

Решение задачи навигации подводного аппарата по последовательности изображений¹

Ю. С. Борисов
Институт автоматизации и процессов управления ДВО РАН,
Владивосток, Россия
borisoff@dvo.ru

Аннотация

В работе представлен метод для решения частной задачи навигации, а именно задачи одновременного определения местоположения подводного аппарата и картирования окружающей обстановки по последовательности изображений, получаемых бортовой видеокамерой подводного аппарата. Метод основан на использовании расширенного фильтра Калмана.

В статье описан общий подход и используемая модель, а также представлены результаты вычислительных экспериментов для различных режимов работы алгоритма.

Ключевые слова: навигация, определение местоположения, картирование, фильтр Калмана.

1. ВВЕДЕНИЕ

Для решения задачи планирования траектории при выполнении миссии автономным роботом необходимо в первую очередь определить его местоположение и оценить окружающую обстановку, то есть решить так называемую задачу SLAM (Simultaneous Localization and Mapping). Задача SLAM подразумевает, что аппарат помещается в среду, о которой у него нет никакого априорного знания. Используя только бортовые сенсоры, аппарат должен пройти в этой среде, при этом построив карту местности и получив точную оценку собственной траектории.

В настоящее время для решения задач навигации подводные аппараты используют доплеровский лаг и другие внутренние навигационные приборы [1]. Также позиционирование может производиться по заранее установленным буйкам или буйкам с неопределенным местоположением [2]. Кроме этого разработаны и используются методы картирования, основанные на использовании гидроакустической информации, как основного источника информации для подводных аппаратов [3,4].

Однако при обходе близких препятствий, при работе с манипуляторами и в некоторых других случаях, когда нужна точная координата движений АПА, может возникнуть потребность в использовании оптической информации. Развиваемые в настоящее время подходы в компьютерном зрении для решения задачи определения структуры объекта по отображению движения (structure from motion) основываются на одновременной обработке всей последовательности изображений для вычисления проективной/аффинной структуры среды с последующим уточнением евклидового координатного описания положения

камеры и точек-особенностей [5,6]. Однако большие вычислительные затраты, связанные с их реализацией, не позволяют добиться интерактивной скорости выполнения, что затрудняет их применение для ориентирования подводного аппарата. Поскольку новые данные поступают на каждом шагу с определенной частотой, то необходимо использовать метод, позволяющий обрабатывать изображения последовательно, по мере их получения, что позволит аппарату принимать решение о дальнейшем движении. Прикладной контекст рассматриваемой постановки задачи позволяет использовать упрощающее предположение о том, что известна математическая модель движения АПА и имеется бортовая навигационная система, определяющая ориентацию аппарата и глобальные координаты (недостаточно точные для описания положения камеры, но пригодные в качестве начального приближения в используемом методе решения). Для решения этой задачи в некоторых работах предлагаются алгоритмы, основанные на использовании расширенного фильтра Калмана. Полученные результаты для подводных аппаратов, использующих только гидроакустическую информацию [7], и наземных роботов, использующих видеоизображения [8], показывают перспективность такого рода алгоритмов. Поэтому в основу подхода, развиваемого в настоящей работе, также положено применение фильтра Калмана для решения задачи уточнения положения аппарата и определения координат точек среды на каждом временном шаге. Особенностью предлагаемого подхода является: единообразная обработка различных типов навигационной информации (гидроакустические измерения, видеоизображения, показания навигационных приборов); использование модели движения аппарата для задания начального приближения (в целях повышения скорости работы метода и соответствия режиму реального времени); интеграция реализуемого метода фильтра Калмана со специализированным алгоритмом регулярного 3D восстановления точек среды по калиброванным изображениям.

2. ОПИСАНИЕ МЕТОДА

2.1 Фильтр Калмана

Для решения задачи одновременного определения местоположения аппарата и восстановления окружающей обстановки был выбран подход, основанный на использовании расширенного фильтра Калмана. В этой части будет дано краткое описание методологии фильтра Калмана. Более подробное описание может быть найдено в [9]. Фильтр Калмана представляет собой последовательную рекурсивную

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект №05-07-90027) и грантов ДВО РАН (разделы 1,3)

процедуру оценки состояния системы \mathbf{x}_k в момент времени k , дающую оценку с минимальной среднеквадратичной ошибкой, при наличии серии наблюдений $\mathbf{Z} = (\mathbf{z}_0, \dots, \mathbf{z}_k)$.

Под состоянием системы мы подразумеваем вектор, который содержит все интересующие нас параметры, как самого аппарата, так и окружающих его особенностей среды. Для оценивания системы мы используем ковариационную матрицу \mathbf{P} , которая содержит неточности текущей оценки состояния. Предполагается, что изменение состояния системы происходит согласно некоторой динамической модели F :

$$\mathbf{x}_{k+1} = F(\mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_k, \quad (1)$$

где \mathbf{w}_k - шум системы, который учитывает изменение состояния, которое не моделируется вводимой моделью движения. Связь между состоянием системы \mathbf{x}_k и наблюдением \mathbf{z}_k описывается посредством нелинейной модели наблюдения H :

$$\mathbf{z}_k = H(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k, \quad (2)$$

где \mathbf{v}_k - шум измерения, учитывающий ошибки измерительных приборов. Процедура фильтрации состоит из двух шагов – предсказания и обновления.

На этапе предсказания согласно введенной динамической модели (1) рассчитывается очередное предсказанное состояние системы $\mathbf{x}_{k+1|k}$, а также предсказанная матрица ковариации:

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \nabla F \cdot \mathbf{P}_{k|k} \cdot \nabla F^T + \mathbf{Q}_{k+1|k},$$

где $\mathbf{Q}_{k+1|k}$ - матрица шума процесса.

На втором шаге - обновлении системы - мы уменьшаем неточности в оценке вектора состояния и ковариационной матрицы, используя реальное наблюдение $\hat{\mathbf{z}}_k$. Для обновления вектора состояния вычисляется вектор обновления, который является разницей между реальным и предсказанным наблюдением (2):

$$\mathbf{v}_{k+1|k} = \hat{\mathbf{z}}_{k+1} - H(\mathbf{x}_{k+1|k}).$$

Для обновления ковариационной матрицы \mathbf{P} рассчитывается матрица обновления ковариации:

$$\mathbf{S}_{k+1|k} = \nabla H_{k|k+1} \mathbf{P}_{k+1|k} \nabla H_{k+1|k}^T + \mathbf{R}_{k|k+1},$$

где $\mathbf{R}_{k+1|k}$ - ковариация модели наблюдения. Обычно $\mathbf{Q}_{k+1|k}$ и $\mathbf{R}_{k+1|k}$ - блочно-диагональные матрицы, получаемые эмпирически.

Тогда уточненное состояние системы и ковариационной матрицы вычисляется по следующим формулам:

$$\mathbf{x}_{k+1|k+1} = \mathbf{x}_{k+1|k} + \mathbf{W}_{k+1|k} \mathbf{v}_{k+1|k},$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k} - \mathbf{W}_{k+1|k} \mathbf{S}_{k+1|k} \mathbf{W}_{k+1|k}^T,$$

где

$$\mathbf{W}_{k+1|k} = \mathbf{P}_{k+1|k} \nabla H_{k+1|k}^T \mathbf{S}_{k+1|k}^{-1}.$$

2.2 Используемая модель

В рассматриваемом случае состояние системы $\mathbf{x} = (\mathbf{x}^v, \mathbf{v}^v, \mathbf{y}^1, \dots, \mathbf{y}^n)$ состоит из состояния аппарата и положения n особенностей окружающей обстановки $\mathbf{y}^1, \dots, \mathbf{y}^n$. Мы описываем состояние аппарата трехмерным вектором положения и вектором ориентации, представляющим соответственно углы крена (roll), курса (heading), и дифферента (pitch) $\mathbf{x}^v = (x, y, z, r, h, p)$, а также скоростями изменения этих величин $\mathbf{v}^v = (v_x, v_y, v_z, v_r, v_h, v_p)$.

Поскольку предполагается, что особенности окружающей обстановки неподвижны, а временной шаг фильтра мал, то можно считать, что на каждом участке движение происходит с постоянной скоростью, и модель F изменения системы выглядит следующим образом:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1}^v &= \mathbf{x}_k^v + \mathbf{v}_k^v \Delta t; \\ \mathbf{v}_{k+1}^v &= \mathbf{v}_k^v; \\ F: \quad \mathbf{y}_{k+1}^1 &= \mathbf{y}_{k+1}^1; \\ &\dots \\ \mathbf{y}_{k+1}^n &= \mathbf{y}_{k+1}^n. \end{aligned}$$

В качестве активного зрения (наблюдения во введенных терминах) наш подводный аппарат использует две видеокамеры (стереопару), жестко закрепленных на корпусе. Их положение относительно центра аппарата известно. Мы используем точечные особенности, которые являются достаточно устойчивыми к изменению области обзора.

Наблюдения \mathbf{Z}^i вычисляются следующим образом:

1. Координаты i -ой особенности переводятся из мировой системы координат в координатную систему аппарата:

$$\hat{\mathbf{y}}^i = \mathbf{M} \cdot \mathbf{y}^i,$$

где

$$\mathbf{M} = \mathbf{T} \mathbf{R}_p \mathbf{R}_h \mathbf{R}_r;$$

\mathbf{T} - матрица переноса, $\mathbf{R}_p, \mathbf{R}_h, \mathbf{R}_r$ - соответствующие матрицы поворотов.

2. Используя модель точечной камеры, рассчитывается положение образа особенности на изображении:

$$\mathbf{z}_i = \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u_0 - f k_u \frac{\hat{y}_0^i}{\hat{y}_2^i} \\ v_0 - f k_v \frac{\hat{y}_1^i}{\hat{y}_2^i} \end{pmatrix},$$

где $(u_0, v_0, 1)$ - координаты центральной точки, f - фокусное расстояние, (k_u, k_v) - размеры пикселя.

Приведем в сводной таблице размерности всех векторов, входящих во введенную нами модель (Таблица 1).

Название	Количество координат
Размерность пространства	3
Состояние аппарата	12
Количество особенностей	n
Состояние системы	$12 + 3n$
Размерность измерения	2
Вектор измерения системы	$4n$

Таблица 1. Размерности модели

2.3 Обработка особенностей

В процессе движения аппарата камеры обзеревают различные участки среды, следовательно, на изображениях могут появляться новые особенности и исчезать старые. При появлении особенности для введения ее в состояние системы необходимо получить ее трехмерные координаты. Для их вычисления мы воспользуемся тем, что наш подводный аппарат использует стереопару, следовательно, при наблюдении особенности на двух изображениях мы можем сразу определить ее трехмерные координаты. Поэтому, как только мы определяем какую-либо особенность одновременно на двух снимках, мы вводим ее в модель следующим образом:

$$\begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{y}^1 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{y}^1 \\ \mathbf{y}^2 \end{pmatrix},$$

$$\begin{pmatrix} P_{xx} & P_{xy^1} \\ P_{y^1x} & P_{y^1y^1} \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} P_{xx} & P_{xy^1} & P_{xx} \frac{\partial y^2}{\partial x} \\ P_{y^1x} & P_{y^1y^1} & P_{y^1x} \frac{\partial y^2}{\partial x} \\ \frac{\partial y^2}{\partial x} P_{xx} & \frac{\partial y^2}{\partial x} P_{xy^1} & \frac{\partial y^2}{\partial x} P_{xx} \frac{\partial y^2}{\partial x} + R \end{pmatrix}.$$

Если особенность не наблюдается на изображениях, то она либо ушла из поля зрения, либо была загорожена другим участком среды. В первом случае, то есть когда предсказанное измерение показывает, что особенность вне экрана, мы просто удаляем координаты особенности из состояния системы, и соответствующие строки и столбцы из ковариационной матрицы:

$$\begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{y}^1 \\ \mathbf{y}^2 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{y}^1 \end{pmatrix},$$

$$\begin{pmatrix} P_{xx} & P_{xy^1} & P_{xy^2} \\ P_{y^1x} & P_{y^1y^1} & P_{y^1y^2} \\ P_{y^2x} & P_{y^2y^1} & P_{y^2y^2} \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} P_{xx} & P_{xy^1} \\ P_{y^1x} & P_{y^1y^1} \end{pmatrix}.$$

В случае, когда особенность должна присутствовать на изображении, но не наблюдается (вследствие перекрытия ее другим участком, либо при невозможности идентификации), мы сохраняем ее значение (не используя в вычислениях) еще в течение нескольких шагов. Если она не появляется вновь, то удаляем ее аналогичным образом.

3. РЕЗУЛЬТАТЫ

Представленный алгоритм является частью разрабатываемого программного комплекса для моделирования пространственного движения автономного подводного аппарата (см. доклад настоящего сборника Бобков В.А., Борисов Ю.С., Мельман С.В., Роньшин Ю.И. «Моделирующий комплекс для исследования методов управления движением автономного подводного аппарата») и входит в состав блока, отвечающего за планирование траектории.

Алгоритм программно реализован на языке C++. Были проведены тесты для различных режимов работы алгоритма в условиях виртуальной среды. Все тесты выполнялись на компьютере AMD Athlon 64 3200+.

Тест 1. Определение траектории по реперам.

В первой серии тестов определялась возможности алгоритма по определению неизвестной траектории при наличии заданных точек (реперов) среды. Начальное положение аппарата задавалось произвольно в пределах 20 метров от реального положения. Задано положение 15 определяемых точек среды. Траектория отслеживалась в течение 100 секунд. Полученная траектория и некоторые из реперов показана на рис. 1.

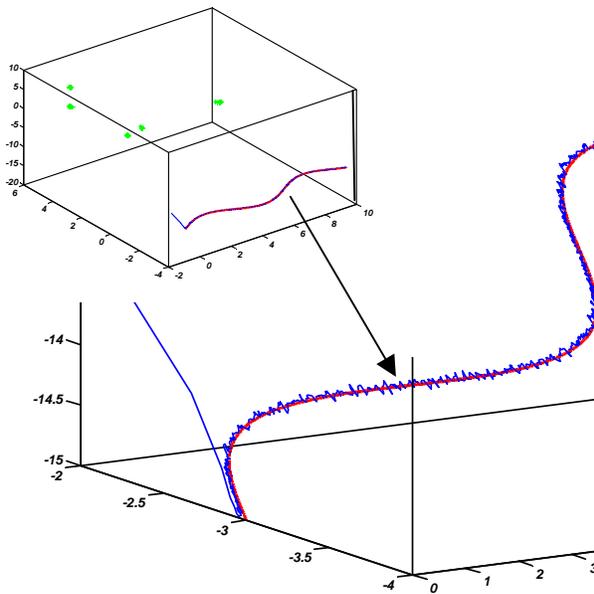


Рис. 1. Определение траектория аппарата по реперам. Штриховой линией показана реальная траектория, сплошной – определенная алгоритмом.

Тесты показали, что для определения положения аппарата достаточно четырех меток на каждом кадре. Ошибка определения позиции (рис. 2) не превышает 3 см. Скорость работы алгоритма – 1.2 мс на один шаг фильтра.

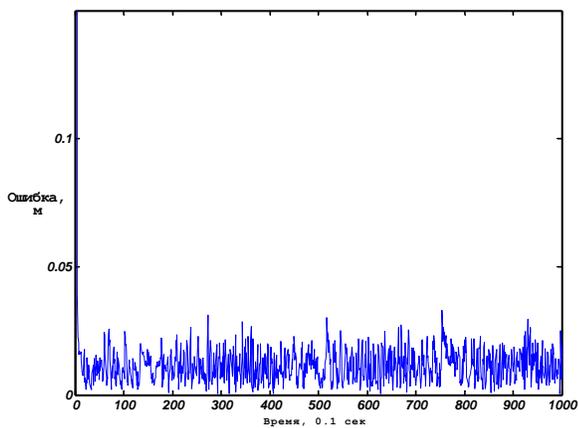


Рис. 2. Ошибка определения траектории

Тест 2. Одновременное определение местоположения и картирования окружающей обстановки.

Во второй серии тестов задавалось только начальное положение аппарата. Дальнейшее положение и точки среды рассчитывались алгоритмом. Пример входных изображений приведен на рис. 3.

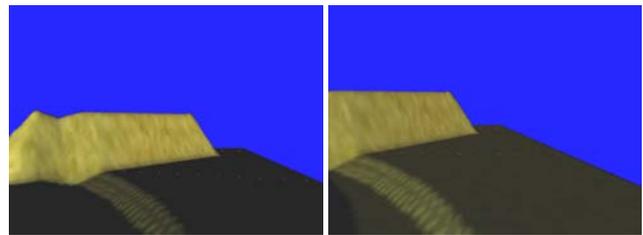


Рис. 3. Изображения, полученные стереопарой на шаге алгоритма.

На каждом шаге в среднем использовалось 30 точек-особенностей. Ошибка определения позиции не превышает 5см. Всего было определено 5712 точек, из них 358 точек были определены неверно. Средняя ошибка определенных точек – 2 см. Скорость работы алгоритма – 15 мс на один шаг фильтра. Траектория с восстановленными точками показана на рис. 4.

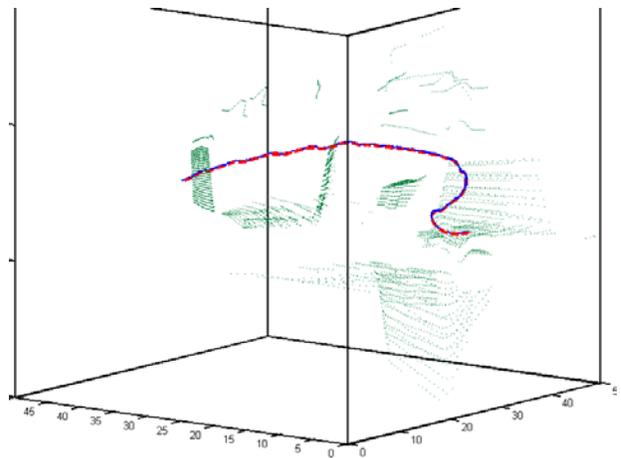


Рис. 4. Определение траектории (сплошная – восстановленная, штриховая – реальная) и точек окружающей обстановки.

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Представлен метод для одновременного определения местоположения подводного аппарата и особенностей окружающей его обстановки по оперативной сенсорной информации (видеоизображения). Полученные из вычислительных экспериментов оценки точности и времени работы показали его потенциальную пригодность для практического использования в режиме реального времени в составе блока планирования траектории. Эффективность метода проверена также на реализации модели виртуального «оптического дальномера». Дальнейшее развитие метода будет направлено на использование в модели дополнительных измерений, таких как гидроакустические измерения, показания внутренних навигационных приборов и др. Также предполагается исследовать эффективность подхода для реальных видеокамер.

5. БИБЛИОГРАФИЯ

- [1] Larsen M. *High performance Doppler-inertial navigation – experimental results*. In IEEE Oceans, 2000
- [2] E. Olson, J. J. Leonard and S. Teller, *Robust Range-only Beacon Localization*, AUV 2004.
- [3] Newman P., Leonard J., Rikoski R *Towards Constant-Time SLAM on an Autonomous Underwater Vehicle Using Synthetic Aperture Sonar*. Proceedings of the Eleventh International Symposium on Robotics Research, Sienna, Italy, 2003.
- [4] Tardós J., Neira J., Newman P., Leonard J. *Robust Mapping and Localization in Indoor Environments using Sonar Data*. International Journal of Robotics Research, Volume 21, number 4, pp. 311-330, 2002.
- [5] Fitzgibbon A., Zisserman A. *Automatic camera recovery for closed or open image sequences*. In Proc. European Conference on Computer Vision, pp. 311-326, 1998
- [6] Beardsley P., Reid I., Zisserman A., Murrey A. *Active visual navigation using non-metric structure*. Proceedings of the 5th International Conference on Computer Vision, pp. 58-65, 1995
- [7] Williams S., Dissanayake G., Durrant-Whyte H. *Toward terrain-aided navigation for underwater robotics*. Advanced Robotics, Vol. 15, No. 5, pp. 533-549, 2001
- [8] Davison J., Kita N. *3D Simultaneous localization and map-building using active vision for a robot moving on undulating terrain*. Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Kauai 2001
- [9] Zhang Z. *Parameter Estimation Techniques: A Tutorial with Application to Conic Fitting*. Image and Vision Computing Journal, Vol.15, No.1, pages 59-76, 1997

Об авторах

Борисов Юрий Сергеевич, аспирант, м.н.с. лаборатории машинной графики Института автоматизации и процессов управления ДВО РАН.

Адрес: Владивосток, 690090, ул. Радио, 5, ИАПУ

E-mail: borisoff@dvo.ru

Abstract

This paper is devoted to the solution of the particular problem of navigation namely simultaneous localization and map-building (SLAM) on the sequence of images. The method is based on the use of Extended Kalman Filter (EKF).

General approach and utilized model is described, and the results of computational experiments for different modes of operation of algorithm are presented.

Keywords: navigation, localization, map building, Kalman filter.

About the author(s)

Yuriy Borisov is a Ph.D. student and a junior research assistant at Institute for Automation and Control Processes. His contact email is borisoff@dvo.ru.

Solution of navigation's problem of the underwater vehicle on the sequence of images