лага подвергаются воздействию внешних факторов, имеют выбросы или разрывы, модель NARX применяется для прогнозирования данных лага и продолжения работы интегрированной навигации. Экспериментальная проверка была проведена на наборе данных, собранных корабельной экспериментальной системой БИНС/лаг.

В [50] авторы с помощью глубоких нейронных сетей для счисления пути производят точную оценку скорости движения АНПА даже при отказе лага. Эффективность метода была протестирована на данных, собранных АНПА NOCALR и Autosub5 в процессе натурных испытаний на озере Лох-Несс (Великобритания) в ноябре 2021 г., причем в качестве эталонного значения для сравнения послужили данные о реальной скорости лага.

В [51] предложен алгоритм LSTM/SVR-VBAKF для интегрированной навигационной системы, который эффективен при наличии выбросов или разрывов в данных лага в процессе подводной навигации с использованием системы БИНС/лаг. Модель обучается по нормальным выходным данным этой системы и генерирует псевдоизмерение при появлении аномалий в данных лага. Действенность метода была подтвержде-

на результатами экспериментов и сравнения с другими методами: фильтром Калмана, адаптивным фильтром на основе вариационного байесовского подхода и вариационным байесовским адаптивным алгоритмом с регрессией опорных векторов.

В работе [52] рассмотрен метод глубокого обучения, дополняющий метод счисления пути. В этом случае прогнозирование относительной горизонтальной скорости АНПА осуществляется с помощью данных ИИМ, датчиков давления и управляющих сигналов, принимаемых в качестве входных данных сети, а измерения доплеровского лага или GPS служат эталоном для обучения. Метод исследовался на моделированных данных автономных подводных глайдеров и экспериментальных данных от АНПА большой дальности, включая съемки в заливе Монтерей. Результаты показали эффективность рассматриваемого подхода, однако авторы не сопоставили его с другими существующими методами.

Направленность исследований в областях длительной подводной инерциальной навигации, автономной навигации наземных транспортных средств, инерциальной навигации летательных аппаратов и определения ориентации в пешеходных портативных ИИМ зачастую сильно различается. Вместе с тем в отличие от длительной подводной инерциальной навигации другие типы навигации нередко развиваются и совершенствуются быстрее за счет удобства наземных экспериментов и наличия более полных наборов данных. В этих областях можно найти новые интересные решения, например обучение оценке траектории естественного движения человека (при стоянии, ходьбе или повороте) при помощи ИИМ, установленного в смартфоне [53]. Позднее те же авторы предложили метод RoNIN [54] на основе применения инерциальных навигационных данных в смартфонах для оценивания траекторий пешеходов. Интересно отметить, что этот метод не требует, чтобы пешеходы держали телефоны в определенном положении, а позволяет надежно определить траектории и тогда, когда телефон находится в сумке, и во время фотографирования, и если человек сидит, и т.д. Перечисленные подходы еще не нашли применения в подводной навигации АНПА, но могут способствовать появлению новых разработок в этой области.

В настоящее время, когда развитие традиционных методов инерциальной навигации приостановилось, использование методик глубокого обучения позволило достичь определенной точности автоматизированного позиционирования и работы навигационных систем в реальном времени. Эти алгоритмы способны обучаться на больших объемах накопленных данных, что позволяет повысить точность навигации, и могут применяться в различных сценариях. Ожидается, что глубокое обучение сыграет большую роль в совершенствовании навигационных систем АНПА. Тем не менее результаты текущих исследований показывают, что есть еще несколько нерешенных проблем. Во-первых, нужно найти способы повышения точности при применении методов глубокого обучения для ИНС на дорогах МЭМС. Кроме того, следует приложить усилия, чтобы добиться снижения навигационных погрешностей при длительной подводной навигации. Поскольку получить точные данные о позиционировании под водой достаточно трудно, при обучении и в ходе испытаний в основном опираются на данные надводных кораблей, что порождает вопрос о том, как обучать более точные и робастные модели. Вдобавок нужно избегать переобучения нейронных сетей. В настоящее время большинство исследований сосредоточено на вопросах комплексирования различных датчиков или использования дополнительных датчиков в помощь БИНС в процессе навигации. При этом применению глубокого обучения для коррекции чисто инерциальных погреш-

ностей, что, по мнению авторов, является главной проблемой, уделяется меньшее внимание. В заключение следует отметить, что в области разработки методов инерциальной навигации на основе глубокого обучения и их применения на АНПА остается еще множество нерешенных вопросов.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Matos, A. and Cruz, N.**, Development and implementation of a low-cost LBL navigation system for an AUV, *Ocean '99 MTS/IEEE. Riding the Crest into 21st Century*, pp. 774–779.
2. **Opderbecke, J.P. and Person, R.**, POSIDONIA 6000: A new long range highly accurate ultra short base line positioning system, *Ocean MTS/IEEE Conference Proceedings*, Halifax, 1998, pp. 1721–1727.
3. **Thomas, H.G.**, GIB buoys: An interface between space and depths of the oceans, *Proceedings of the 1998 Workshop on Autonomous Underwater Vehicles*, Cambridge, pp. 181–184.
4. **Watanabe, Y. and Ochi, H.**, A tracking of AUV with integration of SSBL acoustic positioning and transmitted INS data, in *Proc. OCEAN EUROPE*, Bremen, 2009, pp. 1–6.
5. **Toky, A. and Singh, R.**, Localization schemes for underwater acoustic sensor networks — A review, *Comput. Sci. Rev.*, 2020, pp. 100241–100259.
6. **Bresson, G. and Alsayed, Z.**, Simultaneous localization and mapping: A survey of current trends in autonomous driving, *IEEE Trans. Intell.*, 2017, pp. 194–220.
7. **Qin, T. and Li, P.**, VINS-Mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator, *IEEE Transactions on Robotics (ITOR)* 2018, pp. 1004–1020.
8. **Xu, W. and Cai, Y.**, Fast-LIO2: Fast direct LiDAR-inertial odometry, *IEEE Transactions on Robotics*, 2022.
9. **Feng, D. and Wang, C.**, Kalman-filter based integration of IMU and UWB for high-accuracy indoor positioning and navigation, *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, pp. 3133–3146.
10. **Wagner, J. and Sorg, H.W.**, The Bohnenberger machine, *Gyroscopy Navig.*, 2010, vol. 1, pp. 73–78.
11. **Allotta, B. and Caiti, A.**, A new AUV navigation system exploiting unscented Kalman filter, *Ocean Eng.*, 2016, pp. 121–132.
12. **Farrell, J.A.**, *Aided Navigation Systems: GPS and High Rate Sensors*, New York: McGraw-Hill, 2008, pp. 11–12.
13. **Petillo, S. and Schmidt, H.**, Exploiting adaptive and collaborative AUV autonomy for detection and characterization of internal waves, *IEEE Journal of Oceanic Engineering Special Issue on Marine Vehicle Autonomy*, 2014, pp. 150–164.
14. **Jalving, B.**, DVL velocity aiding in the HUGIN 1000 Integrated Inertial Navigation System, *Modeling, Identification and Control*, 2004, pp. 223–235.
15. **Stutters, L. and Liu, H.**, Navigation technologies for autonomous underwater vehicles, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 2008, pp. 581–589.
16. **Yu, S.-Ch., Ura, T., Fujii, T., and Kondo, H.**, Navigation of autonomous underwater vehicles based on artificial underwater landmarks, *MTS/IEEE Oceans 2001. An Ocean Odyssey. Conference Proceedings (IEEE Cat. No. 01CH37295)*, Honolulu, 10.1109.
17. **LeCun, Y., Bengio, Y., and Hinton, G.**, Deep learning, *Nature*, 2015, pp. 436–44.
18. **McCulloch, W.S. and Pitts, W.**, A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 1943, pp. 115–133.
19. **Rosenblatt, F.**, The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain, *Psychological review*, 1958, p. 386.
20. **Rumelhart, D.E. and Hinton, G.E.**, Learning representations by back-propagating errors, *Nature*, 1986, pp. 533–536.
21. **LeCun, Y. and Bottou, L.**, Gradient-based learning applied to document recognition, *Proceedings of the IEEE*, 1998, pp. 2278–2324.
22. **Goodfellow, I.J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M. et al.**, Generative adversarial networks, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2014, pp. 2672–2680.
23. **Hinton, G.E., Osindero, S., and Teh, Y.-W.**, A fast learning algorithm for deep belief nets, *Neural Computation*, 2006, pp. 1527–1554.
24. **Sutskever, I., Martens, J., and Hinton, G.E.**, Generating text with Recurrent Neural Networks, *International Conference on Machine Learning (ICML)* 2016.

25. Sutskever, I., Hinton, G.E., and Taylor, G.W., The Recurrent Temporal Restricted Boltzmann Machine, in *Advances in Neural Information Processing Systems 21*, 2008, pp. 1601–1608.
26. Graves, A. and Jaitly, N., Towards end-to-end speech recognition with recurrent neural networks, *Proceedings of the 31st International Conference on International Conference on Machine Learning*, 2014, vol. 32, pp. 1164–1172.
27. Zhou, Y., Wang, M., Liu, D., and Hu, Z., More grounded image captioning by distilling image-text matching model, *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2020.
28. Donahue, J., Hendricks, L.A., and Rohrbach, M., Long-term Recurrent Convolutional Networks for visual recognition and description, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, pp. 677–691.
29. Hochreiter, S. and Schmidhuber, J., Long short-term memory, *Neural Computation*, 1997, pp. 1735–1780.
30. Goodfellow, I.J. and Pouget-Abadie, J., Generative adversarial nets, in *Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems – Volume 2 (NIPS'14)*: pp. 2672–2680.
31. Vaswani, A. and Shazeer, N., Attention is all you need, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017.
32. Parmar, N., Vaswani, A., Uszkoreit, J. et al., Image transformer, *International Conference on Machine Learning (ICML)*, 2018, pp. 4055–4064.
33. Chen, M., Radford, A. and Child, R., Generative pretraining from pixels, *International Conference on Machine Learning (ICML)*, 2020, pp. 1691–1703.
34. Esser, P., Rombach, R., and Ommer, B., Taming transformers for high-resolution image synthesis, *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2021, pp. 12873–12883.
35. Chen, C., Lu, X., Markham, A., and Trigoni, N., IONet: Learning to cure the curse of drift in inertial odometry, in *The Conference on Artificial Intelligence (AAAI)* 2018.
36. Clark, R., Wang, S., Wen, H., Markham, A., and Trigoni, N., VINet: Visual-Inertial Odometry as a sequence-to-sequence learning problem, in *The Conference on Artificial Intelligence (AAAI)* 2017, pp. 3995–4001.
37. Lu, S., Liu, J., Guo, J. et al., Neural-network based AUV navigation for fast-changing environments, *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, pp. 9773–9783.
38. Esfahani, M.A., Wang, H., and Wu, K., AbolDeepIO: A novel deep inertial odometry network for autonomous vehicles, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, pp. 1941–1950.
39. Topini, E. et al., LSTM-based dead reckoning navigation for Autonomous Underwater Vehicles, *Global Oceans 2020*, Singapore – U.S. Gulf Coast, Biloxi, pp. 1–7.
40. Jiang, C. and Chen, S., A MEMS IMU de-noising method using Long Short Term Memory Recurrent Neural Networks (LSTM-RNN), *Sensors*, 2018.
41. Chen, H., Aggarwal, P., Taha, T.M., and Chodavarapu, V.P., Improving inertial sensor by reducing errors using deep learning methodology, *NAECON 2018 – IEEE National Aerospace and Electronics Conference (NAEC)*.
42. Ma, H., Mu, X., and He, B., Adaptive navigation algorithm with deep learning for Autonomous Underwater Vehicle, *Sensors*, 2021.
43. Brossard, M., Bonnabel, S., and Barrau, A., Denoising IMU gyroscopes with deep learning for open-loop attitude estimation, in *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, pp. 4796–4803.
44. Martinelli, A., Vision and IMU data fusion: Closed-form solutions for attitude, speed, absolute scale, and bias determination, in *IEEE Transactions on Robotics*, 2011, pp. 44–60.
45. Rao, B., Kazemi, E., and Ding, Y., CTIN: Robust Contextual Transformer Network for inertial navigation, *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2022, pp. 5413–5421.
46. Or, B. and Klein, I., ProNet: Adaptive process noise estimation for INS/DVL fusion, *2023 IEEE Underwater Technology (UT)*, Tokyo, Japan, pp. 1–5.
47. Zhang, X., He, B., Li, G., Mu, X., Zhou, Y. and Mang, T., Navnet: AUV navigation through deep sequential learning, in *IEEE Access*, 2020, vol. 8, pp. 59845–59861.
48. Carlucho, I., De Paula, M., Wang, S., Menna, B.V., Petillot, Y.R., and Acosta, G.G., AUV position tracking control using end-to-end deep reinforcement learning, *OCEANS 2018 MTS/IEEE Charleston*, Charleston, SC, USA, pp. 1–8.
49. Li, D., Xu, J., He, H. and Wu, M., An underwater integrated navigation algorithm to deal with DVL malfunctions based on deep learning, in *IEEE Access*, 2021, vol. 9.

50. Topini, E., Fanelli, F., and Topini, A., An experimental comparison of Deep Learning strategies for AUV navigation in DVL-denied environments, *Ocean Engineering*, 2023, vol. 274.
 51. Zhu, J., Li, A., Qin, F., Che, H., and Wang, J., A novel hybrid method based on deep learning for an integrated navigation system during DVL signal failure, *Electronics*, 2022, vol. 11, no. 19, p. 2980.
 52. Saksvik, I.B., Alcocer, A., and Hassani, V., A deep learning approach to dead-reckoning navigation for autonomous underwater vehicles with limited sensor payloads, *OCEANS 2021*, San Diego – Porto, pp. 1–9.
 53. Yan, H., Shan, Q., and Furukawa, Y., RIDI: Robust IMU double integration, in *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2018, pp. 621–636.
 54. Herath, S., Yan, H., and Furukawa, Y., RoNIN: Robust neural inertial navigation in the wild: Benchmark, evaluations, new methods, in *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 3146–3152
-

Qin Yuan He, Hua Peng Yu (National Innovation Institute of Defense Technology Academy of Military Science, Beijing, China), **Yu Chen Fang** (School of Automation Engineering University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, China).

Deep Learning-Based Inertial Navigation Technology for Autonomous Underwater Vehicle Long-Distance Navigation – A Review, *Гироскопия и Навигация*, 2023, vol. 31, no. 3 (122), pp. 122–135.

Abstract. Autonomous navigation technology is the key technology for Autonomous Underwater Vehicle (AUV) to achieve automated, intelligent operation and task processing. Inertial navigation technology is the core of autonomous navigation technology for AUV. Traditional inertial navigation technology has been developed for many years, and it is necessary to find new breakthroughs. Deep learning can automatically select and extract key features of input data, which has been widely used in image recognition, speech recognition, natural language processing and other fields, and has good results in processing sequential data such as text and speech. Inertial navigation data clearly belongs to this type of data, and many scholars in the industry have conducted related research and design, and found that deep neural network models can be used to calibrate the noise of inertial sensors, reduce the drift of inertial navigation mechanisms, and fuse inertial information with other sensor information, with good effects in solving the prediction and error suppression of inertial navigation during long-term underwater voyages. This article provides a comprehensive review of deep learning-based inertial navigation for AUV, including the latest research progress and development trend direction

Key words: Inertial Navigation; Underwater Localization; Deep Learning; AUV.

Материал поступил 01.07.2023