

В. А. БОБКОВ, А. П. КУДРЯШОВ, А. В. ИНЗАРЦЕВ

ТЕХНОЛОГИЯ ВЫСОКОТОЧНОЙ ПРИВЯЗКИ АНПА К ИНСПЕКТИРУЕМОМУ ОБЪЕКТУ

Предложены новый алгоритм и методика координатной привязки автономного необитаемого подводного аппарата-робота (АНПА) к подводным объектам по стереоизображениям для автоматизированной инспекции объектов донной промышленной инфраструктуры. Вычислительные эксперименты проведены с использованием имитационного моделирующего комплекса на гибридной многопроцессорной вычислительной архитектуре. Получены оценки эффективности предложенных решений.

Ключевые слова: автономный необитаемый подводный аппарат, стереоизображения, подводный добычный комплекс, координатная привязка, ИСР-алгоритм, моделирующий комплекс.

Введение

Существует большое число объектов под водой, включая морские платформы для разведки и добычи нефти и газа, буровые установки, газовые и нефтяные трубопроводы и т.д., которые требуют периодической проверки их состояния. Обычно для этих целей используются привязные телеуправляемые необитаемые подводные аппараты (ТНПА, или ROV) [1]. К основным проблемам использования ТНПА для целей инспекции можно отнести необходимость привлечения судна-носителя, что весьма проблематично при наличии ледового покрова в районе проведения работ. Кроме того, аренда таких судов на достаточно продолжительное время проведения инспекции обходится дорого.

Альтернативой является применение АНПА. Такие аппараты не имеют физической связи с постом управления и могут работать автономно и автоматически (в том числе подо льдом). Помимо этого, для применения АНПА во многих случаях не требуется использования судна-носителя. АНПА имеет навигационно-управляющий комплекс на базе бортовой вычислительной сети, набор необходимых датчиков и может самостоятельно двигаться по заданной программе, корректируя при необходимости свое движение. Для целей инспекции АНПА может оснащаться дополнительным измерительным и фиксирующим оборудованием: стереокамерами, подсвечивающим линейным лазером или лазерным сканером, звуковизором, набором разнообразных геохимических датчиков и магнитометров.

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

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

Инзарцев Александр Вячеславович. Доктор технических наук, заведующий лабораторией, Институт проблем морских технологий ДВО РАН (Владивосток).

Применению АНПА для целей инспекции в мире уделяется все большее внимание. В работе [2] предлагается метод управления автономным роботом при инспекции подводного объекта, основанный на интеграции сенсорных данных, включая информацию от камеры, многолучевого акустического локатора, поддонного профилографа и магнитного сенсора. Модуль интеграции реализуется на базе вероятностных карт, которые содержат локацию и рейтинг от каждого сенсора. Эти же авторы в [3] рассматривают модуль управления роботом, который генерирует контрольные точки (waypoints) при формировании траектории на основе данных, получаемых от модуля интеграции сенсорных измерений. В [4] описана система для подводной инспекции с использованием автономного робота, оснащенного триангуляционной лазерной системой и камерой высокого разрешения. Снимки делаются с перекрытием для последующего формирования мозаики высокого разрешения. В [5] представлена робототехническая сенсорная сеть локализации для инспекции подводных трубопроводов. В работах [6–8] описана система обнаружения и прослеживания подводного оптического кабеля с помощью АНПА, основанная на обработке измерений магнитометра. В [9] представлен надежный, по утверждению авторов, метод визуальной одометрии для восстановления движения камеры. Следует отметить, что в указанных исследованиях, а также в ряде других задача управления движением автономного робота при инспекции подводной инфраструктуры решается, как правило, за счет комплексирования различных сенсоров. Видеоинформация от камер при этом используется только на уровне 2D.

Одной из основных проблем использования АНПА является необходимость точной навигационной привязки во время движения среди донных объектов добычного комплекса. Применение для этих целей стандартных бортовых навигационных средств, комплексирующих данные от системы счисления пути и акустических навигационных средств (с длинной или ультракороткой базой), не позволяет обеспечить требуемую субметровую точность. Эти средства могут быть использованы для первоначального выхода АНПА к объекту инспекции. Далее необходимо обеспечить прецизионную навигацию АНПА среди объектов, например на базе обработки видеоизображений.

С целью инспекции подводных объектов с помощью АНПА, оснащенного стандартным навигационным оборудованием и цифровой видеостереокамерой, в настоящей статье предложена технология координатной привязки аппарата к инспектируемому объекту. Основой методики является разработка оригинального алгоритма координатной привязки АНПА к подводному добычному комплексу с использованием видеоинформации.

Описание подхода

Моделирование на компьютере рабочей миссии АНПА по инспектированию подводного добычного комплекса (ПДК) необходимо для разработки и тестирования методов/алгоритмов, предназначенных для работы АНПА в натуральных условиях.

Цель инспекционной миссии заключается в сборе видеоинформации о компонентах ПДК с помощью АНПА, перемещающегося по заданной траектории. АНПА оснащен стереокамерой, что позволяет наряду с фотоизображениями строить и трехмерные (3D) локальные виды объектов. Полученная видеоинформация используется

для оценки рабочего состояния элементов ПДК. Доставка АНПА в район расположения ПДК осуществляется с помощью штатной гидроакустической навигационной системы. На начальном этапе выполнения рабочей миссии решается задача координатной привязки АНПА к комплексу, которая необходима для точной локализации АНПА при движении по запланированной (в системе координат ПДК) траектории.

Предполагается, что положение и размеры структурных элементов ПДК априори известны. На предварительном этапе на основе имеющейся геометрической информации о структуре ПДК [10] (пример структуры условного ПДК, расположенного на морском дне, показан на рис. 1) создается его геометрическая модель.

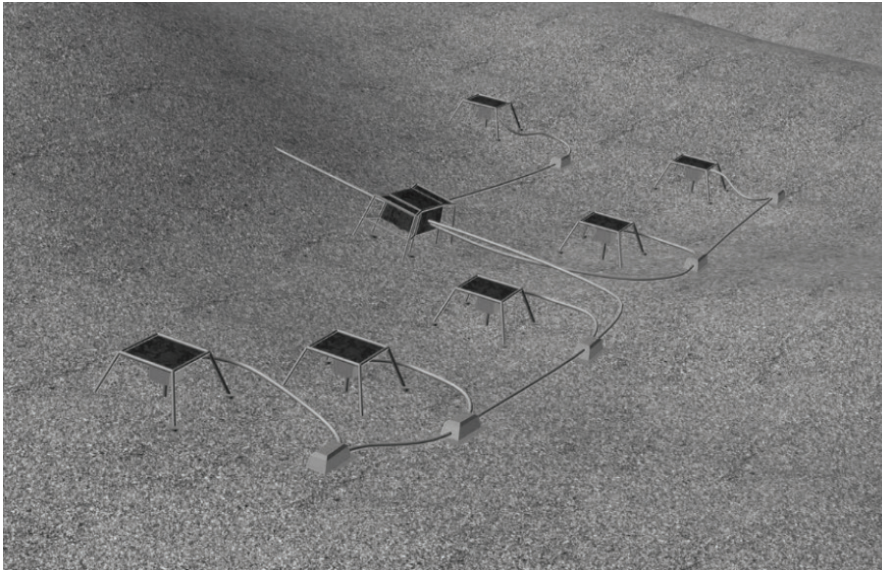


Рис. 1. Структура подводного добычного комплекса, включающего устьевое оборудование скважин, манифольды, тройники и шлангокабели

Постановка задачи. Требуется получить матрицу геометрического преобразования координат точек из системы координат АНПА в систему координат ПДК с использованием геометрической модели ПДК и множества видимых стереокамерой 3D-точек $C\{C_1, \dots, C_M\}$, формируемого по сопоставленным особенностям на снимках стереопары. В качестве модели, однозначно идентифицирующей ПДК, рассматривается множество характерных точек (ХТ) $P\{P_1, \dots, P_N\}$ и множество измеренных расстояний $D\{d_{ij}\}$ между ними. Здесь d_{ij} – расстояние между ХТ P_i и P_j , ХТ задаются в системе координат, связанной с ПДК. Множество видимых камерой 3D-точек $C\{C_1, \dots, C_M\}$ (3D-облако) формируется с помощью сопоставления особенностей на изображениях стереопары (детектор Харриса для выделения угловых особенностей на снимке и детектор SURF для сопоставления выделенных особенностей на паре снимков по дескрипторам) и триангуляции лучей по сопоставленным особенностям. В общем случае 3D-облако содержит точки рельефа и неизвестное число точек, принадлежащих ПДК (их число может варьироваться от 0 до максимального в модели). Вычисление искомой матрицы геометрического преобразования из системы координат АНПА (CS^{AUV}) в систему координат ПДК (CS^{UMS}) выполняется на основе сопоставления идентифицированных 3D-точек ПДК в 3D-облаке и соответствующих ХТ модели ПДК. Для этого необходимо решить задачу идентификации 3D-точек ПДК

в 3D-облаке с помощью предлагаемого в данной работе оригинального алгоритма, использующего принцип структурной когерентности на базе построенной геометрической модели ПДК. После идентификации точек ПДК в 3D-облаке вычисляется матрица геометрического преобразования, обеспечивающая привязку АНПА к системе координат ПДК.

В данной работе при моделировании рабочей инспекционной миссии АНПА используется ранее разработанный авторами метод визуальной навигации [11], основанный на визуальной одометрии, и имитационный моделирующий комплекс [12].

Алгоритм точной координатной привязки АНПА к ПДК

Задача вычисления геометрического преобразования между двумя системами координат (СК) традиционно решается с помощью алгоритма ICP (Iterative Closest Point), реализуемого в двух видах в зависимости от имеющихся исходных данных. В первом варианте используются два набора сопоставленных точек, каждый из которых задан в своей СК. Сопоставление позволяет сформулировать и решить оптимизационную задачу стандартными средствами. Альтернатива – применение RANSAC-метода, который позволяет получить решение с помощью лучшей выборки исходных данных. Во втором варианте решается задача совмещения двух независимо заданных поверхностей (без сопоставления исходных данных) [13, 14]. В нашем случае указанные методы неприменимы непосредственно, поскольку один из двух наборов данных (3D-облако) содержит как принадлежащие ПДК, так и «посторонние» точки от других объектов (рельеф дна и, возможно, др.). «Посторонние» точки во всех рассмотренных вариантах вносят ошибку в вычисляемую матрицу преобразования. По этой причине применению любого из рассмотренных выше методов предшествует нетривиальная задача идентификации точек ПДК в 3D-облаке, для решения которой и предлагается описываемый ниже алгоритм.

На предварительном этапе формируется геометрическая модель ПДК, которая используется для визуального опознавания элементов комплекса и координатной привязки к нему АНПА при погружении в район расположения ПДК.

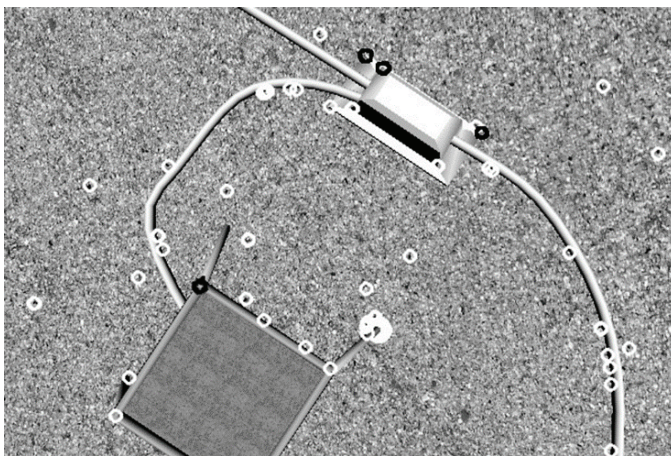


Рис. 2. 2D-особенности на снимке, сформированные детектором Харриса

Формирование координат ХТ модели. С учетом заведомо имеющейся геометрической информации о ПДК (документация, непосредственные измерения) оператором фиксируется пронумерованная последовательность (множество) принадлежащих ему характерных 3D-точек. В качестве ХТ выбираются преимущественно угловые точки, которые потенциально могут хорошо извлекаться на фотоизображениях программой-детек-

тором Харриса (рис. 2). Число таких точек зависит от размеров и геометрической сложности объектов ПДК, в приведенной тестовой сцене их было 50.

Дополнительное условие при выборе ХТ модели: выбираются точки, относящиеся к верхней части ПДК, что позволит снизить вычислительные затраты при последующей работе алгоритма опознавания ПДК и повысить достоверность опознавания (в частности, будет исключена значительная часть точек, принадлежащих рельефу дна).

Фиксация точек модели осуществляется в СК, связанной с ПДК. В качестве такой СК можно выбрать, например, СК, связанную с первой точкой этого множества. Измеряются и сохраняются все расстояния между точками (их число равно $N(N-1)/2$, где N – число ХТ). Таким образом, модель представлена множеством ХТ $P\{P_1, \dots, P_N\}$ и упорядоченным множеством расстояний $D_k^{model} \{d_{1,2}^{model}, \dots, d_{N-1,N}^{model}\}$ между ними.

Формирование координат точек 3D-облака. Алгоритм, обеспечивающий опознавание ПДК и координатную привязку к нему, соотносит с моделью ПДК множество точек $C\{C_1, \dots, C_M\}$ (3D-облако), полученное обработкой снимков от стереокамеры. Точки 3D-облака формируются последовательным выполнением двух шагов. На первом шаге детектором Харриса выделяются точечные особенности на левом и правом снимках стереопары. На втором шаге по извлеченным 2D-точкам-особенностям с учетом известной калибровки камеры формируются 3D-точки в СК камеры методом триангуляции лучей. Погрешность координации точек при этом определяется разрешением снимков и расстоянием до камеры. Исходя из допустимой погрешности в 1-2 пикселя, получаем, например для тестируемой виртуальной сцены (дальность – до 5 м), погрешность в 3D-пространстве порядка 2 см. Поскольку в 3D-облако наряду с точками ПДК входят и точки рельефа дна, число точек в сформированном 3D-облаке может варьироваться от нескольких десятков до сотен в зависимости от текстурного характера рельефа.

Алгоритм основан на принципе структурной когерентности с использованием построенной геометрической модели ПДК. Входной информацией для работы алгоритма служат:

- 1) 3D-облако точек, формируемых указанным выше образом;
- 2) геометрическая модель ПДК.

Идентификация точек ПДК в 3D-облаке. Множество точек C 3D-облака может содержать в себе группу ХТ ПДК или не содержать вовсе – в зависимости от того, видит камера весь ПДК, только его фрагмент или не видит его совсем. Задача заключается в поиске в 3D-облаке точек, принадлежащих ПДК. Эти точки должны соответствовать точкам в множестве P , представляющим модель ПДК. Критерий соответствия группы точек в 3D-облаке сопоставляемой группе точек в модели ПДК базируется на принципе структурной когерентности – сохраняющемся взаиморасположении точек в обеих группах. Поскольку для вычисления матрицы координатной привязки АНПА к ПДК требуется не менее трех сопоставленных точек, будем анализировать в процессе поиска группы точек размерностью $n \geq 3$. Поиск осуществляется путем сравнения выборок точек заданной длины из множества P и множества C с использованием указанного критерия соответствия. Здесь следует отметить два обстоятельства, усложняющих задачу идентификации ХТ в полученном множестве

3D-точек. Во-первых, заведомо неизвестно, сколько и какие именно ХТ попадут во множество точек, видимых камерой. Во-вторых, нумерация точек во множестве C не совпадает с нумерацией точек в модели ПДК. В связи с этим будем рассматривать в нашей модели, которая должна служить шаблоном для последующей идентификации ПДК, все возможные выборки точек из N по n . Заметим также, что поиск целесообразно начинать с выборок большей размерности, поскольку для повышения точности вычисления матрицы координатной привязки желательно иметь большое число сопоставленных точек. Таким образом, в операции сравнения участвуют две выборки одной размерности n : выборка из множества P (модель) и выборка из множества C (3D-облако).

Число возможных выборок для первого и второго множества определяется соответственно как число сочетаний из N по $n - \tilde{N}_N^n$ и число сочетаний из M по $n - \tilde{N}_M^n$.

С каждой выборкой $S_k^{model} \{P_{i_1}, \dots, P_{i_{n-1}}, P_{i_n}\}$ размерности n из множества $P \{P_1, \dots, P_N\}$ однозначно связано множество расстояний $D_k^{model} \{d_{i_1, i_2}^{model}, \dots, d_{i_{n-1}, i_n}^{model}\}$ между точками данной выборки. Здесь d_{i_p, i_s}^{model} – расстояние между точками P_{i_p} и P_{i_s} . Индексы p, s относятся к нумерации точек в выборке, а i_p, i_s обозначают номера точек выборки во множестве P . Аналогичным образом с каждой выборкой $S_l^{cloud} \{C_{j_1}, \dots, C_{j_{n-1}}, C_{j_n}\}$ из множества $C \{C_1, \dots, C_M\}$ однозначно связано множество расстояний $D_l^{cloud} \{d_{j_1, j_2}^{cloud}, \dots, d_{j_{n-1}, j_n}^{cloud}\}$ между точками данной выборки. Заметим, что $d_{i_p, i_s}^{model} = d_{i_s, i_p}^{model}$, аналогично для точек C_{j_p} и C_{j_s} $d_{j_p, j_s}^{cloud} = d_{j_s, j_p}^{cloud}$.

Число элементов в каждом из множеств D_k^{model}, D_l^{cloud} равно $n(n-1)/2$. Тогда идентификация n ХТ ПДК сводится к последовательному решению двух задач:

- 1) нахождению такой выборки S_l^{cloud} из множества C , для которой существует выборка S_k^{model} из модели, удовлетворяющая условию:

$$D_l^{cloud} \{d_{j_1, j_2}^{cloud}, \dots, d_{j_{n-1}, j_n}^{cloud}\} = D_k^{model} \{d_{i_1, i_2}^{model}, \dots, d_{i_{n-1}, i_n}^{model}\}.$$
 Равенство множеств здесь означает, что они состоят из одних и тех же элементов, но необязательно в одном и том же порядке;
- 2) идентификации ХТ в выборке S_l^{cloud} , т.е. для каждой точки C_{j_m} из найденной выборки S_l^{cloud} требуется найти соответствующую ей точку в модели.

Первая задача решается перебором выборок из множеств P и C с проверкой указанного условия $D_l^{cloud} = D_k^{model}$. Перебор начинается от максимального ($n = \min(N, M)$) до минимального ($n = 3$). Условие завершения – нахождение первой соответствующей выборки.

Вторая задача решается анализом индексов элементов $D_l^{cloud} = D_k^{model}$. Соответствие анализируемой точки C_{j_m} некоторой ХТ модели P_i устанавливается сравнением двух пар расстояний, в которых фигурирует анализируемая точка (рис. 3). А именно: если $d_{j_m, j_k}^{cloud} = d_{i_s, i_p}^{model}$ и $d_{j_m, j_q}^{cloud} = d_{i_s, i_p}^{model}$, то номер соответствующей точки модели определяется как пересечение индексов $\{i_l, i_p\} \cap \{i_s, i_p\} = i_p$. То есть точке C_{j_m} 3D-облака соответствует точка модели ПДК – P_{i_p} . Указанным образом определяется соответствие для всех точек выборки D_l^{cloud} .

В качестве допуска при сравнении расстояний на соответствие используется погрешность, указанная для формирования точек 3D-облака.

Работу алгоритма проиллюстрируем на примере модели с $N = 10$: $P = \{P_1, \dots, P_{10}\}$ (рис. 3). Предположим, что в процессе перебора выборок при $n = 4$ из множества

точек $C \{C_1, \dots, C_{12}\}$ 3D-облака нашлась выборка $S_l^{cloud} = \{C_{j_1}, C_{j_2}, C_{j_3}, C_{j_4}\}$, а из множества $P \{P_1, \dots, P_{10}\}$ нашлась выборка $S_k^{model} \{P_{i_1}, P_{i_2}, P_{i_3}, P_{i_4}\}$, для которых выполнено условие $D_l^{cloud} = D_k^{model}$. Здесь $C_{j_1} = C_2, C_{j_2} = C_4, C_{j_3} = C_6, C_{j_4} = C_{10}$ и $P_{i_1} = P_3, P_{i_2} = P_5, P_{i_3} = P_7, P_{i_4} = P_8$ (помним, что нумерация точек во множествах P и C различается).

Соответственно, взаимные расстояния между точками для каждой выборки:

$$D_l^{cloud} = \{d_{2,4}^{cloud}, d_{2,6}^{cloud}, d_{2,10}^{cloud}, d_{4,6}^{cloud}, d_{4,10}^{cloud}, d_{6,10}^{cloud}\} \text{ и}$$

$$D_k^{model} = \{d_{3,5}^{model}, d_{3,7}^{model}, d_{3,8}^{model}, d_{5,7}^{model}, d_{5,8}^{model}, d_{7,8}^{model}\}.$$

Далее для каждой из точек $\{C_2, C_4, C_6, C_{10}\}$ последовательно выполняется поиск соответствующей ей точки модели на основе анализа индексов в равенствах элементов множеств C и P следующим образом.

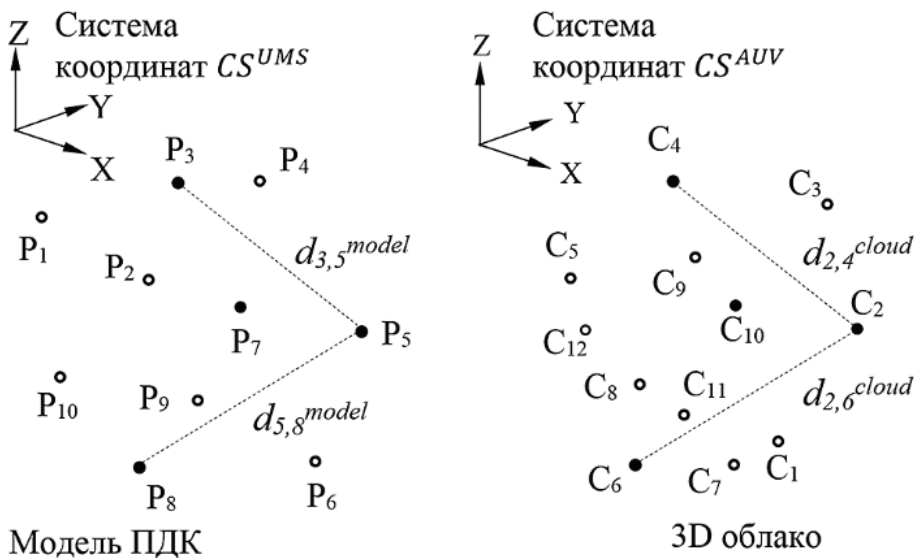


Рис. 3. Идентификация ХТ ПДК в 3D-облаке. Модель ПДК содержит 10 точек, в 3D-облаке 12 точек. Черным цветом помечены ХТ в 3D-облаке и соответствующие им точки модели ПДК. Для ХТ точки C_2 найдена соответствующая ей точка модели P_5 в результате анализа двух пар расстояний между точками: $d_{2,4}^{cloud} = d_{3,5}^{model}$ и $d_{2,6}^{cloud} = d_{5,8}^{model}$

После сравнения элементов D_l^{cloud} и D_k^{model} определили что:

- 1) $d_{2,4}^{cloud} = d_{3,5}^{model}$, а $d_{2,6}^{cloud} = d_{5,8}^{model}$. Отсюда для точки C_2 номер соответствующей ей точки модели определяется как пересечение индексов $\{3, 5\} \cap \{5, 8\} = 5$, то есть точке C_2 соответствует точка P_5 модели ПДК;
- 2) аналогичным образом из равенств $d_{2,4}^{cloud} = d_{3,5}^{model}$ и $d_{4,6}^{cloud} = d_{3,8}^{model}$ для точки C_4 номер соответствующей ей точки модели определяется как пересечение $\{3, 5\} \cap \{3, 8\} = 3$, то есть точке C_4 соответствует точка P_3 модели ПДК;
- 3) для точки C_6 из равенств $d_{2,6}^{cloud} = d_{5,8}^{model}$ и $d_{4,6}^{cloud} = d_{3,8}^{model}$ номер соответствующей ей точки модели определяется как пересечение $\{5, 8\} \cap \{3, 8\} = 8$, то есть точке C_6 соответствует точка P_8 модели ПДК;

- 4) для C_{10} из равенств $d_{2,10}^{cloud} = d_{5,7}^{model}$ и $d_{4,10}^{cloud} = d_{3,7}^{model}$ номер соответствующей ей точки модели определяется как пересечение $\{5, 7\} \cap \{3, 7\} = 7$, то есть точке C_{10} соответствует точка P_7 модели ПДК.

Таким образом, идентифицированы несколько ХТ ПДК (в сцене на рис. 4, а, б их 4) во множестве 3D-точек, полученных в результате обработки стереоснимков. Это позволяет выполнить привязку АНПА к системе координат ПДК, поскольку для идентифицированных ХТ известны координаты в обеих системах координат – в CS^{AUV} и в CS^{UMS} (см. следующий раздел).

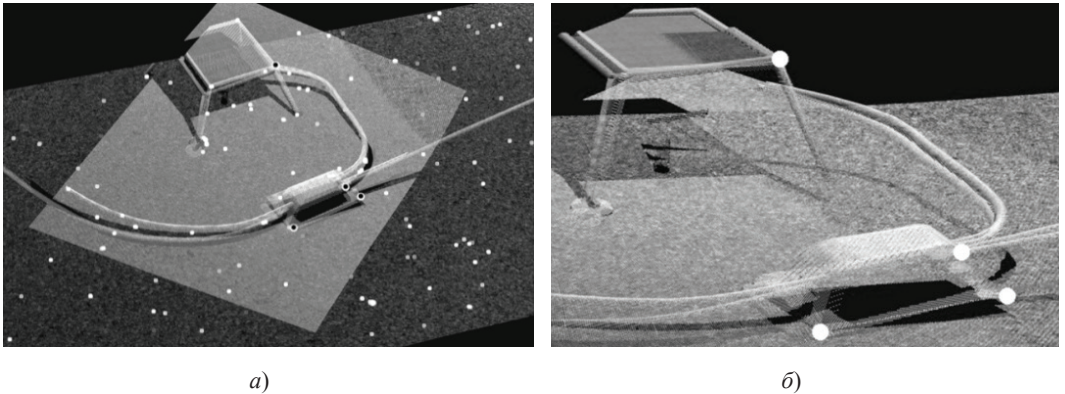


Рис. 4. Идентификация алгоритмом координатной привязки (в 3D-облаке) четырех точек, соответствующих точкам модели ПДК:

- а – 3D-облако точек (множество C) в СК, связанной с текущей позицией АНПА;
 б – идентифицированные четыре характерные точки ПДК

Методика координатной привязки АНПА к ПДК

При выходе АНПА в район расположения ПДК инициируется работа описанного алгоритма координатной привязки АНПА к ПДК. Если количество идентифицированных точек в 3D-облаке оказалось недостаточным (< 3) для данной позиции траектории, то делается попытка привязки в следующей позиции.

Основная трудность в осуществлении привязки с помощью описанного алгоритма связана с тем, что процесс выбора (человеком) ХТ на этапе формирования модели ПДК и процесс выявления особенностей на снимках (программа-детектор Харриса) являются относительно независимыми друг от друга. Это приводит, как показали эксперименты, к возможным ситуациям с небольшим количеством идентифицированных точек модели ПДК, что негативно сказывается на точности привязки. Другой аспект, также ограничивающий число идентифицируемых точек модели ПДК, связан с распределенной пространственной структурой ПДК. Поскольку ХТ задаются в модели на разнесенных друг от друга объектах ПДК, в поле зрения камеры в фиксированной позиции АНПА попадает только часть ХТ от общего количества. Предлагаемая методика, с учетом необходимости преодоления указанных трудностей, направлена на обеспечение приемлемой (для целей инспекции) точности привязки.

Формированию модели может предшествовать предварительный проход АНПА по траектории над установленным ПДК. Совместный анализ результатов обработки

снимков, полученных посредством детектора, и геометрической модели ПДК позволит включить в модель только те ХТ, которые с большей вероятностью будут определяться и сопоставляться детектором на разных видах (из разных ракурсов) сцены.

Сформированная модель будет использоваться для координатной привязки уже непосредственно при выполнении инспекционной миссии.

Рассматривались несколько вариантов алгоритмической реализации координатной привязки.

По одному виду.

Привязка заключается в вычислении матрицы геометрического преобразования $H^{AUV, UMS}$, обеспечивающей преобразование координат точек из CS^{AUV} в CS^{UMS} . Задача нахождения матрицы $H^{AUV, UMS}$ решается стандартным методом минимизации суммарного расхождения двух сопоставленных множеств точек, совмещенных в одном координатном пространстве: $\min \sum_{k=1} \|P_k - C_k H^{AUV, UMS}\|$, где P_k – k -я точка в выборке S^{model} , заданная в CS^{UMS} , а C_k – точка в выборке S^{cloud} , соответствующая точке P_k , заданная в CS^{AUV} . Возможен и альтернативный метод нахождения матрицы $H^{AUV, UMS}$ – применение ранее разработанного авторами метода быстрого вычисления локальной матрицы геометрического преобразования [15].

По двум (и более) видам.

Вариант 1. Обрабатываются несколько видов с целью объединить найденные точки в единое множество точек, сопоставленных с моделью ПДК. Объединение выполняется с помощью матриц преобразования, связывающих системы координат разных видов. В свою очередь, эти матрицы вычисляются в процессе движения АНПА вышеупомянутым методом визуальной навигации. По полученному объединенному множеству вычисляется матрица искомого преобразования $H^{AUV, UMS}$ указанным выше методом минимизации суммарного расхождения двух сопоставленных множеств точек. Недостаток этого варианта – использование вычисляемых матриц преобразований между видами – вносит дополнительную погрешность в конечный результат.

Вариант 2. В этом варианте не используются матрицы геометрических преобразований, связывающих СК отдельных позиций (видов). Рассмотрим для наглядности вычислительную схему для двух видов. Пусть:

M_1 – матрица преобразования из СК позиции 1 в СК ПДК;

M_2 – матрица преобразования из СК позиции 2 в СК ПДК;

$\{P_k^1\}$ – характерные точки ПДК в 3D-облаке вида 1, идентифицированные алгоритмом;

$\{G_i^2\}$ – характерные точки ПДК в 3D-облаке вида 2, идентифицированные алгоритмом;

$\{SP_k^1\}$ – точки модели ПДК, которым соответствуют точки $\{P_k^1\}$;

$\{SP_i^2\}$ – точки модели ПДК, которым соответствуют точки $\{G_i^2\}$.

В качестве целевой функции рассмотрим:

$$\sum \|P_k^1 \cdot M_1 - SP_k^1\| + \sum \|G_i^2 \cdot M_2 - SP_i^2\| + \sum \|r_{ij} - R_{ij}\|.$$

Здесь r_{ij} – расстояние между точкой P_i^1 и точкой G_j^2 , вычисляемое в СК ПДК: $r_{ij} = |P_i^1 \cdot M_1 - G_j^2 \cdot M_2|$, а R_{ij} – расстояние между соответствующими точками модели ПДК: $R_{ij} = |SP_i^1 - SP_j^2|$.

В целевой функции минимизируются три слагаемых: суммарное расхождение с моделью идентифицированных точек ПДК $\{P_k^1\}$ в облаке 1 (используется $M1$); суммарное расхождение с моделью идентифицированных точек ПДК $\{G_l^2\}$ в облаке 2 (используется $M2$); суммарное расхождение расстояний между идентифицированными точками ПДК первого и второго облака – здесь используются обе матрицы и известные расстояния между точками модели. Матрицы $M1$ и $M2$ вычисляются методом нелинейной оптимизации (используется библиотека MATLAB). В результате получаем матрицу координатной привязки $M1$ из вида 1 и матрицу координатной привязки $M2$ из вида 2. Из них можно выбрать лучшую, у которой меньше суммарное расхождение на всех идентифицированных точках вида.

Недостаток рассмотренной вычислительной схемы – существенная трудоемкость вычисления. Поэтому предлагается упрощенная реализация, основанная на RANSAC-подходе. Для каждого вида вычисляем множество гипотез – матриц привязки к СК ПДК $\{M_h^i\}$. Здесь i – номер вида, h – номер гипотезы. Каждая гипотеза вычисляется по подмножеству точек этого вида (например, по трем точкам). Рассматриваем множество вариантов пар видов $\{M_{h1}^i \cdot M_{h2}^j\}$. Для каждого варианта оценивается указанным выше образом суммарное расхождение в СК ПДК:

$$\sum \|P_k^i \cdot M_{h1}^i - SP_k^i\| + \sum \|G_l^j \cdot M_{h2}^j - SP_l^j\| + \sum \|r_{ij} - R_{ij}\|.$$

Выбирается вариант с минимальным расхождением, а из двух матриц выбирается лучшая в указанном выше смысле.

Вычисление координат АНПА при движении по траектории после координатной привязки к ПДК. В соответствии с методом визуальной одометрии координаты АНПА в момент времени t_i , отвечающий позиции i траектории, вычисляются как $P^{AUV}(t_i) = P^{AUV}(t_0) HW^{-1}$, где t_0 – момент времени привязки АНПА к ПДК; $P^{AUV}(t_0)$ – координаты АНПА в СК ПДК CS^{UMS} в момент t_0 ; $P^{AUV}(t_0) = P^{AUV}(0, 0, 0) H^{AUV, UMS}$. Здесь $P^{AUV}(0, 0, 0)$ – начало CS^{AUV} , то есть координаты АНПА.

Матрица HW вычисляется как последовательное произведение локальных преобразований: $HW = H_1 H_2 \dots H_k$, где H_k – матрица относительного (локального) преобразования из СК позиции $(k-1)$ траектории АНПА в позицию k , вычисляемая с помощью алгоритма ICP (Iterative Closest Point).

Обсуждение результатов экспериментов

Вычислительные эксперименты проводились с виртуальными сценами (см. рис. 1, 2, 4, 5) (3D-модель построена по эскизным 2D-рисункам типовых ПДК) в среде имита-

ционного программного моделирующего комплекса [12], распределенного на многопроцессорном вычислительном кластере.

Оценивалась эффективность алгоритма идентификации ХТ ПДК и алгоритмов, реализующих методику координатной привязки АНПА к ПДК. Задавались разные траектории движения АНПА с разными начальными позициями.

Оценка эффективности алгоритма идентификации ХТ ПДК. Виртуальный ПДК содержит 7 объектов (добычный центр-манифольд и скважины), в модели заданы 50 точек, равномерно распределенных по объектам. В проведенных экспериментах алгоритм идентифицировал все видимые камерой ХТ ПДК.

Оценка погрешности алгоритма координатной привязки АНПА к ПДК. С учетом того что объекты ПДК существенно разнесены в пространстве друг от друга (расстояние между объектами – до 50 м), задавались траектории с разной высотой прохождения АНПА над ПДК. Для большой высоты положения АНПА по отношению к ПДК в сектор обзора камеры попадает несколько объектов ПДК (рис. 5) с видимыми ХТ. Для малой высоты в сектор обзора камеры попадает не более одного объекта с небольшим числом ХТ.

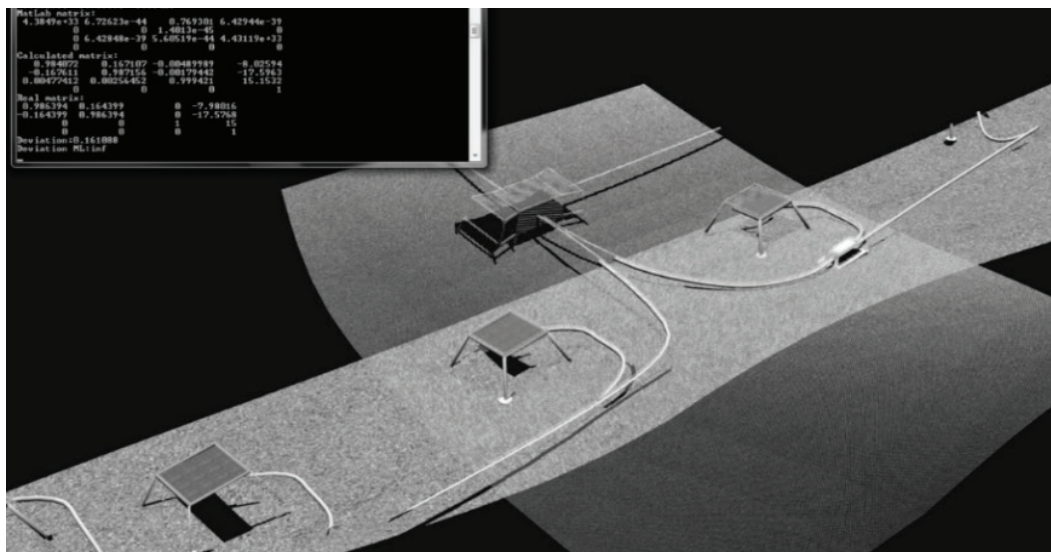


Рис. 5. В поле зрения камеры находятся несколько объектов ПДК (для случая съемки с высоты 20 м)

В экспериментах с большой высотой прохождения АНПА над ПДК (более 20 м) при использовании одного вида точность привязки получалась достаточно высокой – 10-16 см за счет идентификации ХТ нескольких объектов, попадающих в сектор обзора камеры. Однако вариант с таким отдалением АНПА от ПДК неприемлем на практике в силу ограниченной дальности освещения, обеспечиваемого АНПА (но он может рассматриваться для других сценариев).

Для высоты 4-8 м до ПДК при использовании одного вида погрешность координатной привязки в экспериментах достигала 40 см, что можно объяснить влиянием погрешностей, вносимых детектором Харриса, при небольшом числе идентифицированных точек ПДК (при вычислении матрицы координатной привязки). При использовании нескольких видов достигается уже приемлемая точность. В эксперименте с использованием двух видов (на первом виде были идентифицированы 5 ХТ,

на втором виде – 6 ХТ ПДК) при вычислении матрицы координатной привязки была получена небольшая погрешность локализации АНПА – 9 см.

Заключение

В рамках решения задачи моделирования инспектирования объектов ПДК с применением автономного подводного аппарата описана технология координатной привязки АНПА к инспектируемому объекту с применением ранее предложенного авторами алгоритма высокоточной координатной привязки АНПА к ПДК и известных эффективных алгоритмов компьютерного зрения.

В дальнейшем предполагается совершенствовать алгоритмическую базу и методику координатной привязки, а также реализовать режим автономного планирования траектории с возможностью адаптировать движение АНПА к дополнительным требованиям выполнения миссии: приближение к требуемым объектам на заданное расстояние, обход препятствий и др.

Благодарности

Работа выполнена при частичной поддержке РФФИ (проект 18-07-00165), программы ДВО РАН «Дальний Восток 2018–2020» (проект 18-5-014), программы президиума РАН № 27 (проект «Моделирование с помощью суперкомпьютеров опасных океанических и иных природных явлений и контроля техногенных объектов») и программы президиума РАН № 29 «Актуальные проблемы робототехнических систем» (проект 264-2018-007).

ЛИТЕРАТУРА

1. **García-Valdovinos, L.G., Salgado-Jiménez, T., Bandala-Sánchez, M., and all.,** Modelling, Design and Robust Control of a Remotely Operated Underwater Vehicle, *International Journal of Advanced Robotic Systems*, First Published January 1, 2014.
2. **Jacobi, M., Karimanzira, D.,** Multi sensor underwater pipeline tracking with AUVs, *Oceans – St. John's 2014*, 2014, pp. 1–6.
3. **Jacobi, M., Karimanzira, D.,** Guidance of AUVs for Autonomous Underwater Inspection, *Automatisierungstechnik*, 63(5): 380–388 (2015).
4. <https://patents.google.com/patent/WO2015134473A2>, 2015.
5. **Wu, D., Youcef-Toumi, K., Ben-Mansour, R.,** Node Localization in Robotic Sensor Networks for Pipeline Inspection, *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2016, vol. 12, issue 2, pp. 809–819.
6. **Yu, C., Xiang, X., Zuo, M., Liu, H.,** Underwater cable tracking control of under-actuated AUV, *2016 IEEE/OES Autonomous Underwater Vehicles (AUV)*, 2016, pp. 324–329.
7. **Jialei, Zhang, Zhang, Qin, Xiang, Xianbo,** Automatic inspection of subsea optical cable by an autonomous underwater vehicle, *OCEANS*, 2017, pp.1–6.
8. **Jialei, Zhang, Xiang, Xianbo,** Subsea cable tracking by a 5–DOF AUV, *2017 36th Chinese Control Conference*, 2017, pp. 4796–4800.
9. **Zhang, J., Ila, V., Kneip, L.,** Robust Visual Odometry in Underwater Environment, *2018 OCEANS–MTS/IEEE Kobe Techno-Ocean (OTO)*, 2018, pp.1–9.
10. **Подводный добычной комплекс.** Электронный ресурс: <http://sahalin-shelf-dobycha.gazprom.ru/about/technologies/pdk/>. Время доступа: 24.10.2018.
11. **Bobkov, V.A., Kudryashov, A.P., Mel'man, S.V., Shcherbatyuk, A.F.,** Autonomous Underwater Navigation with 3D Environment Modeling Using Stereo Images, *Gyroscopy and Navigation*, 2018, vol. 9, no. 1, pp. 67–75.

12. **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 Washington DC*, October 19-22, 2015, ISBN DVD: 978-0-933957-43-5.
13. **Chen, Y. & Medioni, G.,** Object modeling by registration of multiple range images, *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1991, 3, 2724–9.
14. **Besl, P. J. & McKay, N. D.,** A method for registration of 3-D shapes, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2), 239–56.
15. **Bobkov, V.A., Mel'man, S.V., and Kudryashov, A.P.,** Fast computation of local displacement by stereo pairs, *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2017, vol. 27, no. 3, pp. 458–465.

Bobkov, V.A., Kudryashov, A.P. (Institute for Automation and Control Processes, Far Eastern Branch of the Russian Academy of Sciences), and **Inzartsev, A.V.** (Institute of Marine Technology Problems, Far Eastern Branch of the Russian Academy of Sciences)

Technology of AUV High-Precision Referencing to Inspected Object, *Гироскопия и Навигация*, 2019, vol. 27, no. 4 (107), pp. 103–116.

Abstract. A new algorithm and a method of coordinate referencing of a un-manned autonomous underwater vehicle (AUV) to underwater objects using stereo images are proposed for automated inspection of bottom industrial in-frastructure facilities. Computational experiments have been carried out using a modeling simulator based on a hybrid multiprocessor computing architecture. The proposed solutions have been estimated in terms of efficiency.

Key words: autonomous underwater vehicle, stereo images, subsea production system, coordinate referencing, ICP-algorithm, modeling system.

REFERENCES

1. **García-Valdovinos, L.G., Salgado-Jiménez, T., Bandala-Sánchez, M. et al.,** Modelling, design and robust control of a remotely operated underwater vehicle, *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2014, vol. 11, no. 1, pp. 1–16.
2. **Jacobi, M. and Karimanzira, D.,** Multi sensor underwater pipeline tracking with AUVs, *Oceans – St. John's 2014*, 2014, pp. 1–6.
3. **Jacobi, M. and Karimanzira, D.,** Guidance of AUVs for autonomous underwater inspection, *Automatisierungstechnik*, 2015, vol. 63, no. 5, pp. 380–388.
4. **Cheramic, J.,** Patent WO2015134473A2, 2015.
5. **Wu, D., Chatzigeorgiou, D., Youcef-Toumi, K. and Ben-Mansour, R.,** Node localization in robotic sensor networks for pipeline inspection, *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2016, vol. 12, no. 2, pp. 809–819.
6. **Yu, C., Xiang, X., Zuo, M. and Liu, H.,** Underwater cable tracking control of under-actuated AUV, 2016 IEEE/OES Autonomous Underwater Vehicles (AUV), 2016, pp. 324–329.
7. **Zhang, J., Zhang, Q. and Xiang, X.,** Automatic inspection of subsea optical cable by an autonomous underwater vehicle, 2017 OCEANS, 2017, pp. 1–6.
8. **Zhang, J. and Xiang, X.,** Subsea cable tracking by a 5-DOF AUV, 36th Chinese Control Conference, 2017, pp. 4796–4800.
9. **Zhang, J., Ila, V., and Kneip, L.,** Robust visual odometry in underwater environment, 2018 OCEANS – MTS/IEEE Kobe Techno-Ocean (OTO), 2018, pp.1–9.
10. **Subsea Production System.** URL: <http://sahalin-shelf-dobycha.gazprom.ru/about/technologies/pdk/>.
11. **Bobkov, V.A., Kudryashov, A.P., Mel'man, S.V. and Shcherbatyuk, A.F.,** Autonomous underwater navigation with 3D environment modeling using stereo images, *Gyroscopy and Navigation*, 2018, vol. 9, no. 1, pp. 67–75.

12. **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 Washington DC, October 19-22, 2015, ISBN DVD: 978-0-933957-43-5.
13. **Chen, Y. and Medioni, G.**, Object modeling by registration of multiple range images, IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1991, vol. 3, pp. 2724–2729.
14. **Besl, P. J. and McKay, N. D.**, A method for registration of 3-D shapes, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, vol. 14, no. 2, pp. 239–256.
15. **Bobkov, V.A., Mel'man, S.V., and Kudryashov, A.P.**, Fast computation of lo-cal displacement by stereo pairs, Pattern Recognition and Image Analysis, 2017, vol. 27, no. 3, pp. 458–465.

Материал поступил 15.05.2019