

В. А. БОБКОВ, А. П. КУДРЯШОВ, С. В. МЕЛЬМАН, А. Ф. ЩЕРБАТЮК

## НАВИГАЦИЯ АВТОНОМНОГО НЕОБИТАЕМОГО ПОДВОДНОГО АППАРАТА ПО СТЕРЕОИЗОБРАЖЕНИЯМ С ФОРМИРОВАНИЕМ 3D-МОДЕЛИ СРЕДЫ

*Описан метод навигации автономного подводного аппарата, основанный на визуальной одометрии. Предложены модификации метода, направленные на повышение точности локализации аппарата и снижение вычислительных затрат. Например, рассмотрен алгоритм с длительным прослеживанием особенностей на изображениях, повышающий точность вычисления локального перемещения аппарата; предложены адаптивная методика расчета траектории, а также метод визуальной навигации подводного аппарата в условиях локального маневрирования, основанный на использовании виртуальной сети координатной привязки. Описан метод решения задачи 3D-реконструкции объектов по изображениям, необходимый при выполнении инспекционных подводных работ.*

**Ключевые слова:** автономный подводный аппарат, навигация, визуальная одометрия, 3D-реконструкция.

### Введение

Подводная робототехника широко используется сегодня для выполнения работ обзорного и обследовательского характера. Особенностью эксплуатации автономных необитаемых подводных аппаратов (АНПА), в отличие от наземных и летающих роботов, являются условия априори неизвестной среды и невозможность применения систем спутниковой навигации. Для решения указанных задач в подводной робототехнике в последнее время наряду с традиционным гидроакустическим навигационным оборудованием все шире применяются системы визуальной навигации, основанные на обработке фиксируемой видеoinформации. В частности, активно развиваются и применяются сегодня методы визуальной одометрии, основанные на вычислении относительных перемещений робота по моно- и стереоизображениям. Соответствующий обзор можно найти в [1]. Ранее полученные авторами результаты

---

**Бобков** Валерий Александрович. Доктор технических наук, заведующий лабораторией, Институт автоматизации и процессов управления ДВО РАН, Дальневосточный государственный университет (Владивосток, Россия).

**Кудряшов** Алексей Павлович. Кандидат технических наук, младший научный сотрудник. Институт автоматизации и процессов управления ДВО РАН.

**Мельман** Сергей Владимирович. Кандидат технических наук, младший научный сотрудник. Институт автоматизации и процессов управления ДВО РАН.

**Щербатюк** Александр Федорович. Доктор технических наук, член-корреспондент РАН, директор. Институт проблем морских технологий ДВО РАН, Дальневосточный государственный университет.

Статья по докладу на XXIV Санкт-Петербургской международной конференции по интегрированным навигационным системам, 2017.

отражены в [2–9]. Несмотря на достигнутые результаты, эти методы требуют дальнейшего совершенствования как в плане повышения точности навигации, так и в плане сокращения вычислительных затрат для соответствия режиму реального времени.

Наряду с точной локализацией АНПА другой важной задачей, которая возникает при выполнении обследовательских работ, является автоматическая инспекция подводных объектов и построение их трехмерной модели [10, 11]. При этом карты глубин могут быть получены как с помощью лазерных дальнометров [12], так и с помощью обработки фотоизображений программно-алгоритмическими средствами. Точность и качество реконструкции объектов напрямую зависит от точности визуальной навигации и характера траектории, обеспечивающей полный обзор объекта.

Целью настоящей работы является решение этих двух взаимосвязанных задач: навигации и управления движением АНПА по видеоинформации и 3D-реконструкции инспектируемых объектов.

### **Метод визуальной навигации**

Предлагается усовершенствованный метод навигации АНПА по стереоизображениям на основе визуальной одометрии. Классическая вычислительная схема предполагает следующую поэтапную обработку стереопар изображений фиксируемого видеопотока:

- установление соответствий 2D-особенностей на двух парах стереоизображений, соответствующих двум соседним позициям траектории, с выделением единого, сопоставленного для всей четверки изображений, множества особенностей;
- построение на стереопаре текущей позиции (методом триангуляции лучей) множества 3D-точек (3D-облако) по полученному единому множеству особенностей. Аналогичным образом строится 3D-облако для стереопары предшествующей позиции. Каждое 3D-облако координируется в локальной системе координат позиции;
- вычисление матрицы геометрического преобразования, описывающего относительное перемещение АНПА (6 DOF (degrees of freedom)) в локальной системе координат.

Поскольку для традиционной вычислительной схемы характерны накопление погрешности локализации и значительные вычислительные затраты, в данной работе был разработан ряд модификаций, направленных на повышение точности навигации и скорости вычислений.

### **Длительное прослеживание особенностей**

Одним из возможных направлений уменьшения накапливаемой погрешности локализации АНПА при вычислении траектории его движения методом визуальной одометрии является более полный учет видеоинформации на участке, предшествующем текущей обрабатываемой позиции. Например, в [13] реализован метод multi-frame feature integration, в котором для расчета относительного перемещения камеры используется набор характеристик, расширенный за счет учета так называемых «интегрированных» особенностей. Они получаются путем осреднения позиций предыдущих измерений (преобразованных в текущий кадр) и их предсказанных позиций.

В настоящей работе предлагается алгоритм вычисления локального геометрического преобразования в позициях траектории АНПА на основе длительного прослеживания особенностей на снимках трекером KLT (Kanade–Lucas–Tomasi feature tracker) [14], что, по мнению авторов, предположительно должно повысить точность локализации в сравнении с традиционным алгоритмом.

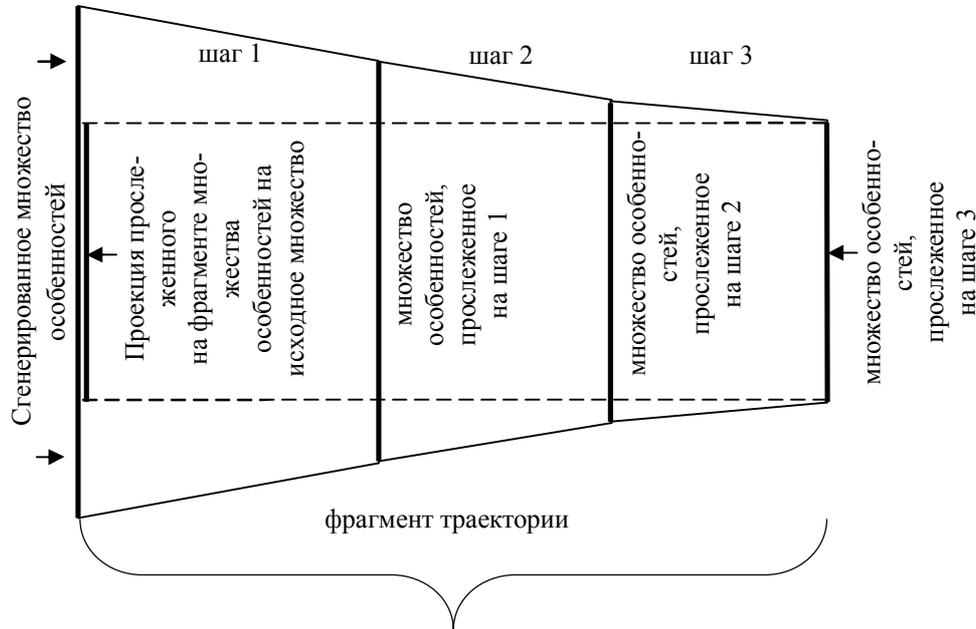


Рис. 1. Прослеживание особенностей на фрагменте траектории

Рассматривается обработка траектории фрагментами, где фрагмент состоит из нескольких шагов, а шаг определяется предварительно заданным числом снимков. Общее число получаемых снимков определяется частотой съемки и временем прохождения по траектории. Непосредственно в схеме обработки на каждом шаге используются только стереопара в начале шага и в конце. Генерация исходного множества 2D-особенностей на снимках выполняется в начале каждого фрагмента (на первом шаге). Прослеживание особенностей на снимках соседних позиций осуществляется следующим образом: для их прослеживания на очередном шаге фрагмента используется то же 2D-множество, что и на предыдущем (см. рис. 1).

Сопоставление на снимках стереопары выполняется детектором SURF [15], а прослеживание на снимках соседних позиций – с помощью трекера KLT (рис. 2). Полученное в результате такого многошагового прослеживания множество особенностей в конце фрагмента сопоставляется с исходным. Результатом этого сопоставления является множество особенностей, прослеженных от начала до конца фрагмента. На рис. 1 эта операция определена как проекция на начало фрагмента. Такая проекция по существу является фильтром, исключающим недостоверные особенности. По полученным сопоставленным множествам строятся два 3D-облака и вычисляется относительное изменение положения и ориентации стереокамеры аппарата.

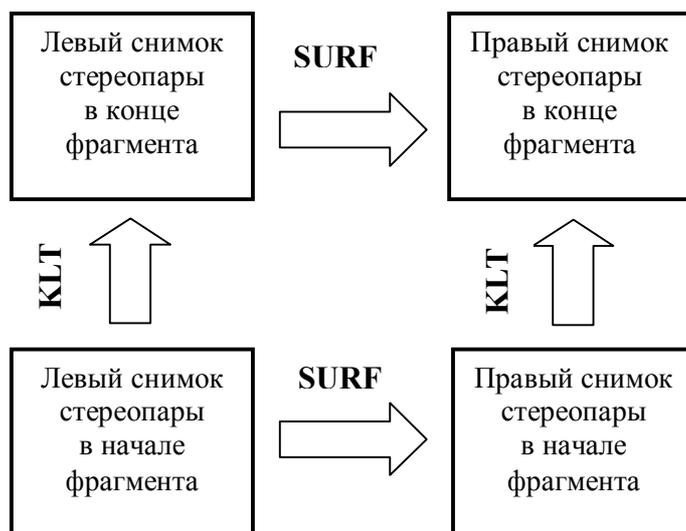


Рис. 2. Схема обработки снимков двух стереопар

### Адаптивная методика расчета траектории

Адаптивность предложенного алгоритма реализуется тремя совместно работающими механизмами: а) выбор размера очередного шага в зависимости от степени перекрытия зон видимости стереокамеры для двух соседних позиций; б) уменьшение шага, если число сопоставленных особенностей меньше заданного порога; в) отсечение тех частей изображения, которые не относятся к перекрытию зон видимости. Оно выполняется сопоставлением особенностей в каждом из 4-х изображений двух стереопар, относящихся к двум соседним позициям, непосредственно перед генерацией.

Первый механизм позволяет задавать максимальный размер очередного шага, гарантирующий заданную величину общей (для двух позиций) зоны видимости, что направлено на минимизацию числа обсчитываемых позиций и, соответственно, на уменьшение времени счета.

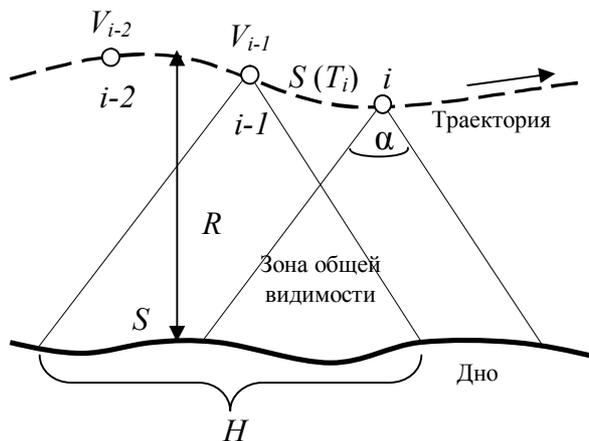


Рис. 3. Вычисление адаптивного шага в зависимости от зоны общей видимости

Искомое время перемещения  $T_i$  на очередном шаге  $i$  вычисляется на основе анализа геометрии сцены на рис. 3 с учетом следующих параметров:  $\alpha$  – верти-

кальный угол обзора камеры (по направлению движения камеры),  $R$  – среднее расстояние от камеры до дна,  $H$  – линейный размер зоны видимости камеры в проекции на плоскость дна,  $P$  – заданный процент перекрытия зоны видимости камеры,  $fps$  – частота съемки,  $S$  – перемещение камеры из предыдущей позиции в текущую при заданном проценте перекрытия зон видимости.

Тогда

$$H = 2 \operatorname{tg}\left(\frac{\alpha}{2}\right)R, \quad S = H\left(1 - \frac{P}{100}\right).$$

При вычислении максимального размера очередного шага будем учитывать динамику АНПА на прямолинейных участках движения: где скорость высокая, шаг может быть большим, а на криволинейных участках, где скорость движения снижается, он должен уменьшаться. Обозначим через  $T_i$  искомое время перемещения на очередном шаге  $i$ ;  $T_{pre}$  – время перемещения на предыдущем шаге  $i-1$ ;  $V_{i-1}$  – скорость АНПА в позиции  $i-1$ ;  $V_{i-2}$  – скорость АНПА в позиции  $i-2$ . Все величины, относящиеся к предыдущему шагу, известны, поэтому скорости вычисляются исходя из известных значений пройденного пути за шаг и времени. Величина  $A = (V_{i-1} - V_{i-2}) / T_{pre}$  определяет ускорение на предыдущем шаге. Соответственно, скорость на текущем участке  $[i-1, i]$  (при сохранении ее динамики) будет изменяться от  $V_{i-1}$  до величины  $V_{i-1} + AT_i$ . Для подсчета пути, пройденного за время  $T_i$ , можно исходить из средней скорости  $V_{i-1} + AT_i / 2$ . Тогда можно получить выражение для искомой величины  $T_i$ :  $T_i = S / (V_{i-1} + AT_i / 2)$ . Оно эквивалентно квадратичному уравнению:

$$AT_i^2 + 2V_{i-1}T_i - S = 0. \quad (1)$$

При этом:

- если  $A = 0$ , то  $T_i = \frac{S}{V_{i-1}}$ ;
- если  $A < 0$  и дискриминант  $D = V_{i-1}^2 + 2AS < 0$ , то  $T_i = -\frac{V_{i-1}}{A}$ .

В общем случае  $T_i = (-V_{i-1} + \sqrt{D}) / A$ . Для пересчета размера шага в число кадров полученную величину умножаем на  $fps$ . Таким образом, обеспечивается адаптивное вычисление текущего шага с учетом расстояния до дна, величины желаемого перекрытия зон видимости и динамики движения АНПА.

Второй механизм – уменьшение шага – направлен на поддержание числа особенностей на уровне не ниже заданного порога, что необходимо для обеспечения высокой точности вычисления матрицы локального преобразования (определяет перемещение АНПА из предыдущей в текущую позицию). Если их количество меньше заданного порога, то делается повторное сопоставление после деления шага пополам (в экспериментах порог варьировался от 30 до 100 точечных особенностей). Процесс – итеративный, пока не выполнится условие превышения числом особенностей заданного порога или размер шага не достигнет 1 кадра.

Третий механизм – отсечение части изображения, не относящейся к общей зоне видимости, дает два преимущества. Он исключает потенциально возможные ошибочные сопоставления особенностей на неперекрывающихся областях, что, в конечном счете, приводит к повышению точности вычислений локальных преобразований и позволяет сократить время обработки. Величина отсекаемой части изображения определяется из анализа геометрии зон видимости для двух соседних позиций.

### Учет самопересечений траектории

При локальном маневрировании АНПА движение осуществляется в ограниченной области подводной среды с возможными самопересечениями траектории. В этом случае возможно уточнение параметров траектории за счет использования преимуществ повторного посещения аппаратом/роботом одних и тех же позиций. Проблема известна как *loop closure problem*. Примером ее решения, основанном на опознавании места с помощью метода *bag-of-words representation* [16], является работа [17].

Предлагаемый в настоящей работе метод основан на использовании базового алгоритма визуальной одометрии и виртуальной сети координатной привязки. Виртуальная сеть координатной привязки – это множество опорных систем координат (ОСК), в качестве которых рассматриваются локальные системы координат в конкретных позициях траектории АНПА. С каждой ОСК связана совокупность информации, содержащая: полученную в данной позиции стереопару снимков; пространственные координаты данной позиции и параметры камеры, позволяющие вычислить видимую камерой область дна, а также цепочку (упорядоченную последовательность) матриц локальных геометрических преобразований, накопленную к данному моменту времени.

Согласно методу визуальной одометрии перемножение локальных матриц позволяет получить положение и ориентацию стереокамеры АНПА в мировой системе координат (МСК). Под МСК понимается внешняя система координат, в которой вычисляется движение камеры. В качестве таковой без ограничения общности можно использовать локальную систему координат камеры в начальный момент движения. Входной информацией служит видеопоток, фиксируемый стереокамерой (направленной вниз) при движении АНПА. Формально работу метода можно представить следующим образом:

- формирование сети ОСК на начальном участке траектории АНПА, при котором используются результаты работы базового метода визуальной одометрии, выполняющего расчет траектории по видеопотоку;
- на втором участке одновременно с работой базового метода осуществляется привязка АНПА к ОСК и корректировка расчета траектории, выполняемого базовым методом.

Все ОСК связаны с МСК через цепочку матриц геометрических преобразований, которые порождаются непосредственно при работе базового метода (число матриц = числу шагов) или берутся из уже существующей ОСК в случае успешной к ней координатной привязки (тогда число матриц = числу матриц в ОСК + 1). Параметры траектории вычисляются в МСК, которая фиксируется в начальный момент времени.

*Формирование ОСК.* В начальный момент фиксируется МСК и стартует базовый метод визуальной одометрии, с помощью которого на каждом шаге (шаг = заданному числу кадров) выполняется вычисление параметров (6DOF) позиции

траектории. Продолжительность траектории на этапе формирования ОСК предварительно задается отметкой времени или длиной пройденного аппаратом пути. В позициях траектории, определяемых заданным интервалом (числом кадров), осуществляется фиксация очередной новой ОСК<sub>new</sub>, которая заносится в список ОСК, образующих сеть координатной привязки. Если одна из уже существующих ОСК<sub>old</sub> имеет общую зону видимости с ОСК<sub>new</sub>, то выполняется их связывание и редактирование информации, относящейся к ОСК<sub>new</sub>, а именно – ее последовательность локальных матриц заменяется на соответствующую последовательность матриц (более короткую), принадлежащую ОСК<sub>old</sub>. Такая операция повышает точность локализации ОСК<sub>new</sub>. Формирование ОСК выполняется также и на втором этапе, но только при условии их привязки к уже существующим ОСК.

Следует заметить также, что эффективность виртуальной сети координатной привязки зависит от геометрии траектории АНПА, поскольку все ОСК находятся на траектории.

*Привязка к ОСК.* Стандартная схема вычисления параметров каждой позиции траектории АНПА в МСК предполагает, согласно базовому методу, перемножение всей цепочки матриц локальных преобразований, полученных на предыдущих шагах, что, как известно, приводит к накоплению существенной ошибки в случае длинной цепочки преобразований. Использование системы сравнительно точных ОСК позволяет потенциально исключать длинные цепочки преобразований на отдельных шагах, тем самым повышая точность навигации в целом. Суть работы алгоритма на этом этапе заключается в привязке текущей позиции к ближайшей ОСК, когда это возможно (рис. 4), с заменой накопленной цепочки локальных преобразований на более короткую, принадлежащую ОСК, плюс преобразование, связывающее текущую позицию с ОСК.

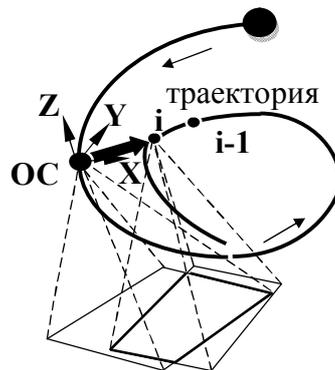


Рис. 4. Привязка АНПА к ОСК

Возможность привязки оценивается степенью перекрытия зоны видимости камеры в данной позиции и зоны видимости камеры в позиции ОСК. Расчет перекрытия зон видимости выполняется на основе известных данных о параметрах камеры и вычисленных параметрах траектории. При отсутствии перекрытия или при величине перекрытия ниже заданного порога привязка не выполняется. На рис. 4 показана ситуация привязки АНПА в текущей позиции  $i$  к ОСК, когда перекрытие зон видимости удовлетворяет указанному условию. В этом случае вся цепочка преобразований от стартовой позиции до позиции  $i$  заменяется на более короткую цепочку преобразований от стартовой позиции до позиции ОСК. Это означает, что точность локализации АНПА в позиции  $i$  в результате

корректировки повысилась до точности локализации ОСК. Схема работы алгоритма представлена на рис. 5.

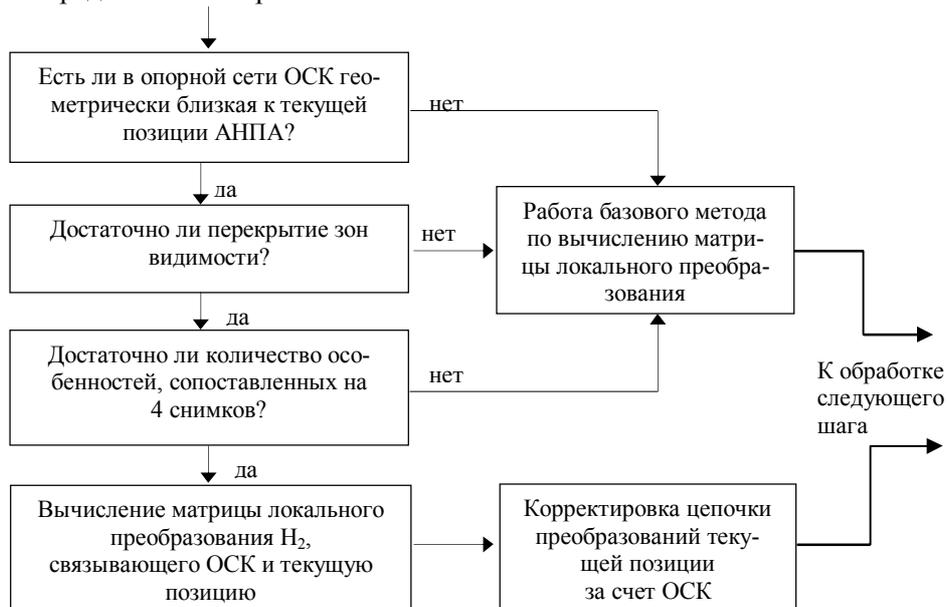


Рис. 5. Работа алгоритма при вычислении позиции АНПА на текущем шаге

На каждом шаге обработки траектории, прежде чем начинает работать метод визуальной навигации стандартным образом, выполняется проверка возможности привязки к ближайшей ОСК. Если условия привязки выполняются, то вычисляется преобразование, связывающее системы координат текущей позиции и ОСК. Затем выполняется корректировка цепочки преобразований текущей позиции описанным выше образом и переход к обработке следующего шага. В противном случае текущий шаг обрабатывается стандартным образом методом визуальной навигации. На рис. 6 иллюстрируется работа алгоритма на модельной сцене: показаны сформированные к текущему шагу траектории ОСК (обозначены точками зеленого цвета в позициях траектории с визуализацией пирамиды видимости) и позиции траектории, в которых осуществлена привязка к какой-либо из ОСК (синий цвет).

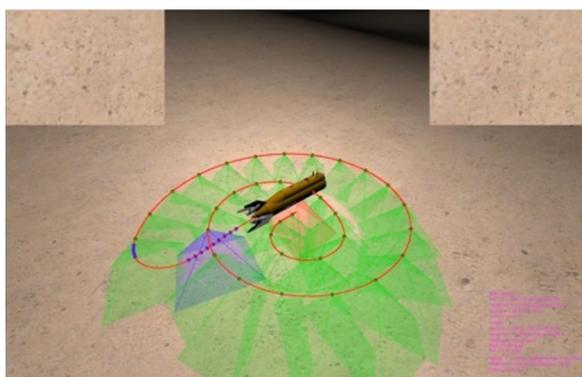


Рис. 6. Использование виртуальной сети координатной привязки на примере модельной сцены

### 3D-реконструкция

Задача 3D-реконструкции сцены по последовательности изображений решается в два этапа. На первом этапе с помощью программы «дальномер» [16] определяются «карты глубин» (множество точек в узлах регулярной сетки на изображении с расстояниями до камеры) и строятся триангуляционные сетки для множества видов наблюдаемой сцены. На втором этапе выполняется объединение фрагментов триангуляционной поверхности в единую 3D-модель. Для приведения всех видов в единую систему координат используются результаты работы метода визуальной навигации (6 DOF для каждого вида). Непосредственно объединение видов и формирование 3D-модели выполняется реализованным авторами воксельным методом [11], который следует подходу, впервые предложенному в [17].

Метод основан на объединении дальностных измерений в воксельном октантном пространстве с последующим построением изоповерхностей. Новизну данной реализации метода составляют:

- алгоритм индексирования треугольников в виде текстурной карты для каждого вида, который позволяет сократить объем вычислений и ускорить работу метода в целом на порядок;
- алгоритм устранения артефактов генерируемой поверхности и возможность многопроцессорной обработки данных на гибридной вычислительной архитектуре.

Другой подход к реконструкции и визуализации пространственной сцены, который также был реализован в настоящей работе, заключается в использовании точечной модели для представления объектов [18]. В этом случае триангуляционная модель не строится, но генерируемые локальные множества 3D-точек отдельных видов также объединяются в МСК в виде глобальной точечной модели с последующей упрощенной визуализацией сцены с помощью *surfaces plats* [19]. Такой подход принципиальным образом повышает скорость построения и визуализации 3D-модели сцены.

### Результаты экспериментов

*Визуальная одометрия.* Эксперименты по оценке эффективности предложенных модификаций метода навигации по видеоинформации и метода 3D-реконструкции объектов по изображениям проводились на модельных сценах, подготовленных с помощью моделирующего комплекса [18], и с реальной стереокамерой (GC1380, частота съемки – 20 fps, разрешение – 1360x1024, базовое расстояние – 30 см).

Эксперименты на модельных сценах:

1. В этом эксперименте на данных модельной сцены было проведено сравнение результатов работы «алгоритма визуальной одометрии с длительным прослеживанием особенностей» и алгоритма, реализующего классическую схему обработки (прослеживание особенностей на одном шаге). Результаты тестирования, приведенные в табл. 1, показали повышение точности локализации и сокращение времени счета за счет обработки длинных фрагментов.

Т а б л и ц а 1

**Усредненная абсолютная погрешность расчета траектории на модели подводной сцены. Задаваемые параметры: время движения – 240 с, высота траектории над дном – 3,5-8 м, частота съемки – 25 кадров/с, разрешение снимков – 600 x 400**

	эффективный шаг по траектории (в кадрах)			
	2	4	8	16
Погрешность (см) алгоритма с классической схемой обработки	33	25	49	большая погреш.
Погрешность (см) алгоритма с длительным прослеживанием трекером KLT (шаг = 2, число шагов во фрагменте = 2, 4, 8, 16)	28	13	18	25

2. Эксперименты с адаптивной методикой для модельных сцен показали сокращение объема вычислений в режиме offline до 10 раз без потери точности в сравнении с базовым методом визуальной одометрии.
3. Алгоритм с использованием виртуальной сети координатной привязки показал преимущество в точности по отношению к базовому алгоритму в 1,5-2 раза на модельных сценах (см. табл. 2) (движение виртуального АНПА – 300-600 с).

Т а б л и ц а 2

**Модельная сцена: продолжительность траектории – 6016 кадров, частота съемки – 10 Гц, расчетный шаг по траектории – 8 кадров. Число сгенерированных ОСК – 115, 72 ОСК были использованы, число привязок – 385**

	Средняя погрешность (см)	Погрешность в конце траектории (см)
Базовый метод визуальной одометрии	3,5	2,6
Метод с использованием виртуальной сети координатной привязки	2,1	0,75

Эксперименты с реальными данными.

1. Эксперимент со стереокамерой, установленной на АНПА (рис. 7), проводился «на воздухе», поскольку в этих условиях было проще и надежнее получить оценку точности визуального метода. Аппарат был закреплен на тележке (на высоте  $\approx 1$  м до пола), которая перемещалась со скоростью примерно 0,5 м/с по траектории длиной 12 м. Бетонный пол имел выраженную текстуру, приемлемую для идентификации особенностей. Для оценки точности была применена методика, согласно которой: а) перемещение осуществляется по замкнутой траектории, то есть с возвратом к стартовой точке; б) в качестве ошибки визуального метода рассматривается расхождение между реальной конечной точкой траектории (в данном случае она совпадает со стартовой точкой) и вычисленной визуальным методом. Величина расхождения (погрешность метода) в данном эксперименте = 7,8 см, что по отношению ко всей длине траектории составляет менее 1%.



Рис. 7. Подводный аппарат с установленной стереокамерой

Заметим, что в реальных условиях при движении аппарата в воде есть определенные ограничения на применение визуального метода, связанные с обеспечением хорошего качества изображений. Прежде всего требуется хорошая освещенность объектов сцены. Она обеспечивается естественным освещением при работе на шельфе или применяемой на АНПА подсветкой, эффективной в пределах до 5 м. Качество изображений зависит также от прозрачности воды.

2. Тестирование алгоритма с использованием виртуальной сети координатной привязки было проведено на реальных данных (с применением KITTI Vision Benchmark Suite [21, 22]), полученных при стереосъемке городской обстановки. Предоставляемые данные содержат последовательность кадров стереосъемки, точную локализацию траектории движения установленной на автомобиле камеры и данные калибровки, позволяющие провести расчет траектории по стереопоследовательности своим методом. Пример стереоснимков приведен на рис. 8.



Рис. 8. Стереопара снимков городской сцены

Поскольку в условиях данной сцены камера «смотрит» по направлению движения, наш алгоритм был модифицирован с учетом этого обстоятельства. Сравнительные результаты работы алгоритма с использованием виртуальной сети координатной привязки и базового алгоритма (с классической схемой обработки данных) приведены в табл. 3. Вычисленные значения и истинная траектория показаны на рис. 9.

Таблица 3

Сцена: длина траектории  $\approx 3720$  м, частота съемки – 10 Гц, число кадров – 4536 frames,  
 $T \approx 453$  с, число сгенерированных ОСК – 96.  
 Первая ОСК – на 144-ом кадре, первая привязка – на 1546-ом кадре

	Средняя погрешность (м)	Погрешность в конце траект. (м)
Базовый метод визуальной одометрии	72,4	90,3
Метод с использованием виртуальной сети координатной привязки	15,3	2,84

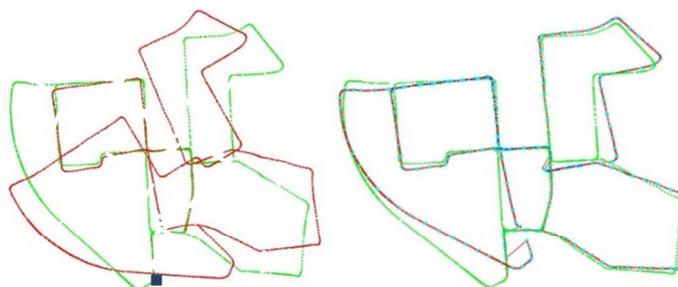


Рис. 9. Истинная траектория (зеленый цвет) и траектории, вычисленные базовым методом визуальной одометрии (слева) и методом с использованием виртуальной сети координатной привязки (справа)

На рис. 10 показана модельная сцена с траекторией АНПА, а на рис. 11 а, б проиллюстрирована работа двух реализаций метода 3D-реконструкции – с формированием триангуляционной и точечной модели.

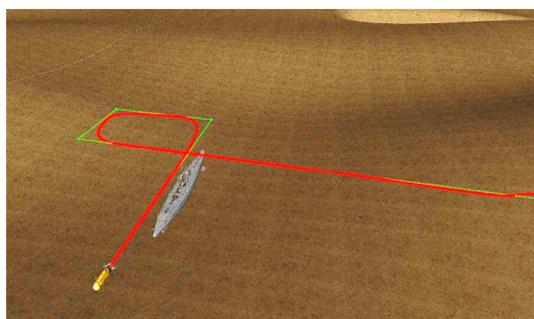


Рис. 10. Траектория виртуального подводного аппарата в модельной сцене



а)

б)

Рис. 11. Метод 3D-реконструкции: а) триангуляционная модель: сгенерировано 316 кадров, 600 x 400 точек. Формирование модели: 24 млн треуг. – 355 сек, 6 млн треуг. – 92 сек; б) точечная модель: – 9,4 млн точек, время загрузки – 0,076 сек на кадр, среднее время объединения – 0,23 сек на кадр, время на финальную визуализацию – 4,68 сек.

## Заключение

Основным результатом проведенных в работе исследований является развитие метода визуальной навигации применительно к АНПА и метода 3D-реконструкции подводной обстановки по стереовидеопотоку за счет разработки оригинальных алгоритмов, направленных на повышение эффективности традиционных вычислительных схем. Анализ результатов проведенных вычислительных экспериментов с модельными и реальными данными показал эффективность предложенных решений. Дальнейшие исследования связаны с продолжением натурных экспериментов и совершенствованием программно-алгоритмических средств и технической базы с учетом результатов обработки реальных данных.

*Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проекты № 15-07-00341, №16-07-00350) и гранта Российского научного фонда (проект № 16-19-00038, результаты экспериментов).*

## ЛИТЕРАТУРА

1. **Aqel M., Marhaban M. H., Saripan M. I., Ismail N. B.** Review of visual odometry: types, approaches, challenges, and applications. – SpringerPlus. 2016.
2. **Bobkov V. A., Ronshin Yu. I., Kudryashov A. P., and Mashentsev V. Yu.** 3D SLAM from Stereoimages. Programming and Computer Software, 2014, No. 4, P. 159–165.
3. **Бобков В. А., Машенцев В. Ю.** Навигация подводного робота по стереоизображениям. Мехатроника, автоматизация, управление. 2016. Т. 17. № 2. С. 101–109.
4. **Bobkov V., Mashentsev V., Tolstonogov A., Scherbatyuk A.** Adaptive Method for AUV Navigation Using Stereo Vision. Proceedings of the 26th ISOPE International Ocean and Polar Engineering Conference. Greece. 2016.
5. **Goi V., Gatsenko A., Shestopalov G., Sporyshev M., Tolstonogov A., Scherbatyuk A.** Stabilization of an autonomous underwater vehicle relative to the bottom of the sea by the means of stereoscopic vision. Proceedings of the OCEANS 2015 MTS/IEEE Conference. 2015. Italy.
6. **Pavin A., Inzartsev A., Eliseenko G., Lebedko O., Panin M. A.** Reconfigurable Web-based Simulation Environment for AUV. Proceedings of the OCEANS'15 MTS/IEEE Conference & Exhibition, Washington DC. 2015.
7. **Pavin A.** Underwater Object Recognition in Photo Images /Proceedings of the OCEANS'15 MTS/IEEE Conference & Exhibition. USA. 2015.
8. **Pavin A., Inzartsev A., Eliseenko G.** Reconfigurable Distributed Software Platform for a Group of UUVs (Yet Another Robot Platform). Proceedings of the OCEANS 2016 MTS/IEEE Conference & Exhibition. USA, 2016.
9. **Inzartsev A., Pavin A., Kleschev A., Gribova V., Eliseenko G.** Application of Artificial Intelligence Techniques for Fault Diagnostics of Autonomous Underwater Vehicles. Proceedings of the OCEANS 2016 MTS/IEEE Conference & Exhibition. USA. 2016.
10. **Johnson-Roberson M., Pizarro O., Williams S. B., Mahon I.** Generation and visualization of large-scale three-dimensional reconstructions from underwater robotic surveys. Journal of Field Robotics, Special Issue: Three-Dimensional Mapping, Part 3, 2010. Volume 27, Issue 1, P. 21–51.
11. **Бобков В.А., Кудряшов А.П.** Построение трехмерной модели морского дна воксельным методом. Подводные исследования и робототехника. 2016. № 2. С. 13–18.
12. **Stoyanov T., Mojtahedzadeh R., Andreasson H., Lilienthal A. J.** Comparative evaluation of range sensor accuracy for indoor mobile robotics and automated logistics applications. Robotics and Autonomous Systems, Vol. 61, 2013, P. 1094–1105.
13. **Hernan Badino, Akihiro Yamamoto, and Takeo Kanade.** Visual Odometry by Multi-frame Feature Integration. International Workshop on Computer Vision for Autonomous Driving @ ICCV, 2013, P.222–229.
14. **Bruce D. Lucas and Takeo Kanade.** An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision. International Joint Conference on Artificial Intelligence, P. 674–679, 1981.

15. **Herbert Bay, Andreas Ess, Tinne Tuytelaars, Luc Van Gool.** Speeded-Up Robust Features (SURF). Computer Vision and Image Understanding, Volume 110, Issue 3, 2008, P. 346–359.
16. **Бобков В. А., Роншин Ю. И., Машенцев В. Ю.** Построение карт глубин на множественной последовательности видов. Информационные технологии. 2012. №6. С. 39–44.
17. **Curless B., Levoy M. A.** Volumetric Method for Building Complex Models from Range Images, Computer Graphics, 1996, P. 303–312.
18. **Rusinkiewicz S., Hall-Holt O., Levoy M.** Real-time 3D model acquisition. ACM Trans. Graph. (Proc. SIGGRAPH), 2000. P. 438–446.
19. **Zwicker M., Pfister H., Baar J. V., and Gross M.** Surface splatting. In Computer Graphics (Proc. SIGGRAPH), 2000, P. 371–378.
20. **Melman S., Bobkov V., Inzartsev A., Pavin A.** Distributed Simulation Framework for Investigation of Autonomous Underwater Vehicles Real-Time Behavior. Proceedings of the OCEANS'15 MTS/IEEE. 2015, P. 43–58.
21. **Geiger A., Lenz Ph., Urtasun R.** Are we ready for Autonomous Driving? The KITTI Vision Benchmark Suite. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2012. Presentation. P. 1–8.
22. [http://www.cvlibs.net/datasets/kitti/eval\\_odometry.php](http://www.cvlibs.net/datasets/kitti/eval_odometry.php).

---

**V.A. Bobkov, A.P. Kudryashov, S.V. Mel'man, A.F. Shcherbatyuk** (Institute of Automation and Control Processes, Far-Eastern Branch of RAS, Far-Eastern State University (Vladivostok, Russia). Navigation of autonomous unmanned underwater vehicle using stereo images with 3D modeling of environment. *Giroskopiya i Navigatsiya*. 2017. Vol. 25. №3 (98). P. 115–129.

**Abstract.** *A method of navigating an autonomous unmanned underwater vehicle, based on visual odometry is described. Modifications to the methods are proposed to enhance the accuracy of the vehicle localization and to reduce the cost of computations. This includes an algorithm with continuous tracking of image features, which increases the accuracy of vehicle local travel computation; an adaptive methodology of trajectory calculation is proposed, as well as a method of visual navigation of an underwater vehicle under conditions of local maneuvering, based on virtual coordinate referencing frame. Also, a method of 3D reconstruction of objects by images, essential during underwater inspections, is described.*

**Key words:** autonomous underwater vehicle, navigation, visual odometry, 3D reconstruction.

#### REFERENCES

1. **Aqel M., Marhaban M.H, Saripan M.I, and Ismail N.B.,** Review of Visual Odometry: Types, Approaches, Challenges, and Applications, SpringerPlus, 2016.
2. **Bobkov V. A., Ronshin Yu. I., Kudryashov A.P., and Mashentsev V. Yu.,** 3D SLAM from Stereoimages. Programming and Computer Software, 2014, No. 4, pp. 159–165.
3. **Bobkov, V.A., and Mashentsev, V.Yu.,** *Navigatsiya podvodnogo robota po stereoizobrazheniyam* (Underwater Robot Navigation Using Stereo Images), *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravleniye*, No. 2, vol. 17, 2016, pp. 101–109.
4. **Bobkov V., Mashentsev V., Tolstonogov A., and Scherbatyuk A.** Adaptive Method for AUV Navigation Using Stereo Vision, Proceedings of the 26th ISOPE International Ocean and Polar Engineering Conference, Greece, 2016.
5. **Goi V., Gatsenko A., Shestopalov G., Sporyshev M., Tolstonogov A., and Scherbatyuk A.,** Stabilization of an Autonomous Underwater Vehicle Relative to the Bottom of the Sea by Means of Stereoscopic Vision, Proceedings of the OCEANS 2015 MTS/IEEE Conference, Italy, 2015.
6. **Pavin A., Inzartsev A., Eliseenko G., Lebedko O., and Panin M.,** Reconfigurable Web-based Simulation Environment for AUV, Proceedings of the OCEANS'15 MTS/IEEE Conference & Exhibition, Washington DC, 2015.
7. **Pavin A.,** Underwater Object Recognition in Photo Images, Proceedings of the OCEANS'15

- MTS/IEEE Conference & Exhibition, USA, 2015.
8. **Pavin A., Inzartsev A., and Eliseenko G.** Reconfigurable Distributed Software Platform for a Group of UUVs (Yet Another Robot Platform), Proceedings of the OCEANS 2016 MTS/IEEE Conference & Exhibition, USA, 2016.
  9. **Inzartsev A., Pavin A., Kleschev A., Gribova V., and Eliseenko G.,** Application of Artificial Intelligence Techniques for Fault Diagnostics of Autonomous Underwater Vehicles, Proceedings of the OCEANS 2016 MTS/IEEE Conference & Exhibition, USA, 2016.
  10. **Johnson-Roberson M., Pizarro O., Williams S. B., and Mahon I.,** Generation and Visualization of Large-Scale Three-Dimensional Reconstructions from Underwater Robotic Surveys, Journal of Field Robotics, Special Issue: Three-Dimensional Mapping, Part 3, 2010, vol. 27, issue 1, pp. 21–51.
  11. **Bobkov, V.A., Kudryashov, A.P.,** Postroenie modeli morskogo dna voksel'nym metodom (Sea Bottom Modeling by Voxel Technique), *Podvodnye issledovaniya i robototekhnika*, 2016, No. 2, pp. 13-18.
  12. **Stoyanov T., Mojtahedzadeh R., Andreasson H., and Lilienthal A. J.,** Comparative Evaluation of Range Sensor Accuracy for Indoor Mobile Robotics and Automated Logistics Applications, Robotics and Autonomous Systems, vol. 61, 2013, pp. 1094-1105.
  13. **Badino, H., Yamamoto, A., and Kanade, T.,** Visual Odometry by Multi-frame Feature Integration, International Workshop on Computer Vision for Autonomous Driving @ ICCV, 2013, pp. 222-229.
  14. **Lucas, B.D., and Kanade, T.,** An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision, International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1981, pp. 674-679.
  15. **Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T., and Van Gool, L.,** Speeded-Up Robust Features (SURF), Computer Vision and Image Understanding, vol. 110, issue 3, 2008, pp. 346-359.
  16. **Bobkov, V.A., Ron'shin, Yu.I., and Mashentsev, V.Yu.,** Postroenie kart glubin na mnozhestvennoi posledovatel'nosti vidov (Construction of Maps of Depths Based on Multiple Sequence of Views), *Informatsionnye tekhnologii*, 2012, No. 6, pp. 39-44.
  17. **Curless B., and Levoy M.,** *A Volumetric Method for Building Complex Models from Range Images*, Computer Graphics, 1996, pp. 303-312.
  18. **Rusinkiewicz S., Hall-Holt O., and Levoy M.,** Real-time 3D Model Acquisition, ACM Trans. Graph. (Proc. SIGGRAPH), 2000, pp. 438–446.
  19. **Zwicker M., Pfister H., Baar J. V., and Gross M.,** Surface Splatting, Computer Graphics (Proc. SIGGRAPH), 2000, pp. 371–378.
  20. **Mel'man S., Bobkov V., Inzartsev A., and Pavin A.,** Distributed Simulation Framework for Investigation of Autonomous Underwater Vehicles Real-Time Behavior, Proceedings of the OCEANS'15 MTS/IEEE, 2015, pp. 43-58.
  21. **Geiger A., Lenz Ph., and Urtasun R.,** Are We Ready for Autonomous Driving? The KITTI Vision Benchmark Suite, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012, Presentation, pp. 1-8.
  22. [http://www.cvlibs.net/datasets/kitti/eval\\_odometry.php](http://www.cvlibs.net/datasets/kitti/eval_odometry.php).

Материал поступил 26.06.2017